



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

**“CARACTERIZACIÓN DEL COMPORTAMIENTO AUTO-
ORGANIZADO EN SERIES DE TIEMPO BURSÁTILES, DESDE
LA PERSPECTIVA SISTÉMICA”**

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE DOCTOR EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

PRESENTA:

M. en C. LEOPOLDO SÁNCHEZ CANTÚ

DIRECTOR:

DR. ANDRIY KRYVKO

CIUDAD DE MÉXICO, ENERO de 2017

RESUMEN

Esta tesis doctoral es el producto final del trabajo de investigación sobre las fluctuaciones de precios de activos en los mercados de capitales.

El trabajo fue realizado entre el año 2013 y enero del 2017, poco después del gran descalabro bursátil del 2008 y su réplica/secuela, la crisis de la deuda soberana europea, cuando el cliché “todo está relacionado con todo” pudo ser aplicado con chocante puntualidad.

En este trabajo se describe la estructura de los mercados con una visión sistémica —sus componentes y la manera en que se relacionan dichos componentes entre sí— y se hace la revisión conceptual y empírica de los principales postulados de una caduca teoría financiera reduccionista, tristemente todavía en uso.

Se recomienda dejar de explicar al fenómeno bursátil como un proceso que tiende al equilibrio. En lugar de ello, se sugiere aceptarlo como una rica colección de expresiones cambiantes (procesos o propiedades emergentes) que resultan de la profusa interacción de múltiples agentes heterogéneos con racionalidad acotada, organizados en estratos sucesivos, desde los agentes individuales que participan en el fenómeno en el nivel más bajo (los inversionistas individuales), hasta el sistema financiero mundial en su conjunto.

En cada estrato organizativo los agentes y agregados de los mismos tienen propiedades, funciones, manifestaciones observables y propósitos distintos, al tiempo que el sistema en su conjunto tiene un funcionamiento colectivo, objetivos sociales importantes e identidad propia.

Al final de la tesis (Capítulo XI), se propone un modelo conceptual que busca explicar las fluctuaciones de precios y se describen los elementos a considerar en la elaboración de una simulación basada en agentes, lo que pudiera profundizar el estudio e iluminar la explicación del fenómeno.

Se parte de dos hechos contrarios a la teoría financiera clásica que claramente han sido identificados por muchos otros autores:

- a) Que la densidad de distribución de los rendimientos en series de tiempo financieras no es normal sino leptocúrtica o de colas pesadas.
- b) Que existen picos de alta volatilidad alternando con períodos de baja volatilidad.

De estos dos hechos demostrados surge un necesario cuestionamiento del valor de la hipótesis de la eficiencia de los mercados y dos de sus consecuencias más relevantes:

- a) ¿Se comportan las series de tiempo como una marcha aleatoria tipo Wiener?
- b) ¿Hay independencia en los rendimientos sucesivos, es decir, no hay memoria entre los rendimientos consecutivos y tienen estos la propiedad de Markov?

Un tercer elemento, considerado muy relevante, por lo tanto, necesario de explorar, es la relación lineal directa que supuestamente existe entre el riesgo, medido como volatilidad y el rendimiento de activos que cotizan en el mercado de capitales —otro de los principios básicos en los que se apoya la teoría financiera convencional—. De acuerdo con ese supuesto, a mayor riesgo asumido, en promedio, deberá obtenerse mayor rendimiento. Los hallazgos que aquí se mostrarán ponen en entredicho todos estos argumentos.

Los primeros cuatro capítulos cubren los siguientes asuntos:

- a) En la introducción se plantea el contexto histórico, dedicando especial atención a la descripción de los mercados de capitales, el propósito del sistema financiero y el impacto de la crisis financiera del 2008. Se describe someramente los efectos de la globalización y de la complejización del mundo financiero. Se tratan los cambios paradigmáticos experimentados en las ciencias en general y en la economía y las finanzas en particular y se presenta el concepto de econofísica (Capítulo I).
- b) El marco epistemológico cubre una declaración de la postura filosófica del autor en relación con la epistemología genética de Piaget, relacionándola con el modelo CAS de Gell-Mann. Además, se plantea la problemática bajo estudio. Se hace una crítica “a vuelo de pájaro” de los modelos tradicionales que explican las fluctuaciones de precios y se proponen las preguntas de investigación. Para terminar, se justifica este trabajo de tesis y se anotan los objetivos, general y específicos perseguidos (Capítulo II).
- c) El marco teórico-conceptual aborda con mayor profundidad los cambios paradigmáticos de las ciencias económico-financieras presentados en la introducción: racionalidad y heterogeneidad de los agentes económicos, finanzas conductuales y comportamiento de rebaño, teoría de redes, estacionariedad y memoria en series de tiempo financieras, hipótesis de la eficiencia del mercado, auto-organización y ley de potencia, sistemas complejos adaptativos y cibernética. Por último, se contrastan la teoría de sistemas y la teoría de la complejidad (Capítulo III).
- d) El marco metodológico comprende la descripción de los procedimientos y fórmulas matemáticas empleadas (mediciones estadísticas), la metodología de análisis de rango estandarizado de Hurst y un método propio para definir caídas de precios como unidades de observación y para identificar en ellas evidencia de auto-organización (Capítulo IV).

En seguida se presenta la parte experimental de la tesis, desarrollando los temas mencionados:

- e) En el Capítulo V se muestran ejemplos de la leptocurticidad en la distribución de rendimientos en series de tiempo financieras contrastando las expectativas gaussianas con los eventos extremos. Adicionalmente se sustenta empíricamente una explicación de la causa de la distribución leptocúrtica.
- f) En el Capítulo VI se comprueba la no-estacionariedad de las propiedades estadísticas de las series de tiempo financieras explorando los momentos centrales y se hace una crítica de los métodos econométricos tradicionales que se utilizan para definir estacionariedad.
- g) En el Capítulo VII se explora la posibilidad de identificar evidencia estadística de memoria, mediante el estudio de la función de auto-correlación en series de tiempo financieras.
- h) En el Capítulo VIII se cuantifica el exponente de Hurst y se determina dinámicamente su comportamiento a lo largo del tiempo, en una amplia muestra de

índices bursátiles encontrando diferencias muy interesantes entre países emergentes y desarrollados.

- i) En el Capítulo IX se hace una crítica frontal a los postulados del modelo CAPM, principalmente a la falta total de poder predictivo de la beta y la imposibilidad de sostener la existencia del premio por riesgo bajo ciertas condiciones experimentales.
- j) En el Capítulo X se comparan los hallazgos previos con la ley de potencia y se propone explicar el comportamiento observado como un fenómeno auto-organizado.
- k) A partir de los estudios anteriores, en el Capítulo XI se postula la elaboración de un modelo del mercado basado en agentes y se sugiere la manera de probarlo mediante una simulación en computadora.

En la tesis se hace una amplia revisión de los temas desde el punto de vista teórico y metodológico sustentado en la revisión de más de 650 fuentes bibliográficas, se enriquece con una gran cantidad de experimentos y evaluaciones estadísticas en múltiples series de tiempo financieras internacionales y los resultados se muestran en 332 gráficas y 70 tablas.

Como conclusión del trabajo se propone que las fluctuaciones de precios en los mercados de capitales no pueden describirse sólo como una marcha aleatoria con propiedad de Markov, sino que, ciertamente hay períodos en los que la densidad de distribución de los rendimientos es gaussiana, por ende, aleatoria, pero en otros períodos se pone en claramente en evidencia la existencia de dependencia, lo que sugiere memoria de largo plazo.

Se demuestra que cierta forma de fluctuaciones de precios tiene características compatibles con auto-organización, tentativamente explicable como resultado de la presencia de bucles de retroalimentación positiva y negativa.

Se propone explicar las caídas en los precios, mayores a un nivel crítico, como una transición de fase desde un régimen aleatorio, hacia un estado crítico auto-organizado del tipo descrito por Per Bak, y colaboradores (Bak, 1987, 1996).

CHARACTERIZATION OF SELF-ORGANIZED BEHAVIOR IN STOCK MARKETS TIME SERIES, FROM THE SYSTEMIC PERSPECTIVE

A thesis submitted to obtain the degree of Philosophy Doctor in Systems Engineering

ABSTRACT

This doctoral thesis is the end-product of research done on assets prices fluctuations in the capital markets. The work was developed between the years 2013 and 2017, following the stock market crash of 2008 and its replica/sequel, the crisis of European sovereign debt, when the cliché "everything is connected to everything" could be applied with shocking punctuality.

This work describes the market structure with a systemic view —its components and how these components relate to each other—, and a critical review (conceptual and empirical) of the main tenets of an obsolete financial theory, sadly still in use, is done.

This thesis endorses to stop trying to deceitfully explain the market phenomenon as a process geared towards equilibrium. Instead, the acceptance of a rich collection of changing expressions (emergent processes or properties) that result from profuse interaction of multiple heterogeneous agents with bounded rationality, organized in successive layers, from individual actors involved in the phenomenon at the lowest level (the individual investors) to the world financial system is suggested. At each organizational stratum agents and aggregates thereof have properties, functions, observable manifestations and different purposes whilst the whole system has its own identity, important social objectives and a collective operation.

Finally, a detailed conceptual model to explain price fluctuations in the markets is proposed (Chapter XI), and the elements to be considered for an agents-based simulation that could deepen the study and give light to a series of possible explanations of the phenomenon are described.

The thesis starts with two facts, previously identified unequivocally, that are at odds with the classical financial theory:

- a) The density distribution of returns in financial time series is not normal but rather leptokurtic or heavy tailed.*
- b) The existence of high volatility peaks alternating with periods of low volatility.*

From these two facts, a necessary challenge to the Efficient Market Hypothesis and two of its most important consequences arise:

- a) Do financial time series behave as a Wiener type random walk?*
- b) Is there independence in successive returns, i.e. is there no memory between consecutive returns, so they have the Markov property?*

A third element, considered very relevant, thus in need to be explored in this work, is the direct linear relationship that supposedly exists between risk, measured as volatility, and

returns of assets listed in the capital markets —another of the basic tenets on which the conventional financial theory is based—. Accordingly, the higher the risk assumed, on average, higher returns must be obtained. The findings shown herein challenge all these arguments.

The first four chapters cover the following issues:

- a) In the introduction, the historical context is presented, paying special attention to the description of the capital markets, the purpose of the financial system and the impact of the financial crisis of 2008. The effects of globalization and the complexification of the financial world are briefly described. The paradigmatic changes experienced in sciences and in the economy and finance are discussed, and the concept of econophysics is presented (Chapter I).*
- b) The epistemological framework covers a statement of the author's philosophical position in relation to Piaget's genetic epistemology, relating it to the Gell-Mann's CAS model. In addition, the problem under study is exposed. A critique is made of the traditional models that explain the price fluctuations. The research questions are proposed. The justification of this thesis is made and the general and specific objectives are depicted (Chapter II).*
- c) In the theoretical-conceptual framework, the paradigmatic changes of the economic-financial sciences presented in the introduction (rationality and heterogeneity of economic agents, behavioral finances and herd behavior, network theory, stationarity and memory in financial time series, efficient-market hypothesis, self-organization and power law, complex adaptive systems and cybernetics) are addressed in depth (Chapter III).*
- d) The methodological framework includes the description of all procedures and mathematical formulas used (statistical measurements), Hurst's standardized range analysis methodology is presented, and an original method to define price falls as observation units and to identify evidence of self-organization is described (Chapter IV).*

Then the experimental part of the thesis is presented developing the topics mentioned:

- e) Chapter V shows examples of leptokurtic distribution of returns in financial time series in contrast to the Gaussian expectations and this is related to the presence of high volatility peaks.*
- f) In Chapter VI, we verify non-stationarity of statistical properties of the financial time series exploring the central moments of Pearson.*
- g) Chapter VII explores the possibility of identifying statistical evidence of memory by studying the self-correlation function in financial time series.*
- h) Chapter VIII quantifies the Hurst exponent and dynamically determines its behavior over time in a large sample of stock indexes.*
- i) In Chapter IX, a frontal criticism to the postulates of the CAPM model is made, mainly to the impossibility to support, under certain experimental conditions, the existence of the risk premium.*

j) Chapter X compares the previous results with the power law and proposes to explain the observed behavior as a self-organized phenomenon.

k) Based on previous studies, Chapter XI proposes the development of an agent-based market model and suggests how to test it using computer simulation.

In the thesis, a broad review of the theoretical and methodological points of view based on the revision of more than 650 bibliographic sources is made. Multiple experiments and statistical evaluations in many international financial time series are described. Results are shown in 332 charts and 70 tables.

As a conclusion of the thesis, it is proposed that price fluctuations in capital markets can't be described only as a random walk with the Markov property; as there are times when it becomes evident in the series that there is time dependence, which suggests the presence of long-term memory.

It is demonstrated that some form of price fluctuations has features compatible with self-organization, tentatively explainable as the result of loops of positive and negative feedback.

It is proposed to explain price falls, beyond a critical level as a phase transition from a random regime to a self-organized critical state of the kind described by Per Bak, et al. (Bak, 1987, 1996).

DEDICATORIA

A mis hijas, Rebeca y Alejandra Sánchez Osorio:

Su existencia es lo mejor de mi vida... por mucho.

A mi nieto, Luis Eugenio Marín Sánchez:

Por las promesas que encierra y la alegría que nos ha traído.

A la dulce memoria de mi hermano Mauricio:

¡Cuánto me acompañaste y me enseñaste y cuánto más lo habrías hecho si no te hubieses marchado tan pronto!

A Miss Gloria Varela Ortiz. Miquerida maestra de inglés en 3º y 5º de primaria:

Por haber creído en mí, de palabra y obra, desde mis tiernos 9 años de edad.

A Giordano Bruno y Christopher Hitchens:

Por ser tan hombres, tan valientes, tan íntegros y tan luminosos.

AGRADECIMIENTOS

A mi hermana gemela, Dra. Rosa María Sánchez Cantú, por su apoyo, su solidaridad, su ayuda infinita e incansable, por su amor y su compañía durante toda nuestra vida.

Al Dr. Andriy Kryvko, por aceptar ser mi asesor de tesis, papel que ha realizado con gran solidaridad, afecto, eficiencia y tolerancia, impulsándome, animándome, motivándome hasta llegar a la meta.

Al Dr. Carlos Arturo Soto Campos, por su amistad, afecto y camaradería. Sus sugerencias fueron siempre constructivas, estimulantes y liberadoras y frecuentemente implementadas.

Al Dr. Felipe de Jesús Lara Rosano, de quien conocí por vez primera la visión sistémica y la complejidad. Con ello abrió para mí una ventana nueva desde la cual observar el mundo.

Al Dr. Juan de la Cruz Mejía Téllez, la única persona en su grupo que no se espantó por mis opiniones “heréticas” sobre los mercados, al contrario, le parecieron dignas de explorarse.

A la Dra. Martha Beatriz Mota Aragón quien me ha escuchado atenta y respetuosamente desde hace 15 años, aprovechando cualquier oportunidad para impulsarme profesionalmente.

A la Mtra. Alba Lucero García Pérez, por su cariño y apoyo en los primeros años de la elaboración de esta tesis, siempre creyendo en mí y en este proyecto.

A mi querido “socio” Javier Reyes de la Campa, por su compañía a lo largo de tantos años, y por apoyarme y ayudarme a levantar tras múltiples descabros de todo tipo.

A Jesús Enrique Zamudio Nieto, Víctor Trejo Escalante, Narciso Guzmán Marquet, Gabriela Sánchez Pérez y Gerardo Enriquez Osorio por la confianza y el apoyo que me han brindado en mi vida profesional y por su entrañable amistad.

A los doctores Isaías Badillo Piña, Luis Manuel Hernández Simón, Jorge Armando Rojas Martínez, Alexander Balankin, Ignacio Enrique Peón Escalante y Juan Bory Reyes, por escucharme, por orientarme, por inspirarme, por criticarme y por ser mis modelos y maestros.

A la Dra. Claudia Hernández Aguilar, Dr. Arturo Domínguez Pacheco, al Mtro. Juan Carlos Rivera de Anda y a la Sra. Jaqueline Monroy Medrano, parte del cuerpo directivo del SIP quienes me impulsaron, orientaron, toleraron y alentaron con paciencia y afecto.

Al Dr. Leovardo Mata, por haberme orientado con lucidez, entusiasmo y generosidad cuando lo necesité.

A los doctores Oswaldo y Daniel Morales Matamoros, por abrirme las puertas del IPN e iniciarme en este camino tan enriquecedor.

ÍNDICE

Carta de Cesión de Derechos.....	<i>i</i>
Resumen	<i>ii</i>
<i>Abstract</i>	<i>v</i>
Dedicatoria	<i>viii</i>
Agradecimientos.....	<i>ix</i>
Índice	<i>x</i>
Lista de Figuras	<i>xv</i>
Lista de Tablas.....	<i>xxiv</i>
Lista de Abreviaturas.....	<i>xxvii</i>
Aportaciones.....	<i>xxxi</i>
Aclaración.....	<i>xxxii</i>

CAPÍTULOS

I. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 El Mercado de Capitales.....	4
1.2 Componentes del Mercado Secundario de Capitales	5
1.3 El Mercado Secundario de Capitales Visto como Sistema	8
1.3.1 Propósitos del Sistema Financiero.....	16
1.4 Las Crisis Financieras.....	18
1.4.1 Principales Factores en la Crisis del 2008	22
1.4.2 Manifestaciones de la Crisis del 2008	24
1.4.3 Consecuencias Inmediatas de la Crisis del 2008.....	28
1.5 Globalización y Complexificación	33
1.6 Cambios Paradigmáticos en el Siglo XX	41
1.6.1 El Método Científico: el Modelo Reduccionista y sus Alcances	42
1.6.2 La Incertidumbre, un Estado Inevitable	47
1.6.3 La Incertidumbre en los Fenómenos Complejos	50
1.6.4 Evolución de los Paradigmas Financieros en el Siglo XX.....	52
1.7 La Econofísica.....	55

II. MARCO EPISTEMOLÓGICO	61
2.1 Los Esquemas Mentales	63
2.1.1 Epistemología Genética y CAS	65
2.1.2 Filosofía del “como si...”	68
2.1.3 Comunicación y Socialización del Conocimiento.....	69
2.2 Planteamiento del Problema	71
2.2.1 Crítica a los Modelos Tradicionales	72
2.2.2 Preguntas de Investigación	76
2.3 Justificación	77
2.4 Objetivo General	79
2.4.1 Objetivos Específicos	79
2.5 Recapitulación	79
III. MARCO TEÓRICO – CONCEPTUAL	83
3.1 Racionalidad Absoluta y Racionalidad Acotada	84
3.2 Agente Representativo y Agentes Heterogéneos	87
3.3 <i>BehavioralFinance</i>	92
3.4 Agentes Autónomos y Comportamiento de Rebaño	97
3.5 Redes Complejas	102
3.6 Series de Tiempo Estacionarias y No-Estacionarias	108
3.7 Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados	112
3.8 Evidencia de Memoria en Series de Tiempo Financieras	120
3.9 Auto-Organización y Ley de Potencia	123
3.10 Sistemas Complejos Adaptativos	132
3.11 Cibernética de Primero y de Segundo Orden	143
3.12 Teoría de Sistemas y Teoría de la Complejidad.....	149
IV. MARCO METODOLÓGICO	157
4.1 Formalismo Matemático General	157
4.2 Propiedades de la Distribución de Rendimientos	159
4.3 Función de Auto-correlación.....	161
4.3.1 Prueba de Portmanteau.....	162

4.4	Análisis de Rango a Distintas Escalas (<i>R/S Analysis</i>)	162
4.5	Ley de Potencia en Caídas Bursátiles	169
	4.5.1 Estimación de Parámetros	169
	4.5.2 Estimación de Probabilidad de “Eventos de Cola”	173
4.6	Función de Densidad Normal y Variable Aleatoria Normal	176
4.7	Pruebas de Raíz Unitaria sobre Estacionariedad	176
4.8	Organización de las Series de Tiempo Financieras	177
	V. DISTRIBUCIÓN LEPTOCÚRTICA y EVENTOS DE COLA.....	182
5.1	Curtosis en Muestra de 38 Índices Bursátiles	185
5.2	Segregación de Períodos de Alta y Baja Volatilidad.....	187
	5.2.1 Segregación Secuencial	188
	5.2.2 Segregación Absoluta.....	189
5.3	Incidencia y Magnitud de “Eventos de Cola”	190
5.4	Momentos Centrales en Series de Rendimientos de Plazos Crecientes	196
5.5	Prueba de Jarque-Bera de Normalidad	201
	VI. SERIES DE TIEMPO NO-ESTACIONARIAS.....	204
6.1	Estacionariedad de la Media de Rendimientos.....	208
6.2	Estacionariedad de la Deviación Estándar de Rendimientos	210
6.3	Estacionariedad de la Auto-Covarianza de 1 ^{er} Orden.....	211
6.4	Estacionariedad de la Auto-Correlación de 1 ^{er} Orden.....	213
6.5	Est. de la Varianza y Auto-Covarianzas con Rezagos Distintos	217
6.6	Estacionariedad de la Curtosis.....	221
6.7	Prueba de Estacionariedad de Dickey-Fuller Aumentada	225
6.8	Recapitulación	227
	VII. FUNCIÓN DE AUTO-CORRELACIÓN.....	229
7.1	Función de Auto-Correlación del IPC	229
7.2	Función de Auto-Correlación de Índices Internacionales	231
7.3	Patrones de Comportamiento de la Función de Auto-Correlación.....	235

VIII. EXPONENTE DE HURST	238
8.1 Estudios Piloto del Exponente de Hurst	240
8.2 Escalamiento del Exponente H Para Rendimientos de Mayor Plazo	242
8.3 Estudio Ampliado del Exponente de Hurst	244
8.4 Estudio Dinámico del Exponente de Hurst	247
8.5 Ineficiencia en los Mercados y el Exponente de Hurst	253
IX. ESTUDIO CRÍTICO DEL MODELO CAPM.....	257
9.1 Inestabilidad de las Betas	259
9.2 Inestabilidad de las Correlaciones	270
9.2.1 Conclusiones.....	273
9.3 Estudio crítico de la Existencia del Premio Por Riesgo	274
9.3.1 Poder Predictivo del CAPM.....	275
9.3.2 Existencia del Premio por Riesgo.....	279
9.3.2.1 Conclusiones	288
X. AUTO-ORGANIZACIÓN EN SERIES DE TIEMPO	289
10.1 Primera Aproximación a la Ley de Potencia	290
10.2 Ley de Potencia en Movimientos del Índice DJIA (1897-2015).....	291
10.3 Ley de Potencia en el Tiempo de Caídas del DJIA (1897-2015).....	295
10.4 Ley de Potencia en Picos de Volatilidad	295
10.5 Ley de Potencia en Picos de Leptocurticidad.....	297
10.6 Ley de Potencia en Caídas de Precios Bursátiles	299
10.6.1 Resultados Generales del Estudio	299
10.7 Cálculo de Probabilidades en “Eventos de Cola”	301
10.7.1 Discusión	308
XI. MODELO PROPUESTO	312
11.1 El Modelo Convencional	312
11.1.1 Problemas con el Modelo Convencional	315
11.2 El Modelo Sistémico	317
11.2.1 Los Operadores Fundamentales	319
11.2.2 Los Operadores Técnicos	322

11.3	Modelo de Simulación Basada en Agentes	326
11.3.1	Objetivo Específico del Modelo	327
11.3.2	Propósito del Modelo	328
11.3.3	Entidades que hay en el Modelo	329
11.3.4	Variables de Estado y Escalas del Modelo	329
11.3.5	Supervisión del Proceso y Agenda	331
11.3.6	Conceptos de Diseño	334
	XII. CONCLUSIONES	336
12.1	Implicaciones Teóricas y Prácticas	341
12.2	Fortalezas, Limitaciones y Retos de este Estudio	343
12.3	Recomendaciones y Trabajos Futuros	345
	XIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	347
	XIV. GLOSARIO	375
	XV. ANEXOS.....	389
Anexo 1.	Marco Jurídico del Sistema Financiero Mexicano.....	389
Anexo 2.	Horarios Correspondientes de Operación de los Mercados.....	391
Anexo 3.	Principales Países y Algunas Características Bursátiles Relevantes	392
Anexo 4.	Línea del Tiempo de la Complejificación Financiera Global	393
Anexo 5:	Artículos Publicados.....	400
Anexo 6:	Ponencias en Congresos	400

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Sistema Financiero Nacional	8
Figura 1.2 El Inversionista como Subsistema	11
Figura 1.3 Administradora de Inversiones como Subsistema	14
Figura 1.4 Estratos de Organización de los Mercados	15
Figura 1.5 <i>US Existing Home Sales, S&P/Case-Shiller 20-City C. Home Price Index</i>	21
Figura 1.6 Tasas de Rendimiento al Vencimiento de Bonos del Tesoro Americano.....	26
Figura 1.7 Índice Standard & Poor's 500 (2005-2011).....	26
Figura 1.8 Precio de mercado de AIG del año 2000 al 2012	27
Figura 1.9 Bancos declarados en quiebra en EEUU por mes (X-2000 a V-2014).....	29
Figura 1.10 Tasa de desempleo en una muestra de 15 países.	30
Figura 2.1 Esquema del Marco Epistemológico	62
Figura 3.1 Función de Valor en <i>Behavioral Finance</i>	94
Figura 3.2a Red con Nodos y Conexiones.....	104
Figura 3.2b Conectividad de Nodos en Una Red Compleja (escala aritmética).....	105
Figura 3.2c Conectividad de Nodos en Una Red Compleja (escala log-log).....	105
Figura 3.3 (a y b) Enrejado Regular en un Palacio Turco	106
Figura 3.4 Valor Real del Índice <i>S&P Composite</i>	116
Figura 3.5 Distribución de Empresas $\times MktCap$ (escala aritmética).....	125
Figura 3.6 Distribución de Empresas $\times MktCap$ (escala log-log)	126
Figura 3.7 Visión Sistémica	133
Figura 3.8 Formas Alotrópicas del Carbón	136
Figura 3.9 Paisaje de Aptitudes.....	137
Figura 3.10 Mecanismos Básicos de Regulación.....	145
Figura 3.11 Componentes del Control de un Sistema.....	147
Figura 3.12 Mercado de Capitales como una Caja Negra.....	149
Figura 3.13 Auto-organización: Cristales de Vapor de Agua	150
Figura 3.14 Auto-organización: Canales de Tendencia y Formaciones de Precios	151
Figura 3.15 Sistema de Metodologías de Sistemas	152
Figura 4.1a Índice S&P500 (valor nominal, escala semi-log)	163
Figura 4.1b Índice S&P500 (log-rendimientos diarios).....	163
Figura 4.2 Reconstrucción del Índice S&P500 (segmento total).....	164
Figura 4.3a y 4.3b Reconstrucción del Índice S&P500 (primera segmentación).....	164

Figura 4.4a – 4.4i Reconstrucción del Índice S&P500 (2ª a 10ª segmentaciones).....	164
Figura 4.5 Diagrama de Dispersión de Elementos contra R/S promedio.....	165
Figura 4.6 Índice S&P500, máximo de 6 meses y Diferencia.	171
Figura 4.7 Diferencia del S&P500 y el Máximo de 6 Meses ($c_r - c_{Max}$).....	172
Figura 4.8 Caídas Registradas en el MSCI EME (escala log-log).	173
Figura 4.9 Segmento de caídas que siguen Ley de Potencia.....	173
Figura 4.10 Organización de Índices Bursátiles Nacionales por Regiones.....	181
Figura 5.1 Índice de Precios y Cotizaciones (valor nominal, escala semi-log).....	182
Figura 5.2 Índice de Precios y Cotizaciones (rendimientos diarios).....	182
Figura 5.3 Densidad de Distribución. IPC vs dos Series Sintéticas.....	183
Figura 5.4 Curtosis de Rendimientos (38 series empíricas).....	187
Figura 5.5 Curtosis de Caídas (38 series empíricas).....	187
Figura 5.6 Volatilidad Dinámica del IPC.....	188
Figura 5.7 Media de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices).....	197
Figura 5.8 (a y b) Desviación Estándar de Rend. De Plazos Crecientes (20 índices).....	198
Figura 5.9 (a, b y c) Valor Z_{max} (abs) de Rendimientos de Plazos Crecientes.....	199
Figura 5.10a Curtosis de Rendimientos de Plazos Crecientes.....	200
Figura 5.10 (b y c) Curtosis de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 y 5 índices).....	201
Figura 6.1 (A, B, C y D) Rend. diarios (absolutos estandarizados), DJIA vs Sintético.....	207
Figura 6.2 (a y b) Promedios de Rend. Diarios (Max, Min, Med), IPC vs Sintético.....	208
Figura 6.3 a 6.6(a y b) Barrido de Media de log-Rendimientos, IPC vs Sintético.....	209
Figura 6.7 (a y b) Desviación Estándar Promedio (Max, Min, Med), IPC vs Sintético.....	210
Figura 6.8 (a y b) Barrido de la DESVEST de log-Rend. IPC vs Sintético ($\tau = 20$).....	210
Figura 6.9 a 6.11 (a y b) Barrido de la DESVEST de log-Rend. IPC vs Sintético.....	211
Figura 6.12 (a y b) Auto-Covar 1er Orden (Max, Min, Med). IPC vs Sintético.....	212
Figura 6.13 a 6.15 (a y b) Barrido de Auto-covarianza 1er Orden, IPC vs Sintético.....	212
Figura 6.16 (a y b) Barrido de Auto-covarianza 1er Orden, IPC vs Sintético ($\tau = 240$).....	213
Figura 6.17 (a y b) Auto-correlación 1er orden (Max, Min, Med). IPC vs Sintético.....	213
Figura 6.18 y 6.19 (a y b) Barrido de Auto-correl. de 1er orden, IPC vs Sintético.....	214
Figura 6.20a 6.23 (a y b) Barrido de Auto-correl. de 1er orden, IPC vs Sintético.....	215
Figura 6.24a Auto-correlación de 1er orden y L. de Regresión, IPC ($\tau = 240$).....	216
Figura 6.24b Auto-correlación de 1er orden y L. de Regresión, IPC ($\tau = 500$).....	216
Figura 6.24c Auto-correlación de 1er orden y L. de Regresión, IPC ($\tau = 1,000$).....	217

Figura 6.25 (a y b) Varianza Máxima de log-Rendimientos, IPC vs Sintético	217
Figura 6.26 y 6.27 (a y b) Varianza Máxima de log-Rendimientos, IPC vs Sintético	218
Figura 6.28 (a y b) Auto-covarianza IPC vs Sintética ($\lambda=10, \tau=5$).	218
Figura 6.29 a 6.32 (a y b) Auto-covarianza IPC vs Sintética ($\lambda=40-500, \tau=10-40$).	219
Figura 6.33 (a y b) Desvest. de Auto-covarianzas. IPC vs Sintética (τ de 5 a 100).	220
Figura 6.34 (a y b) Desvest. de Auto-covarianzas. IPC vs Sintética (λ de 10 a 1000).	220
Figura 6.35 Barrido de la Curtosis del IPC $\tau=50$ días.....	221
Figura 6.36a Barrido de Curtosis del IPC, Distintas Ventanas ($\tau=5$ a 300 días)	222
Figura 6.36b Barrido de Curtosis (K_{min}) del IPC, ($\tau=5$ a 300 días).....	222
Figura 6.36c Barrido de Curtosis (K_{med}) del IPC, ($\tau=5$ a 300 días).....	222
Figura 6.37 Barrido de la Curtosis de Serie Sintética Normal $\tau=50$ días.....	223
Figura 6.38a Barrido de Curtosis del IPC, Distintas Ventanas ($\tau=5$ a 300 días)	223
Figura 6.38b Barrido de Curtosis (K_{min}) del IPC, Distintas Ventanas ($\tau=5$ a 300 días)	223
Figura 6.38c Barrido de Curtosis (K_{med}) del IPC, Distintas Ventanas ($\tau=5$ a 300 días).....	223
Figura 6.39 (a y b) Curtosis de Rend. del IPC, r_t a r_{150} días (con y sin traslape).....	224
Figura 7.1 Correlograma de log-Rendimientos del IPC ($\tau=9,000$).....	230
Figura 7.2 Correlograma de Serie Sintética Aleatoria ($\tau=9,000$).....	230
Figura 7.3 ACF de los r_t, r_t^2 y $ r_t $ del IPC ($\tau=9,000$)	230
Figura 7.4a Correlograma de MSCI ACWI ($\lambda=1-250$).....	232
Figura 7.4b Correlograma de MSCI ACWI ($\lambda=1, 5, 10, 50, 100, 200$).....	232
Figura 7.5a Correlograma de Serie Sintética ($\lambda=1-250$).....	233
Figura 7.5b Correlograma de Serie Sintética ($\lambda=1, 5, 10, 50, 100, 200$).....	233
Figura 7.6a Auto-Correlación Promedio de r_t ($\lambda=5, 10, 50, 100, 200$).....	233
Figura 7.6b Auto-correlación Máxima y Mínima de r_t ($\lambda=5, 10, 50, 100, 200$).....	233
Figura 7.7a Auto-Correlación Promedio de $ r_t $ ($\lambda=5, 10, 50, 100, 200$).....	234
Figura 7.7b Auto-correlación Máxima y Mínima de $ r_t $ ($\lambda=5, 10, 50, 100, 200$)	234
Figura 7.8a Auto-Correlación Promedio de r_t^2 ($\lambda=5, 10, 50, 100, 200$)	234
Figura 7.8b Auto-correlación Máxima y Mínima de r_t^2 ($\lambda=5, 10, 50, 100, 200$)	234
Figura 7.9a Correlograma de Polonia, r_t, r_t , r_t^2 ($\lambda=1-250$) Patrón I	235
Figura 7.9b Correlograma de IPC, México, r_t, r_t , r_t^2 ($\lambda=1-250$) Patrón II.....	235
Figura 7.9c Correlograma de Taiwán, r_t, r_t , r_t^2 ($\lambda=1-250$) Patrón III	235
Figura 7.9d Correlograma de Australia, r_t, r_t , r_t^2 ($\lambda=1-250$) Patrón IV	236

Figura 7.9e Correlograma de Colombia, r_t , $ r_t $, r_t^2 ($\lambda = 1-250$) Patrón V	236
Figura 8.1 Exponente H de 31 Índices Internacionales.....	240
Figura 8.2 Exponente H de 20 Series Sintética Aleatorias.....	240
Figura 8.3 Exponente H, r_t de 1 a 20 días (18 Índices Internacionales).....	241
Figura 8.4 Exponente H, r_t de 1 a 20 días (Promedios y Series Sintéticas)	241
Figura 8.5a Media de r_t . Índices por Grupos (versión ampliada).....	243
Figura 8.5b Desviación Estándar de r_t . Índices por Grupos (versión ampliada)	243
Figura 8.5c Coef. de Asimetría de r_t . Índices por Grupos (versión ampliada).....	243
Figura 8.5d Curtosis de r_t . Índices por Grupos (versión ampliada)	243
Figura 8.6a Media de r_t . Acciones de Distintos Mercados	243
Figura 8.6b Desviación Estándar de r_t . Acciones de Distintos Mercados	243
Figura 8.6a Coef. de Asimetría de r_t . Acciones de Distintos Mercados	244
Figura 8.6b Curtosis de r_t . Acciones de Distintos Mercados	244
Figura 8.7a Exponente H de r_t . Muestra Ampliada de Todas las Series.....	244
Figura 8.7b Exponente H de $ r_t $. Muestra Ampliada de Todas las Series	244
Figura 8.7c Exponente H de r_t^2 . Muestra Ampliada de Todas las Series.....	244
Figura 8.8a Exponente H, Índice DAX de Frankfurt (prueba piloto $\tau=1000, 500, 250$)	246
Figura 8.8b Coeficiente R^2 , Índice DAX de Frankfurt ($\tau=1000, 500, 250$).....	246
Figura 8.9a Exponente H dinámico de r_t , Índice DAX ($\tau=1000, \lambda=20, T=51.6$ años).....	246
Figura 8.9b Exponente H dinámico de r_t , Índice DAX ($\tau=500, \lambda=20, T=53.6$ años).....	247
Figura 8.9c Exponente H dinámico de r_t , Índice DAX ($\tau=250, \lambda=20, T=54.58$ años)	247
Figura 8.10a Exponente H dinámico de r_t , DAX (resumen, $\tau=1000, 500, 250$).....	247
Figura 8.10b Coeficiente R^2 del exp. H din., DAX (resumen, $\tau=1000, 500, 250$).....	247
Figura 8.11 Exponente H din. de r_t , DJIA-1ª sec. (resumen, $\tau=1000, 500, 250$).....	248
Figura 8.12a Exponente H dinámico de r_t , D JIA-1ª sección ($\tau=1000$).....	248
Figura 8.12b Exponente H dinámico de r_t , D JIA-1ª sección ($\tau=500$).....	248
Figura 8.12c Exponente H dinámico de r_t , D JIA-1ª sección ($\tau=250$)	248
Figura 8.13 Exponente H din. de r_t , I. de Sudáfrica. (resumen, $\tau=1000, 500, 250$).....	248
Figura 8.14a Exponente H dinámico de r_t , I. de Sudáfrica ($\tau=1000$)	248
Figura 8.14b Exponente H dinámico de r_t , I. de Sudáfrica ($\tau=500$)	248
Figura 8.14c Exponente H dinámico de r_t , I. de Sudáfrica ($\tau=250$).....	248

Figura 9.1 Modelo CAPM y la Security Market Line.....	259
Figura 9.2 Niveles de la β en una Muestra de la BMV	260
Figura 9.3 Niveles de la R^2 en una Muestra de la BMV	261
Figura 9.4 β (Med, Max, Min) de los 49 Activos ($\tau = 50$ d).....	262
Figura 9.5 β (Med, Max, Min) de los 49 Activos ($\tau = 75$ d).....	262
Figura 9.6 β (Med, Max, Min) de los 49 Activos ($\tau = 150$ d).....	262
Figura 9.7 β (Med, Max, Min) de los 49 Activos ($\tau = 252$ d).....	262
Figura 9.8 Promedio de β Promedio (49 activos, τ de 25 a 377 días).....	262
Figura 9.9 Promedio de β Mínimas (49 activos, τ de 25 a 377 días)	262
Figura 9.10 Promedio de β Máximas (49 activos, τ de 25 a 377 días)	262
Figura 9.11 R^2 (Med, Max, Min) (49 Activos, $\tau = 50$ d).....	263
Figura 9.12 R^2 (Med, Max, Min) (49 Activos, $\tau = 75$ d).....	263
Figura 9.13 R^2 (Med, Max, Min) (49 Activos, $\tau = 150$ d).....	263
Figura 9.14 R^2 (Med, Max, Min) (49 Activos, $\tau = 252$ d).....	263
Figura 9.15 Frecuencia de R^2 por Clase y por τ	263
Figura 9.16 Frecuencia de R^2 por Nivel y por τ	263
Figura 9.17 Promedio de las Diferencias de R^2 Max–Min (49 acciones)	264
Figura 9.18a Diagrama de Dispersión de la β contra la correlación (49 acciones)	265
Figura 9.18b Diagrama de Dispersión de la β contra la R^2 (49 acciones)	265
Figura 9.19 Devenir de la β de AC*, Diferentes Ventanas	266
Figura 9.20 β de AC*, Distintas Ventanas	267
Figura 9.21a Regresión de Betas Desfasadas 3 meses ($\tau=252$ días).....	268
Figura 9.21b Regresión de Betas Desfasadas 6 meses ($\tau=252$ días).....	268
Figura 9.21c Regresión de Betas Desfasadas 9 meses ($\tau=252$ días).....	268
Figura 9.21d Regresión de Betas Desfasadas 12 meses ($\tau=252$ días).....	268
Figura 9.22a Coeficiente R^2 entre Betas sucesivas ($\tau=65$ días)	269
Figura 9.22b Coeficiente R^2 entre Betas sucesivas ($\tau=125$ días).....	269
Figura 9.22c Coeficiente R^2 entre Betas sucesivas ($\tau=252$ días)	269
Figura 9.23a Coeficiente R^2 entre β sucesivas, 20 Fechas ($\tau=252$ días)	269
Figura 9.23b Resumen Coef. R^2 entre β sucesivas, 20 Fechas ($\tau=252$ días).....	269

Figura 9.24 Diferencia máxima en Coef. R^2 entre β sucesivas	269
Figura 9.25 Coef. de Correl. Todos los Pares 10 Acciones ($\tau=3$ meses a 5 años).....	271
Figura 9.26a Coeficiente de Correlación. Alfa-Femsa ($\tau = 3$ meses)	271
Figura 9.26b Coeficiente de Correlación. Tlevisa-Walmex ($\tau = 3$ meses)	271
Figura 9.26c Coeficiente de Correlación. Alfa-KOF ($\tau = 3$ meses).....	272
Figura 9.26d Coeficiente de Correlación. Femsa-Gmexico ($\tau = 3$ meses)	272
Figura 9.27a Coeficiente de Correlación. AMXL-Tlevisa ($\tau = 3$ meses)	272
Figura 9.27b Coeficiente de Correlación. AMXL-Tlevisa ($\tau = 6$ meses)	272
Figura 9.27c Coeficiente de Correlación. AMXL-Tlevisa ($\tau = 1$ año)	272
Figura 9.27d Coeficiente de Correlación. AMXL-Tlevisa ($\tau = 2$ años)	272
Figura 9.28a Coef. de Correl. Max, Med, Min, 45 pares ($\tau = 3$ meses).....	273
Figura 9.28b Coef. de Correl. Diferencia Max-min, 45 pares ($\tau = 3$ meses).....	273
Figura 9.29a Coef. de Correl. Max, Med, Min, 45 pares ($\tau = 1$ año).....	273
Figura 9.29b Coef. de Correl. Diferencia Max-min, 45 pares ($\tau = 1$ año).....	273
Figura 9.30a Relación σ/r_t (BMV, 2014).....	274
Figura 9.30b Relación β/r_t (BMV, 2014).....	274
Figura 9.31a Relación σ/r_t (DJIA, 2014)	274
Figura 9.31b Relación β/r_t (DJIA, 2014)	274
Figura 9.32a Rendimiento Teórico vs Empírico, 1 mes (30-IV-2013).....	275
Figura 9.32b Rendimiento Teórico vs Empírico, 3 meses (27-III-2013).....	275
Figura 9.32c Rendimiento Teórico vs Empírico, 6 meses (3-IV-2013).....	275
Figura 9.33a Pendiente de Relación β/r_t , 1 mes.....	276
Figura 9.33b R^2 de Relación β/r_t , 1 mes.....	276
Figura 9.34a Pendiente de Relación β/r_t , 3 meses.....	276
Figura 9.34b R^2 de Relación β/r_t , 3 meses	276
Figura 9.35a Pendiente de Relación β/r_t , 6 meses.....	276
Figura 9.35b R^2 de Relación β/r_t , 6 meses	276
Figura 9.36a Relación σ/r_t en divisa local (World, 2014).....	277
Figura 9.36b Relación σ/r_t en USD (World, 2014).....	277
Figura 9.37a Relación β/r_t en divisa local (World, 2014)	277
Figura 9.37b Relación β/r_t en USD (World, 2014)	277
Figura 9.38a Relación r_{CAPM} vs r_t en divisa local (World, 2014).....	278

Figura 9.38b Relación r_{CAPM} vs r_t en USD (World, 2014).....	278
Figura 9.39 Relación σ vs β (World, 2014)	278
Figura 9.40a Índices Internacionales. Pendiente de σ/r_t , ($\tau=7$ años)	282
Figura 9.40b Índices Internacionales. R^2 de σ/r_t , ($\tau=7$ años).....	282
Figura 9.40c Índices Internacionales. Pendiente vs R^2 de σ/r_t , ($\tau=7$ años)	282
Figura 9.41a Índices Internacionales. Pendiente de β/r_t , ($\tau=7$ años).....	283
Figura 9.41b Índices Internacionales. R^2 de β/r_t , ($\tau=7$ años)	283
Figura 9.41c Índices Internacionales. Pendiente vs R^2 de β/r_t , ($\tau=7$ años)	283
Figura 9.42a Acciones de la BMV. Pendiente vs R^2 de σ/r_t , ($\tau=3$ meses).....	284
Figura 9.42b Acciones de la BMV. Pendiente vs R^2 de σ/r_t , ($\tau=6$ meses)	284
Figura 9.42c Acciones de la BMV. Pendiente vs R^2 de σ/r_t , ($\tau=1.5$ años)	284
Figura 9.42d Acciones de la BMV. Pendiente vs R^2 de σ/r_t , ($\tau=3$ años).....	284
Figura 9.43a Acciones del NYSE. Pendiente vs R^2 de β/r_t , ($\tau=3$ meses).....	284
Figura 9.43b Acciones del NYSE. Pendiente vs R^2 de β/r_t , ($\tau=6$ meses)	284
Figura 9.43c Acciones del NYSE. Pendiente vs R^2 de β/r_t , ($\tau=1.5$ años)	284
Figura 9.43d Acciones del NYSE. Pendiente vs R^2 de β/r_t , ($\tau=3$ años).....	284
Figura 9.44a Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=3$ meses)	286
Figura 9.44b Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=6$ meses)	286
Figura 9.44c Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=1$ año).....	286
Figura 9.44d Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=1.5$ años)	286
Figura 9.44e Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=2$ años).....	286
Figura 9.44f Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=3$ años)	286
Figura 9.44g Resumen de Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau=4, 5$ y 7 años).....	286
Figura 9.45a Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=3$ meses).....	287
Figura 9.45b Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=6$ meses)	287
Figura 9.45c Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=1$ año).....	287
Figura 9.45d Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=1.5$ años).....	287
Figura 9.45e Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=2$ años)	287
Figura 9.45f Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=3$ años).....	287
Figura 9.45g Resumen de Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau=4, 5$ y 7 años)	287
Figura 9.46a Pendientes de Regresión σ/r_t , ($\tau = 3m, 6m, 1a, 1.5a, 2a, 3a, 4a, 5a, 7a$)	288
Figura 9.46b Pendientes de Regresión β/r_t , ($\tau = 3m, 6m, 1a, 1.5a, 2a, 3a, 4a, 5a, 7a$)	288

Figura 10.1 Curtosis de Rendimientos del IPC (efecto de aumentar la muestra)	290
Figura 10.2 Ley de Potencia (escala log-log).....	290
Figura 10.3 Distribución de Empresas en la BMV por Market Cap	291
Figura 10.4a Índice DJIA. Zig-zag de 10%	292
Figura 10.4b Índice DJIA. Zig-zag de 8%	292
Figura 10.4c Índice DJIA. Zig-zag de 6%.....	292
Figura 10.4d Índice DJIA. Zig-zag de 4%	292
Figura 10.4e Índice DJIA. Zig-zag de 25%.....	292
Figura 10.5a Cálculo de la Potencia y R^2 (1 día)	293
Figura 10.5b Cálculo de la Potencia y R^2 (1 minuto).....	293
Figura 10.6 Ley de Potencia en Avalanchas Bursátiles (invarianza de escala).....	293
Figura 10.7a Identificación de Nuevos Máximos (DJIA)	294
Figura 10.7b Registro de Caídas desde y hasta Nuevos Máximos (DJIA)	294
Figura 10.8 Magnitud Porcentual de la Pérdida Máxima, DJIA (1897-2014)	294
Figura 10.9a Días Calendario Hasta Recuperar el 100% (DJIA, 1897-2014)	295
Figura 10.9b Días de Operación Hasta Recuperar el 100% (DJIA, 1897-2014)	295
Figura 10.10a Volatilidad Dinámica, PM_e y PM_{fp}	296
Figura 10.10b Curtosis Dinámica, PM_e y PM_{fp}	296
Figura 10.11a Picos de Volatilidad S&P500 (1950-2014).....	297
Figura 10.11b Picos de Volatilidad Nasdaq Composite (1971-2014).....	297
Figura 10.11c Picos de Volatilidad IPC (1975-2014)	297
Figura 10.11d Picos de Volatilidad MSCI ACWI (1988-2014)	297
Figura 10.12 Curtosis Dinámica ($\lambda=0.96$) DJIA (1986-2015).....	298
Figura 10.13a Picos de Leptocurticidad, S&P500 (1950-2014)	298
Figura 10.13b Picos de Leptocurticidad, DJIA (18970-2014).....	298
Figura 10.14a Ley de Potencia del IPC (México).....	301
Figura 10.14b Ley de Potencia del MSCI ACWI	301
Figura 10.15 Puntos Críticos (x_{min}) Por Grupos de Índices	301
Figura 10.16 Probabilidad de un “Evento de Cola”	306
Figura 10.17a $P(x)$ Teórica vs Empírica, Regresión ($n=40$ simultáneos).....	306
Figura 10.17b $P(x)$ Teórica vs Empírica, Promedios ($n=40$, <i>Comparativo</i>).....	306
Figura 10.18a $P(x)$ Teórica vs Empírica, Regresión ($n=6$ consecutivos)	307
Figura 10.18b $P(x)$ Teórica vs Empírica, Promedios ($n=6$, <i>Comparativo</i>).....	307

Figura 11.1 Modelo Convencional (Esquema).....	314
Figura 11.2a Pérdidas Acumuladas (8 índices regionales) 2007-2009	320
Figura 11.2b Recuperación de Pérdidas (8 índices regionales) 2008-2010	320
Figura 11.3a Pérdidas Acumuladas (8 índices regionales) 2011	321
Figura 11.3b Recuperación de Pérdidas (8 índices regionales) 2011-2014	321
Figura 11.4a Punto A, Máximo Previo al <i>Crash</i> de 2008 (44 índices).....	322
Figura 11.4b Punto B, Mínimo del <i>Crash</i> de 2008 (44 índices).....	322
Figura 11.5a Punto C, Máximo Previo al <i>Crash</i> del 2011 (44 índices).....	322
Figura 11.5b Punto D, Mínimo del <i>Crash</i> del 2011 (44 índices).....	322
Figura 11.6 Modelo Técnico (Esquema).....	323
Figura 11.7 Modelo Sistémico (Esquema Propuesto).....	324
Figura 11.8 Nodo del Sistema y sus Conexiones	333

LISTA DE TABLAS

Tabla 1.1. Registro de caídas durante el <i>crash</i> del 2007-2009.....	27
Tabla 3.1 Heterogeneidad de los Agentes Económicos	91
Tabla 3.2 Participantes del Mercado por Método de Operación	91
Tabla 3.3 Sesgos de los Inversionistas	95
Tabla 4.1 Análisis de Rango Estandarizado (R/S)	165
Tabla 5.1 Estadísticos comparativos. IPC vs dos Series Sintéticas.....	183
Tabla 5.2 Distribución de Eventos de Cola IPC vs dos Series Sintéticas	184
Tabla 5.3 Distribución de Eventos por Desvest. IPC vs dos Series Sintéticas.....	185
Tabla 5.4 Registro de Valores de 38 Series (log-rendimientos).....	186
Tabla 5.5 Registro de Valores de 38 Series (caídas desde un máximo).....	186
Tabla 5.6 Resultados de la Segregación Secuencial (IPC).....	189
Tabla 5.7 Resultados de la Segregación Absoluta (IPC).....	190
Tabla 5.8 Estadísticos Sincrónicos de 38 Series Financieras (log-rendimientos)	192
Tabla 5.9 Estadísticos de 30 Series Sintéticas Normales	193
Tabla 5.9b Eventos Extremos en 38 Series Empíricas y 30 Sintéticas Normales.....	194
Tabla 5.10 Estadísticos Generales de los 38 Índices Bursátiles Estudiados	194
Tabla 5.11 Frecuencia de Índices con Eventos de Cola Extremos.....	195
Tabla 5.12 (a y b) Prob.de “Eventos de Cola” en 38 índices (teórica vs empírica).....	196
Tabla 5.13 Media de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices).....	197
Tabla 5.14 Desviación Estándar de Rend. De Plazos Crecientes (20 índices).....	198
Tabla 5.15 Valor Z_{max} (abs) de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices).....	199
Tabla 5.16 Curtosis de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices).....	200
Tabla 5.17a y 5.17b Prueba Jarque-Bera de Normalidad. Índices I y II (48 índices)	202
Tabla 5.18 Prueba Jarque-Bera de Normalidad. Sintéticos Normales (24 casos)	203
Tabla 6.1 Eventos Extremos en Rendimientos del DJIA vs Sintético.....	207
Tabla 6.2a y 6.2b Prueba Dickey-Fuller Aumentada, Índices I y II.....	226
Tabla 6.3 Prueba Dickey-Fuller Aumentada, Sintéticos Normales	226
Tabla 7.1 Series Empíricas para estudio de la Función de Auto-Correlación	232
Tabla 7.2 Conjunto de Resultados: S. Empíricas vs S. Sintéticas	234
Tabla 7.3 Series Empíricas para estudio de la Función de Auto-Correlación	236
Tabla 8.1 Series Empíricas. Exponente H (estático) Datos Generales	240
Tabla 8.2 Series Sintéticas Aleatorias. Exponente H (estático) Datos Generales	241

Tabla 8.3 Índices de la Muestra Ampliada	244
Tabla 8.4 Acciones de la Muestra Ampliada.....	244
Tabla 8.5a Exponente H, Índice DAX de Frankfurt ($\tau=250, 500, 1,000$).....	250
Tabla 8.5b Coeficiente R^2 , Índice DAX de Frankfurt ($\tau=250, 500, 1,000$)	250
Tabla 8.6 DJIA-1, Exponente H dinámico (650 pasos, $\lambda=20$)	250
Tabla 8.7 DJIA-1, Exponente H dinámico, Niveles Alcanzados	250
Tabla 8.8 I. de Sudáfrica, Exponente H dinámico (650 pasos, $\lambda=20$).....	251
Tabla 8.9 I. de Sudáfrica, Exponente H dinámico, Niveles Alcanzados	251
Tabla 8.10 Pendiente y R^2 de la Regresión del Exponente H vs Tiempo.....	252
Tabla 8.11a Exponente H secuencial 1990-2015 (rt) (Mitad Izquierda).....	253
Tabla 8.11b Exponente H secuencial 1990-2015 (rt) Mitad Derecha).....	254
Tabla 8.12 Concentración de Í. de Países Desarrollados y Emergentes por Exp. H	254
Tabla 8.13a Exponente H. Umbrales del S&P500 1 y 2	256
Tabla 8.13b Exponente H. Umbrales del DJIA 1, 2, 3 Y 4.....	256
Tabla 9.1 Acciones que Componen al IPC y su Ponderación	258
Tabla 9.2 Variación de las β Calculadas con distintas ventanas τ	267
Tabla 9.3 Matriz de Correlación de 10 acciones de la BMV (N=3,297).....	270
Tabla 9.4 Coef. de Correlación Promedio, Max, Min y Diferencia Max-min	271
Tabla 9.5 Grupo de Activos del Estudio de “Premio por Riesgo”	280
Tabla 9.6 Resumen de Datos Generales del Estudio “Premio por Riesgo”	280
Tabla 9.7a Resultados Generales de la Prueba “Premio por Riesgo” con σ	281
Tabla 9.7b Resultados Generales de la Prueba “Premio por Riesgo” con β	281
Tabla 9.8 Resultados de la Prueba “Premio por Riesgo” con β . Í. Internacionales.....	283
Tabla 9.9 Resultados de la Prueba “Premio por Riesgo” con σ . Acciones BMV	285
Tabla 9.10 Resultados de la Prueba “Premio por Riesgo” con β . Acciones NYSE	285
Tabla 9.11 Resultados de Mercados; β de ETFs Industria y ADRs América Latina; σ de S&P100 y London Stock Exchange	285
Tabla 10.1 Activos del Índice IPC Composite (hasta 79.8% del MktCap)	291
Tabla 10.2 Cálculo de Potencias y R^2 . Distintas Escalas.....	293
Tabla 10.3 Pérdidas en Draw-downs del DJIA (1897-2014)	294
Tabla 10.4 Ley de Potencia en Picos de Volatilidad (hasta 2014)	297
Tabla 10.5 Picos de Leptocurticidad (S&P500 y DJIA)	298
Tabla 10.6 Ley de Potencia en Caídas Bursátiles. Datos Generales	300

Tabla 10.7 Probabilidad de “Eventos de Cola”. Datos Generales.....	303
Tabla 10.8 Probabilidad de “Eventos de Cola”. Cálculos con Ley de Potencia.....	305
Tabla 10.9 Valor Teórico vs Empírico ($n=40$, simultáneos)	306
Tabla 10.10 Valor Teórico vs Empírico ($n=6$, secuenciales)	307
Tabla 11.1 Agregación y Desagregación de Índices Bursátiles en un <i>Crash</i>	322

LISTA DE ABREVIATURAS

- ABM.** *Agents Based Model* (Modelo Basado en Agentes)
- ABS.** *Asset-Backed Securities* (Activos Respaldados por Valores)
- abs.** Valor Absoluto
- ACF.** *Auto Correlation Function* (Función de Auto-Correlación)
- ACWI.** *All Countries World Index*
- ADF.** *Augmented Dickey-Fuller Test* (Prueba de Dickey-Fuller aumentada)
- ADR.** *American Depositary Receipt*
- aEC.** Antes de la Era Común (término más apropiado que AC o Antes de Cristo)
- AFORE.** Administradoras de Fondos para el Retiro
- AIG.** *American International Group*
- AMAI.** Asociación Mexicana de Asesores Independientes de Inversiones
- AMEX.** *American Stock Exchange*
- AMIB.** Asociación Mexicana de Intermediarios Bursátiles
- APL.** *Average Path-Length* (Longitud Promedio de Trayectoria)
- APT.** *Arbitrage Pricing Theory* (Teoría de Valuación por Arbitraje)
- AR (1).** Auto-regresión de primer orden
- ARCH.** *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (Heteroscedasticidad condicional autoregresiva)
- ARIMA.** *Autoregressive Integrated Moving Average.* Modelo Autorregresivo Integrado de Promedio Móvil.
- ASIGNA.** Cámara de Compensación y Liquidación del Mercado Mexicano de Derivados
- AT.** Análisis Técnico
- ATP.** *Adenosine Triphosphate* (Trifosfato de Adenosina)
- BANXICO.** Banco de México
- BF.** *Behavioral Finance* (Finanzas Conductuales)
- BID.** Banco Interamericano de Desarrollo
- BIS.** *Bank for International Settlements* (Banco Internacional de Pagos)
- BMV.** Bolsa Mexicana de Valores
- CAC.** *Cotation Assistée en Continu* (índice de la bolsa de valores de París)
- CAPM.** *Capital Assets Pricing Model* (Modelo de Valuación de Activos del Mercado de Capitales)
- CAS.** *Complex Adaptive System* (Sistemas Complejos Adaptativos)
- CDO.** *Collateralized Debt Obligations* (Obligaciones Respaldadas por Deuda)

CDS. *Credit Default Swaps* (Swaps contra Default de Créditos)

CEO. *Chief Executive Officer* (Director Ejecutivo)

CINVESTAV. Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN

CNBV. Comisión Nacional Bancaria y de Valores

CNSF. Comisión Nacional de Seguros y Fianzas

CONDUSEF. Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros

CONSAR. Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro

DAX. *Deutscher Aktienindex* (índice de la bolsa de valores de Frankfurt)

DE o Desvest. Desviación Estándar

DJIA. *Dow Jones Industrial Average* (un índice de la bolsa de valores de EEUU)

EAFE. Europe, Australia and Far East (Europa, Australia y el lejano oriente)

EC. Era Común (término más apropiado que DC o Después de Cristo)

EEUU. Estados Unidos de América

EFSF. *European Financial Stability Facility*

EJW. *Econ Journal Watch*

EM INDEX. Emerging Markets Index (Índice de Mercados Emergentes)

EMH. *Efficient Markets Hypothesis* (Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados)

Ep:dB. Elaboración propia con datos de Bloomberg

Ep:dB,sE. Elaboración propia con datos de Bloomberg y simulación con Excel

Ep:dbMV. Elaboración propia con datos de la Bolsa Mexicana de Valores

Ep:dbMV,sE. Elaboración propia con datos de la BMV y simulación con Excel

ETF. *Exchange Traded Fund*

EWMA. *Exponentially Weighted Moving Average.* Promedio móvil exponencial ponderado.

FCIR. *Financial Crisis Inquiry Report*

FDIC. *Federal Deposit Insurance Corporation*

FED. *Federal Reserve Bank*

FHFA. *Federal Housing Finance Agency*

FHLMC. *Federal Home Loan Mortgage Corporation*

FICR. *Financial Crisis Inquiry Report*

Fig. Figura

FMI. Fondo Monetario Internacional

FNMA. *Federal National Mortgage Association*

FTSE. *Financial Times Stock Exchange* (Índice de la Bolsa de Valores de Londres)

G-7. Grupo de los 7: Alemania, Canadá, EEUU, Francia, Italia, Japón, Reino Unido.

GNMA. *Government National Mortgage Association*

GSEs. *Government-Sponsored Enterprises*

HOT. *Highly optimized tolerance* (tolerancia altamente optimizada)

IDB. *Inter-American Development Bank*

IID (i.i.d). Variable aleatoria Independiente Idénticamente Distribuida

IIF. *Institute of International Finance*

IMEF. Instituto Mexicano de Ejecutivos de Finanzas

IMF. *International Monetary Fund* (Fondo Monetario Internacional)

INDEVAL. Instituto Para el Depósito de Valores (depósito central de valores de la BMV)

INEGI. Instituto Nacional de Estadística y Geografía

IPAB. Instituto para la Protección al Ahorro Bancario

IPC. Índice de Precios y Cotizaciones de la BMV

IPN. Instituto Politécnico Nacional

ISI. Instituto Indio de Estadística de Calcuta

J-B. Estadístico Jarque-Bera

Latam. América Latina

LMEP. *Law of Maximum Entropy Production* (Ley de Producción Máxima de Entropía)

log-log. Plano cartesiano con escalalogarítmica en ambos ejes

LSE. *London Stock Exchange*

MACD. *Moving Average Convergence Divergence* (Indicador técnico bursátil)

MBS. *Mortgage-Backed Securities* (Activos Respaldados por Hipotecas)

MCO. Mínimos Cuadrados Ordinarios

MEXDER. Mercado Mexicano de Derivados

MIT. *Massachusetts Institute of Technology*

Mkt. Cap o Market Cap. *Market Capitalization* (Valor de Capitalización del Mercado)

MSCI. *Morgan Stanley Capital International*

MSCI LAEM. *Morgan Stanley Capital International Latin America Emerging Markets*

MXN. Pesos Mexicanos (clave de la divisa mexicana en el mercado Forex)

NASA. *National Aeronautics and Space Administration*

NINJA. *No income, No job, No assets*

NYSE. *New York Stock Exchange*

- OECD.** *Organization for Economic Co-operation and Development*
- OFHEO.** *Office of Federal Housing Enterprise Oversight*
- ONG.** Organización no Gubernamental
- OTC.** *Over-The-Counter* (del mostrador)
- OTS.** *Office of Thrift Supervision*
- PIB.** Producto Interno Bruto
- PU.** Precio/Utilidad (razón financiera utilizada en análisis fundamental)
- Rend.** Rendimientos
- ROC:** *Rate of Change* o tasa de cambio o de rendimiento. (Indicador técnicobursátil)
- S&P.** *Standard & Poor's*
- SD.** *Standard Deviation* (Desviación Estándar)
- SEC.** *Securities and Exchange Commission*
- SECI.** *Socialization, Externalization, Combination, Internalization*
- SENTRA.** Sistema Electrónico de Negociación, Transacción, Registro y Asignación (sistema operativo de la BMV)
- SFM.** Sistema Financiero Mexicano
- SHCP.** Secretaría de Hacienda y Crédito Público
- SIV.** *Structured Investment Vehicles*
- SML.** *Security Market Line* (Línea del Mercado de Capitales)
- SOC.** *Self-Organized Criticality* (Auto-Organización al estado Crítico)
- TARP.** *Troubled Assets Relief Program*
- TS.** Teoría de la Complejidad
- TC.** Teoría de Sistemas
- USD.** *United States Dollar* (clave de la divisa dólar estadounidense en el mercado Forex)
- UTC.** *Tiempo Universal Coordinado, Coordinated Universal Time o Temps Universel Coordonné*
- VALMER.** Valuación Operativa y Referencias de Mercado SA de CV
- VOC.** *Vereenigde Oost-Indische Compagnie* (Compañía Unida de las Indias Orientales)
- WaMu.** *Washington Mutual*
- WB.** *World Bank*
- WI.** *World Index*
- WTO.** *World Trade Organization*
- YTM.** *Yield to Maturity* (Rendimiento a la Maduración o al Vencimiento)

APORTACIONES DE ESTA TESIS

Hay tres elementos originales derivados de este trabajo de tesis:

- a) La identificación de cinco formas distintas de comportamiento detectado en los correlogramas (ACF) de rendimientos absolutos y de rendimientos al cuadrado de series de tiempo de índices bursátiles, lo que podrá arrojar luz sobre propiedades de la memoria de la volatilidad en mercados con características particulares.
- b) La determinación dinámica del exponente de Hurst en una muy amplia muestra de índices internacionales, ha permitido detectar tres factores:
 - a. La presencia clara de memoria de largo plazo en series de rendimientos diarios, más evidente en mercados de países con economías en desarrollo.
 - b. La tendencia consistente a la disminución de la memoria de largo plazo al través del tiempo en series de tiempo financieras, de lo que puede inferirse que los mercados tienden a hacerse más eficientes y a tener menos determinismo al paso de los años.
 - c. La clara diferencia en el grado de determinismo (memoria de largo plazo) en las series de mercados con economías desarrolladas comparado con lo que se encuentra en series de mercados de países emergentes, siendo los primeros claramente más eficientes que los segundos, desde este punto de vista.
- c) Se ha desarrollado una novedosa forma de identificar evidencia clara y consistente de auto-organización en las caídas o *draw-downs* de precios en índices internacionales. La metodología tiene tres componentes originales:
 - a. Se ha estandarizado la forma de medir las caídas de precios identificando con precisión el inicio y terminación de dichos movimientos, así como la medición de la profundidad de la caída.
 - b. Se ha estandarizado la forma de separar movimientos descendentes menores, explicables adecuadamente como una marcha aleatoria, de los movimientos descendentes mayores a un nivel crítico de transición de fase, explicables como procesos auto-organizados sujetos a la ley de potencia.
 - c. Se ha demostrado la posibilidad de explicar un número extenso de propiedades de las series de tiempo bursátiles como procesos auto-organizados sujetos a la ley de potencia.

En relación con la Teoría de la Complejidad hemos hecho dos aportaciones modestas pero importantes:

- a) En el marco teórico se ha hecho una diferenciación entre la teoría de sistemas y la teoría de la complejidad demostrando que la primera tiene un claro sesgo pragmático mientras la segunda tiene vocación de exploración.
- b) En la práctica, se ha logrado la incorporación del pensamiento sistémico y de las ideas y metodologías de la teoría de la complejidad, al estudio de las fluctuaciones de precios en series de tiempo financieras.

ACLARACIÓN

Dada la imposibilidad de reducir a una sola dimensión o área autónoma del conocimiento muchas de las problemáticas en las que nos vemos sumergidos, se ha insistido desde hace un cuarto de siglo, en la necesidad de hacer un abordaje de los temas de alta complejidad en forma multidisciplinaria o mejor aún, transdisciplinaria. La elaboración de esta tesis es un experimento en ese sentido.

Parafraseando la ley de variedad requerida de W. Ross Ashby (1957), si deseamos abordar un problema complejo, necesitamos hacerlo desde una postura conceptual y metodológica diversa en vez de tomar un enfoque reduccionista o una perspectiva unidimensional. En esta tesis analizaremos el tema de las fluctuaciones de precios con visión holista y de forma metodológicamente plural.

A pesar de que es imposible tener una formación “convencional” completa en cada una de las disciplinas aplicadas en este trabajo, hemos procurado respetar los principios, conceptos, métodos y técnicas de las disciplinas originales y de sus descendientes híbridos. Para ello, utilizamos instrumentos de distintas áreas académicas y adoptamos la visión sistémica y las bases teórico-metodológicas del pensamiento sobre la complejidad. El lector podrá decidir a qué grado se logra la integralidad y la integración.

Aunque el objeto de estudio en esta tesis son las propiedades emergentes que resultan de la interacción de agentes económicos en los mercados financieros, se ha tomado como fenómeno observable la fluctuación de precios, es decir, una colección de series numéricas generadas a lo largo del tiempo. Por lo tanto, las llamadas “series de tiempo” son estudiadas en tanto son el reflejo lo que sucede dentro de la “caja negra” que es la acción colectiva de los participantes del mercado. Bajo esta óptica, las propiedades (patrones) de las series de tiempo sólo son relevantes para nosotros en cuanto revelan algo sobre los procesos que las generan, no por sí mismas.

Para no recorrer el camino reduccionista habitual de la econometría, sino haciendo un abordaje holista, además de las series de tiempo propiamente tales se tratará el contexto histórico, social, económico y psicológico en el que se da el fenómeno bursátil. Eso necesariamente nos lleva a manejar conceptos propios de la teoría financiera y de la teoría económica, incluyendo la economía conductual, pero también ideas y métodos heredados de la física y la geometría fractal, manteniendo en todo momento una referencia social, es decir, sin perder de vista al agente individual y al agente colectivo. Como consecuencia de este abordaje holista, la estructura de la tesis es matricial y relacional, no lineal como se estila.

No hemos encontrado fácil esta manera de abordaje, pero la consideramos más más apropiada que la forma habitual de analizar las cosas desde una sola perspectiva y con supuestos apriorísticos inverosímiles y gravemente restrictivos, como se justifica hacerlo en mor de simplificar los modelos.

Amable lector: lo invito a acompañarme en esta exploración que implica ciertas contorsiones y malabarismos epistemológicos, así como eclecticismos probabilísticos, estadísticos, sistémicos, cibernéticos, sociológicos y conductuales. Utilizo expresiones de distintas disciplinas, lo que me ha llevado a una situación comprometida que se ubica entre dejar implícitos algunos términos y conceptos e incurrir en algunas repeticiones y redundancias.

Además, incluyo partes personales acerca de las vidas y acciones de muchos de los autores que presento, historias no directamente relacionadas con el tema de la tesis, pero relevantes

si busco no solo convencerlo de que me acompañe en las complejidades del tema, sino que lo haga de modo más ameno.

Con este trabajo he buscado abrir una brecha [o muchas] en la densa selva de la complejidad bursátil, que pueda ser ampliada con mayores alcances que los aquí logrados. Los invito, por tanto, a hacer una reflexión crítica, y a que la compartan conmigo y con muchos otros especialistas y no especialistas en los temas tratados.

La elaboración de este texto ha representado un paseo intelectual refrescante y motivador y una fuente inacabable de retos. Espero que su lectura también lo sea para ustedes.

Atentamente

Leopoldo Sánchez Cantú

polo.antares@gmail.com

Ciudad de México, enero de 2017

I. INTRODUCCIÓN

“La razón crea la ciencia, los sentimientos dirigen la historia”¹

Una versión del mercado de capitales como la que existe hoy se originó al inicio del siglo XVII en Ámsterdam, cuando un grupo de comerciantes fundó la compañía *Vereenigde Oost-Indische Compagnie* (VOC o Compañía Unida de las Indias Orientales) con el apoyo del gobierno holandés y con la garantía de derecho monopólico de comercio por 21 años en las islas del Pacífico². Por primera vez en la historia, en un mercado financiero, —la Cámara de Comercio de Ámsterdam— se ofrecieron acciones al público³. A cambio del capital aportado, los accionistas fueron recompensados con jugosos dividendos al ritmo promedio de 18% anuales⁴, generados mediante el comercio de las especias: clavo, nuez moscada, pimienta y canela y otros productos llevados a Europa desde el lejano oriente, como seda y porcelana⁵.

En casi 200 años de vida, VOC llegó a ser la primera empresa multinacional cuya operación se extendió en cuatro continentes y en más de 15 países⁶. Mientras una gran parte de la economía de Europa estaba en crisis relativa y depresión económica, política y social, la República Holandesa experimentaba un prodigioso aumento en su prosperidad, debido en parte, al incremento colosal del comercio (Ferguson, 2008).

En la oferta inicial de acciones, la VOC recaudó 6,424,588 florines⁷ con los cuales pudo desarrollar una gran flotilla y una sofisticada red dedicada al comercio de productos traídos de las islas de los archipiélagos del sureste asiático, principalmente de lo que hoy es

¹ Apostilla del libro *La Psicología política y la defensa social* de Gustave Le Bon (1895).

² Inglaterra inició el monopolio del comercio de las especias con la British East India Company en 1600. El modelo comercial fue copiado por los holandeses de VOC, pero la forma de financiamiento fue original. Si el derecho monopólico se pactó por 21 años, el dominio comercial se prolongó durante todo el siglo XVII mediante el uso de las armas y la piratería.

³ La primera emisión accionaria de VOC se hizo en el año 1602. En ella participaron 1,100 diferentes suscriptores de una población de unas 50,000 personas. Pocos años después se colocaron en el mercado bonos de la empresa. A partir del año 1606 existía un mercado secundario activo de las acciones de VOC en la Cámara de Comercio de Ámsterdam. Con ello nació la especulación bursátil y se pudieron utilizar acciones de VOC como colateral en la solicitud de préstamos. Podemos localizar en esa época el origen de otras instituciones financieras: La fundación de la Bolsa de Valores de Ámsterdam (Holanda) en septiembre de 1602, el *Wiselbank*, primer banco central europeo con sede en Amberes (Bélgica), en 1609; la fundación de la Bolsa de valores de Amberes en 1613; la creación del primer monte de piedad en Holanda en 1618 y la primera colocación de deuda gubernamental en la Bolsa de Ámsterdam en 1627.

⁴ En la constitución original de la VOC, las utilidades serían repartidas cada 10 años. En cada ocasión se hacía un reporte financiero completo para determinar las ganancias a repartir entre los accionistas.

⁵ Al declinar el poder de la VOC en el siglo XVIII la actividad de la empresa tuvo que diversificarse de las especias hacia otros productos asiáticos como té, café, algodón, textiles y azúcar, productos cuyos márgenes de ganancia eran mucho menores que los que se lograban mediante el comercio de las especias.

⁶ En su apogeo, la VOC tuvo una operación en una gran extensión de las Indias Orientales y en la costa oriental de África. Sus oficinas se distribuyeron en las Islas Mauricio, la costa malabar en la India, Ceilán (hoy Sri Lanka), Arabia, Yemen, el Golfo Pérsico, Bangladesh, Birmania (hoy Myanmar), Camboya, Vietnam, Indonesia, Malasia, Filipinas, Tailandia, la costa occidental de Australia, Japón y China (Formosa). En el último cuarto del siglo XVII, VOC llegó a tener 200 barcos y 30,000 empleados.

⁷ El viaje a las islas del sureste asiático tenía problemas especiales de financiamiento dados los montos de capital necesarios para un viaje tan largo, un tiempo de espera para obtener utilidades tan prolongado y la necesidad de desarrollar una infraestructura tan compleja (fortificaciones, almacenes, oficinas, naves, armas, etc.) para superar a sus competidores: los ingleses, españoles y portugueses. Además, en los costos de operación había que considerar que aproximadamente el 20% de los cargamentos se perdían por naufragios o piratería (Gelderblom, 2004).

Indonesia. Esto le permitió competir exitosamente con Inglaterra, España y Portugal, potencias marítimas, militares y comerciales plenamente establecidas⁸ (Barbour, 1963).

Al innovador concepto implementado por VOC, de distribuir los riesgos de un proyecto tan aventurado como fue hacerse a la mar y competir contra los señores del comercio marítimo de las especias, se agregó la idea de compartir las ganancias con una base amplia de la sociedad⁹. Para ello, se invitó como inversionistas a las principales familias holandesas de las siete provincias¹⁰, comenzando con parientes y amigos de los directivos de la empresa (Gelderblom, 2004).

Para poder hacer pública la empresa fue necesario implementar la contabilidad de doble entrada inventada poco más de un siglo atrás, supuestamente por Fra Luca Pacioli¹¹. Ello promovió una administración ordenada y transparente que pudo garantizar, cuando menos en teoría, que la riqueza obtenida por la compañía¹² fuera equitativamente distribuida entre los accionistas (Lauwers, 1994; Robertson, 2011). Así, bajo un régimen mercantilista, echó a andar la economía de mercado, movimiento que ha trascendido los siglos, ha sido adoptado por distintos sistemas económicos y ha fecundado y contaminado al mundo entero, en prácticamente todos los asuntos humanos relevantes.

No se propone que el capitalismo de mercado sea razón suficiente para explicar el “milagro de la República Holandesa” durante el siglo XVII, ni se cree que el modelo capitalista esté libre de contradicciones, tropiezos y aberraciones (desde entonces las ha tenido, y muchas), entre las que se pueden destacar la tendencia a generar profundas desigualdades sociales, la falta de respeto y explotación a las comunidades locales frágiles y del medio ambiente y la proclividad a ser un factor endógeno de inestabilidad sistémica (Bordo, 2000). A pesar de ello, indudablemente dicho modelo económico jugó un papel principalísimo en promover a los Países Bajos a una posición líder en ciencias, artes, industria marítima, industria bélica, estabilidad social y comercio internacional¹³ (Swart, 1969).

⁸ La *British East Asia Company* (1600) precedió a VOC por dos años y fue la principal, pero no la única, competencia con la que tuvo que enfrentarse VOC. Posteriormente surgieron la danesa, *Danish East India Company* (1617), la portuguesa, *Portuguese East India Company* (1628), la francesa, *French East India Company* (1664) y la sueca, *Swedish East India Company* (1731).

⁹ La empresa VOC fundó un consejo de administración llamado Consejo de las Indias (*Raad van Indië*) cuya misión principal era acotar el poder del Gobernador General de la empresa (el CEO diríamos hoy) y de trabajar con los 17 Señores (*Heeren XVII*), un grupo de 17 accionistas que oficialmente controlaba el negocio, representantes de las seis diferentes cámaras de comercio holandesas: Middelburg, Rotterdam, Delft, Hoorn, Enkhuizen y Ámsterdam, las siete dominadas por esta última.

¹⁰ En 1568, las Siete Provincias que eventualmente firmarían la Unión de Utrecht, iniciaron una rebelión contra Felipe II de España, lo que condujo a la Guerra de los Ocho Años. Las Provincias Unidas (hoy Países Bajos), quedaron finalmente establecidas en 1648 mediante la Paz de Westfalia, con la que terminó la Guerra de los Treinta Años. Así, los holandeses lograron el reconocimiento oficial de independencia de la corona española.

¹¹ Luca Pacioli [1445-1517] publicó su *Summa de arithmetica, geometría, proportioni et proportionalita* en Venecia en 1494. Este libro es considerado la primera descripción detallada del sistema contable de doble entrada. Sin embargo, 36 años antes, Benedetto Cotrugli escribió, en 1458, el primer manual de contabilidad de doble entrada con el título *Della mercatura e del mercante perfetto*.

¹² Surge aquí la tentación de decir “la riqueza generada”, pero la conciencia nos empuja más bien hacia términos como “riquezahurtada” o “riqueza saqueada”.

¹³ En Ámsterdam, entre los años 1590 y 1620, las tasas de interés descendieron de 8% a 5.5% anual a pesar del importantísimo crecimiento en el comercio y en toda la actividad económica en la región. Se considera que este descenso en el costo del dinero (deflación) se debió al progresivo desarrollo del mercado secundario de acciones. Uno más de los efectos positivos del desarrollo de la economía de mercado, no muchas veces apreciado.

Hasta el día de hoy, el capitalismo de mercado sigue siendo un motor de innovación científica y tecnológica, de creación artística, de fomento a la actitud emprendedora y de crecimiento económico, no superado por otro modelo.

Los mercados financieros son un componente mayor, si no el más importante, de los mecanismos de crédito en las economías basadas en riesgo. Los economistas convencionales los consideran un mecanismo eficiente que cumple funciones vitales para el sistema financiero en su conjunto, por ejemplo, hacer acopio y transferencia de riqueza para ser utilizada como capital de trabajo, disminuir los costos de financiamiento (al eliminar a los bancos como prestamistas directos), dispersar el riesgo y ayudar a controlarlo al distribuirlo entre una base más amplia de emprendedores a través de la fragmentación de las acciones (Cetina, 2005; Merton, 1995).

En esta tesis no se plantea que la economía de mercado sea panacea de los males del mundo. De hecho, como todo sistema, el mercado puede incumplir sus objetivos y fracasar en su intento por apoyar el desarrollo de todos los miembros de la comunidad, incluso puede facilitar el abuso, la inequidad y la pobreza (Polanyi, 1989; Stiglitz, 2012; Piketty, 2014) y provocar, como ciertamente lo hizo VOC, inmensos daños colaterales a su paso (Brown, 2009).

Proponemos el desarrollo de una economía de mercado saludable y robusta, equitativa y justa, acotada y regulada, y enfáticamente estamos en contra de una sociedad de mercado donde todos los aspectos de la convivencia humana pueden ser comprados y vendidos al mejor postor (Sandel, 2012) y donde se tolere el abuso de la ecología, de los animales (Singer, 2000) y de grupos humanos vulnerables que pudieran resultar afectados por la actividad empresarial de cualquier tipo; comunidades cuya dignidad, cultura y autonomía hay que preservar a cualquier costo (Schumacher, 1973; Marina, 2000; Meadows, 2004).

Términos como “capital social” o “capital humano” tienen un chocante gusto metalizado. Actitudes centradas en el enriquecimiento personal a costa de la libertad, la equidad, la salud y felicidad individual y la armonía colectiva, resultan claramente contradictorias a lo que podríamos etiquetar como humanismo. Pareciera que la sociedad, centrada en el hedonismo, se ha dejado llevar, sin la menor actitud crítica, hacia un mundo en el que cada individuo es abandonado a sí mismo, mientras que la mayoría de las personas son instrumentos de la promoción recíproca, en total desprecio por valores no relacionados con el dinero o el poder.

Consideramos urgente sustituir esta situación por un proyecto que busque cómo compartir nuestras ideas, cultura y formas de ver el mundo. Un modelo que facilitara conocernos, obtener ayuda para la solución de problemas morales, sociales o emocionales, para encontrar compañía, fortalecer nuestra vida en comunidad, o simplemente, tener un hombro para llorar (Putnam, 2000).

La forma aparentemente inocente con que se etiqueta a las personas adineradas como “VIP” (*very important person*) promueve el sectarismo y la homogenización de ciertos grupos sociales a los que se busca favorecer, generalmente por su poder de gasto, su linaje o posición de poder, en detrimento de otros a los que se les margina y excluye.

Aceptamos como inevitable la necesidad de enfatizar los asuntos económicos cuando queremos entender plenamente lo social, pero la convivencia humana no es sólo transaccional. Sin duda, la economía está incrustada en la vida social, pero tampoco puede entenderse lo económico de manera aislada (Engels, 1884). La economía es la arena en la que las luchas modernas se desarrollan. Como dice Fukuyama, “la vida económica refleja, modela y sustenta la vida moderna misma”, pero quizás estemos distorsionando el orden de los valores, con consecuencias graves (Fukuyama, 1995).

Jacques Attali ha señalado que en 22 países en los que se acumula el 14% de la población mundial, se concentra la mitad del comercio mundial y más de la mitad de las inversiones globales, mientras que los 49 países más pobres, en los que habita el 11% de la humanidad, reciben el 0.5% de la producción global, casi lo mismo que los ingresos de los tres hombres más ricos del planeta. El 90% del de la riqueza total del planeta está en manos del 1% de sus habitantes. Y parece ser que no hay nada que pudiera detener la progresiva concentración de las ganancias que hoy observamos (Attali, 2004).

Haciendo un análisis crítico, podemos reconocer que, aunado a su original, creativa y osada actividad empresarial y comercial, VOC cometió tropelía y media y ejerció una actividad colonialista depredadora y abusiva, dejando un rastro de dolor y destrucción humana, cultural, ambiental y ecológica, que no debemos olvidar ni ignorar si hemos de evitar que se siga repitiendo ese modelo *ad nauseam*, como hasta ahora ha sucedido¹⁴. A la fecha, las grandes corporaciones transnacionales y sus directivos desvían el objetivo original puramente comercial de sus empresas hacia la explotación social y la subyugación política de sociedades enteras, ya que esto potencia y garantiza aquello (Brown, 2009).

Finalmente, la actividad económica está inextricablemente ligada con la vida social y política, y existe la tendencia equivocada, impulsada por el discurso económico contemporáneo, a considerar a la economía como una faceta de la vida con sus propias leyes, separada del resto de la sociedad. Nos hemos acostumbrado a tomarla como un fenómeno “aséptico”, ordenado, racional, equilibrado, benigno y suave. Visto así, la economía es solo el ámbito en el que los individuos se reúnen para satisfacer sus necesidades y deseos egoístas antes de retornar a sus verdaderas vidas sociales. Pero en cualquier comunidad moderna, la economía constituye uno de los escenarios más fundamentales y dinámicos de la sociabilidad humana (Fukuyama, 1995).

1.1 El Mercado de Capitales

La operación financiera a la que se hace referencia en el primer párrafo de esta introducción consiste en distribuir (colocar) títulos valor de una empresa (acciones) mediante su oferta al público inversionista, para generar flujos de capital hacia la empresa. Hoy en día, este procedimiento se lleva a cabo a través de un intermediario financiero (agente colocador) dentro del marco del *mercado primario de capitales*.

En la oferta pública inicial, el emisor y el agente colocador, con base en distintos métodos y modelos de valuación, deciden el precio que consideran apropiado asignar a cada título. Los inversionistas que desean participar en dicha *colocación primaria* tendrán que pagar el precio solicitado sin que exista un proceso de puja o remate para ello. A cambio de su capital, los inversionistas reciben de la empresa emisora los títulos valor (acciones) y adquieren *derechos patrimoniales* y *derechos de voto* en decisiones sobre la dirección de la empresa¹⁵.

¹⁴ Como muestra, baste recordar la sistemática destrucción que hizo VOC en las Islas Molucas: a Yakarta le cambió el nombre por Batavia en 1619 y prohibió a los javaneses vivir en ella. Arrasó con las islas Anbon y Ternate. Empleó masivamente esclavos chinos, malayos, indios, balineses y habitantes de Sulawesi. No podemos ni debemos dejar de mencionar que la empresa VOC creó, a base de fuerza bélica, un esquema para enriquecer a unos pocos con la sangre y las vísceras de los nativos subyugados. Lo que sucedió fue el resultado de la pesadilla que podría esperarse como producto de un poder no vigilado y sin oposición. Para maximizar las ganancias de accionistas lejanos fue necesario controlar, explotar y diezmar civilizaciones, sociedades y ecologías enteras.

¹⁵ Cuando una persona compra una acción se convierte en copropietario de la empresa emisora y, por lo tanto, se vuelve depositario de varios derechos: a) votar para elegir al consejo de administración; b) votar en

Al tomar posesión de sus títulos accionarios, los inversionistas pueden conservarlos para ejercer los derechos que su tenencia les confiere, o pueden venderlos a otros inversionistas en el llamado *mercado secundario de capitales*. En esta nueva operación de compra/venta, el emisor de los títulos no tiene ningún papel en el flujo de los capitales ni de las acciones, ni tampoco interviene directamente en fijar su precio. El comprador y el vendedor definen el precio de las acciones de manera libre y pública, según su propia conveniencia, de esa forma contribuyen a la valuación del título, por ende, a la valuación de la empresa emisora¹⁶.

Para los inversionistas que compran acciones, las utilidades se pueden generar a través de dos vías: la recepción de dividendos que otorgue la empresa (distribución de sus utilidades) o mediante la venta de los títulos accionarios a un precio mayor que el que pagaron al adquirirlos, siempre y cuando las condiciones del mercado así lo permitan.

En México, el mercado secundario de capitales es parte de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) o mercado bursátil mexicano — junto con el mercado de derivados (MEXDER) y el mercado de dinero¹⁷ —. Aunada a otras instituciones financieras¹⁸, la BMV conforma al sistema financiero mexicano (SFM), el cual es vigilado, supervisado, coordinado y regulado por tres órganos desconcentrados de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), a saber: la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), la Comisión Nacional de Sistemas de Ahorro para el Retiro (CONSAR) y la Comisión Nacional de Seguros y Fianzas (CNSF). Desde esta perspectiva, el SFM constituye el entorno del mercado secundario de capitales (Díaz Mata, 2005; LMV, 2014).

El SFM a su vez, está vinculado con otros mercados, con otros sistemas financieros internacionales, con los principales bancos centrales del mundo y con el sistema financiero global y sus instituciones, entre las que destaca la Organización Mundial de Comercio (*World Trade Organization, WTO*), el Fondo Monetario Internacional (*International Monetary Fund, IMF*), el Banco Mundial (*World Bank, WB*)¹⁹, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (*Organization for Economic Co-operation and Development, OECD*), el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) (*Inter-American Development Bank, IDB*), el Instituto de Finanzas Internacionales (*Institute of International Finance, IIF*) y el Banco de Pagos Internacionales (*Bank for International Settlements, BIS*).

1.2 Componentes del Mercado Secundario de Capitales

El mercado secundario de capitales es una organización social ubicua en todos los países con economías organizadas bajo un régimen capitalista – incluso presente en países que ostentan sistemas primariamente comunistas como China, Laos y Vietnam – en la que un conjunto

decisiones importantes sobre la administración de la empresa y c) recibir dividendos en caso de que se decrete el pago de los mismos y d) vender dichos títulos a otros inversionistas o a la propia empresa emisora.

¹⁶ El valor de capitalización, valor comercial, o capitalización bursátil de una empresa es una medida de su dimensión económica y se calcula multiplicando el precio de mercado de una acción en un momento dado por el número de acciones en circulación de una empresa pública e indica el patrimonio disponible para la compra y venta activa en la bolsa de valores.

¹⁷ En el mercado de derivados se operan instrumentos diseñados para manejo del riesgo como las opciones, los futuros y los swaps. En el mercado de dinero se operan títulos de deuda de corto plazo y alta liquidez, generalmente de bajo riesgo.

¹⁸ Como la banca privada, banca de desarrollo, banca comercial, instituciones auxiliares de crédito, aseguradoras y afianzadoras, sociedades de inversión, casas de cambio, sistema de ahorro para el retiro, Banco de México y otras.

¹⁹ El WTO, el IMF y el WB son los tres componentes del llamado Sistema Bretton Woods. Estos son, de facto, satélites del Gobierno estadounidense disfrazados de “instituciones internacionales” que operan como extensión extraterritorial intrusiva en los asuntos de política económica y financieros del resto del mundo.

muy amplio y diverso de participantes interviene para hacer posible el intercambio de acciones entre inversionistas interesados en comprar o vender dichos títulos con el propósito de generar para sí una ganancia monetaria.

Además de los inversionistas que ofrecen (venden) o demandan (compran) acciones, varios grupos de agentes cumplen un papel relevante en el mercado y determinan su expresión fenomenológica. Entre ellos destacan los siguientes tres grupos:

- a) Intermediarios bursátiles (casas de bolsa, asesores y promotores de inversión). Custodian el capital de los inversionistas bajo un contrato de intermediación, hacen las transacciones a su nombre (corretaje) a través de los medios adecuados y llevan las cuentas de las operaciones y entradas y salidas de capital (dividendos, depósitos y retiros, pago de impuestos y comisiones) de las cuentas de sus clientes.
- b) Instituciones de apoyo como la propia Bolsa Mexicana de Valores. Aportan el lugar físico y el foro electrónico en el que se llevan a cabo las operaciones del mercado de valores²⁰, la plataforma tecnológica mediante la cual se hacen dichas transacciones (BMV-SENTRA Capitales), la institución en la que se registran los valores que pueden ser objeto de intercambio (Registro Nacional de Valores) y el custodio de los valores listados en la bolsa (INDEVAL), entre otros.
- c) Las empresas emisoras de títulos. Tras ser colocados en el mercado primario de capitales, los títulos accionarios se ofrecen para compra-venta en el mercado secundario de valores.

Además de estos grupos principales de agentes, hay un gran número de componentes secundarios que participan en el fenómeno bursátil en forma menos directa:

- d) Los órganos gubernamentales que supervisan diversas fases del proceso: la operación del mercado, las actividades de los inversionistas, de los intermediarios bursátiles y de las instituciones de apoyo y quienes están encargados de generar, actualizar, hacer públicas y poner en práctica y vigilar el cumplimiento de las leyes, reglamentos y normas que constituyen el marco regulatorio dentro del cual se hacen las operaciones del mercado (ver Anexo 1).
- e) Los órganos y empresas, públicas y privadas, que generan o transmiten la información relacionada con el entorno económico, financiero, político, climático, etc. en el que están incrustados tanto el propio mercado, como los inversionistas, los intermediarios bursátiles, las empresas emisoras de los títulos y el sistema financiero nacional en su conjunto²¹.

²⁰El piso de remates “a viva voz” dejó de operar en México el 11 de enero de 1999.

²¹En este rubro debemos destacar el papel del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), organismo público con autonomía técnica y de gestión, personalidad jurídica y patrimonio propios muy relevante. La Institución está encargada de realizar los censos de población cada diez años, así como los censos económicos cada cinco años y los censos agropecuarios. Hace el cálculo del producto nacional mensual, encuestas de confianza de los consumidores y muestras de proporción de comercios; estadísticas de ocupación y empleo, educación, de violencia intrafamiliar y de violencia de pareja, así como muchos trabajos más que dan fundamento a los estudios y proyecciones de diversas instituciones gubernamentales. Además, hay cuatro instituciones muy relevantes que distribuyen información económica y financiera en línea: Reuters de México (Thomson Reuters), Bloomberg Latam (Bloomberg de México), SiBolsa e Infoselective SA de CV (InfoSEL). En México hay dos periódicos de distribución cotidiana especializados en temas económico-financieros cuyo papel en el medio financiero mexicano es relevante: El Financiero y El Economista. Asimismo, hay varias revistas con gran relevancia en el medio: CNN Expansión, Forbes México, Revista Fortuna, Revista Mexicana de Economía y Finanzas y Mundo Ejecutivo, entre otras.

- f) Los medios de acopio y difusión de la información que se genera dentro de la propia bolsa de valores. Destacamos especialmente el registro y publicación de cada una de las operaciones de compra/venta realizadas, los precios de ejecución y volúmenes de títulos intercambiados, la difusión de los eventos extraordinarios que suceden en el mercado y la información financiera que las empresas emisoras tienen que generar trimestralmente de manera obligatoria o que podrían generar de manera extraordinaria, si es que existieran razones para ello.

Por último, hay dos grupos de participantes con efectos importantes en el fenómeno bursátil y que interactúan de manera estrecha con todos los demás elementos del sistema:

- g) Los inversionistas institucionales, principalmente representados por las llamadas sociedades o fondos de inversión y por los fondos de retiro. Estas entidades manejan montos considerables de capital que administran a nombre de terceras personas (físicas o morales). Además, están estrechamente relacionados entre sí y con el sistema bancario, por lo tanto, sus decisiones y actos tienen efectos directos importantes en las fluctuaciones de los precios de los activos.
- h) Los analistas institucionales e independientes revisan el flujo de la información externa e interna al mercado, la interpretan y le dan sentido, según su entender y sus prejuicios y paradigmas, contrastándola con información y expectativas previas y con el cambio que observan en los precios. Frecuentemente hacen recomendaciones específicas de compra y venta de activos, por lo que, directa o indirectamente tienen repercusión en la fluctuación de los precios.

El mercado de capitales no es un sistema aislado ni es impermeable a lo que sucede fuera de él. Todo lo contrario, la BMV interactúa con las demás instituciones de su entorno. Por ello, es afectada por y afecta en diferentes grados a todo el Sistema Financiero Mexicano (SFM)²², las empresas, la economía, la política y muchas de las dinámicas sociales que devienen simultáneamente (Figura 1.1).

En la relación de la BMV con su entorno (contexto y supra-sistema) hay intercambio de información, de recursos económicos (capitales), de títulos valor de diversa naturaleza y de recursos humanos. Además, la interdependencia de todas las instituciones del Sistema Financiero Mexicano implica que los procesos de cada una de dichas instituciones, incluyendo las leyes y reglamentos que los regulan, impacta los procesos de cada una de las demás en forma compleja. Por todo ello, podemos definir al mercado de capitales como un sistema dinámico abierto.

La forma en que se dan las afectaciones entre el sistema y su entorno es producto de muchos elementos interconectados de diferentes formas y con distintos grados de intensidad. Por lo tanto, su efecto es no lineal, lo que nos lleva a considerar a la BMV como un sistema socio-técnico dinámico y complejo (Trist, 1981).

Como ya se mencionó, el mercado secundario de capitales está formado por un conjunto de componentes (instrumentos financieros listados, inversionistas participantes, plataforma

²² Los principales componentes del Sistema Financiero Mexicano son la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), el Banco de México (BANXICO), la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), la Comisión Nacional de Seguros y Fianzas (CNSF), la Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (CONDUCEF), la Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro (CONSAR), el Sistema Bancario (instituciones de crédito) formado por las instituciones de banca múltiple, las instituciones de banca de desarrollo, las sociedades financieras de objeto limitado, el Instituto para la Protección del Ahorro Bancario (IPAB), las Administradoras de Fondos para el Retiro (AFORE), las instituciones de seguros y fianzas, las organizaciones auxiliares del crédito, los grupos financieros, el sistema de ahorro y crédito popular y organizaciones diversas (ver Anexo 1).

tecnológica de operación, intermediarios financieros, formadores de mercado o especialistas²³, entidades gubernamentales supervisoras, instituciones de apoyo²⁴, etc.), todos ellos integrados en una unidad que tiene propósitos generales, un marco regulatorio, un nombre y una historia, mismos que en conjunto le dan su identidad²⁵.

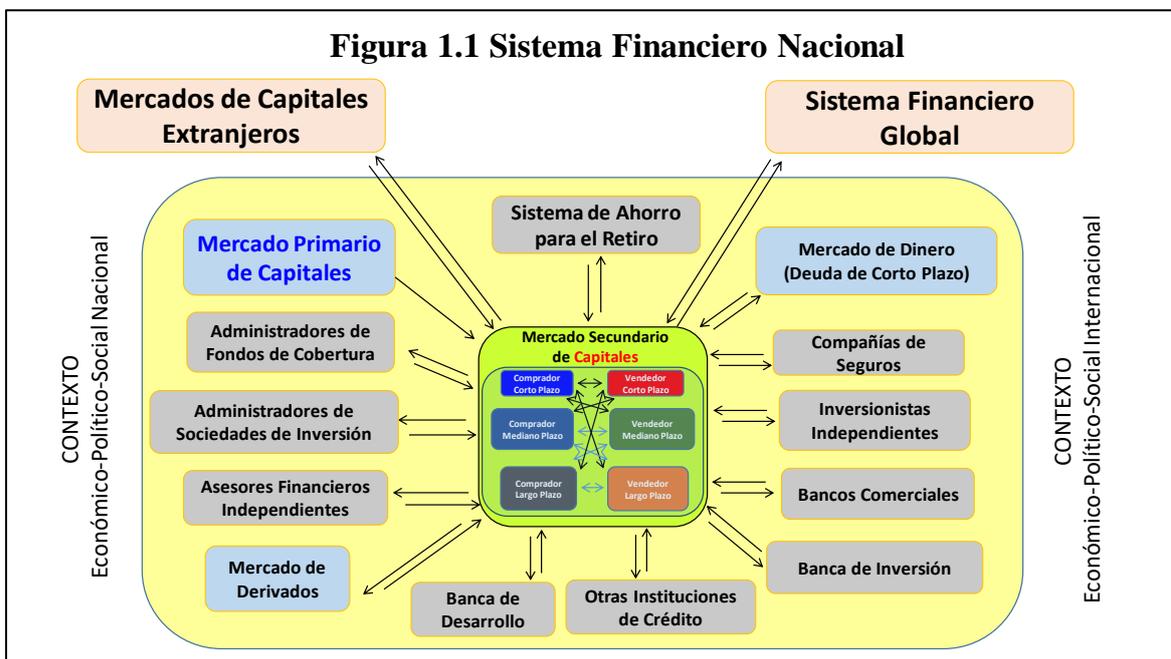


Figura 1.1 Sistema Financiero Nacional. En el interior del cuadrado verde se representa el Mercado Secundario de Capitales con seis grupos de operadores interactuando entre sí: compradores y vendedores de corto, mediano y largo plazo. El contenido del rectángulo amarillo es el Sistema Financiero Nacional. Elaboración propia.

1.3 El Mercado Secundario de Capitales Visto como Sistema

Los sistemas que han sido creados intencionalmente para alcanzar ciertos fines u objetivos generales, como el mercado de capitales, reciben el nombre de *sistemas teleológicos*²⁶ (Rosenblueth, 1943; Ackoff, 1972, 2005). En contraste con estos, hay otro tipo de sistemas, como un cardumen de peces o un panal de abejas. Sistemas que surgen de manera espontánea por razones derivadas de las propiedades que resultan de la interacción natural e inevitable

²³ Se conoce como formador de mercado o especialista bursátil (*market maker*) a un agente intermediario, representante de las casas de bolsa cuya función es facilitar la ordenada operación del mercado a través de darle liquidez. Para ello, se “especializa” en una acción en particular, contribuyendo a la formación del precio de la misma tomando la posición de comprador cuando hay un exceso de oferta en el mercado, o la de vendedor, cuando hay un exceso de demanda, evitando así, distorsiones importantes en los precios.

²⁴ Las instituciones de apoyo de la BMV son principalmente la Asociación Mexicana de Intermediarios Bursátiles (AMIB), SD Indeval, SIF Garban Intercapital, VALMER, Bursatec y ASIGNA.

²⁵ Dos instituciones civiles de importancia en el desarrollo del Sistema Financiero Mexicano y de los “profesionales” en finanzas bursátiles del país son el Instituto Mexicano de Ejecutivos de Finanzas (IMEF) y la Asociación Mexicana de Asesores Independientes de Inversiones AC (AMAI).

²⁶ Del griego, $\tau\epsilon\lambda\epsilon\omicron\varsigma$ =fin y $\lambda\omicron\gamma\iota\alpha$ =estudio. Atribución de una finalidad o propósito a procesos concretos. Para Norbert Wiener un sistema teleológico es aquel creado para un fin.

entre sus partes, más no por actos de voluntad de sus componentes. Estos son llamados *sistemas deterministas*²⁷.

En los sistemas teleológicos, los agentes que los componen individualmente toman decisiones cuando se enfrentan a alternativas entre las que pueden elegir. No obstante, las alternativas posibles siempre estarán confinadas dentro de límites fijados por las reglas del propio sistema y por la naturaleza de los componentes y de la manera en que estos interactúan²⁸.

En los sistemas deterministas no hay elecciones que hacer, ni hay una consciencia que aparente estar operando. Además, en los sistemas deterministas no hay una finalidad, propósito u objetivo que alcanzar, más allá de sobrevivir y perpetuarse²⁹. En estos sistemas no tiene sentido el concepto de voluntad, solo hay reglas que los componentes del sistema siguen *a fortiori* para adaptarse a las condiciones cambiantes del entorno y del interior del propio sistema. De manera notable, a pesar del determinismo de los sistemas no humanos, la expresión fenoménica de sus procesos puede llegar a ser de una riqueza y complejidad exquisitas³⁰.

En ambos tipos de sistemas, deterministas y teleológicos, haya o no objetivos que perseguir (además del objetivo de sobrevivir, común a todos los sistemas) o elecciones que hacer, independientemente de las intenciones particulares de sus componentes, al alcanzar cierto nivel de complejidad suele surgir a nivel local una organización espontánea exenta de control central. Con ella, aparecen las llamadas *propiedades emergentes*. Estas son propiedades nuevas, inexistentes en los componentes individuales, muchas veces no previstas ni aún sospechadas a partir de las propiedades de los componentes antes de que sean integrados en un sistema (Anderson, 1997).

Se puede definir como propiedad emergente a un conjunto de características y patrones de comportamiento de un sistema, reconocibles, recurrentes y regulares, —lo que no implica que sean fáciles de identificar o explicar, aun conociendo las leyes que sustentan su dinámica—. Tal es el caso de las “tendencias” alcistas o bajistas de los precios de las acciones, las exageradas alzas características de las burbujas especulativas, las profundas caídas de los precios observadas durante los *crashes* bursátiles o los recurrentes períodos de alta volatilidad y la leptocurticidad en la densidad de distribución de los rendimientos diarios de los activos financieros.

Debemos insistir en la dificultad de caracterizar y explicar los fenómenos emergentes, sobre todo cuando los elementos del sistema incluyen la capacidad de adaptación o aprendizaje, por elemental que esta sea, como apunta John Holland, padre de los algoritmos genéticos

²⁷ En este contexto, determinista no hace referencia a la posición filosófica de que los eventos son inevitablemente lo que son y que no puede existir otra alternativa como en el pre-determinismo o fatalismo, sino al hecho de que, las condiciones pre-existentes en cada momento resultan en consecuencias obligadas. En esta forma de determinismo llamado causal, las respuestas dadas no dependen de actos de voluntad sino de propiedades fijadas por las leyes naturales que cada componente posee. Un sistema determinista como este, no incluye el libre albedrío ni conduce a ninguna responsabilidad moral. En un sistema determinista, cada estado de un objeto o evento está completamente “determinado” por su estado previo.

²⁸ El enfoque de este trabajo es sólo en los sistemas teleológicos.

²⁹ Es pertinente aclarar que tanto la conciencia de la propia existencia y del lugar que cada ser ocupa en el universo, como el grado de voluntad que se tiene para elegir y el grado de libertad que puede ejercerse son propiedades que todos los seres animados (vivos) poseen en grados diversos y no son expresadas como procesos de todo o nada ni son cualidades exclusivamente humanas.

³⁰ No se pretende insinuar que la adaptación de los sistemas deterministas sea algo simple ya que conseguir alimento, evitar ser presa de depredadores, soportar las inclemencias del tiempo y reproducirse pueden ser una auténtica odisea para un ser tan simple como el paramecio o los tardígrados.

(Holland, 1988, 1992). Un paso crucial para identificar una propiedad emergente como tal es modelar el fenómeno en cuestión para extraer regularidades —observables— de entre muchos detalles irrelevantes —ruido— de los procesos bajo estudio. Cada modelo así creado, se concentra en la descripción de un aspecto seleccionado del mundo, dejando de lado otros aspectos como incidentales³¹.

Hay varias características muy interesantes de los sistemas complejos que son compartidas por el mercado secundario de capitales y sobre las cuales disertaremos en el cuerpo de esta tesis. Entre ellas destaca que a pesar de que cambien los elementos o componentes que los constituyen (inversionistas, casas de bolsa, fondos de inversión, emisoras listadas, etc.), la identidad y el propósito del sistema —el mercado— se mantienen a través del tiempo ya que dichas propiedades no dependen de las partes o elementos constitutivos específicos *per se*, sino de las interconexiones entre las partes que lo forman, lo que determina su *estructura interna*. Al contrario, si las relaciones entre los componentes de un sistema son modificadas, aun permaneciendo constantes los componentes, cambiarán las propiedades e incluso pudiera cambiar la identidad del sistema³².

Otras dos propiedades que discutiremos son la estratificación jerárquica de la organización y la posibilidad de que, a partir de reglas sencillas de operación a nivel local, es decir, a nivel de cada agente o inversionista que toma decisiones, el sistema en su conjunto —el mercado secundario de capitales— es capaz de expresar una enorme complejidad en la que podremos encontrar trayectorias o períodos explicables mediante un régimen basado en la aleatoriedad, intercalados con períodos de claro orden y determinismo, mismos que hemos caracterizado en esta tesis como procesos auto-organizados (Akoff, 2012; Luhmann, 1996).

En la Figura 1.2 se muestra un esquema que representa los procesos hipotéticos que inciden en la toma de decisiones a nivel de un agente inversionista individual quien constituye de hecho, un subsistema componente del sistema general, el mercado secundario de capitales.

Proponemos que, a nivel local, es decir, a nivel de cada agente individual, las decisiones de operación se toman a partir de la información, pero no directamente, como lo propone la hipótesis de eficiencia del mercado³³, sino indirectamente y no solo utilizando la información macroeconómica y microeconómica, sino que se toman en cuenta otros elementos que a continuación esbozamos.

En la Figura 1.2 proponemos que la información utilizada por un inversionista individual puede tener origen exógeno o endógeno. La información exógena tiene dos fuentes principales: procedencia externa al mercado, como lo que propone la teoría convencional, y procedencia interna del mercado (flecha roja curva), la que según la forma débil de la EMH ha sido totalmente incorporada en los precios, por lo tanto, no tiene ningún papel determinante de las futuras fluctuaciones de precios (Fama, 1970). Como se discute más adelante al hablar de bucles de retroalimentación positivos, estamos en contra de la idea de

³¹ Con esto queda implícito que al identificar cierta propiedad o expresión fenoménica de un sistema como emergente se está haciendo un constructo específico.

³² Un caso claramente descriptivo de esto es la diferencia entre un trozo de grafito, un diamante o el fullereno. Las tres son estructuras formadas por uniones regulares de múltiples átomos de carbono, pero la diferencia entre dichas uniones determina propiedades evidentemente muy distintas (ver Fig 3.3, pp 156).

³³ El modelo convencional considera que las variables que entran en las decisiones de inversión pueden reducirse a tres: las preferencias, la información (exógena) y los límites o restricciones presupuestarias. Quizás esto sería un modelo adecuado de cómo se hace la deliberación racional cuando se intenta tomar decisiones si agregamos que los agentes tienen tiempo y capacidad de cómputo ilimitados, lo cual ciertamente no existe. Además, tendríamos que negar que las emociones tengan algún papel en el proceso de toma de decisiones independientemente de la vía racional, lo que ha sido claramente demostrado falso (Schneider, 1977; Damasio, 2015; LeDoux, 1996; Pankseep, 1998; Rolls, 1999; Wolford, 2000).

que el cambio observado en los precios nunca forma parte de la toma de decisiones de los inversionistas. Específicamente, creemos que lo hace durante los períodos en que la fluctuación de precios tiene una forma de comportamiento que identificamos como auto-organizada.

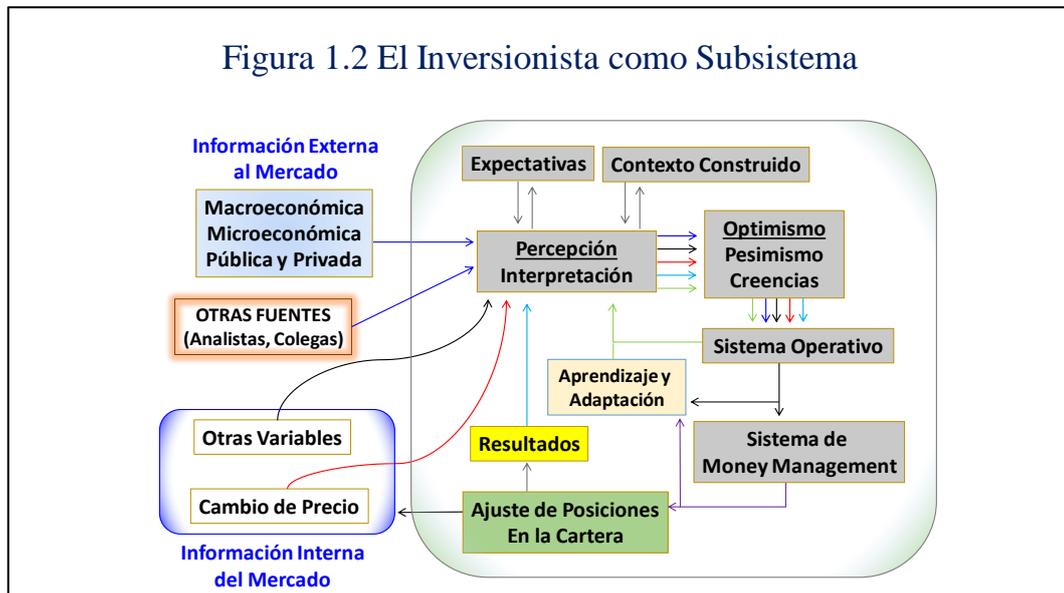


Figura 1.2 El Inversionista como Subsistema. En el interior del cuadrado mayor, en gris, se representan los procesos que se verifican dentro de la mente de un inversionista. Fuera del cuadrado mayor se ha representado la fuente de información externa al mercado y la información interna originada en el propio mercado. Elaboración propia.

Otro posible origen de información relevante que identificamos es endógeno. Este grupo de situaciones deriva, de manera destacada, del estado de resultados obtenidos en el portafolio del inversionista, pero también de aspectos originados en los propios sistemas de toma de decisiones, del sistema operativo y de *money management*, los que condicionan el marco temporal de observación y la percepción e interpretación del resto de la información.

Otros elementos que juegan un papel nada despreciable en la toma de decisiones del inversionista son las consideraciones que se hacen al contrastar la información nueva con las expectativas previas y con la idea que cada agente adopta en cada momento sobre el entorno económico, financiero y político —el contexto—. Podríamos incluir como información endógena aquellos elementos que cada sujeto reconozca como el “costo de oportunidad”³⁴, es decir, aquello que tendría que sacrificar en caso de elegir un curso de acción que comprometa parte de su liquidez³⁵, o incluso la anticipación del dolor que representa pagar por un bien sin obtener un beneficio inmediato (Prelec, 1998; Ariely, 2009).

Antes de tener algún efecto en los precios, la información ha de ser percibida e interpretada por el agente —algo que olvida mencionar el modelo convencional—. Después de ser interpretada, podría tener un impacto en el optimismo o el pesimismo del inversionista con relación al mercado en general o con relación a una posición o alternativa de inversión particular. Por lo tanto, un componente esencial de cualquier operación en el mercado

³⁴ En microeconomía, el costo de oportunidad de hacer una elección es el valor de la mejor alternativa que se sacrifica o a que se renuncia, cuando se escoge otra distinta dada la limitación de recursos disponibles. Esto se presenta cuando las distintas alternativas de elección presentes son mutuamente excluyentes. Suponiendo que se elige la mejor alternativa, el costo de oportunidad es aquél en que se incurre por no poder disfrutar de los beneficios a que se tendría acceso, de haber elegido la segunda mejor alternativa.

³⁵ Liquidez es la cantidad de recursos económicos que se tienen disponibles para su utilización inmediata.

implica un cálculo que puede o no disparar la voluntad de actuar (pagar cierto precio por una acción o vender una acción a cambio de cierto precio), dependiendo de si se alcanza cierto umbral que tentativamente podemos llamar “*de trato hecho*”. Mantener el *estatus quo* probablemente sea la opción por defecto (*default option*) mientras no se supere este umbral.

Finalmente, de ser suficiente el efecto de la información en el sujeto, el nuevo nivel de optimismo o pesimismo se podrá traducir en “instrucciones” para el sistema operativo y para el sistema de *money management*, de manera implícita o explícita.

En la Figura 1.2, proponemos que el sistema de toma de decisiones de un agente individual se compone por las seis áreas que aparecen en recuadros de fondo gris y letra negra: 1) los mecanismos de percepción e interpretación de la información, 2) las expectativas adoptadas previamente y actualizadas con la nueva información, 3) el contexto que se construye en la mente del agente y que puede estar parcialmente explicitado en su sistema operativo, 4) las emociones de optimismo y pesimismo que se tengan sobre el futuro de los precios de diversos activos y las creencias en las que están basados, 5) el propio sistema operativo que comprende ciertos parámetros observables en el entorno (reportes de las empresas, indicadores económicos y financieros, razones financieras, movimientos en los precios, indicadores técnicos, noticias, etc.) o algoritmos de diferente factura y, por último, 6) el sistema de *money management*, es decir, la serie de criterios que determinan o acotan en qué forma se va a asignar el dinero a los diferentes activos en los que se invierte, lo cual está regulado por los métodos y modelos utilizados para evaluar y responder o adaptarse al riesgo y rendimiento esperado de cada situación incluyendo desde luego, la diversificación.

Abundando en el carácter indirecto del efecto de la información en las decisiones de inversión podemos señalar enfáticamente que, en lugar de la supuesta exclusividad de la vía racional del modelo convencional, consideramos que en el mundo real en que vivimos y actuamos, hay otros determinantes importantes en la toma de decisiones, tal vez más importantes incluso que la supuesta racionalidad. Entre ellos destacan: el efecto que tiene la limitación cognitiva y la condición situacional en el momento en que hemos de elegir, los factores socio-culturales (contexto) en el que se desenvuelve cada agente económico y muy destacadamente las emociones de cada agente y su papel en la toma de decisiones (Loewenstein, 2003; Gutnik, 2006; Lerner, 2015; Damasio, 2015).

En los párrafos anteriores hemos mencionado la palabra emociones y aunque parezca anatema cuando se habla de modelos económicos, la volveremos a mencionar después. La nueva disciplina de neuroeconomía está recorriendo el camino que William S. Jevons consideró imposible de remontar cuando dijo hace casi un siglo y medio... *no me atrevo a decir que los hombres tendrán alguna vez los medios de medir directamente los sentimientos del corazón humano. Es a partir de los efectos cuantitativos de los sentimientos que hay que estimar sus cantidades comparativas* (Jevons, 1871).

Aunado a factores racionales y situacionales, los sentimientos y las emociones son componentes clave del comportamiento de los agentes económicos. Sin embargo, sólo podemos conocer directamente el comportamiento observable, no sus causas, por lo tanto, los economistas concluyeron que, si los sentimientos no podían medirse directamente, era

inútil incluirlos en los modelos (Camerer, 2005). En lugar de ello, se han invocado conceptos como utilidad ordinal³⁶ y preferencias reveladas³⁷.

No estamos de acuerdo con esas ideas, por lo que trataremos de demostrar en este trabajo que, en el comportamiento agregado de los participantes del mercado, manifiesto en las fluctuaciones de precios, podemos detectar evidencia no de las emociones o sentimientos individuales sino de una forma de comportamiento colectivo característica claramente diferenciable de una secuencia de procesos aleatorios.

La idea de que para hacer decisiones de inversión nos tomamos el tiempo y dedicamos el esfuerzo para producir una lista de ventajas y desventajas o costos y beneficios para todas las alternativas disponibles para cada decisión que tenemos que tomar y que decidimos en base a un cálculo racional que nos permite identificar aquella alternativa con máximo beneficio, no solo es absurda en cuanto a lo que podemos entender de nuestras propias decisiones y los mecanismos de introspección que podemos hacer, sino que no parecen ser una estrategia ventajosa. Simplemente no tenemos la información necesaria, la habilidad de cómputo, los modelos mentales, ni el tiempo para ello (Zeelenberg, 2008).

En esta tesis no nos hemos concentrado en los procesos que ocurren a nivel individual, sino en el resultado observado en la fluctuación de precios, consecuencia de la interacción de todos los componentes o subsistemas que participan en el mercado de capitales en su conjunto. No obstante, queremos destacar que el enfoque del modelo convencional no sólo es deficiente por ser reduccionista y por pretender que la fluctuación de precios se puede explicar como resultado de las decisiones de un solo agente “representativo”, sino que el agente representativo es artificioso, anacrónico e incompatible con lo que se conoce hoy sobre los procesos de toma de decisiones en condiciones de incertidumbre.

Antes de dejar el tema de los subsistemas e irnos al sistema en su conjunto, haremos una breve descripción de los elementos que constituyen un administrador de inversiones, considerado como aquel nivel intermedio de organización entre el más básico, el del agente individual, y el más alto, el mercado secundario de capitales en su conjunto.

El modelo que presentamos en la Figura 1.3 es el de una hipotética empresa dedicada a la administración de inversiones³⁸ con recursos de terceros. Este sería un nivel intermedio entre el inversionista individual, en la base, y el mercado de capitales nacional en la cima (el sistema). Desde luego que, como se muestra en la Figura 1.4, es posible encontrar otros estratos organizativos intermedios, pero nos parece interesante presentar la manera en que distintos componentes o subsistemas se entrelazan para permitir que el sistema en su conjunto cumpla con sus funciones y sus propósitos.

³⁶ En economía, una función de utilidad ordinal es aquella que representa las preferencias de un agente en la escala ordinal. Esta función propone que sólo es significativo preguntar cual opción es mejor que otra, pero que es irrelevante preguntar cuánto mejor es.

³⁷ La teoría de preferencias reveladas de Paul Samuelson es un método para analizar las elecciones hechas por los individuos y es utilizada para comparar la influencia que tienen las políticas públicas en el comportamiento de los consumidores. Estos modelos asumen que las preferencias de los consumidores pueden ser reveladas por sus hábitos de consumo (Samuelson, 1938; Varian, 2006).

³⁸ Otros nombres que recibe esta forma de organización incluye *asset manager*, gestor de inversiones, gestor de cartera, gestor de riqueza, *investment manager*, *money manager*, *wealth manager*, *family office* o *private banking*. Aunque los términos no son perfectamente intercambiables, todos ellos hacen referencia a la gestión profesional de distintos valores (acciones, bonos y otros títulos) y otros activos financieros (por ejemplo, bienes raíces) patrimonio de los inversionistas, con el fin de cumplir con las metas específicas de inversión en beneficio de aquellos.



Figura 1.3 Administradora de Inversiones como Subsistema. Se propone un modelo hipotético de una administradora de inversiones. En tonos ocre y café se representa el Subsistema. En otros colores se representan otros subsistemas del sistema financiero. En morado se representan otros sistemas del contexto. Elaboración propia.

Se ha representado en colores ocre y café al subsistema que representa la administradora de inversiones. En el centro está la estructura organizacional (óvalo color ocre) cuyas funciones son administrativas y de soporte interno. Estas funciones, junto con los cinco componentes agregados en la base (operación y seguimiento de posiciones, gestión de los portafolios de inversión, atención y comunicación con el cliente, estrategia comercial y de promoción y vigilancia de la conformidad con la norma [*norm compliance*]), constituyen el subsistema dedicado a la administración de inversiones.

Este subsistema interactúa y se apoya con otros subsistemas o componentes del sistema financiero y con sistemas externos al financiero (óvalo morado) para cumplir con sus funciones. En el esquema se anotan otros elementos como las colocaciones primarias de acciones y bonos, otras administradoras de inversiones, los *brokers-dealers* (casas de bolsa) y custodios de valores, los proveedores de precios, el órgano oficial de regulación, vigilancia y supervisión, los valuadores, proveedores de información financiera, económica y del mercado y los analistas del mercado, de las empresas, de la economía, así como los administradores de riesgo. Todo ello, dentro de un contexto más amplio con el que la Administradora de Inversiones interactúa de distintas maneras.

Para ser viable, el mercado y los subsistemas que lo conforman, debe tener mecanismos que operan en él y le confieren la capacidad de responder y adaptarse a cambios internos o a cambios del entorno. Esta capacidad de adaptación a contingencias se da dentro de rangos finitos, es decir, cuando los límites de su capacidad de adaptación son rebasados, el sistema suele ser vulnerable a las perturbaciones, internas o externas, y puede no ser capaz de alcanzar sus objetivos, temporal o definitivamente. En el peor de los casos, ante perturbaciones de magnitud superior a cierto umbral puede llegar a perderse la cohesión del sistema hasta desintegrarse.

En el Capítulo II, Sustento Epistemológico, tocamos los temas de adaptación y memoria en el mercado de capitales; aquí baste decir que la diferencia entre viabilidad y adaptabilidad no es un problema fácil de resolver, pero puede ser muy fértil explorarlo (Glaserfeld, 1981).

Entre las perturbaciones, contingencias o problemas que sufren los mercados podemos citar las burbujas especulativas y los *crashes* o quebrantos bursátiles (*stock market crashes*), ejemplos claros de resultados indeseables, ineficiencias o perversiones derivadas de la conjunción de factores del propio sistema, así como de factores externos a él. Estas fallas suelen tener graves repercusiones y secuelas, tanto dentro del sistema bursátil, al obstaculizar el cumplimiento de sus fines a distintos niveles, como fuera del mismo, en la llamada economía real. Ello podría considerarse un claro ejemplo de los efectos negativos que el mercado bursátil puede tener sobre su entorno, constituido por el sistema financiero en su conjunto.

Antes de revisar los propósitos del sistema financiero, comentamos la Figura 1.4 en la que se esquematiza la idea de la disposición de los componentes de un hipotético mercado global en estratos de organización progresivamente superiores donde los componentes de un estrato forman los subsistemas que integran al estrato inmediatamente superior.



Figura 1.4 Estratos de Organización de los Mercados Financieros. Se propone un modelo en el que se representan estratos sucesivos ascendentes de organización desde el nivel más bajo, formado por inversionistas individuales, hasta el nivel más alto que corresponde al mercado global. Elaboración propia.

Aquí partimos del nivel inferior, representado en este caso por los inversionistas individuales, tanto nacionales como internacionales, seguido por los portafolios de inversión individuales, posiciones de casas de bolsa y posiciones de especialistas. En el siguiente estrato hemos ubicado a las administradoras de inversiones, los *money managers* y la banca de inversión seguidos por los fondos de inversión, los *hedge funds* y los fondos de retiro. Más arriba están las casas de bolsa, seguidas por los mercados locales, los mercados nacionales y el mercado global.

Con toda intención colocamos flechas en dirección ascendente y descendente a ambos extremos del esquema con lo que simbolizamos que el efecto de los eventos de un estrato dado y el estrato contiguo es de ida y vuelta, es decir, que tanto los procesos de un estrato inferior impactan a los procesos del estrato inmediato superior, como los eventos de un estrato superior son retroalimentados a los procesos del estrato inferior, incluso el efecto puede saltar estratos e impactar “a distancia”.

Hemos dado cierto carácter arbitrario a la definición de cada elemento y de cada estrato organizativo. Debe quedar claro que un sistema no es una entidad delimitada de manera natural, sino que es un constructo intelectual, por lo tanto, la decisión de cómo se ha de definir un sistema como objeto de estudio es prerrogativa del investigador, como lo es definir sus límites o contorno y sus subsistemas componentes.

1.3.1 Propósitos del Sistema Financiero

Se ha apuntado aquí que el propósito del mercado de capitales es facilitar a las empresas emisoras hacer acopio de recursos de los inversionistas potenciales mediante la distribución de las acciones, recursos que generalmente son utilizados para financiar su crecimiento y desarrollo³⁹. En este afán, tanto los inversionistas como los intermediarios bursátiles, la bolsa de valores y las instancias que supervisan al sistema buscan hacer una selección cuidadosa de aquellos proyectos que *a priori* parecen tener las mejores posibilidades de éxito. Con ello se propicia el uso eficiente de los recursos en un intento por generar riqueza, lo que potencialmente beneficiará a toda la comunidad.

Este modelo financiero permitió que los Países Bajos alcanzaran el nivel de potencia mundial mediante la creación y fondeo de la VOC, entre otros proyectos, al grado de que a su desarrollo comercial, científico, marítimo-militar y artístico logrado en el siglo XVII se le conoce como la Edad de Oro holandesa (*Gouden Eeuw*).

No se está aseverando que el modelo de mercado de capitales haya sido causa suficiente del “Milagro Holandés”, como llamó a dicho período de florecimiento el historiador K. W. Swart (1969), pero se considera que fue un factor muy importante y un catalizador necesario para que se diera ese crecimiento tan extraordinario a contrapelo con una situación europea plagada de guerras, carencias de todo tipo, dentro de un marco social dislocado y ante una competencia comercial, política y militar muy desfavorables.

Es aceptado por la comunidad financiera que el mercado secundario tiene dos propósitos básicos: El primero es abaratar los costos de financiamiento para las empresas que requieren capital ya que, al permitir que los inversionistas que adquieren las acciones en la colocación primaria se deshagan de ellas cuando así lo juzgan conveniente se reducen las exigencias que tendría que cumplir la empresa para lograr fondearse, exigencias que se incrementarían mucho de no existir dicho mercado secundario. Además, la posibilidad de vender los títulos en el mercado secundario facilita enormemente la tarea de reclutamiento de los inversionistas necesarios para absorber la oferta pública inicial.

El segundo propósito del mercado secundario es hacer una evaluación continua de las empresas dentro del marco de referencia económico siempre cambiante, marco que se construye y actualiza a partir del flujo permanente de información. De este proceso de

³⁹ En México durante el año 2013 se hicieron 18 ofertas públicas de las cuales 14 fueron de nuevas emisoras. Esas 18 ofertas lograron reunir una aportación de \$159.97 millones de pesos. Las empresas emisoras incluyen Cultiba, Sanborns, Fibra Inn, Fibra Terra, Ienova, Hoteles City Express, OHL México, Grupo Aeroportuario del Centro Norte (OMA), Grupo Financiero Banorte, Fibra Shop, Volaris, Fibra Danhos, Grupo Lala y Grupo Financiero Interacciones. Lala logró colocar \$14.05 millones de pesos.

En 2014 se realizaron cinco ofertas accionarias en el mercado primario de capitales recabándose \$23.03 millones de pesos. Hubo dos nuevos listados: Hotel y Agua, y cinco Fibras, por un monto adicional de \$53.76 millones de pesos para un total entre acciones y Fibras de \$76.82 millones de pesos.

En 2015 (hasta el 30 de septiembre) el acopio de fondos, sólo en acciones, ha sido de \$31.76 millones de pesos en 6 colocaciones. En la colocación de una Fibra se recabaron \$1.50 millones de pesos.

evaluación deviene el valor del capital que los inversionistas han asignado a cada uno de los instrumentos financieros que manejan.

El efecto observable más conspicuo, interesante e intrigante, que resulta de la conjunción de todos los factores, elementos, componentes y procesos del sistema, es el cambio en los precios de los activos en el mercado secundario de capitales. El estudio de dichas fluctuaciones en los precios, es el asunto toral de esta tesis.

Para describir, modelar y explicar las fluctuaciones de precios en el mercado secundario de valores se debe tomar en cuenta que además de las funciones y propósitos del sistema bursátil en su conjunto, cada uno de los componentes o participantes que constituyen al sistema, así como grupos o subconjuntos de agentes, tiene objetivos propios que pueden entrar en conflicto entre ellos. De esto derivan conductas competitivas y cooperativas diversas que, proponemos, deben ser evidentes en las fluctuaciones de los precios. Más aún, los propósitos de los agentes pueden entrar en conflicto con los propósitos del sistema en su conjunto y de esa forma podrían entorpecer su funcionamiento, trastocar su estabilidad y obstaculizar el logro de sus propósitos generales.

Específicamente, en esta tesis se busca diseñar una metodología sistémica que permita caracterizar, modelar y acaso en grados modestos, predecir la dinámica de fluctuaciones de precios en el mercado de capitales para derivar de ello las normas bajo las cuales debe construirse un portafolio de inversión que además de ser eficiente en riesgo y rendimiento tome en cuenta los patrones de emergencia evidentes en los precios.

Antes de concluir este segmento, haremos la siguiente aclaración: se asume que los servicios financieros, parte del capitalismo de mercado, son tan importantes para la sociedad como lo son otros productos y servicios industriales, educativos, de transporte, de salud o agropecuarios. Los servicios financieros son útiles, son complejos y son riesgosos, tanto para los usuarios como para los empresarios y operarios que los prestan. Se propone que las finanzas no son *per se* moralmente inferiores a otras actividades empresariales⁴⁰. Eso no quiere decir que no pueden llegar a distorsionarse por un mal diseño, mermar su calidad por una regulación defectuosa e insuficiente o corromperse y pervertirse mediante el abuso. Cualquier actividad empresarial o gubernamental puede corromperse o distorsionarse. ¡Hasta el deporte profesional, las ONG y el arte, suelen hacerlo!

Tristemente, la evidencia de las consecuencias negativas generadas por el capitalismo de mercado es abrumadora, tanto en la literatura académica como en la prensa y los reportes novelados (Attali, 2004; Lo, 2012; Rider, 2009; Lowenstein, 2000; Lewis, 1990). Sin embargo, no es difícil detectar en el funcionamiento correcto de los sistemas humanos, cuando así ocurre, que prácticamente cualquier gran proyecto que se elija como ejemplo necesitó ser financiado por un sistema increíblemente complejo e indispensable. Podemos enumerar aquí el “Plan Marshall” implementado por el gobierno estadounidense para apoyar a los países europeos a su reconstrucción tras la II Guerra Mundial, la creación de un servicio de sanidad nacional, la construcción de la red carretera o ferroviaria de cualquier país, la erradicación de la viruela por la Organización Mundial de la Salud y la construcción de cualquier cantidad de puentes, puertos marítimos, refinerías o proyectos de infraestructura pública o privada.

Quizás, así como “se ha luchado” a lo largo de los últimos siglos por separar la religión del estado, deberá considerarse una separación similar entre el Estado y las empresas. Resulta

⁴⁰ No estamos insinuando que alguien nos ha dicho que las finanzas son una actividad fraudulenta para robarse el dinero de los demás y que el mercado de capitales es una estafa organizada por criminales. Bueno, no nos lo han dicho exactamente así. No recientemente (al menos no en la última semana).

claro, al estudiar la dinámica existente entre la elite gobernante, los legisladores, los jueces y la elite industrial de cualquier país occidental, que esa promiscuidad Estado/empresa puede tener consecuencias desastrosas. Ejemplos históricos como la decadencia de VOC y del gobierno neerlandés de finales del siglo XVIII, demuestran que los intereses de los corporativos empresariales, como los de la autoridad política, eventualmente van en contra de los intereses del pueblo y del estado, a pesar de que, por algún tiempo, hubieran parecido ser compatibles.

La realidad es que la industria, el comercio y los gobiernos responsables trabajan persiguiendo objetivos distintos y para el beneficio de diferentes agentes. No hay duda que la actividad empresarial y comercial son vitales para que prosperen las comunidades, por lo tanto, son recursos primarios de la sociedad, pero deben operar bajo la supervisión y control político de la sociedad erigida en gobierno, en vez de ocasionar que la sociedad sea sierva de los corporativos empresariales y las elites políticas, como parece ser el caso desde hace más de un siglo (Brown, 2009).

Parafraseando a Summers, aseveramos que el efecto que tienen las decisiones financieras en la vida de los ciudadanos y en el desempeño satisfactorio de la economía es demasiado importante para dejarlas enteramente en manos de los financieros (Summers, 2013).

1.4 Las Crisis Financieras

A pesar de los mejores esfuerzos de la sociedad organizada, las crisis financieras, los *crashes* bursátiles y los períodos de recesión económica son recurrentes⁴¹. Los inversionistas experimentan la frustración que resulta de observar cómo los métodos que previamente habían servido para construir un portafolio de inversión, productivo y de bajo riesgo, súbitamente y sin aviso previo dejan de funcionar y a mayor o menor velocidad, son dilapidados por picos de volatilidad y devastados por un comportamiento inesperado de los precios, de lo que suelen resultar graves pérdidas, no obstante la mejor de las voluntades y, queremos creer, las más pulcras y consistentes prácticas profesionales (Fisher, 1932).

Peor aún, existe el temor, bien fundamentado de que, dada la creciente complejidad del sistema financiero mundial, las crisis serán cada vez más profundas, más frecuentes y más generalizadas. La mayor complejidad deriva de múltiples factores dentro de los que destacan la mayor conectividad y dependencia entre las entidades que conforman el sistema, la mayor dificultad para entender y regular el uso de los productos financieros novedosos y su mayor potencia de palanca, la mucho mayor velocidad de los cambios en el sistema y en su contexto y la consecuente incapacidad de adaptación de los subsistemas a dichos cambios.

La creciente globalización de la actividad económica de producción, distribución y consumo, y la profundización de las diferencias entre los que tienen en exceso y los que no tienen suficiente para llevar una vida humana digna, crean una tensión inherentemente inestable.

El término mismo “globalización” es engañoso, ya que no representa lo mismo para todo el mundo pues las condiciones existenciales de poblaciones enteras o de los distintos segmentos de cada población son diferentes. Lo que parece ser globalización para algunos significa localización para otros; lo que señala una forma nueva de liberación para unos, cae sobre muchos otros como un destino cruel no bienvenido. La movilidad de las familias asciende al rango de los valores supremos y la libertad de movimiento, un recurso permanentemente

⁴¹ Según Wikipedia (http://en.wikipedia.org/wiki/List_of_economic_crises, consultado el 31 de diciembre de 2013), tan solo en los siglos XIX y XX ha habido 29 distintas crisis económicas graves.

escaso y asimétricamente distribuido, pronto se convierte en el factor más importante para estratificar a la sociedad (Bauman, 1998).

A muchos nos gustaría erradicar la pobreza y el hambre, así como a la cohorte de calamidades que acompañan a la miseria: la falta de educación y de servicios de salud, la alta vulnerabilidad a cualquier contingencia desfavorable, la desdichada calidad de vida que la caracteriza, la desesperanza y la inexistencia de un futuro mejor. Tristemente, sin cambios estructurales de fondo en el papel de los gobiernos dentro de cada Estado-nación, en las formas de producción y consumo, en los mecanismos de repartición de la riqueza generada con bienes y con el esfuerzo de comunidades enteras, los diligentes y bien intencionados esfuerzos, los grandes talentos consagrados a dichos fines y los inmensos recursos invertidos en ello, han sido hasta ahora muy insatisfactorios en sus alcances. Incluso nos atrevemos a proponer que el modelo económico convencional, sobre todo en su insistencia en la racionalidad de los agentes y en la capacidad infalible de auto-regulación del sistema, ha sido promotor de estas anomalías (Sornette, 1997).

Es innegable que abatir el desempleo, mejorar la calidad de vida de los más vulnerables, implementar sistemas de justicia equitativos, revertir la degradación del medio ambiente y evitar las guerras, son objetivos altamente deseables desde una visión humanitaria y ecológicamente consciente. Desgraciadamente, nada de ello podrá lograrse sin un ambiente de estabilidad política, social, económica y financiera, mismo que no se alcanzará sin tener modelos apropiados del funcionamiento de dichos fenómenos, lo cual permitiría elaborar las políticas económicas y financieras adecuadas y asignar los recursos y los esfuerzos de la manera más efectiva y eficiente posible.

La historia de los tropiezos de los mercados comienza prácticamente en la cuna del mercantilismo con la llamada *tulipomanía*, ocurrida en Ámsterdam en el año 1637 y seguida en 1720 por las *South Sea Bubble* en Gran Bretaña y la *Mississippi Bubble* en Francia en el mismo año (Mackay, 1841; Chancellor, 1999; Goldgar, 2008). Este fenómeno bursátil continúa apareciendo de manera recurrente (Kindleberger, 2005) hasta la más reciente crisis, ocurrida entre los años 2007 y 2009, cuyas secuelas siguen desarrollándose al momento de redactar esta tesis⁴².

Hemos considerado relevante hacer aquí una descripción de esta última crisis con mayor detalle, con el propósito de resaltar el inconmensurable grado de complejidad del sistema financiero global y de los mecanismos que pueden desencadenarse para generar perturbaciones de la magnitud observada entonces.

Esta última debacle tuvo como epicentro los Estados Unidos de América, el país más poderoso y con la economía más grande y dinámica del mundo. Se diseminó primero a los países desarrollados de Europa, los más integrados desde el punto de vista financiero, pero finalmente envolvió a todo el orbe.

Las raíces más largas del fenómeno llegan hasta los *Baby Boomers*⁴³ y su deseo de alcanzar el *American Dream* en la versión de los 70s y 80s, cuya expresión social indispensable

⁴² Curiosamente, en la misma cita, Kindleberger (2005) menciona que en el cuarto de siglo que va de 1945 a 1971, no hubo ninguna crisis bancaria en el mundo, excepto en Brasil en 1962. Tanto antes como después, esas crisis son una característica de la vida económica. A ese respecto, F. Allen y C. Gale dan una interpretación convincente de por qué durante los primeros 25 años después de la II Guerra Mundial no hubo crisis: todo el mundo reconoció la necesidad de una estricta regulación. La intervención del gobierno produjo una economía más estable (Allen, 2007).

⁴³ *Baby Boomers* es una expresión que hace referencia al repunte extraordinario en las tasas de natalidad de personas que nacieron durante los años posteriores a la II Guerra Mundial, entre los años 1945 y 1965. Principalmente se dio en Estados Unidos, Canadá, Australia y Nueva Zelanda.

consistía en tener casa propia. Con ese antecedente como semilla, la crisis brotó en la última década del siglo XX nutriéndose con las políticas monetarias laxas establecidas entonces y con diversos programas gubernamentales estadounidenses —como la *National Homeownership Strategy* del Presidente Bill Clinton— que surgieron intentando aumentar el porcentaje de familias que poseían su propia casa.

Con el fin de incluir estratos económicamente débiles de la sociedad en el programa de adquisición de casa propia, sin duda un buen propósito per sé, se diseñaron leyes e instituciones, como la *Resolution Trust Corporation*, que facilitaron el otorgamiento de préstamos a deudores progresivamente menos solventes —algo bastante delicado—, y se crearon organismos de supervisión como la OFHEO (*Office of Federal Housing Enterprise Oversight*), que se desempeñaron con notoria debilidad y nulo poder coercitivo. Cuando los directivos de esta institución intentaron advertir de los riesgos del programa, débilmente estructurado y laxamente implementado, fueron tildados de “*anti-home-ownership*” (antagónica a los nuevos propietarios de casas).

Ciertamente, se estaba prestando dinero a un sector de la población que de otra manera nunca sería capaz de tener una casa⁴⁴. Desafortunadamente, este ángulo hizo que se politizaran las decisiones. Se presionó para que la vigilancia del proceso fuera muy suave⁴⁵ ya que, si se coartaba la libertad de las hipotecarias que hacían prestamos *sub-prime*, los primeros afectados serían aquellos a quienes el gobierno pretendía apoyar.

Bajo esta visión, se fue borrando poco a poco la línea que separaba las prácticas legítimas si bien laxas, de las prácticas dudosas y probablemente ilegales. Al mismo tiempo la flexibilidad en la aplicación de las normas para otorgar el crédito fue aumentando, y la crítica que advertía de los peligros incurridos fue acallada. Incluso se llegó al extremo de argumentar que un enganche del 20% del valor de una casa era ¡inaceptable por excesivo!

Otros factores contribuyentes a la crisis fueron el estímulo desmedido al crédito, la desregulación financiera y bancaria, las bajas tasas de interés hipotecario (la tasa diferencial para casas), el exceso de liquidez y la operación de tres empresas estadounidenses que son parcialmente gubernamentales, parcialmente privadas, dedicadas al negocio hipotecario: Fannie Mae (Federal National Mortgage Association o FNMA), que nació en la época de la Gran Depresión; y sus brotes sesenteros: Ginnie Mae (Government National Mortgage Association o GNMA) y Freddie Mac (Federal Home Loan Mortgage Corporation o FHLMC). Curiosamente, estas tres empresas cuasi gubernamentales llamadas GSEs (*government-sponsored enterprises*) y no Wall Street fueron las primeras en bursatilizar hipotecas, por lo tanto, son las creadoras de las primeras *mortgage-backed securities* o MBS, aunque en ese caso, se trató de hipotecas convencionales las cuales garantizaban tanto el principal como los intereses⁴⁶.

⁴⁴ En este grupo se encontraban los habitantes de vecindarios pobres, minorías, inmigrantes, negros e hispanos, madres solteras y muchos desfavorecidos por el sistema.

⁴⁵ En 1997 el Sr. Gordon Brown, Primer Ministro de Inglaterra, prometió que habría “*soft-touch o light-touch regulation*” en la operación de las grandes empresas financieras de la City de Londres, lo que podemos traducir como “regulación de toque ligero o de toque suave”, modelo que en la práctica hace referencia a una gran tolerancia ante la incompetencia o rasgos de los banqueros, bajo el supuesto falso de que el capitalismo de mercado era capaz de auto-regularse efectivamente y de que los creadores de riqueza, banqueros y empresarios incluidos, serían capaces de generar una derrama económica que beneficiaría a todos. Esta es una de las principales razones que hizo caer a Northern Rock, mencionada más adelante.

⁴⁶ Tal vez uno de los factores que dio tanto poder a las GSEs es su rol como empresas cuya ventaja competitiva estaba fundada en una garantía (que el gobierno le daría respaldo financiero en caso necesario) que no estaba escrita en ningún lado y que nadie podría decir con seguridad si existía. Sin embargo, en ello basaron Fannie Mae y Freddie Mac su dominio del mercado hipotecario y su libertad de acción.

Para que el negocio hipotecario creciera en grande, era necesaria la conjunción de varios ingredientes entre los que podemos destacar: a) Un entorno de gran laxitud reglamentaria, b) tolerancia o negación de los riesgos crediticios en que se incurría, c) bajas tasas de interés, d) crecimiento sostenido del precio de las casas y 4) un enérgico programa político de estímulo a la vivienda para grupos desfavorecidos.

Cuando esta mezcla se dio, fue posible que Wall Street estuviera dispuesto a comprar y bursatilizar hipotecas de tan mala calidad que Fannie Mae y Freddie Mac no se atreverían a tocarlas. Hipotecas que habían sido otorgadas a personas con una probabilidad de morosidad mucho mayor que los dueños de casas de clase media tradicionales a los que Fannie y Freddie apoyaban.

El problema se puso a punto en el mes de julio de 2006 cuando, según el índice *S&P/Case-Shiller 20-City Composite Home Price Index*⁴⁷, se detuvo el ascenso de los precios de las casas en Estados Unidos. La eclosión se dio en el otoño de 2007 cuando se hizo evidente una caída desenfundada en la venta de casas existentes (*US Existing Home Sales Report*⁴⁸) a pesar de un descenso progresivo y acelerado en sus precios (Figura 1.5). Ello provocó la insolvencia de los deudores hipotecarios, quienes viendo que el monto de su deuda superaba el valor comercial de su casa dejaron de pagar sus créditos hipotecarios *sub-prime*. El daño fue endosado a las agencias hipotecarias y de ahí corrió como reguero de pólvora, a través de los paquetes de hipotecas bursatilizadas, alcanzando todos los rincones del mundo donde se había diseminado su “veneno”.

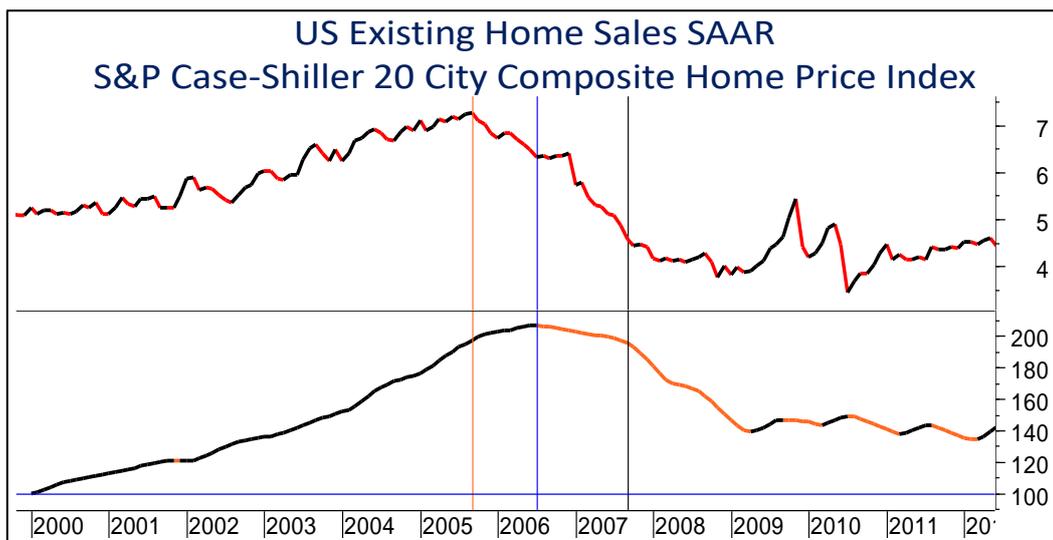


Figura 1.5 *US Existing Home Sales Report* (trazo superior) y *S&P/Case-Shiller 20-City Composite Home Price Index* (trazo inferior). Las tres líneas verticales marcan el pico máximo en venta de casas usadas (en rojo, 30-sep-2005), el pico máximo en el ascenso de precios de casas (en azul, 31-jul-2006) y el punto en que se acelera la caída en el precio de las casas (en negro, 30-sep-2007). Fuente: Elaboración propia con datos de Bloomberg.

En contra de lo que aseguraba la propaganda gubernamental en ese momento (principios del 2007), la crisis no pudo contenerse dentro del mercado hipotecario, sino que se infiltró primero a otros mercados de crédito del EEUU, como las hipotecas de alta calidad y progresivamente contaminó al crédito bancario comercial y empresarial, a las tarjetas de

⁴⁷ *S&P/Case-Shiller 20-City Composite Home Price Index* mide el valor de bienes raíces de tipo residencial en 20 áreas metropolitanas de EEUU.

⁴⁸ *US Existing Home Sales Report* es un reporte mensual del número de casas existentes que se vendieron durante el mes en cuestión. El dato es colectado y reportado por la *National Association of Realtors* y es un reflejo de la demanda agregada por parte de los consumidores.

crédito, los préstamos para automóviles, créditos educativos, bonos corporativos e incluso se infiltró en el sanctasanctorum de los bonos soberanos. El choque observado inicialmente en la demanda y después en la oferta de bienes y servicios transnacionales ocasionó graves distorsiones en los mercados cambiarios y este frente progresivo de daño terminó afectando gravemente a la totalidad del sistema financiero mundial.

1.4.1 Principales Factores en la Crisis del 2008

El primer factor determinante de la crisis surgió en el año 2006 tras el descenso y colapso de los estándares para el otorgamiento de créditos hipotecarios *sub-prime*. Sin embargo, simultáneamente se había tejido una trampa gordiana resultante de la agregación de muchos factores que a continuación comentamos y que hicieron que el proceso disruptivo fuera imparable (Shiller, 2008).

En forma muy esquemática el fenómeno evolucionó de la siguiente manera: Para que el mercado de los créditos de baja calidad pudiera prosperar fue creado un sistema bancario que ha dado por llamarse “de sombra” (*shadow banking*) en el cual los créditos hipotecarios fueron bursatilizados (*mortgage securitization*), es decir, fueron colocados en el mercado de capitales como *Mortgage Backed Securities (MBS)*. Estos MBS se empaquetaron junto con otros instrumentos bursátiles respaldados por activos (*Asset-Backed Securities* o *ABS*) como bonos corporativos, con lo que se generaron nuevos instrumentos estructurados denominados *Collateralized Debt Obligations (CDO)*.

Tradicionalmente, el negocio de las hipotecas había sido exclusivo de la banca y de las cajas de ahorro (*Savings & Loans*). Para prestar dinero a los solicitantes de una hipoteca estas empresas obtenían fondos de los ahorradores. Este grupo de “prestamistas” era entonces (antes de los 90s) muy conservador y sólo otorgaba créditos hipotecarios bajo condiciones muy claras de calidad crediticia y tras el depósito de un enganche equivalente cuando menos al 20% del valor de la propiedad.

La bursatilización de los CDOs cambió radicalmente el modelo de negocio. Ahora, el fondeo para el préstamo se hacía en el mercado de capitales, lo que significaba que podían crearse muchas formas distintas de compañías hipotecarias. Además, si se sabía vender la idea al inversionista convencional, por este camino habría una fuente de liquidez prácticamente inagotable.

El proceso de empaquetamiento llamado *tranching* (fragmentación o segmentación en tramos), consiste en repartir el riesgo del producto estructurado entre diversos instrumentos. Esto tuvo que hacerse para que los CDOs, de por sí con una calidad crediticia bastante dudosa, fueran aceptados por un amplio grupo de inversionistas. La fragmentación permitió crear lo que se llamó *stripped securities* o activos desmantelados. Por ejemplo, una parte sólo pagaba tasas de interés, otra sólo reembolsaba el principal, de modo que si cayeran las tasas y todo mundo decidiera refinanciar su hipoteca, el segmento que generaba sólo tasas de interés perdería todo su valor. Por otro lado, si las tasas aumentaran, los inversionistas tendrían ganancias muy atractivas⁴⁹ (McLean, 2010).

Los paquetes formados mediante el mecanismo de *trenching* tenían cientos y hasta miles de hipotecas con distintas fechas de vencimiento y tamaño. Peor aún, cada uno de los

⁴⁹ Podríamos explicar esto como un proceso en el cual se construyen paquetes de auto-partes en las que se incluyen refacciones de buena calidad con otras de muy mala calidad (de hecho, inútiles) y se venden por un precio mayor que la suma de todas las partes. En un esquema así ganaría mucho dinero quien hace los paquetes (Banca de Inversión) y también quien los comercializa (Wall Street) y los pasa de mano en mano a los consumidores finales (sistema financiero global).

componentes del paquete tenía diferente calidad crediticia (distinto nivel de riesgo) y distintas propiedades financieras, todas muy difíciles de entender y de valorar. Por ello, en esta fase fue indispensable que entraran al juego, como cómplices, las agencias calificadoras del crédito, mismas que hasta entonces sólo se habían dedicado a calificar bonos corporativos y gubernamentales. El propósito era que, aunque los inversionistas potenciales o los analistas no muy sofisticados, no pudieran entender el nivel de riesgo de un paquete de activos tan variado y extraño como ese, fácilmente podrían entender la calificación de Moody's, de Fitch o de Standard & Poor's, a las que estaban acostumbrados y en las que confiaban ciegamente.

Para las agencias, la tarea de calificar estos activos representó un buen negocio secundario muy lucrativo, especialmente si se lograba hacer cercear el volumen de operación. En esa actividad cometieron errores crasos, si no es que actos claros de deshonestidad, asignando calificación AAA⁵⁰ a los CDOs contaminados con productos "tóxicos", lo que los hizo elegibles incluso para ser adquiridos por los grupos más conservadores, con aversión al riesgo, o con candados en sus políticas de inversión, como los fondos de pensión (Barnett-Hart, 2009; Utzig, 2010).

Las principales empresas dedicadas al negocio de las hipotecas *sub-prime* fueron Countrywide, Long Beach Mortgage y su filial, Ameriquest, Guardian Savings & Loans, Quality Mortgage, Amresco, First Plus Financial, First Alliance, Money Store, Cityscape, Aames, New Century, Option One, y H&R Block. Era un negocio de alto riesgo, pero también de muy altos rendimientos, manejado por sujetos poco preocupados por no doblar las reglas del juego si podían embolsarse un rico botín.

De 1994 a 1999 el número de préstamos hechos por compañías que se autodenominaban prestamistas *sub-prime* aumentó alrededor de 6 veces, de 138,000 a 856,000, de acuerdo con datos de la Reserva Federal. Durante la misma época, el monto de dinero originado en las hipotecas *sub-prime* casi se quintuplicó, de \$35,000 millones USD a \$160,000 millones USD, hasta representar el 13% de todas las nuevas hipotecas generadas.

Para evitar la regulación, los bancos organizaron entidades afiliadas que quedaban fuera de su hoja de balance. Ahí surgió un tipo de derivados financieros del mostrador (*OTC Derivatives*) llamados *Structured Investment Vehicles* (SIV) que salían del ámbito de control de la SEC (*Securities and Exchange Commission*) y de la FED (*Federal Reserve Bank*).

Al incorporarse las entidades aseguradoras a la red de la nueva especie de hipotecarias se confeccionaron nuevos instrumentos *ad hoc* para proteger a los tenedores de los productos estructurados contra el riesgo de no pago, lo que además permitió mejorar su calificación crediticia. Así surgió un nuevo tipo de instrumentos derivados llamados *Credit Default Swaps* (CDS), los cuales, junto con la calificación AAA otorgada por las agencias, permitieron generar entre los inversionistas la sensación de que estos productos eran de bajo riesgo de (ciertamente falsa, como lo demostraría la historia). Con ello aceleraron exponencialmente la expansión de este mercado, sus ganancias y el peligro de una catástrofe (Villagómez, 2011).

Aunado a esto, por parte de las instituciones gubernamentales hubo errores en la regulación y en la supervisión financiera. Las bajas tasas de interés motivaron la solicitud excesiva de

⁵⁰ Las agencias calificadoras de la calidad del crédito de entidades emisoras de títulos de deuda son un oligopolio constituido por Moody's Investors Service, Standard & Poor's y Fitch Ratings. Ellas tres controlan aproximadamente el 95% del negocio de la calificación del crédito a nivel mundial. La calificación AAA se otorga a aquellas emisiones con mejor solvencia. Trágicamente, cientos de miles de millones de dólares de activos con la calificación AAA (supuestamente seguros y comparables con los bonos del Tesoro Estadounidense), fueron degradados a bonos chatarra y una gran proporción de ellos cayeron en impago durante 2008 y 2009.

crédito de todo tipo y a todo nivel (y siguen haciéndolo hasta ahora, aunque hay mayor control). Un factor agregado que potenció el crecimiento de los eslabones tóxicos de este rompecabezas (hipotecas *sub-prime*, MBS, CDOs, SIVs y CDS) fueron los estrafalarios planes de estímulo de desempeño ofrecidos a los banqueros y directivos de las hipotecarias, las aseguradoras, las agencias calificadoras y todos los que participaron en el negocio. Ello propició que se aceptaran operaciones excesivamente riesgosas con apalancamientos en créditos otorgados por capital de respaldo que superaron el 30:1.

La falta de transparencia del sistema dejó muchos huecos que fueron aprovechados creativamente por la banca para lucrar en forma desmedida. Finalmente sucedió lo inevitable; primero el colapso sistémico de la rendición de cuentas y de la ética en las finanzas. Después la falla dramática en la dirección corporativa y por último, el desorden en la forma de medir y manejar los riesgos en muchas instituciones financieras. En menos de dos años se evaporaron \$17,000,000,000,000 dólares del patrimonio de los hogares estadounidenses, sin contar lo que sucedió en el resto del mundo, especialmente en la llamada “periferia” de la eurozona y en los países en desarrollo, donde la crisis de caída de precios en materias primas, ha generado retrocesos importantes y desaparición de muchos programas gubernamentales de asistencia social (FCIR, 2011).

1.4.2. Manifestaciones de la Crisis del 2008

La primera señal clara de que algo andaba muy mal se presentó el 9 de agosto de 2007: la oficina de Londres del banco francés BNP Paribas se declaró en estado de iliquidez total tras el retiro masivo de fondos de tres de sus *hedge funds*⁵¹ más grandes. Entonces no se le dio importancia a otro evento ocurrido un mes antes; en julio de 2007, cuando el banco alemán IKB Deutsche Industriebank anunció que había sido seriamente afectado por la crisis *sub-prime* de Estados Unidos ya que uno de sus instrumentos estructurados, el *Rhinebridge*, estaba fuertemente invertido en MBS.

El 16 de agosto del mismo año, la norteamericana Countrywide Financial, encargada de fondear al 20% del crédito hipotecario del país, advirtió de su falta de liquidez, lo que desencadenaría una cascada de calamidades al final de la cual la firma tendría que ser adquirida por Bank of America.

El 26 de agosto del mismo 2007, el danés Roskilde Bank fue nacionalizado por razones similares. El 28 de septiembre, NetBank, pionera de la industria bancaria por internet en EEUU, fue liquidada por la *Office of Thrift Supervision* (OTS), encargada de vigilar la operación de las cajas de ahorro. Previamente NetBank había recibido varias llamadas de atención del órgano supervisor del Nasdaq Stock Market, en el que estaba listada, por no hacer sus reportes trimestrales en tiempo y forma. Su operación se había hecho imposible dada la grave disrupción de los mercados de deuda y divisas.

A partir de entonces el conflicto entraba en una fase de despeñe acelerado. El 22 de febrero del 2008 el banco británico Northern Rock, líder en la creación de MBS, tuvo que ser nacionalizado al no poder pagar sus deudas dada la congelación del mercado de dichos instrumentos. El 13 de marzo de 2008 el banco Bear Stearns se declaró en quiebra por razones

⁵¹ *Hedge fund* o Fondo de cobertura, es el nombre genérico dado desde los 40s a una forma de operar fondos de inversión (no necesariamente son de cobertura) que se diferencian de otras formas convencionales como los *Mutual funds* por estar menos regulados, por tener gran libertad para aplicar estrategias de inversión fuertemente especulativas, por la forma en que los administradores del fondo cobran comisiones por desempeño a los inversionistas, y por la prohibición que existe de que sean promovidos entre los potenciales inversionistas en forma pública.

similares. Dos días después, apoyado por la FED, JP Morgan Chase lo adquirió por el 10% de su valor de mercado.

Es importante advertir que además de los Estados Unidos de América, durante este período también tuvieron burbujas inmobiliarias y padecieron rupturas financieras el Reino Unido, Australia, Italia, Países Bajos, Dinamarca, Irlanda, Islandia, Canadá, Alemania, China, Japón, Turquía, Filipinas, Nueva Zelanda y de forma destacada, Portugal y España, en donde los precios de las casas aumentaron casi 90% entre 2002 y 2007.^{52,53} No obstante, sólo en el mercado hipotecario de Estados Unidos se involucraron los deudores llamados NINJA (*no income, no job, no assets*⁵⁴) cuyo otorgamiento del crédito, a pesar de ser evidentemente no aptos para él, se basaba exclusivamente en la expectativa de que los precios de las casas que estaban adquiriendo continuarían aumentando.

En junio de 2008 la cooperativa financiera británica Catholic Building Society fue adquirida por Chelsea Building Society tras declararse en insolvencia. Un mes después, Banco Santander adquirió el banco hipotecario inglés Alliance & Leicester por razones similares. El 8 de septiembre de 2008 cayeron dos constructoras británicas más: Derbyshire Building Society y Cheshire Building Society. Ambas fueron absorbidas por una entidad más grande y aún solvente, la Nationwide Building Society.

Las dos hipotecarias públicas/privadas más grandes de EEUU, Fannie Mae y Freddie Mac, sintieron la presión desde el 2º trimestre del año 2007 cuando las tasas anuales ascendieron hasta alcanzar en el mes de junio niveles de 4.59%, 5.25% y 5.36% para los bonos de 13 semanas, 10 años y 30 años respectivamente (Figura 1.6). La cartera de deuda de estas hipotecarias ascendía a \$6,000,000 millones de dólares (seis millones de millones). Acerbamente, una buena parte de ella consistía en créditos *sub-prime*.

El 7 de septiembre de 2008, James Lockhart, director de la *Federal Housing Finance Agency* (FHFA), la autoridad gubernamental bajo la cual operaban FNMA y FHLMC, anunció que ambas empresas serían tomadas por la FHFA. Sus finanzas pasaron a depender del Departamento del Tesoro de los EEUU. De esta forma, se nacionalizaban pérdidas monstruosas que se repartían entre los ciudadanos “de a pie”. Las enormes compensaciones se las habían llevado los directivos de los bancos y aseguradoras y se las seguirían llevando una vez ejercidos los monstruosos programas de rescate (*bailouts*).

El 14 de septiembre del 2008, Bank of America adquirió Merrill Lynch, debido a su insolvencia, por \$50,000 millones de dólares. La consecuente devaluación de los CDS (*Credit Default Swaps*) que debían proteger a los tenedores de las hipotecas *sub-prime*, generó más incertidumbre y temor y desembocó en una nueva cascada de quiebras, dando la impresión de que la avalancha no se detendría y que podría arrasarse con todo el sistema financiero global.

⁵² En su libro *Irrational Exuberance*, Robert Shiller muestra que, ajustado por inflación, el incremento en el precio de las casas en EEUU fue de 0.4% por año de 1890 a 2004 y de 0.7% de 1940 a 2004 (Shiller, 2009), mientras que los datos del censo de 1940 a 2004 muestran que el precio aumentó en 2%, valuado por los propietarios. Sin embargo, es claro que a mediados del 2005 era evidente la presencia de una burbuja, como lo declararon Allan Greenspan, entonces Director de la FED y la revista inglesa *The Economist*.

⁵³ En un estudio detallado de Cheng et al, publicado en *Princeton University Papers* (2014), los autores anotan que, en la ciudad de Los Ángeles, el aumento en los precios de casas, entre el año 2000 y el pico de 2006, fue de 170%. Posteriormente las casas perdieron 40% de su valor entre 2006 y 2011. En Nueva York el incremento en el precio fue de 110% y la caída de 20% en los mismos períodos. Considerando las 20 zonas del índice *S&P/Case-Shiller 20-City Composite*, el incremento entre 2000 y 2006 fue del 100% y entre 2006 y 2011 la caída fue de más del 30%.

⁵⁴ El acrónimo NINJA en español representa a sujetos sin ingresos (*No Income*), sin trabajo (*No Job*) y sin activos o patrimonio (*no Assets*). En el sistema capitalista, alguien así no puede ser sujeto de crédito.

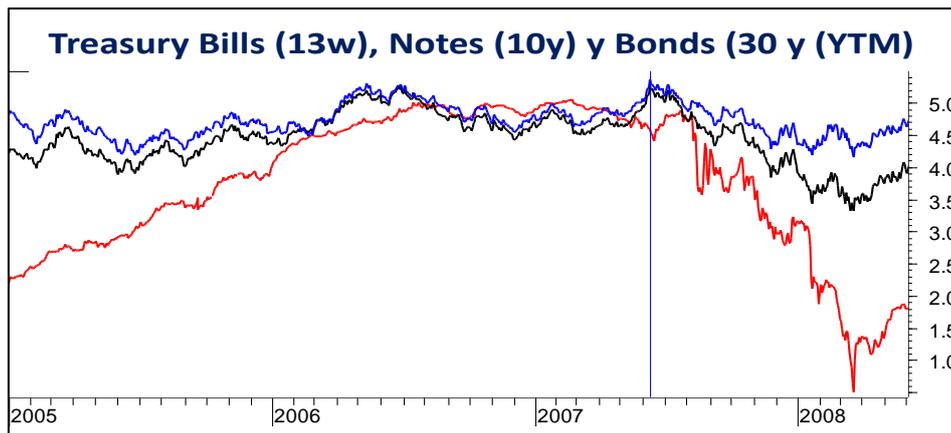


Figura 1.6 Tasas de Rendimiento al Vencimiento (YTM=Yield to Maturity) de los Bonos del Tesoro Americano. T-Bills de 13 semanas (en rojo), T-Notes de 10 años (en negro) y T-Bonds de 30 años (en azul). La línea vertical marca el 12 de junio de 2007, fecha en que alcanzaron los niveles referidos en el texto. Fuente: Elaboración propia, datos de Bloomberg.

El punto más agudo de la crisis se alcanzó el 15 de septiembre de 2008 cuando Lehman Brothers se declaró en quiebra (Figura 1.7). Esta empresa, fundada en 1850 y que en 2008 era el 4º banco de inversión más grande en los EEUU caía estrepitosamente ante los ojos incrédulos del mundo. El día del colapso Lehman poseía activos por alrededor de \$600,000 millones USD y empleaba 15,000 trabajadores. La congelación del crédito y la parálisis del mercado de CDSs generaron, entre otras cosas, la imposibilidad de valorar sus activos. Lo mismo ocurrió a muchas otras financieras, hipotecarias y aseguradoras.



Figura 1.7 Índice Standard & Poor's 500 (2005-2011). La línea vertical marca el 15-IX-2008 día en que Lehman Brothers fue declarado en quiebra. Fuente: Elaboración propia con datos de Bloomberg.

Un día después del clapso de Lehman, *American International Group (AIG)*, la aseguradora más importante y según Forbes Global la empresa número 62 más grande en el año 2000 a nivel global, cargada de \$441,000 millones de dólares de CDSs y CDOs de todo el mundo, cayó en una crisis de liquidez al desplomarse el valor de esos instrumentos y ante un tsunami de reclamos de coberturas que se le vino encima. Entre el 19 de junio de 2007 y el 25 de agosto de 2008, las acciones AIG perdieron 74% de su valor y tras un incremento de 21% en 9 días de operación, entre el 8 y 17 de septiembre (7 días de operación), perdió 91% más, para un total de 97.2% en 456 días calendario (Fig 1.8).

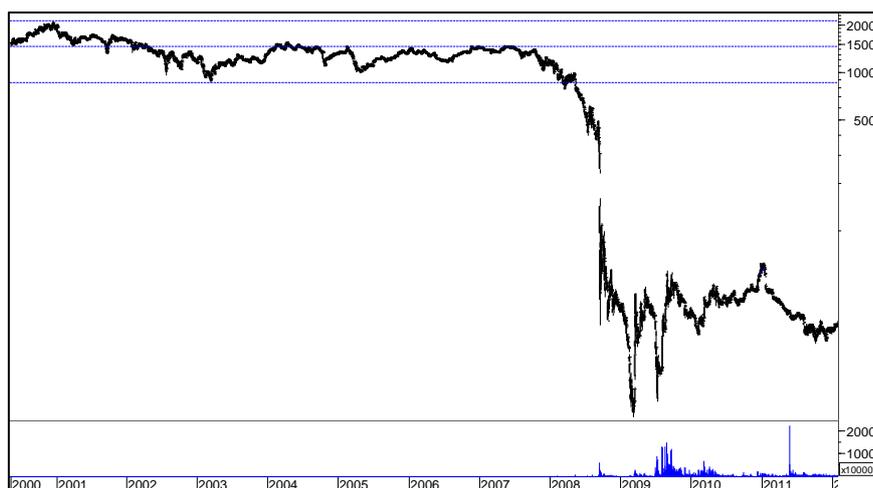


Figura 1.8. Precio de mercado de AIG del año 2000 al 2012 (escala semi-log).
Elaboración propia con datos de Bloomberg.

AIG reportó una pérdida de \$13,200 millones de dólares. La FED tuvo que rescatarla a cambio de la adquisición de *warrants*⁵⁵ por un valor equivalente al 79.9% del valor de la empresa. En esa tercera semana de septiembre cayeron en bancarrota el Royal Bank of Scotland (banco británico) y Fortis (financiera belga, holandesa y alemana). Washington Mutual (WaMu) cayó el 25 de septiembre y la financiera Wachovia, tuvo que ser absorbida por Wells Fargo al día siguiente (WaMu y Wachovia eran estadounidenses).

Tabla 1.1 Registro de Caídas Durante el Crash del 2007-2009					
PAÍS	Fecha Techo Divisa Local	Fecha Piso Divisa Local	Días Calendario	Pérdida acumulada en divisa	Pérdida acumulada en USD
AUSTRIA	09/07/2007	09/03/2009	609	-71.66%	-74.77%
ESPAÑA	08/11/2007	09/03/2009	487	-57.25%	-63.26%
FRANCIA	01/06/2007	09/03/2009	647	-59.16%	-62.50%
GRECIA	31/10/2007	09/03/2009	495	-72.45%	-76.14%
IRLANDA	01/06/2007	09/03/2009	647	-80.77%	-81.96%
ISLANDIA	18/07/2007	01/04/2009	623	-95.36%	-96.08%
ITALIA	18/05/2007	09/03/2009	661	-71.55%	-73.44%
PORTUGAL	17/07/2007	27/10/2008	468	-56.83%	-61.52%
PROMEDIOS	27/07/2007	23/02/2009	580	-70.63%	-73.71%
BRASIL	20/05/2008	27/10/2008	160	-59.96%	-71.47%
CHILE	25/10/2007	10/10/2008	351	-33.34%	-48.33%
COLOMBIA	23/11/2007	27/10/2008	339	-43.52%	-54.11%
MÉXICO	18/10/2007	27/10/2008	375	-48.63%	-64.84%
PROMEDIOS	21/12/2007	22/10/2008	306	-46.36%	-59.69%

Tabla 1.1 Registro de caídas durante el *crash* del 2007-2009. Se incluye una muestra representativa de índices de países europeos y latinoamericanos. El total de días calendario transcurridos del techo al piso, así como las pérdidas acumuladas en divisa local corresponden a las fechas anotadas. Las pérdidas acumuladas, en dólares, se calcularon del valor máximo al valor mínimo registrados y no necesariamente corresponden a las fechas marcadas. Elaboración propia con datos de Bloomberg.

⁵⁵ *Warrants* son una forma de opciones (instrumentos derivados) que ofrecen la venta de acciones de la empresa a un costo muy favorable para los beneficiarios del warrant, siempre que se cumplan ciertas condiciones en el precio de mercado de las acciones dentro de un plazo finito, que generalmente es de algunos pocos años. La maniobra se utiliza como “endulzante” en condiciones de presión financiera de las empresas, para atraer con ello el interés de potenciales prestamistas.

El impacto de estos naufragios en el Standard & Poor's 500, principal índice bursátil estadounidense, fue espectacular. Del 19 de septiembre al 20 de noviembre de 2008, en 44 días de operación, perdió 40.05% de su valor. La pérdida total, desde que alcanzó el techo el 9 de octubre de 2007, hasta tocar el piso el 9 de marzo de 2009, un año y 5 meses calendario, fue de -56.77%. En los 10 días de operación transcurridos del 29 de septiembre al 10 de octubre de 2008 el índice Dow Jones Industrial perdió 3,260.62 puntos (-29.26%) y la volatilidad alcanzó niveles sólo vistos en cuatro crisis anteriores: 1914⁵⁶, 1929-1933 y 1987.

Los sistemas financieros de Irlanda e Islandia estuvieron a punto de colapsar. Lo mismo sucedió en Grecia, Portugal, España, Letonia, Bulgaria, Ucrania e Italia. En este momento comenzaba uno de los engendros más funestos de la crisis *sub-prime*: la crisis de la eurozona, tóxica combinación de crisis de deuda soberana, crisis bancaria, crisis de crecimiento económico y crisis de competitividad (Nelson, 2012) cuyos últimos estertores estamos esperando aún.

Durante la última oleada gigante de colapsos, el banco inglés HBOS PLC fue adquirido por Lloyds TSB con apoyo del Bank of England, el cual tuvo que absorber en parte al banco Bradford & Bingley PLC, importante intermediario ligado a créditos hipotecarios. Otra parte del mismo Bradford & Bingley fue absorbida por Banco Santander. La financiera franco-belga Dexia NV, mayor generadora de créditos para gobiernos locales en el mundo, tuvo que ser apoyada por los gobiernos de Bélgica, Francia y Luxemburgo. A pesar del gran esfuerzo por mantenerse a flote, Dexia eventualmente quebró a consecuencia de la crisis de la deuda soberana europea.

1.4.3. Consecuencias Inmediatas de la Crisis del 2008

En Estados Unidos, más de 100 financieras hipotecarias quebraron durante el período de 2007-2008 (Figura 1.9). En el sector financiero se perdieron 128,000 empleos en 2007, 273,000 en 2008 y otros 310,000 en 2009. Entre enero de 2009 y diciembre de 2010, en EEUU cayeron 297 bancos y para el tercer trimestre de 2009 había 829 instituciones bancarias en la lista de la FDIC (*Federal Deposit Insurance Corporation*) de bancos con problemas (FCIR, 2011). En Europa el desempleo alcanzó más del 40% de la población en algunos países y más del 60% en los jóvenes menores de 25 años. A la fecha, en los países periféricos de la eurozona, el desempleo sigue siendo elevado (Figura 1.10)⁵⁷.

El impacto de la crisis fue de tal violencia y tuvo un grado de generalización tan amplio y hondo que, el 11 de octubre de 2008, ante los ministros de finanzas del Grupo de los 7, y ante el Presidente George W. Bush, el Sr. Dominique Strauss-Kahn, entonces director del Fondo Monetario Internacional y ahora de turbia reputación (*Sic Transit Gloria Mundi*)⁵⁸, advirtió, desde el Jardín de Las Rosas de la Casa Blanca, que el sistema financiero mundial estaba “tambaleando al borde de una crisis sistémica”⁵⁹. Al día de hoy las ondas de choque siguen reverberando alrededor del planeta.

⁵⁶ La bolsa de Nueva York permaneció cerrada desde julio hasta diciembre de 1914 debido al estallamiento de la 1ª Guerra Mundial. Cuando abrió nuevamente, el 12 de diciembre, cayó 23.52%.

⁵⁷ En mayo de 2016 el desempleo general en la eurozona, excluyendo a Alemania, supera el 10.3%. En España, en la misma fecha, el desempleo es del 20.4% y en Grecia del 24%.

⁵⁸ Frase en latín que significa “así pasa la gloria en el mundo”, muy utilizada en los monumentos fúnebres de los jefes políticos y eclesiásticos durante la Edad Media y el Renacimiento.

⁵⁹ Canada.com (2008), by CANWEST NEWS SERVICE, October 12, 2008, CanWest MediaWorks Publications Inc.

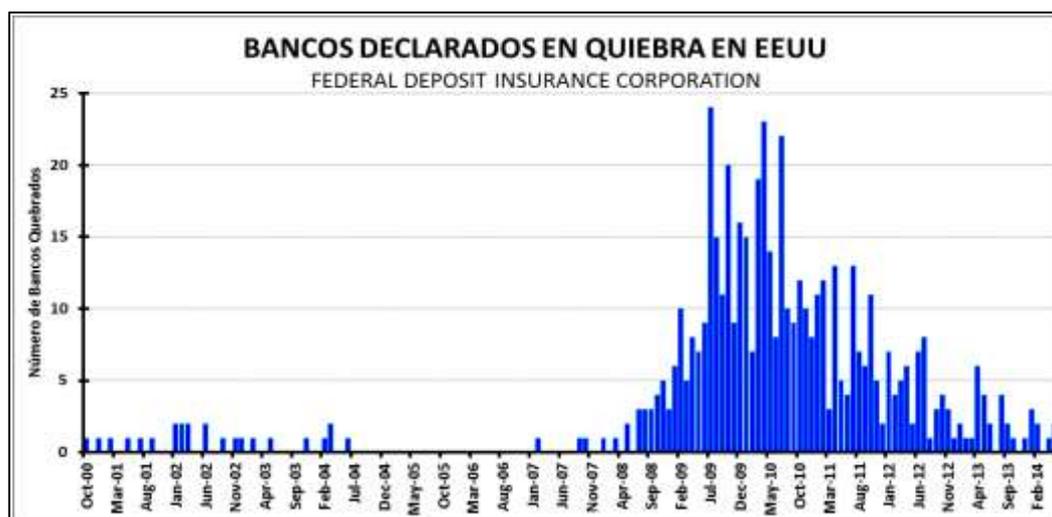


Figura 1.9 Número de bancos declarados en quiebra en EE.UU. por mes (octubre 2000 a mayo 2014). Fuente: Gráfica creada por el autor con datos de la FDIC <http://www.fdic.gov/bank/individual/failed/banklist.html>.

Las cuantiosas y persistentes pérdidas forzaron a los Estados a hacer amplios recortes en gasto social y trabajos públicos. Para las empresas, la recesión generó cambios en los planes de expansión y de compensación a los trabajadores y para los ciudadanos ha representado que los planes a futuro se tengan que posponer. Los países más afectados como Grecia, Portugal, España e Italia siguen con altos niveles de desempleo, sobre todo en adultos jóvenes. La recuperación ha sido lenta, incompleta y dispareja y ha dependido de la inyección de masivas cantidades de liquidez y programas de rescate diversos por parte de los Bancos Centrales⁶⁰. Sólo algunos mercados de capitales han recuperado los niveles previos a la crisis⁶¹.

Todas las crisis financieras tienen repercusiones directas y muchas veces profundas y duraderas en la economía real, lo que genera recesión económica, desempleo, estancamiento social, cancelación o postergación de proyectos de interés social, acentuación de las desigualdades y suelen atentar especialmente contra el progreso, el nivel de vida y el bienestar de los grupos más vulnerables.

En muchos países el costo económico real —costo en términos de reducción de la producción, empleos perdidos, inversiones frustradas, e ingresos y utilidades perdidas— excede a aquellos de cualquier recesión después de la II Guerra Mundial. En EE.UU. la caída en el producto real, del máximo al mínimo, fue de 3.8%, un poco mayor que el previo record post-guerra de 1957-1958; el desempleo no alcanzó el nivel que siguió a la recesión de 1981-1982, pero permaneció anormalmente alto por más tiempo que entonces. Sin embargo, fue en el sector financiero donde se destacó el daño. Al colapso de las firmas financieras de la Figura 1.9 se agrega la pérdida de valor de los activos, por consecuencia la pérdida de riqueza

⁶⁰ Otros mecanismos implementados fueron: recompra de activos “tóxicos”, restablecer reservas en los bancos comerciales, fusiones bancarias diversas, descenso sincrónico de las tasas de interés internacionales (para evitar una guerra de divisas).

⁶¹ Aunque, en general, la respuesta inmediata de los bancos centrales fue adecuada y coordinada, la falta de entendimiento de los procesos que determinaron la debacle imposibilitó a construir estrategias de recuperación de mediano y largo plazo. Los fondos dedicados a la recuperación no lograron el propósito supuesto de recuperación que incluía aumentar la competitividad a la industria estadounidense, pero sí lograron un profundo efecto en la deuda federal, misma que aumentó de \$8 trillones en 2007 a \$15 trillones en 2011, año en que la deuda estadounidense fue degradada a AA+ por Standard & Poors (Amzallag, 2015).

de papel, la interrupción del crédito, la pérdida de confianza tanto en las empresas como en instrumentos de deuda, el temor de que la contraparte incurriera en no pago, la intervención de los gobiernos y bancos centrales. Esta vez todo fue extraordinario tanto en escala como en amplitud y frecuentemente también en su forma (Krozsner, 2011).

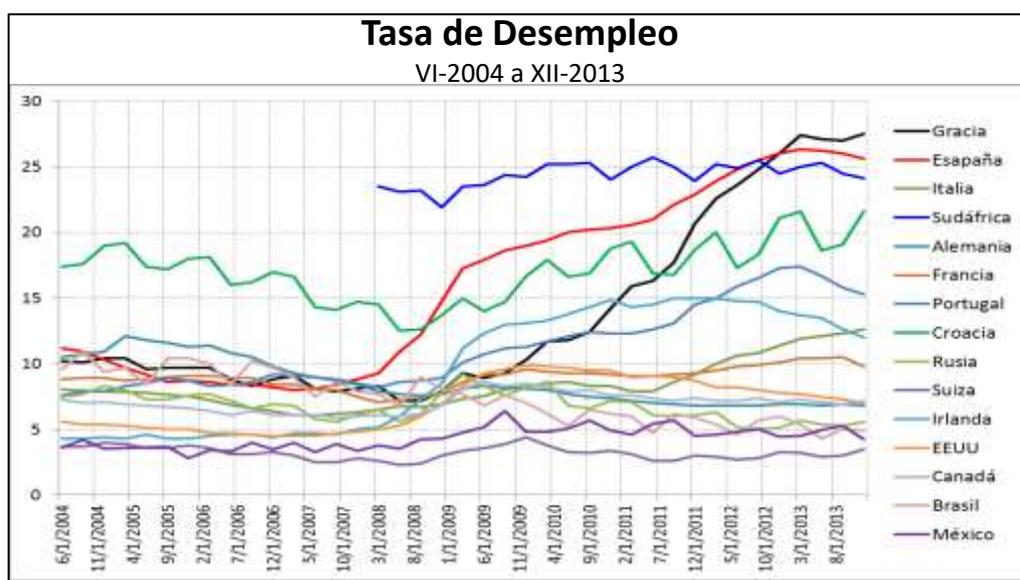


Figura 1.10 Tasa de desempleo en una muestra de 15 países. Evolución de junio 2004 a diciembre de 2014. Fuente: Bloomberg.

En los países con economías emergentes e instituciones débiles, con subdesarrollo y rezagos sociales y políticos, la dependencia del comercio exterior, de los capitales extranjeros y de las remesas de los emigrantes, las crisis financieras globales tienen como efecto acentuación de la pobreza, fuga de cerebros y otros recursos humanos y materiales, sufrimiento, desamparo, violencia y puede llegar a ocasionar inestabilidad social, corrupción y graves secuelas duraderas con falta de los satisfactores básicos de necesidad que derivan en desnutrición, insalubridad, falta de oportunidades de educación, de experiencia laboral y de trabajo y en los casos más graves, imposibilidad para tener vidas dignas. De acuerdo con el Banco Mundial, se estima que en 2009 la población en pobreza en el mundo aumentó en 50 millones y se esperaba que en 2010 se incrementara en otros 60 millones⁶².

La respuesta de los gobiernos y las instituciones a la crisis ha sido también extraordinaria en los montos de dinero inyectados al sistema y en la variedad y amplitud de las respuestas implementadas, muchas de ellas inefectivas por insuficientes, tardías o inadecuadamente dirigidas. Sin duda, tanto las causas, como la mecánica de articulación de la crisis, sus manifestaciones, las respuestas y los efectos de estas respuestas dejarán mucho que analizar en los próximos años. Como la propia crisis, toda acción tomada buscando su solución ha tenido y tendrá derivas y ramificaciones insospechadas. El sistema buscará adaptarse y al hacerlo generará nuevos problemas, nuevos retos, pero también nuevas estructuras, nuevas relaciones entre las estructuras y nuevas conexiones con otros sistemas que suponemos imposibles de prever.

Como comenta Villagómez en su libro *La Primera Gran Crisis Mundial del Siglo XXI*, tanto las economías desarrolladas como aquellas en desarrollo enfrentan una fragilidad sistemática y son susceptibles de caer en baches profundos ante la presencia de fuertes choques

⁶² World Bank (2009), <http://go.worldbank.org/H9DJDZEWCO>, consultada 31 de diciembre 2013.

negativos, producto de su propio funcionamiento y de la interacción de sus participantes. Con la crisis *sub-prime* ha sido puesta en evidencia una característica del sistema financiero: la compleja e intrincada vinculación que existe entre estas entidades en todo el mundo, por lo que el impacto en una se transmite casi inmediatamente a otras (Villagómez, 2011).

Antiguamente, las crisis financieras tenían una primera fase que generalmente se debía a endeudamiento y apalancamiento excesivos de agentes del sector privado (hogares, bancos e instituciones financieras, corporaciones). En una segunda fase, se daba el apalancamiento del sector público conforme los estímulos fiscales y la socialización de las pérdidas privadas ocasionaban un aumento peligroso en el déficit presupuestario y la consecuente acumulación de la deuda pública (programas de rescate bancario, por ejemplo). En una tercera fase de la crisis, los rescates eran para salvar a los rescatistas, es decir, eran requeridos recursos internacionales para rescatar a los gobiernos nacionales o eran necesarios recursos federales para rescatar a los gobiernos locales. Sin embargo, la escala que han alcanzado esta vez los programas de rescate pone los pelos de punta. México recibió una ayuda de rescate por cerca de \$50,000 millones de dólares en 1995, de un consorcio formado por el FMI (\$17,800 millones) y el Gobierno estadounidense (\$20,000 millones) con apoyo del G-7 (Canadá \$1,000 millones), el BIS (\$10,000 millones) y un grupo de países latinoamericanos (\$1,000 millones), para salvar la caída en picada del valor del peso⁶³.

Durante la crisis financiera asiática de 1997-1998, Corea del Sur, una economía emergente relativamente grande, recibió entonces \$10,000 millones USD del FMI, lo que fue considerado como un gran paquete de rescate. En la crisis actual, tras el rescate de Bear Sterns (\$40,000 millones), Fannie Mae y Freddie Mac (\$200,000 millones), AIG (cerca de \$250,000 millones), y el programa general de rescate bancario de Estados Unidos llamado TARP (*Troubled Asset Relief Program*) por \$789.000 millones, el último rescate para apoyo de los países de la eurozona con problemas, implementado por la Unión Europea y el Fondo Monetario Internacional por \$1,000,000 de millones USD (un trillón de dólares en términos estadounidenses), hacen empañecer todos los rescates anteriores⁶⁴.

Sin duda que este brutal evento y sus secuelas debería conducir a un extenso replanteamiento y profunda discusión de distintas teorías e hipótesis macroeconómicas y financieras, muchas de las cuales se creían sólidamente establecidas como verdad. Sin embargo, es claro que hay intereses profundos cuyo único propósito es mantener el *estatus quo*, ya que salen muy beneficiados de él.

De acuerdo con el *Financial Crisis Inquiry Report* del gobierno de los EEUU podemos concluir que “la crisis fue el resultado de la acción y la inacción humanas, no de la Madre Naturaleza o de modelos de computadora fuera de control. Los capitanes de las finanzas y los administradores públicos de nuestro sistema financiero ignoraron las advertencias y fallaron en cuestionar, entender y gestionar los riesgos que evolucionaban dentro de un sistema esencial para el bienestar del público estadounidense. El suyo fue un chasco, no un tropiezo. Mientras que el ciclo económico no puede ser derogado, una crisis de esta magnitud

⁶³Valga recordar que México pagó en tiempo y forma su deuda. Incluso, pagó a los Estados Unidos, antes de la fecha de maduración, su deuda más una utilidad de \$600 millones de dólares (Whitt, 1996).

⁶⁴ En mayo de 2010 se creó el European Financial Stability Facility (EFSF) por 400,000 millones €. A esto se agregó el European Financial Stabilisation Mechanism por 60,000 millones € y el IMF otorgó 250,000 millones € más. En 2013 expiró el EFSF y fue reemplazado por el European Stability Mechanism con un fondo de 500,000 millones € (Amzallag, 2015).

no tiene por qué haber ocurrido. Parafraseando a Shakespeare, la culpa no es de las estrellas, sino de nosotros”⁶⁵.

En relación a lo que se tiene que hacer para aminorar la posibilidad de que algo así suceda nuevamente se ha planteado la pregunta de qué cambios estructurales y que modificaciones regulatorias podrían implementarse en el sistema financiero y en los mercados bursátiles.

Una respuesta a estos cuestionamientos fue la Ley Dodd-Frank de Reforma de Wall Street y de Protección al Consumidor⁶⁶. Se creó además el Consejo para la Supervisión de la Estabilidad Financiera (*Financial Stability Oversight Council*) cuyo papel principal es evaluar riesgos del mercado financiero que pudieran repercutir en la economía en general y se crearon la Oficina de Protección al Consumidor de Servicios Financieros (*Bureau of Consumer Financial Protection*) con poder para imponer estándares a cualquier prestador de servicios o productos financieros y la Oficina Federal de Seguros (*Federal Insurance Office*).

En general, se ha reformulado el papel de las instituciones supervisoras tradicionales (*Federal Reserve System, Comptroller of the Currency, Federal Deposit Insurance Corporation*, entre otras); se han impuesto estándares de control de capitalización y liquidez para las instituciones sistémicamente relevantes; se ha reactivado la prohibición de tiempos de Paul Volcker, (director de la FED 1979-1987) que impedía que los bancos hicieran ciertas operaciones especulativas con sus propios recursos y se ha incrementado la transparencia de las operaciones de las grandes instituciones financieras y restricciones profilácticas claras a los riesgos que pueden asumir (Kroszner, 2011).

Joseph Stiglitz indica que “no fue una casualidad que los que defendían las reglas que llevaron a ese desastre tuvieran una fe tan ciega en los mercados que no vieron los problemas que éstos estaban creando”. Para el Premio Nobel de economía 2001, “la ciencia económica había pasado de ser una disciplina científica a ser el principal «palero» del capitalismo de libre mercado”. Concluye proponiendo algo con lo que coincidimos plenamente: si se “quiere reformar la economía, tendrá que empezar quizás por reformarse la ciencia económica” (Stiglitz, 2010).

Si hemos de tener un futuro mejor, Robert Shiller sugiere que será necesario democratizar y humanizar las finanzas. “Democratizar las finanzas quiere decir hacer que la tecnología de las finanzas trabaje mejor para la gente, creando un ambiente en el que la tecnología se aplique adecuadamente al tipo de riesgos que no han sido controlados actualmente, riesgos que perjudican el bienestar y los negocios de la gente.” “Humanizar las finanzas es regresar al ser humano dentro de los modelos económico-financieros, colocándolo ahí como realmente es, siente, piensa y actúa, para que el sistema responda a las necesidades y aspiraciones de cada uno de manera que sean incentivados a participar en el sistema,

⁶⁵ FICR (2011), “*The crisis was the result of human action and inaction, not of Mother Nature or computer models gone haywire. The captains of finance and the public stewards of our financial system ignored warnings and failed to question, understand, and manage evolving risks within a system essential to the well-being of the American public. Theirs was a big miss, not a stumble. While the business cycle cannot be repealed, a crisis of this magnitude need not have occurred. To paraphrase Shakespeare, the fault lies not in the stars, but in us*”. p xvii. La cita literal de Shakespeare pertenece al drama Julio Cesar en donde Casio dice a Bruto... “*The fault, dear Brutus, is not in our stars, But in ourselves, that we are underlings.*”

⁶⁶ La Ley de Reforma Dodd-Frank (*Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act*), aprobada por el Congreso estadounidense y firmada por el Presidente Obama el 21 de julio de 2010 lleva el nombre del Senador Christopher Dodd y el Representante Barney Frank, quienes fueron sus diseñadores y principales promotores. Es un conjunto de normas regulatorias al sistema financiero propuestas tras la crisis del 2008. De gran ambición que buscan recuperar la estabilidad financiera, promover la contabilidad y transparencia del sistema financiero, terminar con la situación de instituciones “demasiado grandes para fracasar” (“too big to fail”), proteger a los contribuyentes estadounidenses al acabar con los rescates bancarios, proteger a los usuarios de servicios financieros de prácticas abusivas de los prestadores de servicios.

sabiendo que se han tomado las acciones adecuadas para manejar los riesgos”. Además, “humanizar las finanzas incluye encontrar formas de organizar la actividad de reguladores de tal manera que ejerzan su mejor juicio acerca de los motivos y propósitos de sus clientes sin ser obstaculizados excesivamente por la estructura burocrática” (Kroszner, 2011).

Alineado con la crítica al modelo convencional, Shiller cuestiona específicamente que las medidas tomadas tras la crisis (principalmente la Ley Dodd-Frank) no reconocen claramente la existencia de burbujas especulativas y no indican cómo será reconocida en el futuro la aparición de problemas similares. Para este autor, muchos reconocían la necesidad de hacer cambios profundos al sistema financiero y establecer principios para desarrollar las nuevas reglas del juego, pero nadie establecía cuáles eran dichos principios (Kroszner, 2011).

Queda claro que las ganancias económicas que se gestan con el progreso tecnológico no garantizan que más gente tenga acceso a una vida mejor. Con aire realista Shiller insiste en la necesidad de limitar el daño que hace la llamada “destrucción creativa”⁶⁷, acotando el riesgo de pérdidas masivas, permitiendo al mismo tiempo asumir riesgos positivos (requisito indispensable para innovar) y con ello abrir la posibilidad de generar un mundo más variado e inspirador (Shiller, 2003b).

1.5 Globalización y Complejización

Según Anthony Giddens la globalización puede definirse como “la intensificación de las relaciones sociales mundiales mediante la cual se enlazan comunidades muy distantes, de tal forma que los sucesos locales son conformados por eventos que ocurren a gran distancia y viceversa” (Giddens, 1991).

Para alcanzar el grado actual de interconexión, antes tuvieron que desarrollarse los medios de transporte y de telecomunicaciones que lo permitieran. El resultado ha sido una interdependencia de las actividades económicas y culturales nunca antes vista. El mundo se ha achicado, las distancias se han acortado, todo está cerca, la red que nos conecta se hace cada vez más honda, más rápida, más vasta, más intensa. Los sucesos a distancia tienen cada vez mayor impacto en el resto de nosotros.

En el año 1884 Friedrich Engels publicó su obra *El Origen de la Familia, la Propiedad Privada y el Estado* (Engels, 1884). Una de las conclusiones más importantes a las que llegó es que... “el conjunto de instituciones humanas evoluciona de acuerdo con el principio según el cual la producción, y con ella el intercambio de los productos, constituyen la base de toda ordenación social, de manera que las causas últimas de todo cambio social y de toda revolución política, tienen que buscarse no en la cabeza de los hombres o en su creciente conocimiento de la verdad y la justicia eternas, sino en las transformaciones de los modos de producción y de intercambio; no deben buscarse en la filosofía, sino en la economía de la época que se considere”. Según este planteamiento, el devenir histórico de la sociedad estará necesariamente ligado con los cambios en la capacidad y modo de producir y distribuir bienes y servicios al consumidor y por los hábitos de consumo de este. Por ende, la historia estará ligada a los cambios tecnológicos en todas sus variedades, incluyendo destacadamente la evolución en la capacidad de generar y transmitir información.

⁶⁷La “destrucción creativa” es un concepto ideado por el sociólogo Werner Sombart y popularizado por el economista austriaco Joseph Schumpeter en su libro *Capitalismo, Socialismo y Democracia* (1942). Con él describe el proceso de innovación que tiene lugar en una economía de mercado en el que los nuevos productos destruyen viejas empresas y modelos de negocio, siendo el emprendedor innovador el protagonista central del capitalismo (Wikipedia, 19-08-2016).

No cabe duda de que los modos de producción e intercambio, es decir, la dimensión económica del fenómeno social, han tenido un papel muy relevante en el acontecer de la humanidad, pero no podemos descartar el efecto directo de los cambios tecnológicos, la estructura de las instituciones, de la cultura y de las creencias, en la configuración actual del mundo social.

El *homo sapiens* se hizo humano aprendiendo a hablar, a fabricar y utilizar instrumentos. Para desarrollar el lenguaje, antes tuvo que construir un modelo conceptual del mundo y traducir ese modelo en símbolos, primero sonoros y gestuales y después gráficos. Para fabricar instrumentos tuvo que ponerse de pie, aprender a caminar erguido y dejar las manos libres de modo que estuvieran dispuestas a adquirir progresivamente la precisión necesaria para fabricar y utilizar herramientas, instrumentos musicales, armas, utensilios, prendas de vestir y en general, para crear objetos (paquetes de información concentrada) que facilitarían su supervivencia cotidiana física, social y espiritual, como en la elaboración de objetos simbólicos y votivos que hoy llamamos obras de arte (Fischer, 1966).

Podríamos describir la globalización a partir de los principales desplazamientos humanos, desde su cuna en el nororiente del continente africano hasta el momento actual en el que consideramos que prácticamente la totalidad de la superficie del planeta que no está bajo el agua ha sido colonizada por nuestra especie⁶⁸.

Es posible que eventos específicos hayan sido determinantes en la forma y momentos en que se dio la diseminación humana sobre el planeta. Fenómenos naturales como el final de la última glaciación o la erupción del volcán del Lago Toba hace unos 74,000 años, destacarían en la lista (Sparks, 2005). Por otro lado, eventos sociales de gran trascendencia como la dispersión de los reinos de Mesopotamia, de Asia Menor, de los Balcanes o de Egipto, el valle del Indo y los valles de los grandes ríos asiáticos en la antigüedad, ocuparían lugar prominente en esta narrativa.

Ya en la era común (EC) podríamos destacar como elementos globalizadores la expansión y caída del Imperio Romano de Occidente, la profusa utilización de la Ruta de la Seda, las invasiones “Bárbaras⁶⁹” en el norte de Europa, la consolidación del Imperio Bizantino, las sucesivas olas de invasión de musulmanes bereberes, almohades y almorávides a través del Magreb hasta España, Portugal y el sur de Francia y la fundación de los Califatos en territorio europeo y asiático. En la lista podríamos incluir el surgimiento y consolidación del Imperio Carolingio, las Cruzadas, las sucesivas oleadas de expulsión de musulmanes, judíos y protestantes de la península ibérica y el nacimiento de los imperios renacentistas tras los grandes viajes de descubrimiento de Bartolomé Días, Vasco de Gama, Cristóbal Colón, Fernando de Magallanes y Henry Hudson.

En este rico caldo de cultivo surgieron el Sacro Imperio Romano-Germánico, el imperio francés, el español, el británico, el portugués, el otomano, el neerlandés y el austro-húngaro, seguidos por los imperios ruso, danés, belga, sueco, noruego e italiano.

A partir del inicio del siglo XIX comienza la expansión territorial y de influencia económica estadounidense en el mundo. Su posición dominante queda firmemente establecida al final de la II Guerra Mundial. Tras el desmantelamiento del Acuerdo de Bretton Woods en 1971 por el presidente Nixon, al sustituirse el patrón oro por el patrón dólar quedó pavimentado el camino para que al final de la Guerra Fría, al desintegrarse la Unión Soviética en el año 1990,

⁶⁸ Tristemente, podríamos decir que la superficie que está bajo el agua, al igual que la atmósfera por arriba del nivel de la biosfera, si no han sido colonizadas, han sido seriamente contaminadas y degradadas por el hombre.

⁶⁹ En el contexto de Europa antigua, se consideran los pueblos bárbaros principalmente a los visigodos, a los ostrogodos y a los hunos de Atila.

los Estados Unidos de América establecieran la hegemonía económica basada en el control financiero del mundo entero con su divisa, con las doctrinas neoliberales y con su doctrina de privatización del total de la planta productiva, la desregulación de los asuntos financieros, la firma de los tratados de “libre comercio” con competidores necesariamente más débiles y en posición desventajosa, y la práctica casi universal del intervencionismo estadounidense en lo político y militar en todos los rincones del mundo en los que hay una ventaja económica que apropiarse. Un cuadro indistinguible del proceder de un imperio en expansión.

Para Noam Chomsky, el problema es aún más grave. Este notable lingüista, filósofo, crítico y activista estadounidense comenta que “en el mundo real, democracia, mercados y derechos humanos están bajo un serio ataque en muchas partes del mundo, incluyendo a las más importantes democracias industriales. Además, la más poderosa de ellas –Estados Unidos– encabeza el ataque. En el mundo real, Estados Unidos nunca ha apoyado mercados libres, desde su historia más temprana hasta los años de Reagan, en que establecieron nuevos estándares de proteccionismo e intervención estatal en la economía, contrario a muchas ilusiones” (Chomsky, 1995).

Hoy, los habitantes del planeta estamos interconectados en redes de sistemas sociales y económicos y somos todos interdependientes. Los cambios espacio-temporales han provocado la transformación de la manera en que se organizan los asuntos humanos, ligando y expandiendo las actividades de la sociedad a través de regiones y continentes con un impacto especial en la forma de hacer negocios.

El germen que nació alrededor del año 1602 al crearse el primer gigante corporativo, la Compañía Unida de las Indias Orientales, se ha diseminado. Hoy son cientos las corporaciones transnacionales que operan en cuatro o los cinco continentes. Hoy, más que nunca, todo está relacionado con todo, particularmente en su aspecto financiero y comercial, pero también en otros aspectos políticos, culturales y sociales.

Siguiendo el pensamiento de Engels podríamos trazar una línea continua, desde el nacimiento del lenguaje y el arte (≈ 30 mil años aEC), a la invención de la agricultura y la ganadería (≈ 15 mil años aEC) a la invención de la escritura (finales del 4° milenio aEC). De ahí a la invención del papel y la imprenta de tipos móviles de Gutenberg (≈ 1453), al telégrafo (≈ 1805) y la máquina de escribir (≈ 1872), el teléfono fijo (≈ 1876), la computadora y el teléfono celular (≈ 1946), el primer satélite artificial (1957), el internet (1990), los circuitos integrados, la tecnología digital, la fibra óptica y en general, las tecnologías actuales de información y comunicación basadas en una nube de satélites que rodean a nuestro planeta⁷⁰.

En paralelo, encontraríamos una evolución igualmente apasionante en los métodos de producción, partiendo del control del fuego, la invención de la rueda, la domesticación de animales de tiro y carga, especialmente el caballo; la capacidad de manejar los metales, primero el cobre, después el bronce y finalmente el hierro; la invención de la máquina de vapor (≈ 1663), el motor de combustión interna (≈ 1853), el automóvil (≈ 1886), el avión (1903), la posibilidad de utilizar la energía atómica para fines civiles (1948) y el transportador espacial o *space shuttle* (1982).

Ha sido allanado un largo camino por un continuo y progresivo conocimiento, control y explotación desmesurada de la naturaleza y de sus criaturas, de los materiales y de la energía.

⁷⁰ Han sido puestos en órbita terrestre alrededor de 6,600 satélites artificiales, de los cuales, en la actualidad están en operación 1,381 unidades. De ellos 568 son estadounidenses, 133 rusos, 177 chinos y 503 de otros países. Del total (1,381 satélites), 349 (25.27%) son de uso militar, 96 (6.95%) de uso civil, 536 (38.8%) de uso exclusivamente comercial y 382 (27.66%) son utilizados por gobiernos (*UCS Satellite Database, 2016*). <http://www.ucsusa.org/nuclear-weapons/space-weapons/satellite-database#.VvtRcUeYJCB>

Las sociedades humanas han sido modificadas por el ambiente y el ambiente ha sido marcado irreversiblemente por el paso de nuestra especie sobre el mundo (Meadows, 2004; Wright, 2011).

Durante la segunda mitad del siglo XIX y la totalidad del siglo XX, la conectividad de las economías del mundo creció de forma acelerada hasta alcanzar un nivel de extensión, intensidad, velocidad e impacto, portentosos. Al inicio del siglo XXI se han identificado cuatro aspectos básicos de la globalización: (1) comercio y transacciones, (2) movimientos de capital e inversiones, (3) migración y desplazamiento de personas y (4) diseminación del conocimiento (IMF, 2000). Más lentamente y muy poco a poco se ha llegado a aceptar que hay problemas que nos afectan a todos los habitantes del planeta y que sólo pueden atacarse mediante políticas públicas globales. El término “aldea global” hace cada vez más sentido (McLuhan, 1962)⁷¹.

Se han globalizado los negocios, el comercio y los capitales, pero también la cultura, las ideas, la ciencia y el arte, los valores, las modas y los vicios. El fenómeno globalizador ha propiciado la industrialización (parcial) de los países en desarrollo a cambio de perder (casi totalmente) soberanía e identidad nacional y regional. Como secuela, se ha generado un grado de inequidad en la repartición de la riqueza de proporciones desgarradoras (Piketty 2014).

A pesar de las supuestas bondades de la globalización, todas de dudosa honorabilidad, hay críticos muy duros y agudos del fenómeno entre los que destacan Heinz Dietrich Steffan (Dietrich, 1993), Noam Chomsky (1995) y Paul Bairoch (1993). Por ejemplo, la descripción de los períodos tempranos de la globalización como una fase de rápido crecimiento y convergencia entre los países más avanzados y los débiles, ha sido severamente cuestionado. Más bien, la globalización se ha asociado con un desarrollo económico cada vez más dispar, durante el cual, un grupo muy pequeño de países pudieron reforzar sus arranques por lograr el crecimiento nacional haciendo nexos con la economía internacional, mientras que otros que formaron iguales nexos no lograron alterar sus perspectivas de crecimiento a largo plazo y en algunos casos las obstaculizaron (Bairoch, 1996).

El fenómeno globalizador abarca las organizaciones políticas y militares, los paraísos fiscales, las religiones, los deportes, el turismo, los alimentos y bebidas, el cine, las mascotas, la música pop, las drogas psicotrópicas, la trata de personas, la explotación del trabajo infantil, las expresiones lingüísticas, los medios de difusión masiva y la forma urbana de vida, con sus hábitos higiénico-dietéticos generadores de neurosis, obesidad y aterosclerosis, nudos de tráfico, hacinamiento urbano, deforestación, depleción de mantos acuíferos y contaminación ambiental. Simultáneamente, con la globalización hay transformación y mezcla, auto-organización y emergencia, incluso maridajes culturales a veces exitosos.

Los tipos culturales tienden a homogenizarse al igual que la tecnología, las sociedades y las ideologías. Quizás con ello se resta variedad, por lo tanto, los sistemas sociales pudieran así perder resiliencia. A contrapelo hay polarización e hibridación o sincretismo (Holton, 2000). Renace el nacionalismo, la xenofobia, el antisemitismo, la misoginia, la islamofobia, la

⁷¹ El término “aldea global” fue introducido por Marshall McLuhan en su libro *The Gutenberg Galaxy: The making of Typographic Man* de 1962. En él, McLuhan propone que el mundo se ha contraído en una aldea por efecto de la tecnología y que la información fluye instantáneamente de un lado a otro del mundo.

globalifobia, diversas formas de proteccionismo laboral⁷² industrial y económico y el anarquismo. Se construyen muros en vez de tenderse puentes (Holton, 2000; IMF, 2000).

Bauman llama “globalización negativa” a aquella que tiene efectos secundarios, imprevistos y no planeados. Una globalización altamente selectiva del comercio y el capital, la vigilancia y la información, la coacción y el armamento, la delincuencia y el terrorismo, todos ellos elementos que rechazan de plano el principio de soberanía territorial y no respetan ninguna frontera estatal (Bauman, 2007).

Si en un principio la idea de una “sociedad abierta” propuesta por Karl Popper (2006), representó la autodeterminación de una sociedad libre orgullosa de su apertura, hoy evoca la experiencia aterradora de una población heterónoma, desventurada y vulnerable, abrumada por fuerzas que ni controla ni entiende del todo; una población aterrorizada por su misma indefensión y obsesionada con la eficacia de sus fronteras y la seguridad de la población que habita dentro de las mismas, puesto que son precisamente esa impermeabilidad fronteriza y esa seguridad de la vida interior las que eluden su control y parecen destinadas a quedar fuera de su alcance mientras el planeta continúe sometido a una globalización exclusivamente negativa (Bauman, 2007).

Un grupo importante de quienes compartimos este mundo, hemos llegado a hacer conciencia de que la mejor forma de conceptualizarlo es como un todo, no sólo desde el punto de vista sistémico propuesto por James Lovelock y Lynn Margulis al adoptar el concepto de Gaia (Lovelock, 2000), de acuerdo con el cual los humanos somos parte de un todo más grande, también desde el punto de vista social, cultural y económico.

El cambio climático, el uso trasfronterizo del agua, la contaminación del aire y los mares, la pesca excesiva y otros problemas de gran magnitud que afectan a los negocios, las organizaciones, la economía, los recursos sociales y culturales y el medio ambiente natural nos han enseñado que todos compartimos este único planeta azul y que de todos depende su futura viabilidad (Schumacher, 1973).

Hoy, los negocios globales, el *outsourcing* y el *supply-chaining* pueden alcanzarse en cuestión de minutos, en un país distinto al propio o aún en otro continente. Las fuerzas políticas y económicas están intensamente entrelazadas. Los mercados de materias primarias de capitales y de trabajo se han desregulado en gran medida y hay una elite transnacional de grandes corporativos industriales que sesga las políticas públicas a su favor y que ha sobrepasado a la nación-estado, justo como lo hiciera la VOC en los siglos XVII y XVIII.

Las naciones con economías desarrolladas están particularmente interconectadas. Sobre todo, el amalgamamiento de sus intermediarios financieros es íntimo y profundo, lo que permite que la transmisión de problemas en una localidad se disemine en forma automática e instantánea a todas las demás. En los países con economías en desarrollo la vinculación es relativamente menor, por lo que se mantienen un poco más aislados, sobre todo en el aspecto cultural. Sin embargo, su dependencia del comercio exterior con los países desarrollados y de los flujos de capital en el mercado mundial propician una forma particular de conectividad. La necesidad impostergable de recibir las remesas de sus connacionales que laboran en países ricos, con mejores condiciones salariales (aunque con pésimas condiciones sociales y falta total de prestaciones), crea un inmenso grupo de personas vulnerables que son un vehículo especial de transmisión, no sólo de divisas, sino también de cultura, hábitos y estilos de consumo y comportamiento en general.

⁷² Al momento de escribir esta tesis, la campaña presidencial en los Estados Unidos ha parido un engendro particularmente tóxico en estos últimos puntos llamado Donald Trump quien con su discurso público ha logrado legitimar dichas actitudes xenófobas, divisorias y reaccionarias.

Consideramos que la solución de la problemática presentada demanda hacer adaptaciones a los modelos macroeconómicos en general y al modelo teórico que tenemos de las fluctuaciones de precios en los mercados de capitales en particular. Por lo tanto, vamos a destacar la necesidad de un abordaje sistémico al problema. En el Anexo 2 incluimos un listado de los cambios que se han dado en el sistema financiero durante los siglos XX y lo que va del XXI, cambios que proponemos, han aumentado la complejidad del mundo financiero a tal grado que se hace evidente la obsolescencia del modelo convencional que pretende representar las fluctuaciones de precios como una marcha aleatoria que manifiesta la eficiencia incorruptible de un mercado poblado por seres racionales homogéneos.

Para entender el grado de complejidad alcanzado hemos de tener en mente los cambios en las políticas del comercio internacional, en las barreras arancelarias, en la formación de redes comerciales y financieras, los tratados de libre comercio, la integración de los mercados financieros, la evolución del sistema monetario global, la desregulación en asuntos económico-financieros y mercantiles, el surgimiento de nuevos instrumentos financieros y los métodos de apoyo tecnológico en la operación y en la información, una descripción detallada y análisis de lo cual, si bien de gran importancia, va más allá de los objetivos de esta tesis. Aquí nos limitaremos a apuntar algunos conceptos especialmente relevantes para comprender la inmensa complejidad de los mercados.

En resumen, los siguientes tres elementos han contribuido de manera muy particular a la complejificación de las finanzas contemporáneas:

- La creciente interrelación de los bancos y otros intermediarios financieros y la interdependencia que ha surgido de ello.

- El abuso del apalancamiento mediante los instrumentos derivados.

- El creciente volumen de operación realizado mediante el “*high frequency trading*”⁷³.

Como apunta Buchanan, hay un peligro en las metáforas, sobre todo en las metáforas equivocadas, como aquella que dice que “el mercado sabe cómo hacerlo”, basado en la falacia de que tiende al equilibrio ya que ello ha dado soporte al movimiento cultural de nuestra época que busca organizar tantas actividades sociales como sea posible a través de la creación de empresas privadas basadas en la economía de mercado, —como la educación, la salud, los servicios públicos, el transporte y hasta la seguridad y el sector carcelario— bajo el supuesto de que, dado el equilibrio al que tiende espontáneamente, el mercado es la forma más eficiente de lograr la comunidad tenga acceso a los bienes y servicios que requiere. No obstante, estas teorías ignoran totalmente los bucles de retroalimentación positiva⁷⁴ que frecuentemente conducen a resultados muy diferentes a los esperados y en ocasiones, desastrosos (Buchanan, 2002, 2009).

En su libro *Complexification*, John L. Casti anota que “sorpresa” es aquél momento en que el sentido común falla en explicar lo que está sucediendo, es decir, es la diferencia entre expectativas y realidad; la diferencia entre los supuestos y las expectativas que tenemos en

⁷³ Para mayor información sobre el tema de “*high frequency trading*” se proponen las siguientes referencias bibliográficas: USCFTC (2010), Kirilenko (2011), Chlistalla (2011), Lattemann (2012), Menkveld (2013), Chordia (2013), Brogaard (2014), Lewis (2014).

⁷⁴ Se dice que existe retroalimentación cuando los eventos de salida o “efectos” de un sistema con capacidad de auto-regulación regresan al mismo sistema como “causa” en una cadena de causa y efecto circular. El sistema se “retro-alimenta” a sí mismo. Cuando el efecto de esta retro-alimentación induce o provoca que el proceso que generó el evento de salida se amortigüe con el propósito de recuperar el estado basal previo se llama retroalimentación negativa. Cuando, por el contrario, el efecto de la retro-alimentación acentúa el proceso que generó el evento de salida, se le llama retro-alimentación positiva.

relación con los asuntos cotidianos del mundo y la forma en que de hecho suceden los eventos. Sorpresas son pues, predicciones que han fallado (Casti, 1993).

De acuerdo con esta definición, para muchos una de las “sorpresas” más grandes de los últimos tiempos ha sido la crisis financiera del 2008 analizada anteriormente (Bezemer, 2009). Entre los sorprendidos destacan, las agencias calificadoras Moody’s, Fitch, Standard & Poor’s, Alan Greenspan (Chairman de la FED), Ben Bernanke (Chairman de la FED), Hank Paulson (secretario del Tesoro de EEUU), James Caynbe (CEO de Bear Sterns), Chuck Prince (CEO de Citygroup), Stan O’Neal (CEO de Merrill Lunch), Zoe Cruz (Co-Presidente de Morgan Stanley).

Ciertamente dicho evento no fue una sorpresa para todos. En la lista de los que advirtieron que se estaba “cocinando” algo como lo que vimos se anotan Bill White, Ken Rogoff, Wynne Godley, Fred Harrison, Michael Hudson, Andrew Large, Jens Kjaer Sørensen, Steve Keen, Dean Baker, Robert Shiller, Nouriel Roubini, George Soros, Kurt Richebächer, Jakob Brøchner Madsen, John Hussman, Eric Janszen, John Talbott, Joseph Stiglitz, Paul Krugman, Paul Singer, Robert Rodriguez, William Poole, Richard Baker, David Tice, Tom Atteberry, Mark Kiesel, Seth Klarman, Sean Egan, Mike Mayo, David Einhorn, Ann Pettifor, Mark Faber, Bill Ackman y Peter Schiff, quienes pronosticaron el *crash* sin dejar lugar a dudas.

La implosión de los mercados financieros de 2008 fue una sorpresa en el sentido de que el *establishment* no lo esperaba, ni los modelos como el de mercados eficientes lo pronosticaban (Bezemer, 2009). Desde esta perspectiva podemos plantear como pregunta relevante si dada la frecuente recurrencia de las crisis financieras ¿por qué no se han incorporado éstas en los modelos que tenemos sobre las fluctuaciones de precios en los mercados financieros? Esta tesis busca responder parcialmente dicha pregunta.

Haciendo eco a Paul Bairoch, pensamos que el mito más extraordinario de la ciencia económica consiste en que el mercado libre provee el sendero del desarrollo: “es difícil encontrar otro caso donde los hechos contradicen tanto una teoría dominante”. Con ello, Bairoch enfatiza la forma en que se ha subvalorado la importancia de la intervención del Estado a favor de los ricos, dado que supuestamente, dicha intervención se limita de manera convencional a una restringida categoría de hechos (Bairoch, 1993). No obstante, conforme se deslava la “ley mordaza” que tácitamente se impuso a la crítica de la economía de mercado durante la Guerra Fría, va quedando en evidencia que la intervención realmente no tiene límites.

A continuación, hacemos una pequeña reflexión sobre algunos de los mecanismos que han facilitado dicha intervención sesgada en favor de unos pocos influyentes a costa de los más desprotegidos carentes de voz y voto en los altos círculos del poder, incluso ante la evidencia clara de la falsedad o del carácter ilógico de los argumentos presentados.

Antes de la II Guerra Mundial era imposible la expansión monetaria de una divisa y la consecuente inflación, dado que el dólar estaba anclado al valor del oro a \$35 USD/oz. El estándar de oro fue finalmente eliminado en 1971 cuando, como consecuencia del Plan Marshall, los “eurodólares⁷⁵” alcanzaron órdenes de magnitud equivalentes al aporte estadounidense de oro. Bajo el patrón oro, las coberturas de divisas extranjeras aparentemente no eran necesarias.

⁷⁵ Eurodólares son depósitos de largo plazo, denominados en dólares, hechos en bancos fuera de los Estados Unidos, por lo tanto, son dólares que no están bajo la jurisdicción de la Reserva Federal. Como consecuencia, están sometidos a mucho menos regulación que otros depósitos similares hechos en territorio estadounidense. El término no tiene conexión con la divisa euro ni los depósitos tienen que ser en Europa.

Los cambios tecnológicos y estructurales ocurridos al final del siglo XX, como la apertura del mercado de divisas al caer el tratado de Breton Woods en 1973, la aceleración y expansión del mercado de derivados tras la publicación de la fórmula de Black y Scholes para valorar opciones ese mismo año, el inicio de la operación electrónica en los mercados de capitales en 1980 y el crecimiento acelerado en los volúmenes de operación y el número y poder de los participantes durante los 90s, han exacerbado los riesgos financieros y han complicado su cuantificación y manejo.

Podemos comparar la compleja e inestable realidad al borde del caos descrita en libros como *El Malestar en la Globalización* de Joseph Stiglitz (2002), *The Trillion Dollar Meltdown* de Charles Morris (2008), y *El Nuevo Paradigma de los Mercados Financieros* de George Soros (2008), con los eficientes esquemas immaculados que se enseñan en las escuelas y facultades de economía y finanzas. Que “matemáticamente” existe un equilibrio en los mercados, bajo condiciones totalmente irreales ha sido probado, pero que dicho equilibrio hipotético es estable (o medible) o tiene algo que ver con la realidad ¡no ha sido demostrado nunca! La generalización del modelo neoclásico a mercados inciertos, pero aun hipotéticamente estables, supone un proceso estacionario llamado “expectativa racional” (McCauley, 2009), concepto más cercano al *Zeitgeist*⁷⁶ romántico del final del siglo XIX que al hiperrealismo cuasi-nihilista del inicio del XXI.

Esa expectativa racional surge como la filosofía económica dominante en paralelo con la desregulación de los 1970s y 1980s, utilizando el análisis de regresión como la herramienta predilecta para modelar. El análisis de regresión está basado en el supuesto de que el fenómeno bajo estudio es estacionario, pero no hay evidencia empírica sólida de que haya estacionariedad de cualquier tipo en cualquier mercado conocido. La única alternativa científica es abordar a los mercados como un físico, y preguntar a los datos que emergen de los mercados cuáles son las dinámicas inestables subyacentes (Minsky, 1992; McCauley, 2009).

Tenemos que aceptar que el comportamiento social siempre ha sido complejo y hoy lo es más que nunca. Puede ser artificialmente regulado mediante leyes que fuerzan la conducta humana en cierta dirección o tratan de acotarla, o puede ser totalmente libre de regulación y bajo la égida del más fuerte. Los economistas neoclásicos intentan modelar las preferencias humanas utilizando modelos a priori del comportamiento (maximización de las utilidades) que han sido plenamente falsificadas. En este sentido, parecería que la evolución de los conceptos ligados a los modelos económico-financieros se han rezagado si los comparamos con la evolución que se ha verificado en otras áreas del conocimiento.

Parece que la ciencia económica es el único reducto del planeta teórico en el que, como un jardín del edén, hay estabilidad, equilibrio y racionalidad. El resto del mundo es inestable, como lo son nuestros empleos y las empresas que los ofrecen, nuestros colegas y nuestras redes de amistad, la posición de la que disfrutamos en la sociedad, y la autoestima y la confianza en nosotros mismos que derivan de aquéllas.

“El «progreso», en otro tiempo la manifestación más extrema del optimismo radical y promesa de una felicidad universalmente compartida y duradera, se ha desplazado hacia el lado opuesto, hacia el polo distópico y de expectativas fatalistas. Ahora el «progreso» representa la amenaza de un cambio implacable e inexorable que, lejos de augurar paz y descanso, presagia crisis y tensión continuas que imposibilitarán el menor momento de respiro. En lugar de grandes expectativas y dulces sueños, el «progreso» evoca un insomnio

⁷⁶ *Zeitgeist*, del alemán *Geist*, espíritu y *Zeit*, del tiempo. Se refiere al clima intelectual y cultural de una época. Podemos relacionar, con reservas, el término *Zeitgeist* con la superestructura de la visión marxista.

lleno de pesadillas en las que uno sueña que «se está quedando rezagado», pierde el tren o se cae por la ventanilla de un vehículo que va a toda velocidad y que no deja de acelerar” (Bauman, 2007).

Quizás, los migrantes del Sur de Asia (Afganistán, Paquistán, Bangladesh), Asia Menor (Iraq, Siria), Sureste de Europa (Kosovo, Albania, Serbia, Ucrania, Macedonia, Montenegro) y África (Eritrea, Sudán, Sudán del Sur, República Centro Africana, República Democrática del Congo, Mali, Nigeria, Somalia, Gambia, Senegal) dejaron su lugar de origen con deseos incitados por las ubicuas y seductoras imágenes del consumismo que vieron una y otra vez en las transmisiones satelitales en TV desde París, Los Ángeles, Londres, Nueva York, Hong Kong o Tokio. Hoy abandonan las costas y fronteras de Turquía, las islas Lesbos, Rodas, Quíos, Lampedusa y Malta o las costas de Libia y Marruecos y transitan por los barrios marginados de Budapest, Viena, Berlín, Estocolmo, Bruselas, Calé, Roma, Estambul, Marsella, Atenas o Ámsterdam, como muertos vivientes, buscando el sustento y un techo para proteger a su prole. Desesperadamente anhelan cambiar lo que Alvin Toffler ha llamado su mundo lento, por el mundo rápido que observaron azorados y al que no tendrán acceso jamás (Attali, 1991).

1.6 Cambios Paradigmáticos en el Siglo XX

En su obra más trascendente, titulada *La Estructura de las Revoluciones Científicas*, Thomas S. Kuhn propone que la ciencia no progresa en forma lineal mediante la acumulación de conocimientos, sino que lo hace en forma de revoluciones periódicas (Kuhn, 1962). En este proceso, ocasionalmente se puede identificar que la naturaleza de la exploración científica en un campo particular del conocimiento se transforma abruptamente. Hay un momento particularmente fructífero, dentro del devenir de una ciencia, en el que la mayor parte de su producción, entendida como la solución de problemas que previamente no podían resolverse, se logra gracias a que toda la labor científica se sujeta a un conjunto de creencias aceptadas como apropiadas, mismas que reciben el nombre de paradigmas.

Un cambio de paradigma es un cambio fundamental en los conceptos básicos y las prácticas experimentales de una disciplina científica. Según Kuhn, es la manera en que evoluciona un modelo o teoría. El proceso así descrito nos permite descomponer la evolución de las ideas en cuatro partes.

En primer lugar, se propone una teoría en un intento por explicar un fenómeno. En nuestro caso, el punto de partida es la teoría estándar del mercado de capitales y la hipótesis de la eficiencia de los mercados. En segundo lugar, los investigadores prueban la teoría mediante la recopilación de datos empíricos. Eventualmente encuentran hechos incompatibles con la teoría predominante. La tercera fase consiste en "estirar" la vieja teoría para dar cabida a los hallazgos “incómodos” —algo especialmente importante para aquellos que tienen interés personal en hacer prevalecer la teoría anterior, como Eugene Fama—.

Por último, surge una nueva teoría que sustituye a la anterior ya que ofrece una mayor fidelidad con los hechos empírico y mayor poder predictivo. En nuestro caso, buscamos que el modelo de sistemas adaptativos complejos sustituya al de marcha aleatoria, eficiencia de mercados, tendencia al equilibrio y capacidad de auto-regulación. Proponemos que el modelo CAS ofrece una comprensión más rica de cómo funcionan los mercados y muestra cómo los mercados comparten propiedades y características con otros sistemas adaptativos complejos.

La práctica que Kuhn llama “ciencia normal”, suele rechazar cualquier fracaso en la solución de problemas o cualquier resultado contradictorio al marco teórico y atribuye cualquier incapacidad del tipo anterior a problemas de diseño o ejecución experimental, rechaza el

resultado “incómodo” en vez de rechazar la hipótesis como errónea, quizás como debería hacerse según el principio de “falsación” o falsificación (en correcto castellano) de Karl R. Popper (Popper, 1983).

Conforme se van acumulando los errores, las “anomalías”, los resultados contradictorios o la incapacidad de solucionar problemas bajo los principios considerados hasta entonces como verdaderos, la ciencia entra en crisis. Este es el punto en el que un nuevo paradigma puede ser considerado por la comunidad científica. Después de la crisis del 2008 podemos haber llegado a este punto en los modelos económico-financieros.

El nuevo paradigma deberá ser capaz de proveer un marco teórico que permita explicar aquellos fenómenos que previamente no podían explicarse. Además, deberá ser capaz de dar sentido a las paradojas, anomalías o contradicciones que hayan surgido bajo el paradigma previo y que habrían sido barridas debajo de la proverbial alfombra (como las burbujas especulativas, los crashes bursátiles, la distribución de colas pesadas y los cúmulos de alta volatilidad). Asimismo, se espera que el nuevo paradigma pueda solucionar problemas que anteriormente no podían atacarse productivamente (Casti, 1989).

En este apartado de la tesis hacemos una rápida descripción del principal cambio de paradigmas ocurrido durante la segunda mitad del siglo XX y lo que va del XXI en relación con la teoría de las organizaciones humanas, cambio acaecido desde una postura lineal y reduccionista, hacia un enfoque sistémico de las mismas, motivo toral de esta tesis. Para ello revisaremos conceptos de autores tan importantes como Ludwig von Bertalanffy (Bertalanffy, 1968), Charles West Churchman (Churchman, 1968); William R. Ashby (Ashby, 1957), Heinz von Foerster (Foerster, 1961), Jay W. Forrester (Forrester, 1971), Russell L. Ackoff (Ackoff, 1978), Humberto Maturana (Maturana, 1992), Stafford Beer (Beer, 1985), Peter B. Checkland (Checkland, 1981, 1990), Raúl Espejo (Espejo, 2006, 2011) y Michael C. Jackson (Jackson, 2000, 2003) entre otros.

Para notar las diferencias tan profundas que existen en la visión contemporánea, comparadas con los modelos convencionales previos al año 1990 bastará con revisar la obra de Peters (1991), *Chaos and Order in the Capital Market*; Delli Gatti (2000), *Interaction and Market Structure. Essays on Heterogeneity in Economics*; Lawson (2003), *Reorienting Economics*; Salzano (2005), *Economics: Complex Windows*; Beinhocker (2006), *The origin of Wealth. Evolution, complexity, and the Radical Remaking of Economics*; Klein (2006), *Economics Confronts the Economy*; Keen (2011), *Debunking Economics. Revised and Expanded Edition: The Naked Emperor Dethroned?*; Kemp (2011), *Extreme Events, Robust Portfolio Construction in the Presence of Fat Tails*; Kirman (2011) *Complex Economics. Individual and Collective Rationality* y Arthur (2015) *Complexity and the Economy*.

1.6.1 El Método Científico: el Modelo Reduccionista y sus Alcances.

Según dice la leyenda, una mañana de domingo del año 1583, cuando contaba 19 años de edad, el joven Galileo Galilei [1564-1642] escuchaba la misa en la Catedral de Pisa en la *Piazza dei Miracoli*. Distrayéndose del sermón del cura, recorrió con su mirada el techo artesonado en cuadrados dorados, los frescos multicolores, las imponentes columnas de orden corintio en franjas alternas de mármol blanco y gris, los arcos de medio punto y cuando observaba en el magnífico mosaico del ábside el rostro del Cristo en Majestad de Cimabue⁷⁷, se percató de que la lámpara que colgaba del techo de la nave principal del templo, tras ser impulsada por suaves ráfagas de viento, seguía un vaivén acompasado que poco a poco iba

⁷⁷ Cenni de Pepo Cimabue [1240-1302], artista florentino creador del mosaico que decora el ábside de la Catedral de Pisa, última obra suya, terminada en 1301, unos meses antes de su muerte.

menguando hasta detenerse por completo (Rodríguez, 2009). Usando su propio pulso como cronómetro, observó atentamente cómo se mecía la luminaria y notó que el tiempo que tomaba cada ciclo, desde un extremo al otro en su desplazamiento, era el mismo, sin importar la amplitud de la oscilación.

A partir de ese acto de aguda observación; seguido por una honda reflexión, por el planteamiento de una hipótesis, el diseño de un experimento, su comprobación y su final sublimación matemática, Galileo pudo definir en una simple ecuación el comportamiento del movimiento pendular⁷⁸, creando así el modelo de estudio que hoy llamamos método científico, basado en procedimientos hipotético-deductivos que parten de la observación de un fenómeno en la realidad.

Desde luego que el movimiento pendular es un fenómeno simple, sobre todo si descartamos la masa del péndulo, la resistencia del aire, la rotación de la Tierra, la vibración del aire producida por el sonido y la fricción de las partes móviles del péndulo que se apoyan en una superficie firme. En condiciones de control absoluto de todas las variables relevantes y negando cualquier interferencia o perturbación ocasionada por los factores anteriores, el modelo funciona muy bien, al menos por un espacio breve de tiempo. En un sistema disecado de esta forma, si entendemos el comportamiento de las partes, *ceteris paribus*⁷⁹ podemos deducir el comportamiento del todo, aún en forma reversible.

Galileo sentó las bases del método científico en 1623 al publicar su obra satírica *Il Saggiatore* (El Ensayador) en la que, paradójicamente, trata erróneamente las características de los cometas asignándoles propiedades similares a las de la aurora boreal o el arco iris. A pesar de ese traspie cometario, el genio pisano expone brillantemente en la obra las características del método empírico-deductivo, base de la ciencia de los siglos XVIII y XIX. Con ello, derroca de su milenario pedestal al caduco método aristotélico. En su lugar, propone un método que responde a las exigencias que hacen referencia a la solución de problemas concretos y particulares. Asimismo, busca explicar los fenómenos naturales en un intento por descubrir las leyes que los regulan. En el trabajo citado Galileo asevera que el universo “está escrito en lenguaje matemático en el que las letras son triángulos, círculos y otras figuras geométricas, sin las cuales es humanamente imposible entender una sola palabra” (Galilei, 1984).

El método de Galileo implica que las preguntas que hay que hacer a la naturaleza han de ser formuladas en lenguaje matemático, pero también nos indica que la naturaleza no es un conjunto caótico e irracional en el que se suceden diversos acontecimientos de manera contingente, sino que intuye que está verdaderamente regulada por leyes susceptibles de ser comprobadas y comprendidas. Con ello sienta dos de los pilares de la epistemología, la

⁷⁸ El modelo propuesto por Galileo supone que el tiempo de una oscilación o período, siempre que la amplitud de la oscilación sea pequeña, es igual a $2\pi \times \sqrt{L/g}$, donde L es la longitud del péndulo y g la aceleración de la gravedad. En este caso, el período (T) es independiente de la amplitud del movimiento, lo que se llama isocronismo pendular.

⁷⁹ *Ceteris paribus* locución latina que significa “todo lo demás permanece constante” ha sido usada (y abusada) por los modeladores matemáticos de todo tipo de fenómenos. Es particularmente prevalecte entre los economistas, desde que Alfred Marshall la utilizara como licencia para no tener que meterse en el embrollo de explicar fenómenos cuya expresión reside precisamente en la complejidad de las interrelaciones íntimas e inquebrantables entre las variables que las determinan. En el uso de la expresión se suele sustituir su calidad de recurso metodológico, lo que es ciertamente legítimo, con la idea de que se está describiendo la realidad, lo cual es totalmente falso.

llamada tesis ontológica de legalidad: la naturaleza es regular y está basada en leyes consistentes, y la tesis gnoseológica: el ser humano es capaz de comprender la naturaleza⁸⁰.

El método de Galileo es un proceso que combina un carácter matemático racionalista, con un enfoque empírico. Mediante él, se trata de hacer mensurable todos los fenómenos. A esto, agrega como corolario que “nada se puede saber acerca de la esencia metafísica de la realidad, puesto que no es mensurable” (Galilei, 1984).

Trece años antes de *El Ensayador*, en 1610 Galileo publicó su pequeña joya *Sidereus Nuncius* (el Mensajero Celeste), en la que narra las metódicas observaciones que lo llevaron a concebir que la luna es una esfera que refleja la luz del sol. En *El Mensajero*, Galileo describe magistralmente, con asombrosa y elegante sencillez, el descubrimiento de los cuatro satélites naturales de Júpiter conocidos hoy como las Estrellas Mediceas (*Medicea Sidera*) que él bautizó con los nombres Io, Calisto, Ganimedes y Europa (Galilei, 1610).

Ahora entendemos que en el breve espacio de 27 años que van de 1610 a 1637 quedaron sentadas las bases del método experimental, desde el *Sidereus Nuncius* de Galileo hasta el *Discours de la Méthode* [1637] de Descartes pasando por el *Novum Organum* [1620] de Francis Bacon.

Descartes escribió el *Discurso del Método* como introducción de los tratados *Dióptrica*, *Meteoros* y *Geometría*. En este tratado desarrolla una crítica a la tradición aristotélico-tomista y propone un instrumento, el método cartesiano, que permitiría la búsqueda de la verdad. Este método se fundamenta en la *duda metódica* y comienza por criticar todo aquello que no es evidente, todo lo dado y aceptado erróneamente como verdadero conocimiento.

La duda metódica ha de cuestionar los datos aportados por los sentidos puesto que la certeza empírica nunca puede ser total. Descartes establece criterios que hoy son conocidos como reglas cartesianas: 1) el criterio de claridad y distinción en cada uno de los conceptos, definiciones y procedimientos; 2) la regla de dividir cada una de las dificultades en tantas partes como sea posible para simplificar su solución; 3) la necesidad de ordenar el pensamiento de lo simple a lo complejo y 4) hacer en todo, enumeraciones tan completas y exhaustivas que no se omita nada (Descartes, 1984).

Por su parte, en su “Nuevo Método” (*Novum Organum*) Francis Bacon completó el trabajo iniciado por Galileo⁸¹, desmantelando el obsoleto “*Organon*” aristotélico y proponiendo un nuevo método de investigación de la naturaleza, no deductivo sino experimental e inductivo. Una parte relevante de la obra de Bacon consiste en advertir sobre los distintos errores en los que se puede incurrir si se violan los principios que él postula. En este punto es muy interesante notar el paralelismo que sigue el sabio caballero inglés con nuestros contemporáneos del *behavioral economics*⁸² (Gilovich, 1991), así como con la crítica que hacemos en el presente trabajo de tesis contra los modelos convencionales aún en uso, al señalar los errores más frecuentes, a los que Bacon denomina *idola* (Bacon, 1984).

⁸⁰ Estas dos tesis, junto con la tesis ontológica de realismo: la realidad existe independientemente de la mente humana que la puede comprender, son aceptadas por el realismo científico, pero no necesariamente por otras corrientes epistemológicas más modernas.

⁸¹ Galileo a su vez debió haberse inspirado en la “Cena del Miércoles de Ceniza” de su coetáneo Giordano Bruno [1548-1600] con quien, además de tener muchas “coincidencias” filosóficas y cosmológicas, tal vez incluso interactuó personalmente con el sabio nolano (gentilicio de Nola, Italia) en 1592, en la Universidad de Padua (no conocemos evidencia de que dicho encuentro en efecto se dio), donde ambos fueron profesores investigadores en la misma época.

⁸² El equivalente en términos contemporáneos, de los *idola* de Bacon, se anota entre corchetes.

El primero de ellos, el *idola tribus*, expresa la tendencia intelectual a considerar que las cosas existen en un grado de orden e igualdad mayor que el que realmente tienen⁸³. De esta tendencia se deriva la búsqueda de una falsa analogía entre fenómenos que por su carácter irregular escapan a la formulación de leyes [marcha aleatoria]. Los “ídolos de la tribu” están presentes también en la tendencia conservadora de la mente humana. Por ello, el hombre se resiste ante cualquier novedad y la asimila distorsionándola hacia algo que ya conoce [sesgo del *estatus quo*]. En este mismo rubro, Bacon incluye la “inclinación a seguir las impresiones fuertes [sesgo de disponibilidad o *availability bias*], con la consiguiente falta de objetividad en el momento de valorar los argumentos a favor o en contra de un principio” [anclaje a datos recientes o *anchoring*]⁸⁴.

El segundo ídolo es el *idola specus* (ídolos de la caverna). Este, deriva de las características específicas de cada individuo, de sus gustos, su educación, sus ocupaciones, etc. Emerge, por tanto, de la subjetividad y oculta la auténtica naturaleza de la verdad por la misma subjetividad que implica y que hace que se valoren más los detalles que la totalidad [decisiones heurísticas, efecto de la dote o *endowment effect*], o viceversa, que se dé importancia a las diferencias o que se prescindiera de ellas [sesgo de confirmación o *confirmation bias*].

El tercer ídolo baconiano es llamado muy apropiadamente para nuestros fines, *idola fori* (ídolos del mercado). Se origina por la interacción de los humanos y deriva casi siempre del lenguaje [sesgo por encuadre o *framing*] y causa confusión pues se utilizan conceptos ilusorios para cosas inexistentes [contabilidad mental o *mental accounting*].

Por último, el cuarto ídolo de Bacon es llamado *idola theatri* (ídolos del teatro). Son los errores que derivan de falsas teorías [falacia del costo hundido o *sunk cost fallacy*, los agentes son racionales, la información es perfecta, hay tendencia al equilibrio en los mercados, los mercados se auto-corrigen y los mercados son eficientes] “que han engañado a los hombres a la manera como los histriones engañan a su público en el teatro”⁸⁵.

El abordaje reduccionista utilizado en el método científico, como el del ejemplo del péndulo comentado al hablar de Galileo, ha sido extraordinariamente exitoso para la definición de los fenómenos físicos simples donde la capacidad predictiva de los modelos es impresionante. Tan bueno ha sido este camino que se ha logrado plantar exitosamente, sobre la superficie del planeta Marte, un fino conjunto de aparatos de 899 kg de peso, llamado *Curiosity*. Tras un viaje de 563,000,000 km iniciado en nuestro planeta el 26 de noviembre de 2011, el ingenioso artefacto alcanzó su objetivo el 6 de agosto de 2012, posándose a 2.4 km de distancia del punto proyectado (NASA-Facts, 2013).

Si la puntería casi perfecta no fuera un elemento suficiente de asombro, podríamos considerar como mágicos cada uno de los elementos del famoso laboratorio ambulante: su fuente de energía: el calor emitido por el decaimiento radioactivo de 4.8 kg de dióxido de plutonio-238; sus computadoras, los instrumentos de medida para pruebas de mineralogía, química y física, su sistema de comunicación con la tierra, su sistema locomotor y los brazos robóticos para toma de muestras, el sistema térmico que le permite funcionar a las bajas temperaturas marcianas que oscilan en un día de -127 °C hasta $+40$ °C, y la secuencia coordinada de

⁸³ Se anotan entre corchetes los argumentos falseables o los conceptos disidentes con el modelo convencional.

⁸⁴ Entre corchetes se anotan los equivalentes contemporáneos de la crítica que se hace en este trabajo y la realizada por los autores dedicados al *behavioral economics* y están descritos de forma muy ilustrativa y amena en el libro de Belsky y Gilovich (2000) citado.

⁸⁵ En este tenor, el histrión número uno sería Eugenio Fama, incapaz de ver, comprender o aceptar las múltiples fallas de su modelo de eficiencia de mercados.

maniobras y de mecanismos cibernéticos, que le permitieron posarse en la superficie del planeta rojo sin dañarse y muchas maravillas más.

El camino cuatro veces centenario recorrido desde Galileo hasta el *Curiosity* (2012) ha sido impulsado por una pléyade de gigantes entre los que cabe destacar, en orden cronológico, a Nicolás Copérnico [1473-1543], Tycho Brahe [1546-1601], Johannes Kepler [1571-1630], Christiaan Huygens [1629-1695], Robert Hooke [1635-1703], Isaac Newton [1643-1727], Antoine Lavoisier [1743-1794], Michael Faraday [1791-1867], Charles Darwin [1809-1882], Claude Bernard [1813-1878], James Joule [1818-1889], James Clerk Maxwell [1831-1879], Thomas Alva Edison [1847-1931], Nikola Tesla [1856-1943], Max Planck [1858-1947], Pierre Curie [1859-1906], Marie Skłodowska Curie [1867-1934], Ernst Rutherford [1871-1937], Albert Einstein [1879-1955], Niels Bohr [1885-1962], Erwin Schrödinger [1887-1961], Linus Pauling [1901-1994], Enrico Fermi [1901-1954], Werner Heisenberg [1901-1976], Paul Dirac [1902-1984], John von Neumann [1903-1957], Richard Feynman [1918-1988] y Stephen Hawking [1942-] entre otros (Pickover, 2008).

Por razones primero evolutivas y más recientemente culturales, los humanos hemos sido predispuestos a buscar certidumbres y a proponer la causa de los eventos que observamos. Parece que continuamente formamos modelos mentales del mundo que nos rodea, lo que nos ha permitido sobrevivir y prosperar como grupo. Estos modelos, rudimentarios e informales, se construyen a partir de la selección de unos pocos elementos observables a los que tentativamente se les asignan relaciones en las que unas variables se suponen causa necesaria y suficiente de los efectos observados, efectos que en el modelo suelen guardar una relación lineal con sus supuestas causas. Lo único importante desde una perspectiva pragmática, es que el modelo haga predicciones útiles para tomar decisiones.

En el abordaje reduccionista, de un plumazo se eliminan o excluyen muchas variables, observables o factores que participan en el fenómeno o asunto bajo estudio, elementos cuya incorporación en el modelo lo hace complicado e impráctico para tomar decisiones en forma cotidiana. Lo asombroso es que este método es increíblemente efectivo cuando se trata de las trivialidades cotidianas a pesar de lo dudoso que en realidad sean las predicciones elaboradas. El verdadero escollo que ha de superarse, y de ahí el uso de métodos heurísticos como el descrito, es la ansiedad que pudiera suponer la toma de decisiones en condiciones inciertas.

Por otro lado, si lo que se busca es adquirir conocimiento confiable (buenos modelos del mundo) y de ser posible, poder predictivo y control sobre los procesos naturales más complejos, como el clima y los sismos, o los procesos sociales (todos de muy alta complejidad) como la inequidad y la pobreza o el comportamiento de la bolsa de valores, el camino ha de ser muy arduo⁸⁶. La gran complejidad de este tipo de problemas nos coloca con frecuencia, en una situación que rebasa la capacidad predictiva y de control deseados. Sin embargo, el esfuerzo por comprender la complejidad nos mantiene dentro del ámbito inteligible si bien, realista.

⁸⁶ En su obra *Los Trabajos y los Días*, Hesíodo (circa 750 aEC), contemporáneo de Homero, hace varias reflexiones económicas relacionadas con el valor del trabajo y de la tierra, la búsqueda de generación de riqueza y su justa distribución. En esa portentosa obra seminal, Hesíodo critica la voraz acumulación de riqueza de los monarcas. Por todo ello se le considera el primer economista de la historia. Queremos resaltar una frase de dicha obra en la que plantea la dificultad de perseguir valores más nobles y que versa así: *Fácil es abismarse en la maldad, porque la vía que conduce a ella es corta y está cerca de nosotros; en cambio, para ejercitar la virtud, los mismos Dioses han sudado; porque la vía es larga, ardua y al principio está llena de dificultades; pero en cuanto se llega a la cúspide, se hace fácil en adelante, después de haber sido difícil* (Hesíodo, 750 aEC).

1.6.2. La Incertidumbre, un Estado Inevitable

El siglo XX, con sus guerras, el cúmulo de dolor que generó, los espectaculares avances tecnológicos y científicos, las revueltas sociales y los excesos de todo tipo, fue el crisol en el que poco a poco se intercambiaron la búsqueda imperiosa de certezas sobre un mundo en equilibrio por la necesidad de un modelo más apegado a la realidad, dinámico y cargado de posibilidades insospechadas (Prigogine, 1997).

David Peat comenta en su libro *De la Certeza a la Incertidumbre* que... “mientras el siglo veinte comenzó con confiada certeza, terminó en una incertidumbre inquietante. Nunca más vamos a tener el mismo grado de orgullo en nuestro conocimiento. En la infatuación con la ciencia y la tecnología, sobreestimamos nuestra habilidad para manipular y controlar el mundo a nuestro alrededor. Olvidamos el poder de los impulsos irracionales de la mente. Estábamos demasiado orgullosos de nuestros logros intelectuales, demasiado confiados en nuestras habilidades, demasiado convencidos de que los humanos avanzaríamos a grandes zancadas por el mundo, como dioses” (Peat, 2002).

Efectivamente, el siglo pasado arrancó cargado del optimismo derivado de los avances científicos del siglo precedente y de la ilusión de control que aparentaban dichos avances. El modelo de Newton, de la gravitación universal y el de James Clerk Maxwell, del campo electromagnético, sugerían que pronto se podría explicar toda la física, desde las órbitas de los planetas, el trayecto de un proyectil y el vaivén de las mareas, hasta el comportamiento de la luz y el magnetismo. Se consolidaban los conocimientos de ingeniería, la tecnología, la economía y la diplomacia por igual. La ciencia era definida por su poder de predicción y por la clara distinción que podía hacer entre el sujeto que estudiaba una parcela de la realidad y el objeto estudiado. El demonio de Laplace⁸⁷ se hacía cada vez más asequible, la luz de la Ilustración volvía a brillar y se podía creer en un mundo mejor.

Sin embargo, al mismo tiempo, pensadores y creadores de visión más aguda abrían la puerta a un mundo nuevo que transformaría todos los paradigmas a gran velocidad. Thomas Edison [1847-1931], Guglielmo Marconi [1874-1937], los hermanos Wright [Willbur 1867-1912 y Orville 1871-1948], Bertrand Russell [1872-1970], Edgar Degas [1834-1917], Paul Cézanne [1839-1906], Pablo Picasso [1881-1973], Igor Stravinsky [1882-1971], Marcel Proust [1871-1922], Sigmund Freud [1856-1939], Henry Ford [1863-1947] y Herman Hollerith⁸⁸ [1860-1929], marchaban a la vanguardia de los nuevos paradigmas y prometían más que equilibrio y control, creatividad desbordada, confusión, imprecisión y un camino resbaloso hacia lo desconocido (Varnedoe, 1990; Penrose, 2004; Lindley, 2008).

Al comienzo del siglo XX, los imperios cayeron como fichas de dominó. El otomano, austro-húngaro, belga, francés, alemán, neerlandés, italiano, portugués, español y ruso. Los imperios británico y japonés fueron reducidos a su mínima expresión y las colonias africanas y asiáticas se “independizaron” como lo habían hecho las colonias americanas un siglo atrás. El mapa del mundo se transfiguró y pronto se fue desdibujando la era victoriana y la *belle époque*, dejando tras de sí horribles y deformantes cicatrices.

⁸⁷ El demonio de Laplace hace referencia a la idea de Pierre-Simon de Laplace, de que todos los fenómenos de la naturaleza, incluido el comportamiento humano, obedecían las leyes de Newton y podían explicarse y predecirse a partir de ellas. Por ello, si un demonio omnisciente conocía la velocidad y posición de todas las partículas del universo, utilizando el modelo de Newton podría predecir con toda exactitud el comportamiento del sistema en cualquier tiempo futuro, y por el mismo mecanismo, tendría a su alcance un conocimiento absoluto del pasado.

⁸⁸ Herman Hollerith es considerado como el primer informático. Creó las tarjetas perforadas que llevaron su nombre, por lo que se le considera dentro del grupo de creadores de la primera computadora del mundo.

En el ámbito científico entraron en escena Albert Einstein y su teoría de la relatividad; Ernest Rutherford, Henri Becquerel y los Curie, Marie y Pierre, con su modelo de la radioactividad; Joseph J. Thomson había descubierto el electrón unos años antes; Max Planck, Louis-Victor de Broglie, Erwin Schrödinger, Werner Heisenberg, Paul Dirac y Niels Bohr propusieron la mecánica cuántica; Alan Turing y John von Newman abrieron el camino a la computación y la inteligencia artificial, trayectoria que pavimentaron desde mediados del Siglo XIX por la matemática y escritora inglesa Ada Lovelace y su amigo Michael Faraday (Hidalgo, 2015); Gödel publicó su teorema de la incompletud de las proposiciones matemáticas; Walter Bradford Cannon acuñó el término homeostasis para referirse a los mecanismos que mantienen estables las condiciones internas en los sistemas; Georges Lemaître⁸⁹ y Edwin Hubble ampliaron el tamaño del universo y el número de galaxias y estrellas en muchos órdenes de magnitud tras descubrir que el universo no es estático sino que está en acelerada expansión, por lo tanto, debía tener un origen y podría no ser eterno (Atkins, 2003).

En 1945 fue detonada la primera bomba atómica; en 1948 Norbert Wiener, Arturo Rosenbluth y Julian Bigelow inventaron la cibernética y Claude E. Shannon publicó su teoría matemática de la comunicación. En 1953, Rosalind Franklin, Maurice Wilkins, James Watson y Francis Crick determinaron la estructura del DNA y para el año 2003 el genoma humano había sido completamente decodificado (HGP, 2003) y Ludwig von Bertalanffy y Kenneth E. Boulding publicaron la *Teoría General de Sistemas* (Bertalanffy, 1951; Boulding, 1956).

En los sesentas Benôit Mandelbrot inventó la geometría fractal y nos enseñó a ver el mundo desde una nueva y maravillosa perspectiva⁹⁰. El doctor Christiaan Barnard practicó el primer trasplante cardíaco en humanos en Sudáfrica⁹¹ y poco antes del fin de esa década el astronauta estadounidense Neil Armstrong plantó su bota en la superficie lunar a las 2:56 horas UTC (*Coordinated Universal Time*) del 21 de julio de 1969.

Antes de terminar el siglo XX se había erradicado la viruela, habían surgido los mortíferos virus Ébola y de Inmunodeficiencia Humana, se lograba clonar el primer mamífero, se había lanzado el telescopio espacial Hubble y varias sondas no tripuladas habían alcanzado los planetas Mercurio, Venus, Marte, Júpiter, Saturno, Urano y Neptuno, así como varios asteroides y cometas.

El siglo XXI despertó violentamente con el ataque a las Torres Gemelas de Nueva York, lo que forzó nuestra conciencia hacia una dura realidad que nos ha hecho más precavidos, menos crédulos. Sospechamos de los políticos, de los auto-denominados expertos y de las instituciones (Morin, 1984). Dudamos de la globalización, del capitalismo, de la ciencia y de

⁸⁹ George Lemaître [1894-1966], astrofísico y sacerdote jesuita de nacionalidad belga se adelantó a Hubble en la propuesta de la expansión del universo y fue el primero en derivar la mal llamada ley de Hubble y el primero en calcular la constante de Hubble. También fue el primer científico en proponer la teoría del origen del Universo en una singularidad a la que llamó la “hipótesis del átomo primitivo” hoy llamada teoría del Big Bang.

⁹⁰ Recomendamos muy ampliamente disfrutar de una representación artística del llamado Conjunto de Mandelbrot en el video titulado “2010: A Mandelbrot Odyssey” en el que se muestra por qué menciono una nueva y maravillosa realidad virtual.

⁹¹ El 3 de diciembre de 1967, asistido por su hermano Marius Barnard, el Dr. Christiaan Barnard trasplantó el corazón de Denise Darvall, de 25 años de edad, al Sr. Louis Washkansky, de 57 años. La Srita Darvall tenía muerte cerebral como consecuencia de haber sido atropellada, junto con su madre, por un auto conducido por un ebrio, al cruzar la calle Main Road en Observatory, Ciudad del Cabo, cuando salió a comprar un pastel. En el accidente también murió su madre. Sus riñones fueron trasplantados a Johnathan van Wyk, de 10 años de edad. Esto último fue muy criticado en momentos en que el apartheid se aplicaba severamente ya que Denise era blanca y Johnathan, negro. Chris Barnard fue un abierto y elocuente crítico del apartheid. Su hermano Marius hizo carrera política sobre una plataforma anti-apartheid.

la sociedad. Tememos al cambio climático, a los terroristas y a los extranjeros. Nos sentimos inseguros por la dependencia que tenemos de la tecnología, nos sentimos vulnerables, sabemos que se puede acabar el petróleo y el agua, ya no creemos en la energía nuclear pues los accidentes ocurridos en Three Mile Island (28 de marzo de 1979), Chernóbil (26 de abril de 1986), y Fukushima (11 de marzo de 2011), han revelado los peligros, infrecuentes, pero prácticamente incontenibles de esta fuente de energía (Perrow, 1999).

No podemos dejar de mencionar un elemento particularmente inquietante y doloroso que vivimos en el presente y que es motivo de desesperanza. Nos referimos al hecho de que el país que desde la 1ª Guerra Mundial se había arrogado el papel de paladín de la democracia, la libertad, la igualdad y la justicia y el defensor de los derechos humanos en todo el planeta, tras bombardear Vietnam, Laos y Cambodia en forma salvaje e invadir Bahía de Cochinos en Cuba sin la menor consideración al derecho internacional, ha tenido operaciones intrusivas anti-democráticas en una lista inmensa de países.

Entre las campañas más violentas de EEUU están las siguientes: 1. Líbano, 2. República Dominicana, 3. Nicaragua, 4. Chile, 5. El Salvador, 6. Granada, 7. Honduras, 8. Haití, 9. Panamá, 10. Irán, 11. Egipto, 12. Libia, 13. Kuwait, 14. Iraq, 15. Yemen, 16. Siria, 17. Liberia, 18. Sierra Leona, 19. Costa de Marfil, 20. Mali, 21. Rep. Dem. del Congo, 22. Chad, 23. Somalia, 24. Yibuti, 25. Eritrea, 26. Etiopía, 27. Bosnia y Herzegovina, 28. Serbia, 29. Ucrania, 30. Georgia, 31. Afganistán, 32. Pakistán, 33. Gaza, 34. Filipinas y contando....

El “Tío Sam” se ha convertido en un imperio intrusivo que no logra contener la violencia, el racismo, la xenofobia, la sesgada aplicación de la justicia, la drogadicción y la cada vez más pasmosa desigualdad económica, ni siquiera dentro de sus fronteras⁹².

Hoy nos asustan las pandemias. Los fanatismos políticos y religiosos han trastocado la vida social en muchas partes del mundo y el ultra-nacionalismo de corte fascista, así como la xenofobia resurgen en Europa e incluso al norte del Río Bravo. Para colmo, la frontera que otrora separaba la realidad de lo virtual se ha desdibujado al grado de que las relaciones humanas se tejen en las redes sociales y las fortunas buscan protección en los *bitcoins*. Poco a poco las ciencias, como el resto de las actividades humanas, han perdido su inocencia.

Es particularmente clara la explicación que da el sociólogo y filósofo polaco Zygmunt Bauman cuando, disertando sobre la permanente lucha de la modernidad con la ambigüedad, con la impredecibilidad, la incertidumbre y el temor a lo desconocido, ha cedido la libertad en busca de una evasiva seguridad individual. Bauman ataca directamente el cambio, la desregulación y la precariedad de los vínculos humanos en una sociedad individualista, consumista y privatizada, marcada por el carácter transitorio, precario y volátil de las relaciones donde se cambia la intimidad y la responsabilidad hacia el otro, por un vínculo sin rostro, como el que ofrecen la Web y las “redes sociales”. A esta actitud la llama “liquidez de la modernidad” para enfatizar la imposibilidad de definir una forma específica (Bauman, 2003, 2007; Vásquez Rocca, 2008).

Encima de todo ello y basados en la durísima crisis financiera del año 2007 y 2008 y sus secuelas, nos encontramos en permanente zozobra ante la posible deflación, el desempleo o subempleo pertinaz, la insidiosa recesión, la concentración de riqueza en muy pocas manos, la desigualdad progresivamente más marcada, el obstinado fantasma del terrorismo y la amenaza del colapso de los mercados financieros globales.

⁹² El periodista Kevin Gosztola publicó en 2013 una lista en la que incluyó 74 distintos países en los que EEUU estaba interviniendo militarmente en ese momento, fuera directamente con soldados y armamento estadounidenses o entrenando soldados locales, desarrollando programas “anti-terroristas” o dando apoyo logístico o fondeo económico para la guerra.

Los cisnes negros de Nassim Taleb, los reyes dragones de Didier Sornette y los eventos extremos o X-Events de John Casti, acechan permanentemente en los más oscuros rincones de la realidad. La incertidumbre y la incapacidad predictiva relacionadas con temas trascendentes crean un sustrato en el que se hace muy difícil tomar decisiones de largo plazo y se llegan a paralizar la imaginación y la voluntad para construir un futuro mejor (Taleb, 2007; Sornette, 2003; Casti, 2012).

“La esencia de la democracia y del mercado es la posibilidad de elegir. Ambas ofrecen al ciudadano-consumidor el derecho de adoptar o rechazar opciones, sean candidatos o materias primas, políticos o productos. Reelegir o sacar del poder, contratar o despedir empleados, cambiar de administración o cambiar de inversión—esta capacidad de cambiar o revertir, de alterar o cambiar políticas, personas o productos—es la característica principal de la cultura de elección sobre la que descansa el consenso consumista. Conforman tanto nuestro sistema político como el orden económico” (Attali, 1991).

Todo es desechable, cambiante, nada está hecho para perdurar. Ni las ideas, ni los partidos políticos, las instituciones, los gobiernos, las empresas, los valores o las familias perduran. Los gobernantes piensan en el ciclo electoral, los empresarios en el siguiente reporte trimestral, las instituciones en el siguiente cambio de gobierno, los inversionistas en las utilidades del mes, de la semana o de un solo día. Extrañamente, parece que el estilo de vida actual niega el imperativo máximo de todo sistema que es perdurar.

Hoy la juventud es el bien máximo, seguido por la novedad y el cambio. Las civilizaciones corren una carrera exhaustiva basada en creatividad y desintegración, muerte y transfiguración. El horizonte de observación, de evaluación y revocación de mandato es de corto plazo. La sociedad de consumo está alienada en un nihilismo desahogado disfrazado del derecho irrestricto al placer y a la felicidad, de tal manera que el derecho a elegir hoy pudiera muy bien cancelar la posibilidad de que nuestros hijos y nietos tengan un lugar y un entorno social adecuados para vivir.

“El sueño del placer material habrá asesinado la vida misma. Con la finalidad de que sobrevivan nuestras ideas seculares, necesitamos una nueva definición de lo sagrado” (Attali, 1991).

1.6.3. La Incertidumbre en los Fenómenos Complejos

De manera breve y como conclusión de este segmento sobre incertidumbres podemos decir que hay tres razones por las que el estado futuro de un fenómeno dinámico puede resultar impredecible: a) Porque no tenemos un modelo apropiado que lo explique; b) porque es caótico y c) porque es estocástico.

Dejemos de lado la condición de carecer de un modelo apropiado, la cual además de ser tautológica, podemos especular que, siendo ese el caso, la condición de ser impredecible será idealmente transitoria y esperamos que una vez teniendo el modelo apropiado alcanzaremos la capacidad predictiva necesaria, a menos que se agregue una de las otras dos razones, o ambas.

En los fenómenos dinámicos caóticos el futuro es impredecible ya que existe una gran “sensibilidad del sistema a cambios en las condiciones iniciales”. Esta característica fue reconocida por primera vez por el gran físico y matemático francés Henri Poincaré cuando estudiaba el comportamiento de tres cuerpos celestes bajo las leyes de la gravitación

universal de Newton⁹³. Notó entonces que “pequeñas variaciones en las condiciones iniciales producían variaciones muy grandes en el resultado final”. Más adelante enfatiza... “Un pequeño error en las condiciones iniciales produce un gran error en los resultados. Así, la predicción se hace imposible y nos encontramos con un fenómeno fortuito o aleatorio [más correctamente, impredecible]” (Poincaré, 1913).

A pesar de que un fenómeno caótico sea determinista y pueda describirse mediante leyes sencillas y claras como las de Newton, dado que las condiciones iniciales son necesariamente indeterminables en forma absoluta, los resultados tendrán que ser impredecibles. Se dice que un fenómeno así es divergente dado que, con el más pequeño cambio en las condiciones iniciales, los resultados obtenidos progresivamente serán más lejanos o distintos de los esperados (Williams, 1997).

Esta noción de sensibilidad exquisita a las condiciones iniciales recibe el nombre de “efecto mariposa” a partir de una publicación del matemático y meteorólogo Edward Lorenz, quien consideró que esta propiedad, junto con la no-linealidad, son rasgos distintivos de la existencia de caos. El mismo Lorenz comenta que la imposibilidad de predecir el resultado en el caos parece ser aleatoria, sin embargo, no es auténticamente aleatoria. Lorenz también resalta que la diferencia entre indeterminismo caótico y aleatorio es más teórica que práctica y que en el mundo real no puede precisarse si una indeterminación observable es de uno u otro tipo (Lorenz, 1995).

La tercera razón por la que los sistemas dinámicos complejos pueden ser impredecibles deriva precisamente de su complejidad, lo que les confiere la característica de ser estocásticos o aleatorios. Un sistema complejo es aquel que tiene muchos e irreducibles grados de libertad o dimensiones de movilidad en el espacio de estados, propiedad derivada de la interacción de muchas variables, gran número de agentes, distintos niveles de organización jerárquica e interdependencia dentro de una densa red de agentes. Una maraña de nodos agrupados, interconectados y relacionados entre sí de formas diversas.

Un proceso estocástico involucra una secuencia de eventos aleatorios y a las series de tiempo asociadas con estas variables aleatorias. De hecho, aunque los valores aleatorios de un proceso estocástico, en diferentes momentos pudieran ser variables aleatorias independientes, en la mayoría de las situaciones comúnmente consideradas, los valores de dichas variables exhiben correlaciones estadísticas complejas y cambiantes que estrictamente no pueden ser descritas como independientes y de distribución idéntica.

En otras palabras, un sistema complejo es estocástico y por ello impredecible, y lo es dada la acumulación del efecto simultáneo (paralelo) o secuencial de múltiples variables y componentes interrelacionados e interdependientes. Esto hace que, aunque podamos entender las propiedades individuales de cada uno de los componentes y aunque los procesos de cada uno de ellos tomados individualmente sean simples, el efecto en el sistema de cualquier estímulo o modificación en el estado inicial, es impredecible ya que es el resultado agregado de todos los procesos y por lo tanto es no lineal, sino irregular e inconsistente (Beltrami, 1999).

⁹³ En 1887, recién elegido miembro de la Academia Francesa de Ciencia, Poincaré ganó el premio de la competencia matemática en honor del 60 aniversario del natalicio de Oscar II, Rey de Suecia, mediante una explicación (incompleta y parcialmente equivocada) del llamado “problema de los tres cuerpos” relacionado con el movimiento de tres cuerpos en órbitas combinadas. Con la explicación de Poincaré no se resolvió el problema planteado por el monarca sueco, pero nació la teoría de caos.

1.6.4. Evolución de los Paradigmas Financieros en el Siglo XX

La evolución de los conceptos económico-financieros durante el siglo XX siguió un curso que hace eco a los cambios científicos y tecnológicos del período. El estudio sistematizado de los mercados bursátiles prácticamente nace al alba del siglo con la tesis de Louis Jean-Baptist Alphonse Bachelier [1870-1946], quien por vez primera intenta hacer una descripción matemática de la evolución de los precios de las acciones en el mercado financiero, aplicando conceptos probabilísticos. En su tesis, Bachelier propone que, dada la complejidad del fenómeno bursátil y la multiplicidad de factores que lo determinan, el movimiento de los precios en el mercado puede verse como un proceso aleatorio indistinguible de un movimiento Browniano⁹⁴. En su descripción caracterizó tres propiedades del movimiento Browniano: 1) es un proceso con incrementos homogéneos independientes cuyas trayectorias son continuas, 2) es un proceso continuo en el tiempo es el límite de una marcha aleatoria y 3) es un proceso de Markov (Bachelier, 1900).

Para el joven Bachelier (tenía 30 años al presentar su tesis), si los vendedores de acciones buscaban vender al precio más alto posible y los compradores buscaban comprar al precio más bajo posible, la diferencia (*el spread*) entre el precio ofrecido y el precio demandado representa el consenso, o evaluación colectiva, del valor de cada activo en un momento dado. A pesar de la trascendencia de este trabajo, como tristemente suele suceder, las ideas de Bachelier fueron poco apreciadas por sus coetáneos, con algunas pocas excepciones (Working, 1934).

En su libro *Capital Ideas, The improbable Origins of Modern Wall Street*, Peter Bernstein comenta que, en 1954, el matemático y estadístico Len Jimmie Savage, al estar merodeando en una biblioteca universitaria de Chicago, descubrió por accidente un libro publicado por Bachelier en 1914 (Bachelier, 1914). Advirtió la manera original en que Bachelier abordaba el problema de la fluctuación de precios e informó a Paul Samuelson de este trabajo. A su vez, Samuelson encontró la tesis de Bachelier en la biblioteca de MIT (Bernstein, 1992). A partir de entonces comenzaron a surgir nuevamente estudios relacionados con esos conceptos⁹⁵.

La teoría moderna de portafolio nace tras la publicación en 1952 del artículo de Harry Markowitz (1952) en el que propuso la manera de construir “portafolios eficientes” buscando maximizar los rendimientos para un nivel de riesgo dado o minimizar el riesgo para un nivel de rendimiento esperado, con la condición expresa de que se tuviera un método para determinar las expectativas de rendimiento y riesgo de los activos disponibles⁹⁶.

⁹⁴ En 1828 Robert Brown describió el movimiento zigzagueante de los granos de polen suspendidos en un líquido concluyendo que el movimiento no era debido a corrientes en el líquido ni a la evaporación del mismo, sino que se debía las propias partículas (Brown, 1828). En 1905 Albert Einstein publicó un artículo describiendo y modelando matemáticamente al movimiento Browniano como una expresión del movimiento de moléculas del líquido, dependiente de la temperatura, en el que están suspendidas las partículas observables (Einstein, 1905). En 1923 Norbert Wiener desarrolló una teoría matemática rigurosa para explicar este movimiento aleatorio llamado Browniano por lo que también es llamado un proceso de Wiener (Wiener, 1923). Bachelier se adelantó a Einstein y a Wiener, entre otros.

⁹⁵ El astrónomo, actuuario y matemático danés Thorvald Nicolai Thiele [1838-1910] fue el primer pensador en proponer una teoría matemática del movimiento Browniano, antecedendo a Bachelier (1900), a Einstein (1905) y a Wiener (1923).

⁹⁶ En el artículo citado, Markowitz aclara que “el proceso de selección de un portafolio se puede dividir en dos etapas. La primera etapa comienza con observación y experiencia y termina con las creencias sobre el desempeño futuro de los activos disponibles. La segunda etapa comienza con las creencias relevantes acerca del futuro desempeño y termina con la selección del portafolio. Este artículo se ocupa de la segunda etapa”. Un detalle generalmente omitido en las cátedras de finanzas.

El estudio académico de las finanzas en general y el análisis de las acciones de la bolsa de valores en particular, prospera en los años 60s cuando la visión de Bachelier es adoptada por varios autores (Kendall, 1953; Osborne, 1959a, 1962; Roberts, 1959; Cowles, 1933, 1937; Alexander, 1961, Cootner 1962; Godfrey, 1964). Esta escuela de pensamiento que, tentativamente podemos llamar “cuantitativa”, fue diseminada por Paul A. Samuelson (1965) de la Universidad de Chicago, quien propuso que, en un mercado eficiente desde el punto de vista de información, es imprevisible el cambio en los precios.

Poco después de la publicación de Samuelson, otro académico de la U. de Chicago, Eugenio Fama⁹⁷ inspirado en una idea concebida en el siglo XVI como modelo de teoría de juegos de azar, acuña el término Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados (EMH) para describir la característica que tienen estos de incorporar, y mostrar, en los precios de los activos, toda la información existente hasta ese momento⁹⁸, rápidamente y de manera insesgada (Bernstein, 1998). En un amplio artículo de revisión, Fama sienta las bases, teóricas y (cuasi) empíricas, de lo que sería el canon (¿o el dogma?) indisputable e incuestionable, durante los siguientes 25 años (Fama, 1970; Jensen, 1978).

En su tesis doctoral publicada en el *Journal of Business*, Fama comienza su discusión haciendo referencia al análisis técnico, es decir, al estudio de la representación gráfica de series de tiempo de precios en los mercados en busca de patrones repetitivos que pudieran servir como método predictivo del futuro comportamiento de los precios, bajo el supuesto de que la historia se repite y que los “patrones” de precios tenderán a recurrir en el futuro, lo que teóricamente debería conferir poder predictivo al análisis técnico (Fama, 1965).

En un análisis muy superficial, Fama cuestionó la veracidad de los supuestos de la visión “técnica”, y tras rechazar su validez se adhirió al modelo que sostiene que los precios siguen una marcha aleatoria, derivada de la eficiencia de los mercados. En su teoría, propone que el trayecto futuro del nivel de precios de un activo no es más predecible que el trayecto seguido por una serie de números aleatorios acumulados. Es decir, que los cambios sucesivos de precios son variables aleatorias independientes idénticamente distribuidas (i.i.d.), por lo tanto, dichas series no tienen memoria. En consecuencia, el pasado no puede usarse para predecir el futuro en ninguna forma significativa. En la conclusión de una tesis muy débilmente argumentada e inundada de datos poco relevantes, Fama asegura que “si bien el estudio de las gráficas pudiera ser un pasatiempo interesante, no tiene ningún valor real para el inversionista del mercado de capitales”. En ningún lugar del texto muestra el menor asomo de una mentalidad profunda o de una visión sistémica del mercado, de las fluctuaciones de precios o del análisis técnico (Fama, 1965).

En 1978, Michael Jensen⁹⁹, también de la U. de Chicago, declaró, sin ofrecer pruebas de ello, que “no hay otra propuesta en economía que tenga evidencia empírica más sólida que la apoye que la Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados” (Jensen, 1978). Así surge una nueva versión de la teoría del valor/utilidad, misma que se apodera del escenario académico durante un cuarto de siglo. Dentro del marco de esta teoría, se define la mejor forma de asignar los fondos disponibles en el diseño de un portafolio de inversión, con base en el

⁹⁷ Eugene Fama recientemente ha sido galardonado con el Premio Nobel de Economía, 2013.

⁹⁸ Más de medio siglo atrás, Charles H. Dow había propuesto que toda la información, además de las expectativas y las emociones del conjunto de los participantes del mercado, estaban incorporadas en el valor del “barómetro” del mercado (el índice Dow-Jones), por lo tanto, “estaban descontadas”.

⁹⁹ Michael Jensen es autor del indicador llamado Alfa de Jensen, medida del rendimiento generado por un administrador de inversiones en exceso del rendimiento esperado por unidad de riesgo sistemático corrido y en exceso de la tasa libre de riesgo. Por lo tanto, el alfa de Jensen mide el rendimiento marginal generado por una estrategia particular.

postulado del comportamiento racional de los individuos bajo condiciones de incertidumbre, suponiendo que el cambio de los precios es un proceso aleatorio.

Al tiempo que evolucionaba la EMH y quedaba firmemente establecida como paradigma dominante, William Sharpe¹⁰⁰ propuso un modelo llamado *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), para valuación de activos en el mercado bajo una serie de supuestos bastante restrictivos entre los que destaca dos: a) la aparente racionalidad del conjunto de todos los participantes del mercado cuyos sesgos individuales se neutralizan mutuamente y b) el hecho de que en un mercado en equilibrio el portafolio de mercado¹⁰¹ es eficiente en media y varianza, por lo tanto, el efecto de todas las variables económicas, financieras, políticas, etcétera, actuando sobre los precios de los activos, podría reducirse a una sola variable (Sharpe, 1964).

De acuerdo con el CAPM, la medida de la sensibilidad de cada activo a la suma de los factores determinantes de los precios, corresponde a la beta del activo, estadístico que resulta de estimar la pendiente de la línea de regresión de los rendimientos de los activos contra los rendimientos de un proxy del mercado. El modelo asume que esta beta es la medida del riesgo sistemático, único componente del riesgo total que necesita ser tomado en cuenta para estimar los rendimientos futuros. El modelo ofrece una forma de demostrar que la diversificación permite nulificar el otro componente del riesgo total, es decir, el riesgo específico de los activos.

Una década más tarde, Stephen Ross propone la teoría del arbitraje (*Arbitrage Pricing Theory* o modelo APT) en la cual se identifica la aportación individual al riesgo sistémico total, de cada uno de los componentes más relevantes de la economía a los que considera factores determinantes (causales) del rendimiento de los activos (Ross, 1976). En 1986, Chen, Roll y Ross (Chen, 1986) destacaron como factores relevantes la inflación, el PIB, la confianza de los inversionistas y la curva de rendimiento de las tasas de interés. Para ello, este modelo mide la beta de cada uno de estos elementos en un modelo de regresión múltiple con distinto número de variables.

Entre los factores considerados en los modelos de variables múltiples podemos incluir las tasas de interés de corto plazo, la diferencia entre las tasas de corto y de largo plazo, el precio del petróleo y del oro, los tipos de cambio de diferentes divisas, el desempeño de algún índice diversificado del mercado como el S&P 500 o el NYSE Composite Index. Al cuestionar la validez de la o las betas del modelo APT, el propio Fama propone considerar como factores a las llamadas razones financieras, como la tasa de dividendos entre el precio del activo, el valor de capitalización de las empresas y las razones utilidad/precio y utilidad/valor en libros. Además, insiste en la necesidad de diferenciar los rendimientos de corto plazo de los de largo plazo al modelar el fenómeno y hacer predicciones (Fama, 1991, 1996, 2012).

Tanto el modelo CAPM como el modelo APT y en buena medida las ideas de Markowitz, parten de supuestos en los que la relación lineal entre las variables permite no solo explicar teóricamente el comportamiento de los mercados financieros, es decir, el rendimiento

¹⁰⁰ William F. Sharpe recibió el Premio Nobel de Economía en 1990 principalmente por la creación del modelo CAPM y por la síntesis del índice que lleva su nombre, utilizado para medir el rendimiento ajustado por riesgo de portafolios diversificados. El modelo CAPM fue propuesto independientemente por John Lintner, Jan Mossin y Jack Treynor. Este último autor desarrolló el índice que lleva su nombre, utilizado para medir el rendimiento ajustado por riesgo de portafolios no diversificados.

¹⁰¹ Portafolio de Mercado, según el modelo CAPM, es aquel portafolio teórico que contiene todos los activos que pueden ser adquiridos por los inversionistas en todos los mercados del mundo, cada uno, en la misma proporción en la que existen en el mercado. Como consecuencia, un portafolio de mercado tendrá las mismas características de riesgo y rendimiento que el propio mercado en su conjunto. Por estar totalmente diversificado, el portafolio de mercado no tiene riesgo específico sino solamente riesgo sistemático.

esperado de los activos y su volatilidad, sino que incluso pretenden ser recursos de aplicación práctica en el diseño de portafolios de inversión.

Hacia el final del siglo XX comienzan a tambalearse los paradigmas hasta entonces en boga. El concepto del movimiento de los mercados financieros como una marcha aleatoria con absoluta independencia del pasado y la hipótesis de la eficiencia de los mercados, así como la idea de que los participantes del mercado son racionales, que toman decisiones mediante un proceso perfectamente deductivo acerca de problemas nítidamente definidos, muestran fisuras por doquier. La idea de poder alcanzar una gran teoría unificada de la economía en la que la teoría del consumidor podía construirse a partir del axioma del comportamiento humano racional y que, de ésta y de una teoría correspondiente de la empresa podía derivarse una microeconomía consistente a partir de la cual de alguna manera podía construirse una teoría agregada de la economía, la macroeconomía, se han venido abajo (Arthur, 1999b).

Poco a poco comenzó a ser más difícil ignorar al “elefante en la habitación”¹⁰². Como las otras ciencias, pero con un rezago complicado de explicar¹⁰³, la economía ha caído en el proceso de pérdida de la inocencia y se ha “contaminado” de elementos que antes se consideraban externalidades o elementos dispensables ocasionales como la incertidumbre o la indeterminación. En forma epistemológicamente relevante, poco a poco se ha borrado la línea que separa al observador del objeto observado y con ello, la economía ha perdido su (falso) carácter objetivo, determinista y mecanicista y ha adoptado una forma más orgánica, indeterminada y plena de subjetivismo, recuperando así, esperamos, la dimensión moral y humana. Cuando menos en teoría.

1.7 La Econofísica

Quizás fue Gene Stanley¹⁰⁴, de la Boston University, el primer autor en utilizar el término *econofísica* para hacer referencia al creciente número de artículos publicados por físicos, en revistas de físicos, acerca de la economía. El término fue acuñado formalmente en 1995 en una conferencia sobre física estadística y economía organizada por Bikas Chakrabarti en el *Instituto Indio de Estadística Kalkota* (ISI) y apareció en prensa en 1996 en los *Proceedings* de esa reunión publicados en la revista *Physica A*. En esa primera publicación, los autores “discuten la posibilidad de que el comportamiento de un gran número de humanos (como el medido en índices económicos) pudiera adecuarse a casos similares de las leyes de escalamiento que han sido utilizadas al describir sistemas compuestos de un gran número de objetos inanimados¹⁰⁵” (Stanley, 1996).

Sin embargo, los fenómenos relacionados con la actividad económica han sido abordados por los físicos cuando menos desde finales del siglo XVII. Se sabe que el mismísimo Sir Isaac Newton tuvo intensa actividad teórica y práctica relacionada con el dinero, dado que en 1696 fue el Director de la Real Casa de Moneda de Inglaterra, puesto al que fue invitado

¹⁰² El “elefante en la habitación” es, desde luego, la realidad del comportamiento humano, con sus caprichos, emociones y flaquezas.

¹⁰³ Pensamos que el rezago de la incorporación de los conceptos afines a la incertidumbre, la complejidad y el holismo ha sido provocado por dos razones principales: a) La necesidad de control absoluto por parte de los grupos conservadores liderados por la Escuela de Chicago y b) la conveniencia que representa para las elites financieras mantener las cosas como están, dadas las grandes ventajas que la desregulación y el *laissez faire* les representa a ellos.

¹⁰⁴ Harry Eugene Stanley [1941-] físico, profesor de la Universidad de Boston, ha contribuido ampliamente al desarrollo de la física estadística y a la econofísica. Su obra *Introduction to Phase Transitions and Critical Phenomena* ganó el premio Choice Award for Outstanding Academic Book en 1971.

¹⁰⁵ Concepto original de Ettore Majorana, como se comenta adelante.

directamente por Charles Montagu, 1^{er} Earl de Halifax, cuando era secretario del Tesoro de Inglaterra (*Chancellor of the Exchequer*)¹⁰⁶.

En 1738, otro gran físico y matemático, el suizo Daniel Bernoulli [1700-1782], sentó las bases para el desarrollo de uno de los puntos clave de la economía neoclásica. Propuso el concepto de aversión al riesgo y desarrolló la “teoría de la utilidad y el riesgo” (Bernoulli, 1954).

En el Siglo XIX dos grandes matemáticos y economistas: Walras y Jevons, ambos creadores en forma independiente de la “teoría de la utilidad marginal del valor”¹⁰⁷ hicieron importantes contribuciones desde el enfoque de ciencias “duras”. León Walras [1834-1910] intentó aplicar a la economía lo que Newton había hecho en la física. Tenía la convicción de que el conocimiento económico debía expresarse con el mismo rigor de una ciencia exacta. La teoría debía fundamentarse en parámetros abstractos haciendo la formalización matemática de las relaciones entre las personas en la actividad económica real. Para lograr este objetivo, Walras propuso en su libro *Elementos de Economía Política Pura*, un modelo matemático llamado “teoría general del equilibrio” que explica la actividad económica mediante un gigantesco sistema de ecuaciones. Para hacer el análisis, este sabio francés simplificó a los individuos aislándolos y dotándolos de gustos y preferencias determinadas. A eso le agregó una premisa fundamental: “la base de las conductas de las personas es que buscan maximizar su utilidad”. A partir de dichos supuestos consideró factible pronosticar su comportamiento económico agregado (Walras, 1874)¹⁰⁸.

William S. Jevons [1835-1882], economista y lógico inglés, de sólida preparación en botánica, química y física, hizo aportaciones importantes al método científico. Se le considera, junto con Walras, responsable de haber dado una base científica cuantitativa y matemática a la práctica de la economía (Jevons, 1871, 1874).

Ya se mencionó que, en 1905 Einstein, el físico más grande del siglo XX, modeló matemáticamente el movimiento Browniano. Cinco años antes, el mismo modelo había sido propuesto por Bachelier como una buena caracterización de la fluctuación de precios (Einstein, 1905; Bachelier, 1900).

Dos grandes economistas del siglo XX: Irving Fisher y Jan Tinbergen, fueron formados por destacados físicos. Fisher [1867-1947], “el mejor economista estadounidense” según Schumpeter, Friedman y Tobin, fue alumno de Josiah Willard Gibbs, creador de la teoría de ensambles en física estadística. En su prolífica carrera, Fischer abarcó temas como la tasa de interés, la inflación y la deflación, la naturaleza del capital, teoría del valor, del dinero, de la utilidad marginal, los booms y depresiones económicas y el desempleo (Fisher, 1932). Por su parte, Tinbergen [1903-1994], economista neerlandés, doctorado en física por la Universidad de Leiden, fue el primer receptor, junto con Ragnar Frisch, del Premio Nobel de Economía en 1969 por haber desarrollado modelos dinámicos del análisis de los procesos

¹⁰⁶ El papel de Newton como Director de la Casa de Moneda fue desempeñado en forma brillante. Sus trabajos en el combate a la falsificación de monedas y en la conversión de Inglaterra del patrón plata al patrón oro son ampliamente reconocidos. Cabe destacar que después de Sir Francis Bacon, Newton fue el segundo Caballero del Reino distinguido con este título nobiliario por su destacada labor científica.

¹⁰⁷ Un tercer autor considerado co-creador de la teoría de la utilidad marginal del valor es el austriaco Carl Menger.

¹⁰⁸ Es preocupante que ninguno de los autores con ideología neo-liberal ha mencionado si la maximización de las utilidades es en el corto, el mediano o el largo plazo. Cualquiera que entienda un poco de economía y de la vida de las empresas podrá comprender que las decisiones que tienen que tomarse para maximizar las utilidades son muy diferentes si se pretende hacer la evaluación de resultados en el corto, el mediano o el largo plazo. Tristemente, el enfoque en el corto plazo ha generado graves problemas derivados de las decisiones de los directivos de las empresas, principalmente de las financieras.

macroeconómicos. Su director de tesis doctoral fue Paul Ehrenfest¹⁰⁹ quien tuvo importantes contribuciones en física estadística, además de aportar conceptos y métodos relacionados con la mecánica cuántica y la “teoría de cambio de estado”. Hoy se recuerda a Tinbergen principalmente por su profundo interés en la distribución del ingreso y la búsqueda de un orden social óptimo a nivel mundial (Tinbergen, 1962, 1981).

Quizás un detonante importante de la creciente injerencia de los físicos en economía fue la observación que hiciera el gran físico Ettore Majorana¹¹⁰ [1906-1938] en 1936, de que existía una analogía esencial entre las leyes estadísticas en física y las mismas leyes en ciencias sociales. Este autor apuntó al hecho de la actitud mecanicista de la física basada en los postulados de la existencia independiente y objetiva de la materia y el determinismo de la física. Esta idea se aplicó en forma directa a la biología, a las ciencias sociales e incluso a la filosofía, quizás excesivamente. Majorana apunta a que la utilidad de los métodos matemáticos, única justificación válida de la concepción mecanicista de la ciencia, se deberá limitar únicamente a la física (Majorana, 1942).

Como corolario epistemológico, Majorana agrega que, la física matemática requiere que sea posible hacer una representación mental de este mundo objetivo, perfectamente adecuada para explicar la realidad. Dicha representación mental puede consistir en el conocimiento de una serie de cantidades numéricas, suficiente para determinar en cualquier punto en el espacio y en cualquier instante en el tiempo, el estado del universo físico.

En cuanto al determinismo característico de los procesos que aborda la física, estamos de acuerdo con Majorana en que esta propiedad no puede derivarse completamente de la experiencia, dado que, además de sucesos que ocurren invariablemente, como la caída libre de un cuerpo en el vacío, hay otros, no sólo en el mundo biológico, sino sobre todo en lo social, para los que hay poca evidencia de que ciertos resultados ocurran inevitablemente si se dan condiciones previas necesarias y suficientes. El determinismo, como un principio universal de la ciencia, podría entonces formularse sólo como una generalización de las leyes de la mecánica celeste (Majorana, 1938).

Desafortunadamente, como le sucedió antes a Bachelier, el trabajo de este investigador italiano, en lo que respecta a la epistemología¹¹¹, no fue tomado en cuenta seriamente hasta los 90s, salvo en contadas excepciones (Recami, 2007b).

En 1977 sucede otro evento no bien ponderado por el medio académico económico-financiero; la publicación del libro de MFM Osborne titulado *The Stock Market from a Physicist's Viewpoint* (Osborne, 1977).

Matthew Fontaine Maury Osborne [1916-2003] recibió el doctorado en biología en 1952 (University of Maryland) y en física en 1959 (University of Virginia). Mientras trabajaba para el US Naval Research Laboratory, estudió la física de procesos de alta energía, el sonido, la electricidad, turbulencia de fluidos, el vuelo de insectos y de aves y el nado de los peces.

¹⁰⁹ Existe una famosa foto tomada en diciembre de 1925 en la que Albert Einstein y Niels Bohr aparecen reclinados desenfadadamente sobre un sillón discutiendo sobre la teoría cuántica. Esa foto fue tomada en la casa de Paul Ehrenfest en Leiden, Países Bajos.

¹¹⁰ Ettore Majorana desapareció misteriosamente en Nápoles, el 26 de marzo de 1938, a la edad de 31 años, y nunca fue visto otra vez. Uno de los más grandes genios de la humanidad, de quien el propio Enrico Fermi, en cuyo laboratorio trabajó al inicio de su carrera como físico, comentó que ... “Existen científicos de gran estatura, los cuales llegan a descubrimientos de gran importancia, fundamental para el desarrollo de la ciencia” (probablemente él mismo se ubicaba en ese grupo), “pero, entonces existen los genios como Galileo y Newton. Bien, Ettore era uno de ellos. Majorana tenía algo que nadie más tiene en el mundo...” (Recami, 2007a).

¹¹¹ En el campo de la física subatómica, el trabajo de Majorana, aunque escaso (9 artículos en 9 años), fue apreciado por su trascendencia y originalidad, pero también fue poco difundido (Recami, 2007b).

Durante los 60s abordó con creatividad y profundidad problemas de los mercados. En 1972 fue profesor del curso de mercado de capitales en la Escuela de Graduados de la Universidad de California, en Berkeley.

Osborne es considerado, junto con Bachelier y Wiener, pionero en la idea de que las fluctuaciones de precio de activos financieros pueden explicarse como un movimiento browniano. Comparó las fluctuaciones de precio con el movimiento migratorio de los salmones en un río. En una publicación anotó lo siguiente: “*Mi abordaje se basa en fenómenos similares a los del mercado que ocurren en la reducción de observaciones astronómicas, y la analogía entre el ‘caos financiero’ en un mercado, y el ‘caos molecular’ de la mecánica estadística*” (Osborne, 1959b).

En su trabajo sobre teoría financiera atacó diversos conceptos: cuestionó duramente a Morgenstern con relación a la teoría de juegos y a Samuelson por la llamada “matemología” contenida en su texto de economía, advirtiendo que la famosa curva de oferta y demanda no puede ser construida ya que el precio no existe como función de la oferta ni como función de la demanda. Por ejemplo, lanzó el siguiente cuestionamiento: “*si se ofrecen 25 tomates, ¿cuál es su precio? Respuesta, nada o todo*” (Osborne, 1977). Asimismo, atacó la teoría general del equilibrio económico de Walras y la hipótesis de la eficiencia de los mercados de Fama, estudió científicamente el análisis técnico y la distribución log-normal de los rendimientos y, según Victor Niederhoffer, MFM Osborne es el primer econofísico formal (Niederhoffer, 2013).

Esta su libro de 1977, Maury —como lo llamaba Niederhoffer— presenta un cambio de perspectiva de los procesos financieros, distinto del ofrecido por los economistas convencionales quienes parten de los supuestos y luego buscan datos que pudieran ser compatibles con su visión apriorística —incluso los analistas técnicos hacen lo mismo—. Según Kinsella, el enfoque de Osborne es “observar primero los datos, después ver los datos otro poco y una vez más, antes de llegar a ninguna conclusión acerca del modelo que podría o no estar generando los datos que vemos en la realidad” (Kinsella, 2008). Huelga decir que compartimos plenamente esta visión y en el presente trabajo hemos seguido precisamente este principio metodológico.

Durante los 90s surge una corriente intelectual en la que los físicos, habiendo adquirido importantes resultados en los campos de transición de fase, mecánica estadística, dinámicas no lineales, grupos de re-normalización, procesos estocásticos, percolación, fractales, auto-organización al estado crítico y sistemas desordenados, desarrollaron potentes herramientas y conceptos como re-escalamiento y distribución de ley de potencia con los que se han diseñado modelos para estudio de series de tiempo impredecibles, tanto estocásticas como deterministas, modelos ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) aplicados a las series de tiempo de los precios y volatilidades de activos financieros para caracterizarlos sin requerir los supuestos rígidos e inverosímiles que hemos criticado en el modelo convencional (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

A partir de la idea de que los mercados financieros exhiben propiedades que se han identificado en los sistemas complejos, advertimos que son sistemas abiertos en los que muchas subunidades interactúan en forma no lineal en presencia de bucles de retroalimentación intermitentemente positivos y negativos. Dado que existen grandes bases de datos del comportamiento del fenómeno, resulta natural que los físicos hayan querido analizarlos¹¹².

¹¹² Existe la leyenda urbana de que el mayor contratista de físicos con PhD en Estados Unidos es Wall Street y que su llegada a las finanzas ha generado el término *quants* para designar a estos analistas financieros ex-físicos

Una característica especial de los físicos en el estudio de los mercados es el énfasis que han puesto en el análisis empírico de los datos económicos y desde luego, la importación de la metodología empleada en física estadística al estudio de los datos financieros. A favor de esta corriente podemos agregar que, al igual que en economía es imposible realizar experimentos con control de las variables (sobre todo en macro-economía), los físicos han tenido que superar el mismo problema en áreas como la astrofísica, la física atmosférica y en buena medida, también en la geofísica, ciencias en las que, por razones obvias, es imposible hacer estudios experimentales directos controlando las variables importantes.

Cabe destacar tres áreas de la investigación en economía y finanzas que se han enriquecido notablemente con la misma metodología física que nosotros empleamos en esta tesis:

A) La caracterización estadística completa (estilizada) de los procesos estocásticos de cambios de precio de activos financieros. Entre lo más interesante se encuentra la forma de la densidad de distribución del cambio de precios, la memoria temporal detectable en las series de tiempo y las propiedades estadísticas de orden superior.

B) El desarrollo de un modelo teórico que puede abarcar todas las características de los mercados financieros reales. Entre ellas está la distribución leptocúrtica o de colas pesadas no-Gaussiana y los cúmulos o agregados de alta volatilidad.

C) Un tema destacado en esta área de investigación es el descubrimiento de la correlación en las series financieras. La detección de la presencia de correlación de ordenes mayores ha motivado la reconsideración de la validez de algunos de los supuestos del análisis técnico (Vandewalle, 1997).

Otras áreas que están siendo intensamente investigadas tratan la valuación racional de los productos derivados, donde algunos de los supuestos canónicos del modelo Black-Scholes son relajados, así como la selección de portafolios y su optimización dinámica.

Los líderes de la econofísica, ciencia que recientemente ha cumplido 20 años de edad, son Philip Anderson y Kenneth Arrow (Anderson, 1998), Brian Arthur (1999a), Blake Le Baron (2000), Doyen Farmer (1999), Jean-Phillipe Bouchaud y Marc Potters (Bouchaud, 2000), Didier Sornette (2011), Eugene Stanley y Rosario Mantegna (Mantegna, 2000), Emanuel Derman (2007, 2009) y Paul Whilmott (2006), Vasiliki Plerou, Parameswaran Gopikrishnan, Luis A.N. Amaral (Plerou, 2000), Mauro Gallegatti, Steve Keen y Thomas Lux (Gallegati, 1999), Joseph L. McCauley (2009), Bikas K. Chakrabarti, Anirban Chakraborti, Arnab Chatterjee y Sitabhra Sinha (Sinha, 2010) y Asim Ghosh (2013)¹¹³ entre otros.

Tres semilleros de estudiosos de econofísica que debemos mencionar son el *Indian Statistical Institute* (ISI) fundado en Calcuta en 1931 por el profesor Prasanta Chandra Mahalanobis (Chakrabarti, 2010), el Instituto Santa Fe de Nuevo México, fundado en 1984 por George Cowan, Murray Gell-Mann, Philip Anderson, Kenneth Arrow y Brian Arthur, entre otros (Anderson, 1998), y el *Center for Polymer Studies and Department of Physics* de la Universidad de Boston, bajo la fructífera dirección de H. Eugene Stanley.

Hay otros grupos extraordinariamente productivos en el campo de la econofísica como el *Harvard-MIT Observatory of Economic Complexity* (Hausmann, 2008); el *Department of Political Science and Economics and Centers for the Study of Complex Systems and Policy Studies* de la Universidad de Michigan en Ann Arbor (Miller, 2007); la *International*

que utilizan este tipo de metodologías en las decisiones de inversión. Como quiera que sea, su presencia en el medio financiero es ahora algo común.

¹¹³ Para una revisión extensa de las publicaciones de investigadores de India sobre econofísica consultar Ghosh, 2013.

Business School, de la *Brandeis University* en Waltham, Maryland; el *Institute of Geophysics and Planetary Physics* de la Universidad de California, Los Ángeles; el *Dipartimento di Fisica e Tecnologie Relative* de la Universidad de Palermo; la *Università Politecnica delle Marche*, en Ancona y el *Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Cagliari* en Italia; la *University of Western Sydney* en Australia; el *Department of Economics* de la Universidad de Kiel; el Departamento de Física de la Universidad de Leiden; el *Service de Physique de l'État Condensé, Centre d'Études de Saclay, Orme des Merisiers, Gif-sur-Ivette Cedex*, la *École Polytechnique*, y el *Laboratoire de Physique de la Matière Condensée, Université de Nice-Sophia Antipolis*, en Francia.

La mayoría del esfuerzo en la econofísica lo han hecho los físicos, no los economistas; estos últimos, salvo muy honrosas excepciones, han mostrado mucha resistencia a abandonar sus modelos reduccionistas y han montado un movimiento contra-reformista, —comparable con el que montaron en el siglo XVI el Papa Pablo III, San Ignacio de Loyola y el monarca Carlos V en contra de Lutero y sus ideas—, a base de más estadística y matemáticas en vez de atender al corazón de la crítica proveniente de otras disciplinas, es decir, la rigidez e inverosimilitud del marco teórico en que están basados muchos de sus postulados, modelos y métodos.

Podemos finalizar este apartado definiendo econofísica como un campo de investigación transdisciplinario en el que se aplican teorías y métodos originalmente desarrollados por físicos para abordar problemas económicos como la incertidumbre, los procesos estocásticos, la inestabilidad y las dinámicas no lineales. Su aplicación al estudio de los mercados financieros se ha denominado finanzas estadísticas haciendo referencia a sus raíces en la física estadística.

A pesar de lo atractivo de la idea y del romance inicial surgido entre los economistas y los físicos, esta relación se ha “agriado” al grado de que el muy respetado economista Paul Ormerod, de la consultora londinense Volterra, acusó a los econofísicos de aplicar supuestos inapropiados a los sistemas económicos, fallar en hacer su tarea propiamente, haber quedado fijos en un pequeño rincón del asunto y manejar descuidadamente sus estadísticas (Ball, 2006).

II. MARCO EPISTEMOLÓGICO

No es tanto por las cosas que no sabemos por las cuales nos metemos en líos. Son las cosas que “sabemos” y que no son así¹.

La frase del epígrafe con la que se inaugura el libro *How We Know What Isn't So*² de Thomas Gilovich, refleja la preocupación que genera la posibilidad de que aceptemos como verdaderos hechos, conceptos, argumentos o explicaciones que pudieran ser falsos, por las consecuencias negativas que ello conlleva.

En alguna ocasión Richard Feynman dijo con sarcasmo: *la epistemología es tan necesaria para la ciencia, como la ornitología es para los pájaros*³. Probablemente para alguien con la portentosa genialidad del famoso científico (Premio Nobel de Física, 1965) la reflexión epistemológica no pareciera ser algo muy necesario. Sin embargo, frases que pronuncia en el video citado denotan que, aunque lo negase en el discurso, Feynman hacía una permanente reflexión epistemológica. Como muestra transcribimos aquí dos de sus ideas: 1) *Puedo vivir con la duda, con la incertidumbre, con no saber, pero no con creencias erróneas* y 2) *Tengo respuestas aproximadas y creencias posibles, así como grados diversos de certeza sobre distintas cosas, pero no estoy absolutamente seguro de nada, y de muchas cosas no sé nada*.

En *El Oficio de Sociólogo*, Pierre Bourdieu considera que “el conocimiento se construye a contra corriente, confrontando lo ya dicho. Es una ruptura con el sentido común. Es una acción polémica incesante de la Razón”. Para resolver la confusión que dicha ruptura genera, Bourdieu utiliza un giro que es el de la construcción del objeto. El modo en que lo construye define al mismo tiempo una serie de cosas que van más allá del objeto. Más adelante agrega en el mismo texto, “los objetos de la investigación científica no son la luna, la vaca, la pobreza, el desempleo (estos son objetos de la realidad), sino que tiene que ver con la pregunta que me formulo como investigador respecto al objeto de la realidad”. Como resultado de esto, propone la necesidad de someter la práctica científica a una reflexión que se aplique a la ciencia en perenne construcción. Tal tarea, a la que llama “vigilancia epistemológica”, consiste en descubrir en la práctica científica, amenazada sin cesar por el error, las condiciones en las cuales se puede discernir lo verdadero de lo falso (Bourdieu, 2002).⁴

Al observar el mundo y su entorno —lo que los filósofos llaman el objeto metafísico o *ente ontológico*⁵—, advertimos que se nos presenta como un conjunto de entidades diferenciables con consistencia propia. No podemos sino sentirnos azorados por su esplendor y movidos a reflexionar sobre el orden que percibimos, del cual sabemos que no somos causa y al que no podemos modificar a nuestro antojo. Como primera declaración epistemológica afirmamos que consideramos que el objeto conocido tiene un orden propio, presente incluso antes de ser percibido por el sujeto. Aprender el objeto en el acto de conocerlo es comprender ese orden y construir un modelo del objeto a través de sucesivas aproximaciones.

Nuestra condición en el mundo, como sujetos que lo observamos —como *entes psicológicos* que perciben— invita a la reflexión, siendo especialmente conmovedor el hecho de que

¹ Atribuido a Artemas Ward [1727-1800], militar, político, juez y líder estadounidense.

² *Cómo es que sabemos lo que no es* (traducción del autor de esta tesis).

³ La Incertidumbre del Conocimiento, https://www.youtube.com/watch?v=vD_viDauQuU

⁴ El estudio de la complejidad y los cambios paradigmáticos que hemos esbozado en la introducción obligan a la reflexión permanente y a la vigilancia epistemológica, razón por lo que incluimos el presente apartado en esta tesis.

⁵ Runes DD (1981), Diccionario de Filosofía. Editorial Grijalbo, México.

podamos pensar y entender la estructura y el dinamismo de la naturaleza debido a su forma particular de ser y devenir y debido también, a nuestras capacidades y maneras de percibirla y entenderla. Necesariamente nuestros órganos de los sentidos y nuestros procesos mentales resuenan en armonía con la realidad, pues son parte de ella. El deseo o anhelo de saber, de conocer, de comprender las últimas conexiones entre las cosas nos impulsa a interpretar la realidad, a forjar una concepción del universo, a filosofar.

Una primera aproximación intuitiva nos estimula a crear una idea o representación de lo que observamos, es decir, creamos un *ente lógico* u objeto cognoscitivo, distinto al objeto ontológico. El ente lógico está aquí, en nosotros, el ente ontológico está allá fuera. Esta idea o representación deriva de las sensaciones que la realidad genera en nuestros sentidos, pero no es la sensación misma. Una vez que las sensaciones se transforman en ideas, estas se vuelven “imágenes”⁶, esquemas o modelos mentales. En otras palabras, se crea un símbolo interno en concordancia —suponemos— con la realidad objetiva.

En el proceso por aprehender la realidad elaboramos constructos que idealmente deberán ser formalmente correctos, intrínsecamente consistentes y estar en armonía con lo que existe. Los argumentos deberán ser entonces lógicos y verdaderos para tener valor como *episteme*⁷, como conocimiento.

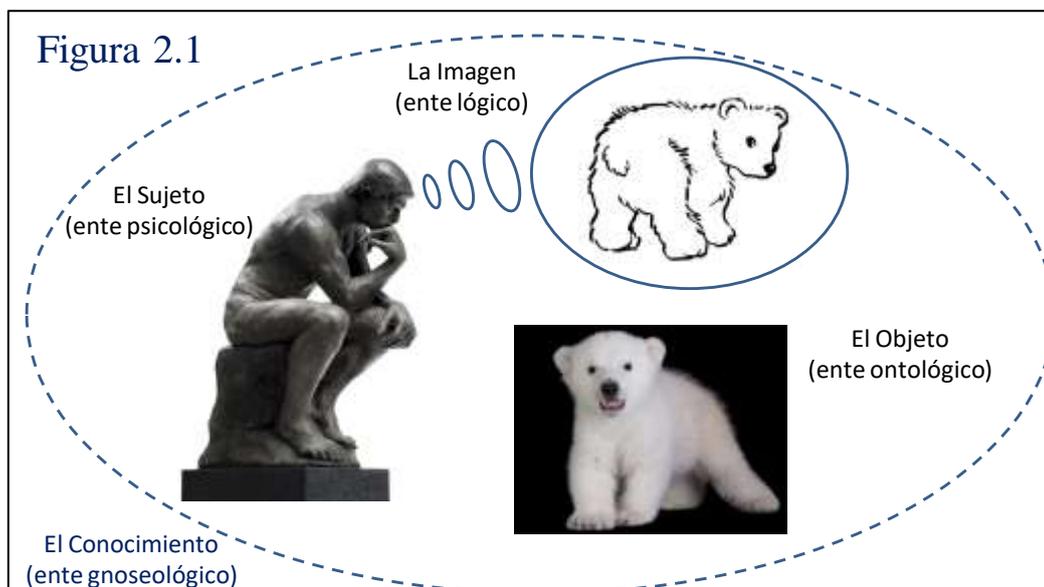


Figura 2.1 Esquema del Marco Epistemológico. Relación del objeto (ente ontológico), el sujeto (ente psicológico) y la imagen (ente lógico). Elaboración propia.

En el acto de conocer, el sujeto consciente está frente al objeto y de alguna manera hay en él una representación del objeto, similar pero distinta del objeto mismo. Esa representación es un cambio que se da en el sujeto, no en el objeto, por lo tanto, hemos de distinguir claramente el conocimiento, imagen, modelo o esquema mental que el sujeto tiene del objeto real, del objeto mismo, el cual trasciende al sujeto cognoscente. Para llegar a conocer, el sujeto que

⁶ El término “imagen” es utilizado aquí como una metáfora ya que, todo parece indicar que en la mente no se crean imágenes propiamente tales (representaciones pictóricas, sonoras o quinesísticas que simulan la realidad), ya que no parecen tener sustancia y definitivamente no existen órganos que sean sensibles a dichas imágenes, por lo tanto, aun existiendo no serían perceptibles, luego no deben existir (Barlow, 1990).

⁷ Episteme del griego *ἐπιστήμη* conocimiento, a su vez: *ἐπι*, sobre de, *στήμη*, construir o edificar. Episteme significa entonces “creencia justificada como verdad”. El término es diferente de doxa (*δόξα*) que quiere decir, “conocimiento sensible u opinión” y también es diferente de tecné (*τέχνη*), “arte, técnica u oficio”.

observa —mismo que sólo es sujeto para el objeto— ha de salir de sí mismo y aprehender al objeto, el cual sólo es objeto para el sujeto que lo conoce.

Cuando el sujeto cognoscente aprehende al objeto, el conocimiento que adquiere participa de los dos; del objeto y del sujeto, y no puede existir sin que estén presentes los dos. Así, conocer viene a ser equivalente a interpretar la realidad, forjar un concepto de ella, crear un *proxy* de ella en la consciencia del sujeto. Evidentemente, crear este concepto no es un acto pasivo, no es como tomar una “fotografía” de la realidad. Es activo, por lo tanto, es una función creativa de la mente y necesariamente contiene mucho del sujeto.

En resumen, el conocimiento es una conquista y apropiación de algunas peculiaridades del objeto por el sujeto. Es una determinación de la imagen del objeto por el sujeto en el sujeto. Como se representa en la Figura 2.1, el fenómeno del conocimiento o ente *gnoseológico*, toca la *esfera psicológica* por el sujeto; por la imagen, toca la *esfera lógica*, y por el objeto, toca la *esfera ontológica* (Hessen, 1926).

2.1 Los Esquemas Mentales

Dada la grandiosidad y complejidad de lo que nos rodea, los modelos o esquemas construidos por el observador son necesariamente incompletos, imperfectos, extremadamente simplificados y solo expresables dentro de los límites que ofrecen las capacidades de la mente humana y mediante los diferentes tipos de símbolos característicos de la experiencia mental.

En una cavilación ulterior, podemos advertir que los esquemas mentales que hemos formado del mundo se basan en parcelas o recortes hechos —quizás arbitrariamente— sobre un todo que, por diversas razones, delimitamos de cierta manera. Esta segmentación o delimitación que hace el sujeto al elegir como objeto de estudio una parcela de la realidad puede efectuarse de forma intuitiva (caprichosa), o siguiendo un método racional más o menos coherente, como al aplicar el método científico.

La primera delimitación o selección que hace el sujeto al identificar al objeto impacta de manera muy relevante la concepción que este hará finalmente de la realidad. Al conocer el objeto, el sujeto que conoce está determinando no directamente al objeto, sino a los límites del objeto y a la imagen que ha de formar de aquel. Esta imagen formada en la consciencia del sujeto tiene algo del objeto y mucho del sujeto. De esto deriva que no puede existir un conocimiento objetivo puro, como tampoco puede existir conocimiento puramente subjetivo.

Sin duda que, al seleccionar aquella parte del todo que observamos, estamos “marcando” la realidad y con ello estamos sesgando, quizás inadvertidamente, las posibles ideas que hemos de formarnos del mundo, del objeto o del proceso observado. En el “recorte” que hacemos al definir la parte de la realidad que hemos de considerar en la exploración —en exclusión del resto no considerado— evidenciamos ciertas creencias apriorísticas, cierta pre-interpretación o juicio, ciertos paradigmas y expectativas, mismas que nos han permitido “reconocer” en ese recorte algo específico. Entonces reafirmamos que pensar el mundo es un proceso en el que quedan entrelazados dos elementos, la mente que observa, selecciona, clasifica, interpreta y juzga, y la realidad física. De esta manera, los procesos mentales establecen demarcaciones o umbrales y asignan significados y definiciones en un mundo que fluye continuamente y que necesita de una mente para ser aprehendido y transfigurado en idea.

Bajo esta perspectiva, podemos decir que la consciencia cognoscente no se comporta pasiva o receptivamente frente al objeto, sino que lo hace en forma activa y espontánea. En este momento surge la pregunta si lo más importante en el acto de conocer es la razón o si es la

experiencia, si existe un conocimiento que podemos llamar del espíritu o si el conocimiento es más bien sensible. En el acto de conocer, como en la plenitud de la existencia humana, tanto la razón como la experiencia tienen una participación fundamental. Después de todo, tenemos una vida interna que tentativamente podemos llamar “espiritual” y dado que estamos en contacto con el entorno, tenemos una vida externa, vida que podemos llamar “sensible”. ¿Y qué decir de la intuición?

Aquí sería relevante disertar sobre la posibilidad del conocimiento, el origen del mismo, su esencia y las distintas formas posibles que tiene, temas de sí muy interesantes en la teorización epistemológica. Sin embargo, van más allá de la intención y propósitos de este trabajo, por lo que no abundaremos en ello. No obstante, creemos relevante para los objetivos de esta tesis explorar, cuando menos someramente, la importancia de las formas que tenemos para expresar nuestra experiencia mental y compartirla con los demás a través de mensajes simbólicos, en un intento por generar un conocimiento colectivo.

Por ahora baste comentar que nos identificamos con los siguientes sistemas epistemológicos:

En cuanto a la posibilidad del conocimiento, rechazamos el dogmatismo al igual que el subjetivismo, el relativismo y el pragmatismo. Adoptamos en cambio el criticismo de Kant (2012). En cuanto al origen del conocimiento, acogemos un punto intermedio entre el racionalismo y el empirismo, es decir, consideramos que además de los contenidos intuitivos y sensibles de la conciencia, hay otros contenidos intelectuales no intuitivos en los que los conceptos son distintos de las percepciones. En consecuencia, nos afiliamos a una forma de intelectualismo, pero no descontamos que es necesaria la existencia de factores *a priori* que hacen posible la experiencia, por ende, el conocimiento de la realidad empírica, tema que desarrollamos brevemente en el siguiente apartado sobre epistemología genética y Sistemas Complejos Adaptativos (CAS, por sus siglas en inglés).

Aceptamos que los contenidos del pensamiento son específicamente distintos de las percepciones, y que las representaciones derivadas de la percepción son una clase especial del contenido de la conciencia. Nos afiliamos a la idea de que en las más simples percepciones está contenido un pensamiento; es decir, en la producción de la percepción, considerada como la selección, organización, identificación e interpretación de información sensorial, participan además de los sentidos, la experiencia y el pensamiento. La percepción involucra señales del sistema nervioso que resultan de la estimulación física o química de receptores en los órganos de los sentidos; señales que a partir de conocimientos, recuerdos, expectativas y grado de atención hacia el estímulo que tenga el sujeto que percibe, son transformadas en sensaciones, emociones, sentimientos, imágenes y conceptos, ideas o acciones.

Para relacionar lo anterior con la forma multidisciplinaria y transdisciplinaria que proponemos en esta tesis, aseveramos que en el mundo real las situaciones y los procesos no se presentan de manera que puedan ser clasificados por su correspondencia con alguna disciplina en particular desde cuyos paradigmas, principios y metodologías se observa dicha realidad. Reconocemos que las aproximaciones convencionales a la complejidad han sido a través de distintos caminos y disciplinas con tendencia a ser mutuamente excluyentes. Advertimos que, al excluir el punto de vista y métodos de algunas disciplinas, también se excluyen facetas o expresiones del asunto bajo estudio y se tiende a caer en el reduccionismo, lo que buscamos evitar en este trabajo (Panksepp, 1998; Pinker, 1997).

Con Rolando García podemos definir un sistema complejo como una representación o recorte de la realidad, conceptualizado como una totalidad organizada (de ahí la denominación de sistema), en la cual los elementos constituyentes no son separables, por lo tanto, no pueden ser estudiados aisladamente (García, 2008). Como propiedades destacables de la

complejidad, o específicamente, de los sistemas complejos adaptativos, consideraremos en forma destacada la auto-organización y algunas de sus características: la presencia de transiciones de fase, la formación espontánea de aglomerados de agentes, la emergencia de propiedades en el sistema, irreducibles a las propiedades de los componentes aislados, la independencia de escala y la no-linealidad de muchas de sus manifestaciones o variables de estado.

El resto de las discusiones de esta tesis abarca procesos muy relevantes como son los bucles de retroalimentación positiva y negativa, la presencia de sinergias, la identificación de estados fuera del equilibrio, la muy destacada capacidad de adaptación a perturbaciones internas y externas, adaptación que para darse requiere de memoria. De esta serie de mecanismos y propiedades surgen aspectos impredecibles e incontrolables, pero al mismo tiempo, ellos mismos confieren a los sistemas flexibilidad, robustez, resiliencia y viabilidad, propias de sistemas autopoieticos en los que puede surgir orden a partir del desorden.

2.1.1 Epistemología Genética y CAS

El propósito de la epistemología genética de Jean Piaget [1896-1980] es mostrar cómo, progresivamente, se construye el conocimiento pasando por varios estadios de desarrollo, desde el nivel más bajo al que se llama sensitivo-motor (va del nacimiento a los 2 años), de ahí al pre-operacional (de los 2 a los 7 años), al operacional concreto (7-11 años) y finalmente el operacional formal (después de los 11 años). Para nosotros lo más importante del modelo es la manera en que Piaget explica el uso de esquemas a los que describe como tabiques con los que poco a poco, se construye el conocimiento a través de un proceso recursivo de adaptación. Según Piaget, esto permite pasar de un estadio de desarrollo al siguiente a través de tres fases identificadas como equilibrio, asimilación y acomodación (Piaget, 1973). Aquí disertaremos sobre la similitud de este modelo con el constructivismo epistemológico de Murray Gell-Mann, con los Sistemas Adaptativos Complejos y con la posibilidad de utilizar el mismo modelo en la construcción del modelo de estudio de la complejidad denominado simulación basada en agentes.

En el modelo piagetiano, los esquemas son las unidades mínimas con las que se construyen modelos mentales del mundo. Los esquemas permiten organizar el conocimiento. Cada esquema tiene relación con algún aspecto del mundo, incluyendo tanto objetos, como acciones o abstracciones. Este modelo es muy parecido al que discute Gell-Mann cuando presenta sus ideas sobre los CAS. Para Murray Gell-Mann, (descubridor de los quarks, Premio Nobel de Física [1969] y uno de los fundadores del Instituto Santa Fe) los CAS tienen capacidad de aprendizaje y adaptación mediante un mecanismo similar al propuesto por Piaget en su epistemología genética. Es decir, un CAS reúne información acerca de su entorno y acerca de sí mismo y su propio comportamiento, primero a un nivel elemental y burdo. Con el paso del tiempo, el cúmulo de esquemas disponibles para entender y responder a nuevas situaciones crece. Como resultado de ello, el conocimiento se va haciendo cada vez más específico, sofisticado y versátil y como consecuencia, más efectivo y eficiente en el propósito de adaptarse a situaciones internas y externas cambiantes (Gell-Mann, 1994a).

En el modelo de Gell-Mann, el sistema CAS identifica regularidades que percibe en el entorno. Dichas regularidades son comprimidas en esquemas. Mediante mutaciones de distinto origen surgen esquemas rivales que compiten por prevalecer. Cada esquema aporta, a su manera, alguna combinación de elementos que incluyen descripción, predicción y cuando se trata de elaborar una respuesta a un *input*, prescripción de cierta acción que ha de tomarse. El resultado obtenido tras la acción tomada es retroalimentado al sistema; ello determina el nivel de jerarquía o preferencia que el esquema utilizado va adoptando de

acuerdo con el éxito que ha tenido la respuesta implementada en comparación con respuestas generadas por esquemas alternativos con los que compite⁸.

Hay que destacar el muy importante detalle de que en la descripción de Gell-Mann el ambiente co-evoluciona con el CAS, lo que imprime un dinamismo especial al proceso evolutivo-adaptativo (Gell-Mann, 1994b). Es precisamente esa competencia permanente entre distintos esquemas lo que actualiza el menú de respuestas de los CAS y los lleva a ascender en el panorama de aptitudes o “fitness”. Este último concepto también es una propiedad emergente difusamente definible que sólo tiene sentido en relación con un contexto particular⁹. Para poder hacer una selección apropiada de los modelos exitosos, todo esquema (teoría) debe tener implícitos los límites o condiciones del entorno dentro de los cuales es aplicable y dentro de los que se espera que tenga poder predictivo, sin olvidar que esas “condiciones del entorno” serán mezcla de aleatoriedad y regularidad.

En cuanto a los sistemas teleológicos, más cercanos a los aspectos epistemológicos que nos interesan en esta tesis, podemos considerar que los resultados positivos o negativos obtenidos al aplicar los modelos a la cotidiana toma de decisiones, aunados a una actitud inquisitiva permanente, facilitan el progresivo ajuste de esos modelos (creencias) a base de compararlos con regularidades observadas en el mundo, regularidades que pueden ser supuestas o verdaderas. Cuando las expectativas no coinciden con lo observado, descubrimos esa agradable y a veces inquietante sensación a la que llamamos *sorpresa*.

Proponemos que los primeros modelos mentales que construye un recién nacido (o quizás una nueva disciplina con aspiración a ser ciencia) han de ser relativamente simples así como “multipotenciales”, es decir, a partir de una forma rudimentaria de percibir los detalles del mundo e identificar patrones repetitivos o regularidades, los bebés pueden ofrecer respuestas más o menos estereotipadas, como llorar, gritar o sonreír; respuestas diseñadas para múltiples propósitos adaptativos entre los que destacan socializar y alertar al entorno de algo problemático que les ocurre (hacerse de alimento, aliviar sus evacuaciones, regular su comodidad, temperatura y otros parámetros corporales, evitar posible daño cuando perciben amenazas del entorno, etcétera).

Estas formas de respuesta “adaptativa”, incorporan detalles cada vez más finos, percibidos en el mundo. Con ellos se construyen variedades de esquemas mentales (colecciones de sub-esquemas modulares) cada vez más específicos para cada situación. Así, se dispone de un menú de respuestas más variadas y más apropiadas para cada contexto y estímulo. Los modelos o esquemas construidos podrán ser progresivamente depurados, modificados, enriquecidos y conformados a la cambiante realidad a base de tres vías principales utilizadas:

a) Contrastar los modelos con cierta evidencia objetiva, muy limitada, por cierto, a la que tenemos acceso a través de nuestros sentidos o ayudados con instrumentos *ad hoc*. Evidencia que es menos consistente de lo que desearíamos y ciertamente insuficiente para

⁸ Gell-Mann no profundiza en la manera en que se hace la valoración de la respuesta, pero menciona que tendrán que separarse aquellas reglas (contenidas en esquemas) con capacidad predictiva de las que funcionaron en situaciones especiales o accidentales. Este proceso de diferenciación entre éxito y falla no necesariamente es nítido (Gell-Mann, 1994a).

⁹ Los esquemas desechados permanecen como alternativas secundarias o son almacenados en la memoria mientras no se utilizan ya que, finalmente, podrían generar variantes útiles o ser competentes en condiciones del entorno diferentes. Un excelente ejemplo es el devenir de la ciencia en la que los esquemas son las teorías y su capacidad predictiva. Existe una tendencia de que las teorías que hacen predicciones exitosas (y que son coherentes con el cuerpo general de teorías exitosas) adquieran una posición dominante, lo que ciertamente no es un procedimiento simple y mecánico (hasta aquí Gell-Mann, 1994b), como lo demuestra la pertinaz condición del modelo trinitario: “racionalidad, maximización de utilidades, equilibrio de la teoría financiera convencional”.

explicar la totalidad de la realidad física, ya que a través de los sentidos sólo percibimos una pequeña parcela de la realidad. Podemos sumar a esto, la dificultad que representa aprehender las múltiples dimensiones discursivas que tiene la evidencia sensible y que muchas veces pasan inadvertidas al observador.

b) Contrastar los modelos con la experiencia subjetiva que resulta de actualizar los propios modelos, al someter a prueba empírica las expectativas y las decisiones que sobre el mundo derivamos de dichos modelos, es decir, su poder predictivo. En este caso buscamos entrar en diálogo con la naturaleza y dudamos si está ahí como un autómatas irremediamente determinista, o si yace como un ente dinámico y azaroso que responde a nosotros y es determinada parcialmente por nosotros.

c) Contrastar nuestros esquemas con los modelos que nos comparten otras personas en imágenes, textos, mediante el discurso hablado o mediante otras formas simbólicas de expresión como el arte, la lógica o las matemáticas. Por ejemplo, contrastamos ideas de racionalidad, poder de cómputo, orden y equilibrio, con otras de racionalidad limitada, insuficiencia para computar los datos, inestabilidad, estados al borde del caos y desorden.

Los esquemas o construcciones teóricas que elaboramos no derivan únicamente de la disciplinada observación de hechos a partir de los cuales elaboramos una mera copia de la naturaleza. No son el resultado de la acumulación de datos, ni siquiera responden sólo a la búsqueda de conexiones empíricas, sino que, como su nombre lo dice, son un producto o construcción de nuestros procesos mentales que surge como respuesta a lo que percibimos y al sentido y significado que damos a eso percibido, por lo tanto, lleva nuestra huella personal y social, e inevitablemente están teñidos de nuestro *Zeitgeist*. Nuestros esquemas del mundo son al mismo tiempo nuestra idea de la naturaleza y la proyección de nosotros sobre ella. Como dicen Prigogine y Stengers, “presupone la interacción sistemática entre los conceptos teóricos y la observación” (Prigogine, 1984).

Podemos postular que el principio rector de nuestra adaptación, como el de cualquier ser vivo o sistema, es conservar nuestra integridad al tiempo que alcanzamos nuestros fines u objetivos. En caso de ser efectiva la respuesta adaptativa implementada, es decir, en caso de que los cambios hechos nos permitan mejorar nuestra situación dentro de un “paisaje de aptitudes”¹⁰ al competir con otros contendientes, o en comparación con nuestra situación previa, retenemos ciertos esquemas y desechamos otros o quedan almacenados en la memoria. De esta forma, los sistemas adaptativos complejos acumulan un acervo de “experiencias” necesarias para enfrentar situaciones enteramente nuevas que, sin duda les ofrecerá el mundo.

El método utilizado para modelar o construir esquemas a partir de la experiencia que se tiene de la realidad será un determinante de gran trascendencia, no sólo de la forma en que los modelos “pintan” la realidad, sino, sobre todo, de la manera en que los sistemas abordan y responden a los retos y oportunidades que les ofrece la realidad al instrumentar medidas adaptativas con el fin de alcanzar sus objetivos y propósitos.

Para concluir este segmento tomamos prestadas las siguientes líneas del físico y filósofo M. Artigas (Artigas, 1995, página 16):

¹⁰ El término “paisaje de aptitudes” o “*fitness landscape*”, acuñado por Sewall Wright en 1932 denota, en biología de la evolución, la relación entre distintas categorías como factores de éxito reproductor. Presupone que cada genotipo existente ha demostrado tener un índice de replicación (*fitness* o aptitud) bien definido. Stuart Kauffman lo importó al campo de la complejidad. Es una metáfora para explicar un mecanismo evolucionario optimizador de distintas alternativas de solución a problemas de adaptación (Wright, 1932).

La cosmovisión actual subraya que en la naturaleza existe un dinamismo propio cuyo despliegue se centra en torno a patrones o pautas. El dinamismo básico se extiende a todos los niveles, pero en cada nivel se despliega formando sistemas que poseen una progresiva complejidad estructural y un dinamismo unitario. El dinamismo natural contiene una información que se almacena en estructuras especiales que son fuente de nuevos tipos de dinamismo.

Las interacciones de los dinamisismos particulares dan lugar a equilibrios estáticos y dinámicos de los cuales resultan entidades que poseen organización cada vez mayor. Existe una continuidad gradual entre los diferentes niveles de la naturaleza, y tanto en cada nivel como en el sistema total se da una co-operatividad que manifiesta la profunda unidad de la naturaleza.

2.1.2 Filosofía del “como si...”

Entre la increíblemente feraz producción de Herbert Simon en campos tan diversos como la inteligencia artificial, la psicología, la politología, la sociología, la economía y las ciencias de la complejidad, hay una idea especialmente relevante que debe mencionarse para completar esta reflexión epistemológica. Se trata de la existencia de dos formas de economía: la *economía descriptiva*, que busca explicar cómo es la actividad de los agentes económicos y la *economía normativa*, cuyo propósito es explicar cómo debe ser la actividad de los agentes económicos.

Tal parece que los economistas que siguen los modelos convencionales han estado más interesados en la segunda que en la primera, y no necesariamente por las mejores razones¹¹. Obviamente, una microeconomía normativa no necesita una teoría del comportamiento humano, ni siquiera es necesario un humano, sino que el agente económico puede ser un ente perfecto ya que, si asumimos un mercado con competencia perfecta —que no existe—, sólo los agentes racionales sobrevivirían. Por lo tanto, la teoría económica clásica de los mercados, con competencia perfecta y agentes racionales, es una teoría deductiva que casi no requiere contacto con datos empíricos una vez que sus supuestos han sido aceptados sin cuestionarse (Simon, 1959).

Por otro lado, la macroeconomía, sea descriptiva o normativa, ni siquiera necesita considerar la existencia de agentes individuales ya que, en las propias palabras de los economistas clásicos, su disciplina sólo está interesada en el resultado agregado de todos los agentes, es decir, el resultado que surge de la actividad del conjunto, no de sus partes. El argumento es reforzado por el propio Eugene Fama quien insiste que cuando se refiere a la eficiencia de los mercados y la racionalidad de los agentes, no pretende que cada uno de los agentes sea necesariamente racional, sino que el resultado observado pueda interpretarse “como sí” los agentes, en su conjunto, fueran efectivamente racionales (Fama, 2009).

Creemos que los seguidores de esta idea cometen dos errores: El primero es considerar que el todo es igual a la suma de las partes, por lo tanto, lo que resulta de la actividad conjunta de las partes debe ser el reflejo de muchas parcelas idénticas que están haciendo lo mismo —de ahí el absurdo “agente representativo”, reminiscencia del inexistente *l’homme moyen* del gran Adolphe Quetelet— y lo observado será simplemente la suma de sus acciones. En forma esquemática, se propone que el efecto *R* observado, es el resultado del efecto *r* de cada

¹¹ Aquí insinuamos que, quizás la férrea defensa que se hace del modelo neo-liberal y la economía del libre mercado no sea en busca del bien de la comunidad en su conjunto, sino de mantener el *estatus quo* y las ventajas, prerrogativas y favores de un sistema hacia los dueños del capital en perjuicio de los trabajadores y muchas otras formas de asimetría e inequidad.

agente multiplicado por n agentes. Obviamente es una simplificación lineal grotesca que desconoce el concepto de emergencia e ignora la maravillosa heterogeneidad de los agentes.

El segundo error está relacionado con la filosofía del “como si” desarrollado por el filósofo alemán Hans Vaihinger [1852-1933] y las consecuencias que tendría tomar dicho camino. Esta filosofía, está directamente emparentada con el pragmatismo de William James [1842-1910] y Federico Nietzsche [1844-1900]. Este último propone que “la falsedad de un juicio no es una objeción contra este juicio. La cuestión es hasta qué punto estimula la vida, conserva la vida, conserva la especie” (Nietzsche, 1887).

Para Vaihinger, mientras que las sensaciones y los sentimientos son reales, el resto del conocimiento humano consiste en “ficciones” que sólo pueden ser justificadas en la práctica. En su opinión, aún las leyes de la lógica son ficticias, si bien ficciones que han probado ser indispensables en la experiencia y que por ello son consideradas indudablemente verdaderas. Vaihinger cree que no vale la pena preguntarse si las doctrinas religiosas y metafísicas son verdaderas en un sentido objetivo, ya que ello no puede ser descubierto, pero uno debe preguntarse si es útil actuar “como si” fueran ciertas. Para este filósofo, el intelecto no le ha sido dado al hombre para conocer la verdad, sino para obrar, pero muchas veces sirve a la acción y a sus fines justamente porque emplea representaciones falsas (Vaihinger, 1924).

Como ya comentamos antes, no compartimos la epistemología pragmática y de igual manera rechazamos las justificaciones de Fama en cuanto a la eficiencia de los mercados y los demás supuestos *ad hoc* contenidos en su visión reduccionista y normativa.

2.1.3 Comunicación y Socialización del Conocimiento

Con independencia de la realidad objetiva que suponemos está allá afuera y que es única, desde el punto de vista de nuestra consciencia sólo podemos llamar realidad, considerada como algo conocible, a un conjunto de esquemas o modelos mentales que hemos construido en la intimidad de nuestra mente¹². En mayor o menor grado, compartimos estos modelos con miembros de nuestra comunidad —o creemos compartirlos, ya que estricta y directamente no podemos conocer los modelos mentales ajenos sino a través de su expresión simbólica— modelos “compartidos” que comunitariamente consideramos la realidad, por subjetiva que esta idea sea¹³.

Estos constructos muchas veces surgen de manera inconsciente, siempre son incompletos y con frecuencia están ideológicamente sesgados según las circunstancias, el tiempo y el lugar en los que nos ha tocado vivir; constructos que con frecuencia —y con resultados generalmente negativos— creemos que son ellos mismos la realidad objetiva.

Una cosa es tener una experiencia mental y otra es intentar compartirla con los demás. En este sentido consideramos que el intento por compartir la vida interior inevitablemente agregará cierto ruido o distorsión al esquema interno que se ha formado de lo observado y que se pretende compartir. Esta distorsión puede ser sutil o grotesca, según el grado de compatibilidad cultural y paradigmática —grado en que comparten un mismo repertorio de signos y reglas semióticas— que haya entre quien expresa su experiencia y quien recibe el mensaje.

¹² De manera inevitable, todos los esquemas mentales de la realidad adolecen de las limitantes y las posibles distorsiones que ya han sido sugeridas en párrafos anteriores.

¹³ Aún no estamos en posición de explorar la idea de que la realidad tridimensional que conocemos es un holograma que deriva de la información localizada en la superficie bidimensional del fin del universo, como lo propone muy especulativamente Brian Green (Green, 2004)

Para hacer la comunicación de su modelo interno, el emisor traduce su idea a un código semiológico que a su vez tendrá que ser convertido en una expresión semántica. Es esta expresión semántica la que compartirá con el receptor a través de diferentes medios de comunicación; mediante dicha expresión semántica, el emisor buscará comunicar su idea¹⁴ y el significado que tiene. El o los receptores deberán a su vez reconstruir (decodificar), interpretar y dar sentido al mensaje, esto es, apropiarse de él y convertirlo en idea suya.

Así como es indispensable la presencia de una mente que piense la realidad para darle un sentido humano de existencia a esa realidad, poca relevancia tendría haberla formulado si la idea se queda sin ser compartida. En la construcción de una idea compartida o comunitaria de la realidad, además de la mente que la piensa, hay una idea que en un momento dado tomará vida propia antes de ser distribuida en un complejo social. El fenómeno del conocimiento del mundo se vuelve entonces un proceso social, anclado a un contexto social y, según podemos advertir, para cuando alcanza este nivel de diseminación, habrá quedado alejado de la realidad (objetiva) por una buena distancia.

Ikujiro Nonaka y Hirotaka Takeuchi, dos de los teóricos más originales de la administración del conocimiento, parten de la idea de que el conocimiento es un recurso esencial para que las organizaciones (sistemas teleológicos), desarrollen y mantengan ventajas competitivas. Estos autores propusieron un modelo llamado SECI (*Socialization, Externalization, Combination, Internalization*) en el cual se consideran tres etapas en la creación y transferencia del conocimiento dentro de las organizaciones: a) el proceso de creación del conocimiento mediante la socialización, externalización, combinación e internalización, es decir, el proceso de conversión del conocimiento de una forma tácita a una forma explícita¹⁵, b) la plataforma o espacio “*Ba*”¹⁶ de creación del conocimiento y c) los activos del conocimiento. En este modelo, los elementos evolucionan como una espiral en la que las etapas mencionadas se suceden de manera cíclica. En las repeticiones se depura el conocimiento y surge innovación, adaptación a condiciones cambiantes del entorno y ascenso del sistema dentro de un paisaje de aptitudes (Nonaka, 1991, 1995).

La definición de conocimiento sobre la que descansa el modelo SECI es “un proceso humano dinámico de creencias personales justificadas como parte de una aspiración por la verdad” (Nonaka, 1991). Para estos autores, el conocimiento es un concepto relativo de creencias personales. Puede ser más o menos formal o informal, interno o externo, personal u organizacional, tácito o explícito, humanista o tecnológicamente orientado (Earl, 2001). En cuanto a la diferencia entre conocimiento tácito y explícito, es importante aclarar que el primero es muy personal y difícil de formalizar, por lo tanto, difícil de comunicar o de compartir con otros. De ahí la necesidad de convertirlo en explícito a través del ciclo propuesto, para poder compartirlo.

El *insight* (entendimiento o comprensión) subjetivo, las intuiciones, las “corazonadas”, caen en la categoría de conocimiento tácito, profundamente enraizado en las acciones y

¹⁴ Se hace aquí una diferencia entre la idea y la expresión semántica de la idea.

¹⁵ El primer autor en reconocer la diferencia entre conocimiento tácito o implícito y conocimiento empírico fue el filósofo, científico y economista húngaro, Michael Polanyi (hermano de Karl Polanyi citado en la introducción de esta tesis). Para él hay un conocimiento parcialmente inexplicable, que no se ha podido o sabido explicitar o comunicar verbal o visualmente. El conocimiento tácito consta comúnmente de hábitos y aspectos culturales que difícilmente reconocemos en nosotros mismos (Polanyi, 1969).

¹⁶ El concepto “*Ba*”, que podría traducirse *grosso modo* como lugar, fue originalmente propuesto por el filósofo japonés Kitaro Nishida y desarrollado por Shimizu como un contexto existencialista en el que hay significado implícito. Nonaka lo adapta a su modelo como el espacio físico o virtual colaborativo en el que los participantes se sienten seguros de compartir sus *insights*, por lo tanto, es un lugar compartido en el que surgen relaciones que permite la creación de conocimiento. *Ba* también puede ser visto como el reconocimiento del yo en todo (Nonaka, 1998).

experiencias de cada individuo, así como en sus ideales, valores y emociones. Por otro lado, el conocimiento explícito representa la parte racional del conocimiento, capaz de ser expresado y explicado fácilmente con palabras, números y fórmulas matemáticas. Puede ser comunicado a otros individuos y procesado de distintas maneras.

Según Nonaka y Takeuchi, para que el conocimiento tácito que se adquiere en la experiencia pueda ser comunicado y compartido, debe ser convertido en palabras y números que cualquiera pueda entender. Durante el tiempo que se da la conversión de tácito a explícito, se genera su dimensión epistemológica (Nonaka, 1995).

Dos elementos muy interesantes del modelo SECI son; en primer lugar, que una organización es considerada como un sistema diseñado para procesar información y resolver problemas; en segundo lugar, el hecho de que una organización tiene que lidiar con un ambiente cambiante, por lo que no sólo tiene que ser eficiente para cumplir con el primer propósito, sino que tiene que generar información y conocimiento para lograr la adaptación y aprendizaje necesarios para sobrevivir y para innovar. Esto último es un concepto eminentemente emparentado con la teoría de sistemas y en particular con los principios de los modelos de Sistemas Viables de Stafford Beer y el modelo CAS de Murray Gell-Mann y John Holland (Beer, 1994; Gell-Mann, 1994b; Holland, 1995).

2.2 Planteamiento del Problema

Fue Charles West Churchman —pionero del movimiento del que surgió la investigación de operaciones, la teoría de sistemas y el análisis de sistemas— quien primero utilizó formalmente el término “problemas perversos” (*wicked problems*) para referirse a una clase de problemas de sistemas sociales que se caracterizan por ser formulados de manera imprecisa, por existir información parcial y confusa sobre ellos, porque hay un gran número de interesados o *stakeholders* en esos sistemas y porque los agentes que toman decisiones son muy numerosos, además de tener valores e intereses que muchas veces entran en conflicto. Este tipo de problemas se presentan en situaciones en que las ramificaciones de todo el sistema son profusamente confusas de tal manera que las supuestas soluciones que se proponen para resolverlos muchas veces terminan empeorando las condiciones previas (Churchman, 1967).

Estos problemas perversos suelen aparecer en sistemas en los que los diferentes agentes involucrados están convencidos de que su versión del problema es la correcta. Esto desencadena fuerzas de fragmentación de las que resulta la falta de integración del grupo e impide el surgimiento de la llamada “inteligencia colectiva” (Surowiecki, 2005). En este escenario de confusión, cada uno de los agentes cree que su comprensión del asunto es completa y cada quien asume erróneamente que todos están de acuerdo con sus puntos de vista (Conklin, 2005).

En forma esquemática, Ritchey separa los problemas dóciles (*tame problems*) de los problemas perversos (*wicked problems*) y los delinea de la siguiente forma. Un problema dócil es aquel que...

- Tiene una manera relativamente bien definida y estable de expresarse
- Tiene un punto final definitivo, es decir, sabemos cuándo se ha alcanzado una solución
- Tiene una solución que puede ser objetivamente evaluada como correcta o incorrecta
- Pertenece a una clase de problemas similares que pueden resolverse en formas similares
- Tiene soluciones que pueden intentarse y si no funcionan, pueden abandonarse

En contraposición, los problemas perversos son aquellos que...

- Están pobremente definidos o son ambiguos
- Están asociados con asuntos morales, políticos y profesionales fuertes
- Son altamente dependientes de los stakeholders por lo que hay poco consenso sobre cuál es el problema, aún antes de ver cómo se va a abordar
- No son estáticos o estables, sino que son conjuntos de asuntos complejos interactuantes que evolucionan en un contexto social que también evoluciona
- Frecuentemente hay nuevas formas de problemas intratables que emergen como resultado de intentar entenderlos y resolverlos (Ritchey, 2013)

Rittel y Webber (1973) pusieron las bases para confrontar problemas de este tipo insistiendo en la imposibilidad de abordarlos de manera simplista. Dado que en una sociedad plural no existe algo que pueda definirse indisputadamente como bien público, tampoco hay una definición objetiva de todos los activos. Por ello, las políticas que atienden los problemas sociales no pueden, de manera sensata, ser calificadas como correctas o falsas y no tiene sentido hablar de “soluciones óptimas” a los problemas sociales, a menos que antes se impongan restricciones conceptuales o metodológicas muy severas.

En esta tesis se propone considerar la modelación del fenómeno bursátil como un problema perverso. Se identifican algunos de los mayores problemas que han resultado de un abordaje simplista, reduccionista y lineal, construido sobre los supuestos de racionalidad de los agentes, eficiencia de los mercados y la tendencia de la economía al equilibrio. Para ello se proponen nuevas formas de abordaje de la problemática basadas en supuestos menos restrictivos y más realistas.

Consideramos que las graves faltas del modelo convencional y la desmedida protección que se les ha dado desde el enclave académico han sido factores de inhibición de la creatividad y de obstrucción al estudio del fenómeno, lo que ha conducido a la negación de efectos perniciosos para la sociedad en general además de haber generado resultados destacadamente inequitativos para los pequeños ahorradores e inversionistas. Creemos que la sola búsqueda de la verdad justifica plenamente el camino que hemos emprendido, siguiendo los pasos de autores que han iniciado la construcción de modelos más realistas.

En esta misma línea de pensamiento, Gilovich considera que, si bien es poco probable que se evidencien muchas de las imperfecciones de las herramientas cognitivas de que nos valemos para hacer inferencias, es más probable que tarde o temprano se observen efectos negativos derivados de conceptos erróneos que generan políticas o actitudes equivocadas. En lugar de información clara que nos debería permitir comprender la verdad de las cosas de manera transparente, el mundo nos ofrece datos desorganizados y confusos plagados de aleatoriedad, muchas veces incompletos y no necesariamente representativos de lo que queremos conocer. Otras veces contamos sólo con datos ambiguos, inconsistentes, desagradables o manipulados y distorsionados. Precisamente son estos inconvenientes los que con mayor frecuencia de la deseada nos orillan a cometer errores de inferencia conducentes a conclusiones que definitivamente no son correctas (Gilovich, 1991).

2.2.1 Crítica a los Modelos Tradicionales

Podemos resumir la visión racional de los mercados financieros de la siguiente manera:

- Todos los inversionistas poseen expectativas racionales (por lo tanto, iguales) sobre el resultado de sus inversiones
- Las actividades desarrolladas por los inversionistas incorporan en los precios toda la información disponible instantáneamente
- No hay oportunidad de tener rendimientos superiores en forma consistente mediante algún método especulativo
- Para explicar las fluctuaciones de precios no es necesario, ni adecuado incorporar conceptos como la psicología de agentes individuales o el comportamiento de rebaño del grupo
- El volumen de operación deberá ser muy bajo, sólo lo necesario para incorporar en forma insesgada la información en los precios (Rubinstein, 1976; Hakansson, 19782; Milgrom, 1982)
- La volatilidad de los rendimientos de series de tiempo bursátiles deberá corresponder con la volatilidad agregada de las variables económicas más importantes: tasa de dividendos, utilidades generadas, retorno por activos invertidos, tasas de interés, etcétera
- No deberá existir auto-correlación en los rendimientos ya que deberán ser independientes

Una actitud crítica de los modelos convencionales (ortodoxos, o *mainstream*) que buscan explicar el fenómeno bursátil nos permite detectar sin gran esfuerzo que tienen serios problemas derivados del celo excesivo que se ha puesto en eliminar de ellos el factor humano (en un intento por quitar ambigüedad e incertidumbre) y sustituirlo con un remedo distorsionado e insípido que podemos llamar *homo economicus*.

Los modelos a que hacemos referencia son sin duda elegantes y pueden ser abordados matemáticamente con relativa simpleza, pero creemos que han sido incapaces de explicar muchos aspectos relevantes del fenómeno bursátil, más allá de justificar la imposibilidad de predecir el devenir de los precios en el mercado.

Para comenzar, si queremos considerar la incorporación de la información como móvil o causa principal del cambio de precios en el mercado, con lo cual estamos parcialmente de acuerdo, habrá que entender que la información no es una colección de datos con carácter unívoco, sino que necesita ser interpretada. Tan solo eso es un proceso harto complicado que depende de muchos factores entre los que destacan los siguientes:

- a) las distintas expectativas que tenga *ex ante*¹⁷ quien interpretará la información
- b) el modelo que cada intérprete tenga del papel de los factores económicos en la determinación de los precios
- c) la diferente ponderación que cada quien da a los factores económicos
- d) los distintos marcos temporales de observación y operación que tienen los participantes
- e) la múltiple interrelación entre los distintos factores de la economía, por ende, la de cualquier cifra, dato o comentario que se considere información, lo que dificulta mucho, si no es que imposibilita del todo, prever el resultado que cierto conjunto de informaciones podría generar

¹⁷ *Ex ante* es un término neolatino que significa “antes del suceso”. Se usa más comúnmente en el mundo comercial, donde los resultados de una acción concreta, o una serie de acciones, se prevé con antelación (o eso se pretende). Su opuesto es *ex post* (Wikipedia, consulta 31 de agosto, 2016).

f) la falta de sincronía entre el momento que cada quien percibe la información, la analiza y reacciona a ella, por lo tanto, la “incorpora” en el precio

g) el alto costo que representa obtener “toda” la información, tener posibilidad de analizarla oportunamente y de ejecutar la o las decisiones tomadas

h) la distorsión amplificadora generada por los medios de comunicación y redes sociales

i) el efecto de los operadores de ruido en la determinación de los precios¹⁸.

Hasta ahora no hemos tocado el asunto de la calidad y la veracidad de la información, pero necesariamente tendremos que reconocer en la historia financiera que la información externa puede manipularse para engañar. Basta recordar los casos que van desde la South Sea Bubble y la Mississippi Bubble en 1720¹⁹ (Mackay, 1980) hasta los de las últimas dos y media décadas de ZZZZ Best [1986], Barlow Clowes [1988], MiniScribe [1989], Polly Peck [1990], Bank of Credit and Commerce International [1991], Phar-Mor [1992], Informix Corporation [1996], Bre-X [1997], Waste Management, Inc. [1999], MicroStrategy [2000], Enron [2001], Worldcom [2001], Adelphia [2002], Tyco [2002], Centennial Technologies [2003], HealthSouth Corporation [2003], Nortel [2003], Chiquita Brands International [2004], Bernard L. Madoff Investment [2008], Anglo Irish Bank [2008], Stanford Financial Group [2009] y un largo *etcétera* que refleja una colección muy amplia de casos con evidente información fraudulenta que podemos considerar como la punta de un iceberg de datos de dudosa veracidad.

Otro punto problemático del modelo convencional es la explicación esgrimida para justificar muchos de sus supuestos. Según una línea de argumentación tradicional, si partimos del supuesto de la infalible y expedita capacidad del mercado para incorporar la información en los precios (la EMH), aunado a la propuesta de la absoluta aleatoriedad en el movimiento de los mismos, junto con la pretendida normalidad en la distribución de los rendimientos, el abordaje matemático del problema se facilita mucho. Pero pretender que con modelos lineales podemos explicar uno de los fenómenos más complejos del universo, es decir, la conducta humana agregada en la persecución de la riqueza, es fatuo.

Tristemente, el argumento previo equivaldría a que Claudio Ptolomeo de Alejandría hubiese argumentado en su *Almagesto* que sería conveniente pretender que el movimiento retrógrado de los planetas²⁰ no existía para facilitar la modelación geométrica del Sistema Solar bajo el supuesto de que la tierra estaba fija y los astros giraban a su derredor. Los hercúleos trabajos en que se metió el sabio alejandrino, por allá del año 150 de la era común, para explicar el movimiento planetario con esferas insertas y epiciclos, sirven de contraste para demeritar el trabajo de los modeladores de las fluctuaciones de precios bajo los supuestos de racionalidad absoluta, información perfecta, eficiencia del mercado y marcha aleatoria.

El trabajo de Ptolomeo fue el canon durante mil cuatrocientos años, mientras que bien podríamos decir que el modelo reduccionista de Samuelson-Osborne-Fama-Jensen deberá ser dado por muerto ahora que ha cumplido 50 años.

Uno de los móviles más relevantes de los promotores del modelo convencional fue establecer *a priori* que “no se le puede ganar al mercado” como dogma de fe, y justificar el *obiter*

¹⁸ Los operadores de ruido, según Fisher Black, son aquellos participantes del mercado que operan por razones distintas a la información (Black, 1986).

¹⁹ Estos dos eventos, así como el famoso suceso de la tulipomanía ocurrida en el año 1637, las cruzadas y otras locuras se narran deliciosamente en la obra de Charles Mackay ya citada previamente.

²⁰ El propio término *Planeta* tiene su significado etimológico en la idea de “errante” por el comportamiento aparentemente incoherente de nuestros vecinos del Sistema Solar.

*dictum*²¹ con un modelo *ad hoc*. Esa vía ha resultado sin duda provechosa, incluso ha sido merecedora de varios premios Nobel (EJW, 2013)²². No obstante, ha sido ampliamente demostrado que muchos de los supuestos del modelo son falsos, lo que cuando menos obligaría a fijar límites a su utilidad y advertir de su pobre confiabilidad, lo que no ha reconocido el *establishment* académico.

Más relevante es que los modelos han sido incapaces, no solo de pronosticar los eventos más trascendentes en el mundo bursátil, sino de explicar y aún aceptar la existencia de muchos de los fenómenos regularmente observados en los mercados, como las burbujas especulativas, los *crashes* bursátiles y los peculiares patrones de precios que son materia de estudio del Análisis Técnico (Sánchez-Cantú, 2000).

Otro punto débil del modelo convencional es que no incorpora el permanente cambio del contexto en el que operan los mercados. Concediendo que el factor humano, con todas sus características racionales e irracionales permanece constante, el supra-sistema dentro del cual se desarrolla la economía está en permanente cambio y lo mismo podemos decir de la tecnología y los medios de producción, sistemas paralelos con los que la economía tiene profundas conexiones y que están en rápida evolución de manera permanente e imprevisible (Solow, 1956, 1957).

La toma de decisiones en la inversión en los mercados bursátiles tiene una característica especial que John Maynard Keynes destacó diciendo que para ganar dinero mediante la especulación habría que descubrir “lo que la opinión promedio esperaba que fuera la opinión promedio” (Keynes, 2006).

Expresado llanamente, lo que Keynes apuntaba es que los participantes del mercado continuamente hacen predicciones y con base en sus creencias toman decisiones, las cuales construyen el mundo, es decir que las predicciones forman una realidad que tratan de predecir los especuladores.

Como consecuencia de lo anterior, no puede existir una forma lógica de llegar a hacer esas predicciones ya que las decisiones basadas en las predicciones que hacemos todos los participantes del mercado crean el futuro que intentamos predecir, y si no sabemos cómo hacen sus predicciones los demás —suponemos que hay tantas formas de hacerlo como sujetos haciéndolo— nuestras decisiones tampoco pueden determinarse dado que el proceso es auto-referenciado. Para complicar las cosas, este mismo proceso hace imposible diferenciar al sujeto de la economía —el agente que la forma— del objeto de la economía, lo que abona el problema aún más hacia la indeterminación (Arthur, 1999).

Los modelos actuales de las fluctuaciones de precios son inadecuados por las razones siguientes:

1. Se rigen bajo los principios de aleatoriedad e independencia, lo cual no es del todo cierto, por múltiples razones demostradas consistentemente.

²¹ *Obiter dictum* es una expresión latina que significa literalmente “dicho de paso”. Hace referencia a aquellos argumentos expuestos en una sentencia o resolución.

²² Evidentemente la vía regia hacia este galardón ha sido el reduccionismo, dado que Fama, inmerecidamente —según este autor—, lo recibió, mientras que Mandelbrot, habiéndolo merecido, no lo recibió. Otros investigadores firmemente afiliados a alguna de las características del modelo convencional que lo recibieron son: Paul Samuelson [1970], Kenneth Arrow [1972], Gérard Debreu [1983], Robert Solow [1987], Harry Markowitz, Merton Miller y William Sharpe [1990], Gary Becker [1992], Robert Lucas [1995], Robert Merton y Myron Scholes [1997] (EJW, 2013).

2. En las últimas dos décadas se han tenido crisis financieras globales con graves repercusiones en la economía real. Los modelos convencionales las ignoran, no las han podido predecir y no saben explicarlas.
3. El mercado bursátil es un sistema socio-técnico, teleológico, abierto, dinámico y complejo. Por ende, para caracterizarlo y modelarlo, es necesario contar con conceptos, modelos y herramientas que nos permitan considerar cómo se dan las interrelaciones no lineales entre los elementos del sistema y cómo se generan los patrones emergentes observables en las fluctuaciones de precios.
4. Es indispensable considerar cómo el sistema, objeto de estudio, deviene en un entorno perennemente cambiante al cual afecta y por el cual es afectado.

En conclusión, afirmamos que la metodología analítico-reduccionista con la que tradicionalmente se ha abordado la descripción y estudio de las fluctuaciones de precios de series de tiempo bursátiles (Bachelier 1900; Working 1934; Kendall 1953; Osborne 1959a y 1959b, 1962; Samuelson 1965; Fama 1965, 1970; Sharpe 1963, 1964; Jensen 1967; Lucas, 2009) ha dejado fuera del espectro de observación, por lo tanto sin explicación, algunas de las características más interesantes del fenómeno, dado que no se ajustan a una distribución normal ni cumplen los postulados de una marcha aleatoria tipo Wiener con propiedad de Markov, generada por agentes racionales homogéneos en respuesta al flujo de información exógena (Marschak, 1950).

Proponemos que: la distribución de colas pesadas (Mandelbrot, 1962, 1963), los cúmulos de alta volatilidad que alternan con períodos de baja volatilidad (Shiller, 1981, 1989; Engle, 1982; Bollerslev 1986; Mehra 1998; Niu, 2013), la no estacionariedad de los parámetros estadísticos (Stanley, 1996; Mantegna, 2000; Chen, 2002; Kantelhardt, 2002; Mikosch, 2004), la característica estructura multifractal de las series de tiempo bursátiles (Peters, 1994; Mandelbrot, Fisher y Calvet, 1997; Bouchaud, 2000; Calvet, 2002; Liu, 1999; Balankin, 2007; Morales, 2013), los recurrentes descalabros que sufren los mercados desde el Siglo XVII (Johansen, 1998; Kindleberger 2005; Sornette, 2003; Buchanan, 2009; Cajueiro, 2009; USCFTC, 2010; Lenz, 2011) y la inestabilidad financiera (Minsky, 1992; Bhattacharya, 2011), sean considerados como procesos estructurales que requieren ser explicados, no barridos debajo de la alfombra.

2.2.2 Preguntas de Investigación

1. El abordaje reduccionista ha sido incapaz de dar una descripción y explicación apropiada de las fluctuaciones de precios en el mercado. ¿Será mejor abordarlos como sistemas complejos adaptativos?
2. En caso de ser así: Bajo los enfoques de sistemas complejos ¿es posible identificar emergencia de patrones que reflejan en la dinámica de precios en los mercados financieros estados auto-organizados?
3. Se ha planteado que la densidad de distribución de rendimientos no es normal sino leptocúrtica o de colas pesadas. De confirmarse este hecho, ¿cómo puede explicarlo desde el punto de vista sistémico?
4. Se ha propuesto suponer a las series de tiempo como estacionarias, lo que facilita su modelación matemática. ¿Qué tan inadecuada es dicha suposición? ¿qué otra mejor manera de describirlas puede proponerse? y ¿qué explicación puede darse de ello?

5. La propiedad de Markov en las series de tiempo financieras postula independencia total de los rendimientos futuros de eventos del pasado. ¿Es posible demostrar evidencia de memoria de largo plazo en las series de tiempo financieras?
6. La hipótesis de la eficiencia de mercado sostiene que la descripción de las series de tiempo como una marcha aleatoria es adecuada: ¿hay manera de sugerir la existencia de auto-organización en el funcionamiento de los mercados de capitales a partir de evidencia de comportamiento de precios bajo la ley de potencia?
7. ¿Qué relevancia podría tener la utilización de un modelo del mercado de capitales de simulación basada en agentes y cómo sería dicho modelo?
8. ¿Es posible generar, a partir de la identificación de patrones emergentes en la dinámica de los mercados financieros, principios para normar el diseño de portafolios de inversión con resiliencia?

2.3 Justificación

El problema con el modelo clásico va más allá de la pobre y tendenciosa descripción de un fenómeno extraordinariamente rico, desde una fallida perspectiva reduccionista. El modelo ha sido promocionado, sin serlo, capaz de guiar la manera en que debe construirse un portafolio de inversión. De las graves deficiencias del modelo resulta que los inversionistas y el sistema financiero en general, han sido golpeados repetidas veces. Paralelamente, el modelo de economía de mercado ha sido incapaz de evitar que los grupos sociales vulnerables hayan sido excluidos del progreso y que los beneficios que la tecnología y la riqueza indudablemente han generado se concentren en pocas manos.

Peor aún, proponemos que la insistencia en las bondades del modelo funcionó como lastre oscurantista dificultando que las generaciones de académicos posteriores a la época de oro de la escuela de Chicago [1950-1975] se aventuraran a la búsqueda de mejores alternativas que explicaran los mercados, por difícil que ciertamente es la tarea.

Lo más grave es quizás, que los principios de racionalidad de los agentes, la eficiencia de los mercados y la tendencia al equilibrio de la actividad económica han sido argumentos teóricos que soportan la desregulación de los mercados y la privatización de prácticamente todas las actividades productivas, elementos básicos de las políticas económicas neoliberales, lo que ha abierto las puertas para que un sistema evidentemente manipulado e inequitativo se quede sin control, sin vigilancia y sin los ajustes necesarios que eviten su injusta y desequilibrada parcialidad (Polanyi, 1989).

A diferencia de otras ciencias como la física, la química y la biología, que han tenido avances extraordinarios con logros tangibles e impacto en el bienestar de las personas, las ciencias económicas han mostrado una recurrente incapacidad para predecir y evitar las crisis financieras y para llevar bienestar a todos. Parafraseando a Newton podemos decir que “modelar la locura de la gente es más difícil que modelar el movimiento de los planetas”, sin embargo, tal parece que el modelo financiero clásico, consolidado durante los años 1950 a 1975, perseguía más hacer propaganda en contra del comunismo y a favor del capitalismo de mercado, que a desarrollar una ciencia que explicara los fenómenos económico-financieros tomando en cuenta su complejidad y la típica forma de ser de los humanos con excesivo enfoque en el corto plazo, manera parcial de percibir al mundo, y forma endeble que tiene de construir sus creencias y expectativas sobre el futuro.

Es indudable que necesitamos un modelo del funcionamiento de los mercados que incorpore el factor humano como elemento ubicuo, que rechace la linealidad en la relación de variables

financieras, que incluya la presentación recurrente de perturbaciones exógenas y endógenas, que coloque en lugar central el papel que la incertidumbre tiene tanto en la teoría como en la práctica cotidiana de las finanzas y que acepte estar tratando con un proceso donde la profusión de interconexiones entre las partes es pasmosa y fuertemente determinante de su estructura y su manera de ser y devenir.

Desde la perspectiva del inversionista/especulador bursátil, queda claro que, como campo minado, la teoría basada en racionalidad, eficiencia y equilibrio, oculta el hecho de que el oficio está tapizado de verdades a medias y mentiras enteras que en forma de mitología urbana simplona pretende guiar la toma de decisiones con reglas derivadas de supuestos inverosímiles ante la más completa condición de incertidumbre, misma que impacta tanto el comportamiento de los inversionistas como la fluctuación de los precios.

Necesaria y afortunadamente, los movimientos intelectuales de vanguardia de la segunda mitad del siglo XX en diversos campos del conocimiento y el quehacer humano, entre los que podemos destacar las ciencias de la complejidad, la economía conductual (*behavioral economics*), la neuroeconomía y la econofísica, han abierto una veta cada vez más clara y más fértil con la valentía necesaria para desprenderse de las falsas certezas y del reduccionismo y se ha propuesto abordar frontalmente la complejidad.

Proponemos que el modelo de Sistemas Complejos Adaptativos (CAS) hace un mejor trabajo en explicar cómo trabajan los mercados. Este nuevo abordaje tendría implicaciones críticas en la administración de riesgo, la planeación financiera a largo plazo, el desarrollo de procesos y metas auto-sustentables, mejoría en la comunicación de las empresas con los accionistas y depuración de las bases teóricas sobre las que se sustenta la inversión bursátil, si no es que en los modelos económico-financieros en su conjunto.

Postulamos que al tener un mejor modelo (bajo la óptica de CAS), se diluiría el excesivo poder de las empresas calificadoras y de los analistas de corporaciones, quienes bajo el esquema de eficiencia de los mercados son capaces de inflar o deprimir los precios con sólo cambiarles la calificación de compra fuerte a neutral, de sub-ponderado a sobre-ponderado, o de AAA a BB²³, actividad que además de ser manipuladora y distorsionadora provoca un exagerado enfoque cortoplacista en los administradores y consejos de administración de las empresas listadas, en un intento desesperado por “vencer a las expectativas del mercado”²⁴ en relación con las ventas, utilidades y otras variables financieras que se reportan cada trimestre.

Consideramos que la dificultad para poder estimar los rendimientos futuros de los activos en el mercado no necesariamente se debe a que los mercados sean eficientes y que el precio de los activos siga una marcha aleatoria. Ello queda en evidencia dado que muchas de las predicciones que hace el modelo, como la tendencia al equilibrio, no coinciden con los datos empíricos (Campbell, 2000). Destaca entre los errores de predicción más notables y

²³ Es común que los “analistas de mercado” hagan recomendaciones sobre las acciones que tienen bajo observación indicando a sus tentativos lectores que tienen la opinión de que cierto activo debe ser comprado, mantenido o vendido y el grado de la convicción que tienen al respecto, asumiendo que se parte de la última recomendación previa o de un estado neutral. Otra forma de expresar ideas similares es indicando sub o sobre-ponderar el activo en el portafolio, según esperan que tenga un desempeño (rendimientos) inferior o superior al del mercado, en comparación con un peso que refleje el valor de capitalización del activo. Por último, también se puede recurrir a los cambios de calidad crediticia según lo otorguen a cada firma las empresas calificadoras, Moody's, Fitch, HR Ratings o Standard & Poor's.

²⁴ Cuando los reportes financieros hablan de “las expectativas del mercado” se refieren a un reducido grupo, bastante homogéneo, de analistas de mercado. El concepto mismo de “expectativa del mercado” recurre a la ya criticada idea del agente representativo, negando o cuando menos opacando la riqueza de la heterogeneidad en las expectativas de los agentes.

consistentes la alta volatilidad de los precios, el elevado volumen de operación, la leptocurticidad de la densidad de distribución de los rendimientos y la presencia de *crashes* bursátiles y burbujas especulativas, fenómenos todos ellos imposibles de explicar como resultado de una marcha aleatoria.

Cerramos este segmento diciendo con Jacques Attali que “sin un marco teórico que permita desenredar e interpretar la historia de las relaciones sociales [...] es imposible explicar los eventos de hoy o decir algo sobre el mañana, a pesar que cualquier modelo será necesariamente artificial y arriesga mutilar y manipular una realidad social y económica mucho más compleja” (Attali, 1991).

2.4 Objetivo General

Diseñar una metodología sistémica que permita caracterizar, modelar y explicar la dinámica de fluctuaciones de precios en el mercado de capitales como fenómeno emergente que resulta de un proceso auto-organizado.

2.4.1 Objetivos Específicos

- a) Hacer un contraste entre el abordaje reduccionista y el abordaje holista al explicar el papel del mercado de valores como parte del sistema financiero.
- b) Hacer una descripción de los Sistemas Complejos Adaptativos y aplicar la visión sistémica al estudio de los mercados de capitales buscando identificar patrones de emergencia en el comportamiento de los precios.
- c) Confirmar la existencia de densidad de distribución de colas pesadas en series de tiempo financieras y explorar explicaciones posibles de dicho fenómeno como propiedad emergente.
- d) Explorar la existencia o inexistencia de estacionariedad en las series de tiempo financieras y buscar explicar los hallazgos como propiedad emergente.
- e) Explorar la existencia de memoria de corto, mediano y largo plazo en las series de tiempo financieras y buscar explicar los hallazgos como propiedad emergente.
- f) Explorar en series de tiempo financieras la existencia de patrones de precios que puedan interpretarse como evidencia de auto-organización en la actividad de los agentes participantes.
- g) Proponer un modelo de los mercados financieros que explique la dinámica de las fluctuaciones de precios que han sido caracterizadas en la tesis.
- h) Presentar un proyecto que busque, a través de una simulación basada en agentes, generar series de tiempo financieras sintéticas con las características de las series empíricas,.

2.5 Recapitulación

Tras haber sufrido la crisis económico-financiera del año 2008 como inversionista y analista bursátil practicante nos planteamos las siguientes preguntas: ¿Por qué surgen los quebrantos o *crashes* bursátiles? ¿Podemos y debemos evitarlos, prevenirlos o cuando menos, mitigar sus efectos? ¿Qué papel tiene el creciente grado de globalización en las crisis financieras?

¿Será razonable seguir abordando la complejidad de los sistemas económico-financieros con los modelos convencionales y desde la ideología neoliberal? —que cómo dice Noam Chomsky, ni es nueva, ni es liberal— Preguntas cuyas respuestas parecen indispensables y urgentes.

Anatol Kaletsky, quien fuera editor económico de *The Times*, comentó reflexionando sobre la crisis del 2008: “Los economistas son los culpables” (Kaletsky, 2009).

Larry Elliott, editor económico del *Guardian*, aseveró que “como profesión, la economía no solo no tiene nada que decir acerca de qué causó que el mundo llegara al borde del colapso financiero ... sino que tiene un total desinterés en saberlo” (Elliott, 2009).

En la misma revista, Simon Jenkins atribuyó esta falla al hecho de que “los economistas consideran que su deber es ofrecer al gobierno lo que él quiere escuchar, sin miedo ... No menea el barco —dice la moderna práctica de la profesión— y tu pensión indizada estará segura.” “La completa profesión económica ha sufrido un colapso”, propone el mismo autor (Jenkins, 2008).

Incluso Paul Krugman, Premio Nobel de Economía [2008] e integrante de los departamentos de economía de MIT, Yale y Princeton, se afilia a la idea de que la culpa de esta crisis recaerá en los economistas tanto como en los financieros, los banqueros y los que elaboran las políticas. Su conclusión es que “la profesión económica se extravió debido a que los economistas, como grupo, confundieron la belleza, revestida en matemáticas de aspecto impresionante, con la verdad” (Krugman, 2009).

Joseph Stiglitz, Premio Nobel de Economía [2001], insiste en que una crisis como la del 2008 no surge espontáneamente ni depende de los instrumentos complejos o de alguna política o de algún individuo en particular. Opina que “el sistema que fracasó tan estrepitosamente no se materializó simplemente por sí solo. Fue creado. De hecho, muchos trabajaron muy duro —y gastaron mucho dinero— para que [el sistema] adoptara la forma que adoptó. Quienes desempeñaron un papel en crear el sistema y en gestionarlo —incluidos aquellos que fueron tan bien recompensados por él— deben considerarse responsables” (Stiglitz, 2010).

Sin embargo, otros autores, como Robert Lucas, quien ocupa la cátedra *John Dewey Distinguished Service Professor of Economics* en la Universidad de Chicago, rechaza la crítica de que la crisis financiera representa una falla de la ciencia económica (Lucas, 2009). Este autor, también Premio Nobel de Economía [1995] y fiel seguidor de la idea de expectativas racionales, del modelo dinámico de equilibrio general, promotor del agente representativo y reduccionista a ultranza, propone que, aunque no es factible que puedan predecirse eventos como la caída de Lehman Brothers y el colapso financiero del 2008, gracias a los modelos macroeconómicos en uso, la respuesta que se dio fue la apropiada —algo que definitivamente no compartimos—. Sin embargo, a pesar de hacer una falaz defensa de las posturas de E. Fama, el argumento principal de Lucas a favor del modelo convencional es que los libros que lo publican “han llegado a ser el estándar de la industria para generaciones de estudiantes”. ¡Esto recuerda el argumento de que lo que dice la Biblia es cierto porque ahí lo dice!

En el artículo citado Lucas concluye que, “los campeones economistas han estado involucrados en responder a las más difíciles crisis económicas americanas desde 1930. Han podido predecir lo predecible y han formulado planes de contingencia listos para usarse cuando ocurren choques imprevisibles” (Lucas, 2009). Creemos que Lucas no logra dar sustento alguno a su defensa, y que sólo ha podido predecir lo inevitable, como la salida del sol. Los problemas de pobreza, inequidad, devastación del ambiente y estancamiento

económico de la mayoría desfavorecida, son inherentes al mismo sistema que él y sus colegas neoliberales defienden con tanto vigor y tan pobre auto-crítica.

Estamos convencidos de que los modelos convencionales son en buena medida obsoletos y que con este trabajo participamos en un cambio paradigmático de gran relevancia. Del resultado de este cambio dependerá el estado de salud económica de la humanidad durante el siglo XXI y de la sensatez y cordura del nuevo modelo dependerá que se corrijan o se acentúen los grandes y graves defectos del sistema de economía de mercado neoliberal en el que ha estado inmerso el mundo desde los 80s del siglo XX hasta el año 2009 en que se detuvo momentáneamente la debacle bursátil reciente.

Libros como *The Death of Economics* de Ormerod (1994); *Economics and Reality* y *Reorienting Economics* de Tony Lawson (1997, 2003); *Economics Confronts the Economy* (Klein, 2006); *A Guide to What's Wrong with Economics* (Fullbrook, 2004); *The Dismal Science: How Thinking Like an Economist Undermines Community* (Marglin, 2008); *Predictably Irrational* (Airely, 2009); *The Economics Anti-Textbook: A Critical Thinker's Guide to Microeconomics* (Hill, 2010); *Capitalism Hits the Fan: The Global Economic Meltdown and What to Do About It*. (Wolff, 2013); *The End of Normal: The Great Crisis and the Future of Growth* (Galbraith, 2015); *On the Use and Misuse of Theories and Models in Mainstream Economics* (Syll, 2016), han sido críticos de los modelos convencionales y no solo apuntan a las debilidades del modelo previo sino que sugieren alternativas creativas más realistas y esperanzadoras.

Al mismo tiempo, otros textos como: *Marshall's Tendencies. What can Economists Know?* de John Sutton (2002); *The Soulful Science: What Economists Really Do and Why it Matters* de Diane Coyle (2009); *Everlasting Light Bulbs: How Economics Illuminates the World* (Kay, 2004); *Freakonomics: A Rogue Economist Explains the Hidden Side of Everything* (Levitt y Dubner, 2006); *More Sex Is Safer Sex: The Unconventional Wisdom of Economics* (Landsburg, 2007); *The Logic of Life: The New Economics of Everything* (Harford, 2008); *The Economic Naturalist: Why Economics Explains Almost Everything* (Frank, 2008), son apologeticos de la ciencia económica actual e insisten en que el aspecto arcaico, entumecido y nada realista que critican los textos citados en el párrafo anterior sólo ocurre en las aulas de pregrado de las facultades de economía, pero no en el mundo de los economistas que lideran la práctica de la profesión.

Quizás erróneamente, desde la perspectiva neoliberal los economistas han persuadido al público de que los mercados son incapaces de hacer el mal y que los gobiernos y la regulación son incapaces de hacer el bien. Parecería que en las ciencias económicas ha desaparecido la necesidad de que los modelos o teorías tengan aplicaciones prácticas o relevancia en la explicación de la naturaleza de la realidad social.

Proponemos que si la economía, como estudio del comportamiento de la colectividad humana, ha de considerarse científica, no necesita presentar hipótesis experimentalmente falsificables, pero deberá ser capaz de modelar aspectos importantes del mundo social con relativamente pocas variables y de confrontar dichos modelos con evidencia empírica.

Las políticas económicas deberán estar dirigidas a maximizar las libertades humanas, el bienestar y la armonía de la comunidad en lugar de maximizar las utilidades o los ingresos solo de los accionistas (Sen, 1999). Las sociedades humanas están evolucionando continuamente, desarrollando nuevas instituciones dentro de las cuales la gente interactúa de diferentes maneras, por lo tanto, sería prudente considerar, cuando menos tentativamente, que las ciencias sociales probablemente nunca tendrán bases empíricas tan sólidas como aquellas en las que descansan las ciencias naturales (Backhouse, 2010).

Frank Schirrmacher ha propuesto atinadamente que de las actitudes acríicas de los economistas con tendencias neoliberales resultó un monstruo, el *homo economicus* moderno. Dicha creatura teórica fue utilizada como modelo a seguir (y a imitar) en su labor cotidiana por el economista-financiero practicante, de tal manera que, ha quedado tatuado en la *doxa* contemporánea. Según esta, si no se es como dicho engendro, absolutamente egoísta y materialista, simplemente no se es racional (Schirrmacher, 2015).

Queremos dejar muy claro que el blanco principal de la crítica que sostenemos en esta tesis es la visión reduccionista que continúa enseñándose en las instituciones de educación superior, no sólo en nuestro país, sino en el mundo entero, y la defensa que se hace, apoyada en dichos modelos, de la desregulación y la imposición de las doctrinas neoliberales de “libre mercado”²⁵, como único camino aceptable.

²⁵ El libre mercado termina siendo un ideal nunca alcanzado. En la práctica se trata de un mecanismo amañado e inequitativo en el que hay claras ventajas para un grupo privilegiado en detrimento de los pequeños participantes.

III. MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL

*El sillón presupone el cuerpo humano, sus articulaciones y partes;
las tijeras, el acto de cortar.*

¿Qué decir de una lámpara o de un vehículo?

*El salvaje no puede percibir la biblia del misionero;
el pasajero no ve el mismo cordaje que los hombres de a bordo.*

Si viéramos realmente el universo, tal vez lo entenderíamos.¹

En la introducción de esta tesis se ha esbozado que la teoría económico-financiera convencional tiene varios problemas derivados en parte de los atributos inverosímiles que se le asignan *a priori* al agente económico. Entre estos atributos destacan: ser racional en grado óptimo, tomar decisiones de manera independiente, poseer una clara idea de sus propias preferencias², ser capaz de análisis y cálculo infinitos, tener acceso irrestricto e inmediato a información abundante y clara (unívoca), y haber adoptado como único objetivo la maximización de sus utilidades, mismas que puede definir sin conflicto ni confusión. Para ello, elige (sin error) entre las distintas alternativas de inversión que se le presentan en cada momento en un mercado en el que existe competencia perfecta y en el que sólo los agentes absolutamente racionales sobrevivirán. Una vez aceptadas estas premisas, no parece necesario o interesante acercarse a los datos empíricos o siquiera dedicarse a la compleja labor de observar y conocer al agente económico en el proceso de tomar decisiones (Simon, 1955, 1959).

En el libro fundacional sobre la toma de decisiones de Leonard Jimmie Savange³, los axiomas del párrafo previo, relacionados con la racionalidad son requisitos consistentes con acciones y dichas acciones son definidas como mapeos a partir de estados del mundo y de sus consecuencias (Savange, 1954). A pesar del fuerte atractivo intelectual del modelo de racionalidad ideal, preferencias nítidas y clara utilidad, sería un error suponer que los humanos reales y lo que nos ofrece el mundo, se conforman con este modelo. En la misma época referida, Herbert Alexander Simon [1916-2001] cuestionó esos argumentos y se interesó por el estudio del proceso de toma de decisiones considerado como una búsqueda de alternativas guiadas por aspiraciones no siempre bien definidas (Estrada, 2008).

En 1962, Simon afirmó que “cerca de diez años antes se había iniciado la aplicación de la teoría de la complejidad a problemas del mundo real de todo tipo: social, sistémico y organizacional.” Más adelante afirmó que “en un sistema, la totalidad es más que la suma de sus partes” y agregó que “desde hace tiempo se hicieron notar conceptos sistémicos como la jerarquía organizacional (que no subordinación), la importancia de relaciones con comunicaciones de ida y vuelta”, y la “arquitectura de la complejidad” (Simon, 1962).

Con visión profunda y adelantándose a su época, Herbert Simon habló del rechazo que se daba al nuevo enfoque holista y propuso que una razón importante de la resistencia era la insistencia del enclave “académico” en seguir el camino reduccionista para explicar cualquier fenómeno. Bajo esa perspectiva la mente, por ejemplo, no es más que la actividad agregada de neuronas; las neuronas pueden describirse químicamente y la química se reduce a física de las moléculas. Cada estrato organizativo podía reducirse al estrato inferior y cada estrato podía directamente explicar al estrato supra yacente.

¹ Del cuento *There are more things*, en *El Libro de Arena*, de Jorge Luis Borges (1975).

² La expresión formal describe al agente como un “maximizador Bayesiano de utilidad subjetiva”.

³ Este es el mismo Savange que descubrió el trabajo de Bachelier en una biblioteca de MIT y quien se lo presentó a Paul Samuelson, con lo que arrancó la primera etapa de la economía política cuantitativa.

Simon propuso que, para adquirir un nivel de complejidad, los sistemas debían tener una estructura basada en sub-sistemas estratificados; advirtió sobre la imposibilidad de descomponer los sistemas complejos en sus componentes; insistió en la heterogeneidad de dichos componentes y disertó con soltura sobre cibernética, sistemas adaptativos, bucles de retroalimentación, homeostasis y adaptabilidad en términos de información selectiva (Simon, 1962)⁴.

Según el modelo económico-financiero convencional, deberíamos suponer que, dada la homogeneidad de todos los agentes, el comportamiento observado en la fluctuación de los precios podría ser explicado como resultado de la actividad (la ejecución de las decisiones) de un solo “agente representativo” plenamente racional e informado. Ante la rapidez y la manera insesgada con que, se supone, se incorpora toda la información en los precios —como resultado de los ajustes que hacen los agentes en sus portafolios en respuesta a la información— podríamos confiadamente asumir que no existe memoria en el mercado. Por lo tanto, los rendimientos futuros deberían ser independientes de los pasados. Así, los rendimientos futuros sólo dependerían de la información que surgiera en el futuro. Estos son los cimientos sobre los que descansa la Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados y la supuesta marcha aleatoria en los precios, consecuencia que deriva de dicha eficiencia (Fama, 1970).

En este capítulo se hace una exploración honda de algunos puntos clave que consideramos cuestionables en el modelo convencional. Se comienza por revisar la racionalidad acotada de los agentes y su heterogeneidad; de ahí se pasa a la descripción somera de los principales supuestos de la llamada economía conductual o *behavioral economics*. Después se trata brevemente el comportamiento de rebaño o *herd behavior*, como contrapunto a la idea de autonomía e independencia de los agentes. Antes de visitar el muy relevante asunto de evidencia de memoria o determinismo en las series de tiempo, se recuerda la diferencia entre una serie de tiempo estacionaria y una no estacionaria y se hace una revisión crítica a la hipótesis de la eficiencia de los mercados.

Para terminar el capítulo, se discuten a fondo tres asuntos íntimamente relacionados con el abordaje sistémico: la evidencia de auto-organización, la posibilidad de explicar ciertas peculiaridades de las series de tiempo como procesos sujetos a la ley de potencia y la idea de estudiar a los mercados financieros como un sistema complejo adaptativo. De esta manera, en el marco teórico-conceptual se pasa de temas eminentemente económicos, financieros y sociales, a temas sistémicos y de complejidad.

3.1 Racionalidad Absoluta y Racionalidad Acotada

En 1958, cuando la investigación de operaciones y las ciencias administrativas aún eran jóvenes, Herbert A. Simon, Premio Nobel de Economía [1978], hablaba de problemas bien estructurados y problemas mal estructurados. Según Simon, los problemas bien estructurados son aquellos que tienen tres cualidades⁵: a) Pueden describirse mediante variables numéricas, como cantidades escalares y vectoriales; b) las metas que se pueden alcanzar al intentar

⁴ En el artículo *The Architecture of Complexity* de 1962, H. Simon menciona los comentarios que recibió de Warren Weaver (además de citar su artículo *Science and Complexity*), uno de los padres de la Teoría General de Sistemas. También cita la obra de L. von Bertalanfy, Kenneth Boulding, R.W. Gerard, J.G. Miller y los libros, *Cybernetics* de Norbert Wiener, *The Mathematical Theory of Communication* de Shannon y Weaver y *Automata Studies*, de Shannon y McCarthy. Evidentemente era un sistemista cabal.

⁵ Hay gran paralelismo entre los problemas dóciles y los problemas perversos de Churchman y los problemas bien estructurados y mal estructurados de Simon (ver 2.2 Planteamiento del Problema, en esta tesis, Capítulo II. Marco Epistemológico).

resolverlos se pueden especificar en términos de funciones objetivas bien definidas; por ejemplo, la maximización de utilidades o la minimización de costos, y c) existen rutinas computacionales (algoritmos) que permiten encontrar la solución a dichos problemas y expresarla en términos numéricos. Si no tienen estas características, los problemas se definen como mal estructurados y no pueden abordarse mediante algoritmos precisos⁶ sino que deberán buscarse soluciones aplicando mecanismos heurísticos⁷ (Simon, 1958). Los problemas que aquí abordamos son mal estructurados.

En lugar de la racionalidad, considerada como proceso de selección sujeto a las leyes de probabilidad objetiva⁸ y de la lógica, incorporada al modelo convencional de Cowles, Samuelson, Becker y otros, en la misma época Herbert A. Simon planteó el concepto de racionalidad limitada o acotada (*bounded rationality*). Postuló que, si la economía podía hallar generalizaciones verificables sobre la conducta del ser humano en cuanto a agente económico, dichas generalizaciones deberían incorporarse al marco teórico del comportamiento humano (Samuelson, 1965, Simon, 1959, 1991; Becker, 1962; Guedez-Calderin, 2013). Tras comparar la idea de racionalidad de los economistas con la de los psicólogos cognitivos, Simon afirmó que “en situaciones que son complejas y en las que la información es incompleta (es decir, en todas las situaciones no triviales de la vida social real), las teorías conductuales niegan que exista una magia capaz de producir un comportamiento que siquiera se aproxime a lograr la maximización objetiva de las ganancias o utilidades”.

Simon concluye su análisis diciendo: “yo recomendaría que dejáramos de debatir si una teoría de racionalidad sustantiva y el supuesto de maximización de utilidades aportan una base suficiente para explicar y poder hacer predicciones del comportamiento económico. La evidencia de que no lo hacen es abrumadora” (Simon, 1986). Desafortunadamente, sus palabras fueron prácticamente ignoradas todos estos años, por lo que resulta frustrante imaginar que más de medio siglo después, seguimos intentando destruir los mismos mitos.

El concepto de *bounded rationality* surge en contrapunto con la racionalidad absoluta o perfecta. Podemos definir racionalidad limitada como aquel proceso de toma de decisiones utilizado cuando existe información (o memoria), tiempo y capacidad intelectual y de cálculo limitadas, cuando los medios disponibles para abordar el problema no se conocen

⁶ En la Introducción de esta tesis (pie de página 91, página 59) se ha comentado que, al comienzo de su artículo seminal “*Portfolio Selection*” Markowitz identificó claramente el problema de toma de decisiones en situaciones inciertas. Cuando habla de creencias, evidentemente se refiere a la incertidumbre que se tiene sobre los rendimientos, las varianzas y las covarianzas esperadas, los cuales son imposibles de definir con precisión. Lo más que puede tenerse en relación con dichas variables son “creencias”, es decir, ideas que se consideran verdaderas. Puede considerarse que una creencia es un paradigma que se basa en la fe, ya que no existe demostración absoluta, fundamento racional o justificación empírica que lo compruebe. Una creencia está más cerca de aspectos afectivos y volitivos que intelectuales y epistémicos. No obstante, Markowitz utilizó un algoritmo lineal y reduccionista para resolver un problema que no se prestaba para ello. No tenemos problema con que eso se hiciera en 1952, pero nos separan 64 años de ese evento y en muchas escuelas de finanzas y casas de bolsa se sigue usando ese abordaje (Markowitz, 1952).

⁷ Un proceso heurístico de toma de decisiones es una especie de “regla simple” o atajo, que orienta hacia cómo resolver un problema o cómo completar una tarea sin garantía de tener resultados consistentes. Está emparentado con la forma de razonamiento inductivo, y a diferencia de un proceso algorítmico, consistente en razonamiento deductivo. La vía heurística se basa en la experiencia y en el sentido común, pero no ofrece una respuesta óptima ni correcta, solo una respuesta rápida, satisfactoria y “no tan mala”. Los criterios que adoptan este papel en el proceso de toma de decisiones es llamado “niveles de aspiración” y el mínimo nivel satisfactorio recibe el nombre de “umbral de aspiración”. Cuando se alcanza este nivel, se detiene el proceso de búsqueda (Fiori, 2011). Al hablar de *Behavioral Economics* se volverá a tocar el concepto de decisiones heurísticas.

⁸ La probabilidad objetiva se puede contrastar con la probabilidad subjetiva, ambas relevantes.

completamente, cuando las metas que representarían una solución no están claramente diferenciadas, cuando las metas están relacionadas de manera incompleta o cuando han sido pobremente detalladas. Bajo estas condiciones, sólo se puede aspirar a hacer una elección razonable, y el concepto de optimización resulta carente de sentido (Simon, 1955, 1958, Goetzman, 1995).

El grupo del Dr. Gerd Gigerenzer del Instituto Max Planck, junto con Kahneman y otros psicólogos, han insistido que las decisiones heurísticas no son irracionales y que tampoco deben considerarse métodos optimizadores de segunda. Al contrario, en estudios experimentales, analíticos y mediante simulaciones de computadora, han encontrado que utilizando métodos heurísticos se puede llegar a mejores decisiones con menos esfuerzo (Kahneman, 1982, 2003; Chase, 1998; Jones, 1999; Gigerenzer, 2008).

Un número progresivamente mayor de investigadores en neurociencias y estudiosos de la cognición y toma de decisiones, sostiene que la racionalidad de las decisiones deberá tomar en cuenta las metas adaptativas de los organismos, su ambiente natural y sus limitaciones cognoscitivas, no sólo la lógica y las probabilidades. Desde esa perspectiva, las decisiones heurísticas permiten a los organismos alcanzar sus metas bajo condiciones de tiempo, información y capacidad de cómputo limitados, incluso teniendo sesgos de diversos tipos. Estas decisiones heurísticas son ecológicamente racionales en tanto que explotan aspectos tanto del ambiente físico como social en el que se practican, para la consecución satisfactoria de sus propósitos.

En el marco epistemológico de esta tesis (Capítulo II) se ha comentado que la propuesta del agente racional representativo ha sido utilizada por la corriente convencional, como un atajo para evadir abordar el complicado asunto de la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre y en presencia de riesgos difíciles de identificar y cuantificar. Además, la típica ambigüedad de la información —sin mencionar su alto costo y que muchas veces es incompleta o está distorsionada— y la multiplicidad de formas en que puede ser interpretada⁹, aunado a la diversidad de respuestas que pueden dar los inversionistas a la información, aun pensando que todos intentan maximizar sus utilidades, son abolidas de un plumazo, decretando que el mercado es eficiente al incorporar la información de manera insesgada, a pesar de evidencia abundante que lo contradice (Dimson, 1998, Shleifer, 2000, Akerlof, 2009; Shiller, 2009)¹⁰.

En esta tesis se propone que la naturaleza del sistema bursátil, así como la dinámica de fluctuación de los precios, dependen justamente de la interacción de agentes que son heterogéneos en características no triviales. Denunciamos que, en la propuesta convencional dos características fundamentales de la naturaleza del mercado y causa de su esencia, 1) la heterogeneidad de los agentes y 2) la indeterminable interpretación de la “información”¹¹, han sido completamente evisceradas del modelo, lo que hace muy deficiente esa propuesta, si se trata de comprender el fenómeno.

Consideramos que, para entender el mercado (de abajo hacia arriba o *bottom-up*), es indispensable tomar en cuenta cómo es que cada agente, bajo las condiciones mencionadas,

⁹ Entre otras razones, porque los datos solo pueden ser interpretados dentro de un contexto formado por un gran número de condiciones de cada agente que las percibe. Podemos destacar entre esas condiciones los conocimientos generales, las expectativas previas sobre la información, las expectativas sobre el futuro, los paradigmas, el marco temporal de observación, el grado de aversión al riesgo, etc.

¹⁰ En el inciso 3.7 (páginas 1115-1118) de esta tesis se trata a fondo el problema de las pruebas sobre la hipótesis de la eficiencia de los mercados.

¹¹ Los problemas de la indeterminación comienzan, pero no terminan, en definir a qué se le llama información en este contexto.

elige (o pudiera elegir) entre distintas alternativas. De igual manera, será importante considerar los tropiezos habituales en que se incurre al hacer elecciones, así como la imperfección¹² inherente a la información económica, financiera y de casi cualquier otro tipo, sumada al carácter subjetivo de su interpretación.

Se comenzó este apartado hablando de las ideas “heterodoxas” que Herbert Simon propuso hace más de medio siglo. Para terminar, antes de entrar al tema de economía conductual se comentan algunos aspectos de la evolución que ha tenido la idea de racionalidad acotada.

Originalmente, la idea de racionalidad acotada se refería a una postura opuesta a la de racionalidad perfecta u óptima. Posteriormente se ligó al concepto de heurística e “intuición”. De acuerdo con Simon, la racionalidad acotada intencional, como actividad consciente de toma de decisiones, y la intuición, como un proceso cognitivo no intencional, representan dos extremos del comportamiento racional que tienen que ver con los mismos mecanismos utilizados para procesar la información (Simon, 1959). Daniel Kahneman y Gerd Gigerenzer han investigado la noción de intuición y la forma de abordaje de ambos investigadores tiene similitudes. Estos autores no conciben la intuición como un trabajo de operaciones simbólicas desde la perspectiva de la inteligencia artificial (como lo hizo Simon). En lugar de ello, consideran que o es un modo automático de pensar, en contraposición con la racionalidad explícita (Kahneman, 2003), o es una capacidad adaptativa inconsciente para la toma de decisiones, desarrollada mediante procesos evolutivos (Gigerenzer, 2001).

Brian Arthur ha considerado la dificultad de diseñar agentes económicos teóricos, para simulaciones en computadora, con las características propias de la racionalidad humana limitada, es decir, un punto intermedio entre la racionalidad perfecta y su total ausencia, y que sean capaces de adaptarse, aprender y reaccionar ante distintos contextos, algunos de los cuales requieren una actitud inquisitiva para definir el problema, otras una actitud estratégica para elegir (Arthur, 1991, 2013).

John Conlisk plantea una pregunta relevante ¿por qué es necesario abandonar el modelo de racionalidad perfecta a favor del de racionalidad limitada? y sugiere que son cuatro las principales razones: 1) Hay amplia evidencia empírica de que esta es la mejor forma de teorizar sobre la toma de decisiones; 2) Los modelos de racionalidad limitada han sido productivos en muchas áreas del conocimiento; 3) Los modelos de racionalidad perfecta han sido incapaces de explicar muchos de los fenómenos en que la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre es esencial; 4) La deliberación sobre decisiones económicas es una actividad costosa —a pesar de la negación que los modelos convencionales suponen— y para hacer “buena economía” habrá que considerar todos los costos. Conlisk plantea que, de hecho, cuando se consideran decisiones económicas no siempre es importante tomar en cuenta los límites de la racionalidad, ya que muchas veces funcionan los modelos basados en racionalidad sin límites. Sin embargo, hay muchas ocasiones en que es indispensable acotar las capacidades de los agentes para entender el efecto agregado que tienen en la economía y las finanzas (Conlisk, 1996).

3.2 Agente Representativo y Agentes Heterogéneos

Uno de los determinantes más importantes de la actividad humana son las expectativas que adoptan los sujetos en relación con una muy amplia serie de situaciones en las que pueden elegir. Esto es particularmente variado y rico cuando se trata de elegir dónde invertir los

¹² Aquí “imperfección inherente” hace referencia a la imposibilidad permanente de determinar con ningún grado de precisión, el efecto que la información va a tener en los precios en un plazo dado.

recursos excedentes en un ambiente de incertidumbre y riesgo. Incluso, podríamos proponer que la economía es una amplia colección de creencias o hipótesis que se construyen continuamente y a las que se responde continuamente. Creencias que son modificadas y descartadas en forma secuencial sin alcanzar un punto final.

Se ha propuesto que todas las expectativas interactúan y compiten, evolucionan y co-evolucionan formando un océano de modelos predictivos del mundo siempre cambiante (Arthur, 1995). En otras palabras, la economía es un sistema de bucles de retroalimentación basados en expectativas que afectan las decisiones de los agentes. Las decisiones individuales suelen agregarse y las variables agregadas afectarán las expectativas, por ende, las siguientes decisiones (Arthur, 2013).

Al observar imaginariamente la masa enorme de personas, quizás millones, que cotidianamente participan en la economía, sea en forma individual u organizados en grupos o empresas, y al advertir que cada uno busca su muy particular interés en un espacio relativamente reducido, más que pensar en sus características biológicas comunes la imagen nos mueve a considerar las muy amplias diferencias que presentan entre ellos. Es asombroso que a pesar de las enormes diferencias que los distinguen, sus actividades son coordinadas de tal manera que, como en un cardumen o una parvada, emerge un orden relativo. El mercado aporta uno de los mecanismos que acopla y coordina las actividades desarrolladas por los agentes económicos individuales (Kirman, 1992).

Los economistas denominan agregación a la suma del comportamiento de individuos de la que deriva el comportamiento de un mercado o de una economía. Hay dos formas conceptuales de agregación: a) suponer que el comportamiento observado es producto de la actividad de un solo agente que “representa” a todos; b) crear modelos que agregan a los individuos sin que pierdan sus características individuales. Este último es conocido como modelo de agentes heterogéneos (Huang, 1987).

A pesar de la importancia que tiene la variabilidad en las expectativas de los agentes en la determinación —y la salud— de la economía, muchos modelos aplicados a lo largo de los años¹³ consideran que el comportamiento agregado de un conjunto de agentes puede ser sustituido por el de uno solo cuyas características son las que resultan de agregar las de todos los agentes individuales, mismos que al ser todos racionales, buscar maximizar sus utilidades y dado que tienen acceso a toda la información, necesariamente tendrían que ser homogéneos en sus expectativas¹⁴. Peor aún, se ha considerado como representativo aquel agente que tiene las características “típicas” del conjunto diverso de agentes en cuanto a tomadores de decisiones (como si existieran características “típicas” al tomar decisiones sobre cualquier asunto, en condiciones de incertidumbre).

Al invocar a un agente representativo se evita el engorroso problema de agregar conductas disímboles ya que, dadas ciertas preferencias y limitaciones, resulta más sencillo modelar el comportamiento de una sola persona. El agente que surge así, sería igual a un conjunto de agentes idénticos (homogéneos), o bien, aunque los agentes difieren entre sí (sean

¹³ El primero en aplicar la noción de agente representativo fue Francis Edgeworth en 1881 cuando utilizó el término “particular representativo”. Alfred Marshall usó el término “firma representativa” en sus *Principles of Economics*. Robert Lucas Jr., en su crítica de la evaluación de las políticas econométrica intentó hacer una explicación de la macroeconomía a partir de las llamadas micro-fundaciones (actitud típicamente reduccionista) y para ello acuñó el término “agente representativo”.

¹⁴ Si solicitamos a un grupo de personas calcular el área de un círculo cuyo radio es de $r=2.4m$, siendo todos racionales (teniendo el mismo modelo del mundo en su mente) y conociendo todos ellos el radio del círculo, todos tendrían que llegar al mismo resultado, es decir $a=18.0956 m^2$. Sin embargo, los agentes que participan en el mercado no tienen un modelo único del mundo financiero, de las expectativas sobre el rendimiento futuro de los activos, ni el mismo grado de aversión al riesgo y muchos otros factores, ni tienen la misma información.

heterogéneos), podríamos suponer que actúan de tal manera que la suma de sus elecciones es matemáticamente equivalente a la de uno solo. El supuesto más importante que hay que aceptar para crear un agente representativo es que los mercados son completos, es decir, que hay cuando menos tantos activos con rendimientos linealmente independientes como estados existentes, lo cual es falso y conduce a conclusiones falsas (Varian, 2006).

En caso de que existiera algo remotamente parecido al agente representativo propuesto por Lucas (1976), se acabaría el mercado, se le arrebataría su misma naturaleza ya que destruiría el lado de demanda en los modelos económicos. La idea de información asimétrica dejaría de tener sentido en dicha situación. Es precisamente la riqueza de la heterogeneidad de los agentes y la variada forma en que interactúan como consecuencia de su heterogeneidad lo que crea ese fenómeno tan sutil y especial que identificamos como la fluctuación de precios. Evidentemente el intento de Lucas por modelar la macroeconomía desde sus microfundamentos no sólo fue una labor difícil, sino que los resultados fueron inútiles, como inútil fue el intento por simplificar los modelos macroeconómicos del equilibrio general mediante el artificio del agente representativo (Kirman, 1992).

La reducción del comportamiento de todos los agentes a uno solo —incluso considerando que todos, en mayor o menor grado, buscan maximizar sus utilidades—, no solo es una conveniencia analítica, como reclaman sus apologistas (¡aún existen!), sino que no se justifica y nos lleva a conclusiones grotescamente equivocadas. Los asuntos económicos dependen, en gran medida, de la acción coordinada de agentes con puntos de vista opuestos o divergentes. Si aceptamos reducir todos los agentes que buscan maximizar sus utilidades a un solo agente, ello no conduce a la conclusión de que hay una racionalidad colectiva en ese único agente, como tampoco sugiere que exista cierta racionalidad colectiva, implica necesariamente que cada individuo actúa racionalmente (Surowiecki, 2005). Si queremos entender un fenómeno como el resultado agregado de la toma individual de decisiones, no hay ni puede haber una relación directa entre el comportamiento individual y el comportamiento colectivo (Kirman, 1992).

Uno de los problemas más evidentes de sustituir a los agentes heterogéneos por uno representativo recibe el nombre de *falacia de composición*. Esta surge cuando se infiere que algo es verdadero del todo, a partir del hecho de que es verdadero en alguna de sus partes (o aún de cada una de sus partes). Esto puede combinarse con la *falacia de generalización descuidada* en la cual se hacen inferencias inadecuadas a partir de argumentos acerca de una muestra que se proyectan sobre la población total de la que se derivan (Gladwell, 2005) y puede contrastarse con el concepto de *emergencia*, que precisamente indica que el todo expresa propiedades inexistentes en las partes. En economía hay ejemplos muy interesantes de la falacia de composición como la *paradoja del ahorro*¹⁵, la *tragedia de los comunes*¹⁶ y

¹⁵ La *paradoja del ahorro* o *paradoja de la frugalidad* se le atribuye a Keynes. Dice que, si en una recesión aumenta el ahorro individual, decrecerá la demanda agregada, por lo tanto, decrecerá el gasto total, lo que a su vez disminuye el ahorro total. Es decir, el ahorro total puede disminuir dados los intentos individuales de aumentar sus ahorros, lo que puede dañar a la economía. Este es un caso típico de la falacia de la composición. El mismo fenómeno fue brillantemente descrito en 1714 por el inglés de origen holandés, Bernard de Mandeville en su obra *The Fable of the Bees: Private Vices, Public Benefits*, cuyo solo título demuestra el profundo entendimiento que tenía este autor del problema y la sutil percepción de la paradoja (Mandeville, 1714). El mismísimo Adam Smith comenta en su opus magnum que “lo que es prudente en la conducta de cada familia privada, el ahorro, puede ser locura en la conducta de todo el Reino” (Smith, 1776).

¹⁶ La *tragedia de los comunes* es una situación que se plantea dentro de un ambiente finito en el que hay recursos compartidos, de tal manera que si los usuarios individuales actúan en forma independiente y de acuerdo sólo con su propio interés, se pueden llegar a comportar en forma contraria al interés de la comunidad por el bien común, de lo que resulta el agotamiento del recurso comunal o del ambiente. El concepto fue

el problema del *free-rider*¹⁷, cuya discusión profunda va más allá de los propósitos de esta tesis. No obstante, es importante bosquejarlos a pie de página como claros ejemplos de la imposibilidad de seguir el programa de Lucas, es decir, de la falacia de intentar derivar la macroeconomía desde una rudimentaria microeconomía.

Proponemos que es igualmente inadecuado deducir la conducta humana de la biología y fisiología neuronal como inadecuado es deducir la conducta social de la psicología individual. Desde la visión sistémica, son estratos de organización diferentes y al ascender en esa escala, surgen (emergen) propiedades que no se pueden derivar directamente de la fenomenología de estratos inferiores, como tampoco es adecuado pretender que la conducta de un solo agente “típico” puede explicar aquello que solo es explicable como resultado de la riquísima interacción entre agentes heterogéneos, incluso aceptando que lo único que todos quieren es ganar dinero.

Bachelier apuntó en su tesis que *“la determinación de estos movimientos [de los precios] depende de un número infinito de factores: por lo tanto, es imposible esperar lograr tener un pronóstico matemático. Opiniones contradictorias acerca de estas variaciones están distribuidas en forma tan pareja que en el mismo instante los compradores creen que los precios van al alza y los vendedores a la baja”* (Bachelier, 1900).

Para terminar este segmento se presentan dos tablas que hacen patente la riqueza de la heterogeneidad de los agentes que participan en el mercado. La Tabla 3.1 enumera una serie de características en las que los agentes difieren. Características que determinan, en última instancia, cómo construyen sus expectativas del futuro a partir de la información. Esas características establecen cómo deciden los agentes, cómo operan de hecho y cómo reaccionan emocionalmente a algunos aspectos derivados del mercado, como las pérdidas y ganancias que obtienen. Creemos que la variedad de expresión de estos factores —mismos que además de variados no son constantes ni consistentes en cada agente— es crasamente irreductible a un agente representativo.

Probablemente la construcción de las expectativas y el método de operación son los dos factores con un impacto mayor como determinantes de la heterogeneidad de los agentes en su quehacer como especuladores/inversionistas bursátiles. Asimismo, de estos dos elementos dimanarían las propiedades y sutilezas del devenir de los precios en el mercado. En la Tabla 3.2 se anotan algunos factores de diversidad en los métodos de operación.

La “fabricación” del agente representativo ha cumplido muchos propósitos. Algunos no tan reprobables, pero algunos totalmente ilegítimos. Aquí se comentan los últimos.

Pretender explicar el comportamiento de un conjunto ampliamente heterogéneo de agentes interactuantes mediante un solo agente con características “típicas” (que no las hay) o “agregadas” (que no tienen sentido bajo la visión sistémica), resulta totalmente improductivo. Si lo que se buscó con ello fue pretender que las oportunidades son homogéneas en una economía de mercado, que nadie sale lastimado, que hay para todos y que si uno gana (el agente representativo), en promedio todos ganan (he aquí la falacia), entonces se engañó burdamente al receptor del mensaje.

acuñado por el economista William Foster Lloyd (Lloyd, 1833), quien utilizó como ejemplo hipotético el pastoreo sin regular, en tierras comunales.

¹⁷ El problema del *free-rider* (el pasajero gratuito) ocurre cuando aquellos que se benefician de algún recurso, bien o servicio, no pagan por él, de lo que resulta un desabasto de dicho bien o servicio. La esencia del problema es cómo limitar la actividad de *free-rider* y sus efectos negativos al tiempo que se apoya a los desposeídos para que obtengan el bien o servicio en condiciones ventajosas.

La insistencia en desregular los mercados bajo el pretexto de que ellos se auto-regulan y que así cumplen mejor su papel solo ha permitido lo obvio, la concentración de la riqueza en pocas manos, la mercantilización de todas las actividades humanas y la degradación del ambiente social y ecológico.

Tabla 3.1 Heterogeneidad de los agentes

1. En el acceso a la información
2. En el sentido o significado, positivo o negativo, asignado a la información
3. En la magnitud esperada del cambio en el precio por efecto de la información
4. En el grado de certeza que se tenga del efecto que tendrá la información en el precio
5. En considerar si la información ha sido incorporada previamente en el precio
6. En el marco temporal desde el que es analizada y ponderada la información
7. En el efecto final que podrían tener muchas piezas de información simultáneas
8. En el grado de aversión al riesgo en cada momento
9. En la estrategia utilizada para decidir ¿qué?, ¿cuándo?, ¿cuánto?, ¿por qué? comprar
10. En la cantidad de recursos disponibles para invertir
11. En el porcentaje de la cartera invertido en activos riesgosos en un momento dado
12. En el costo que pagan en comisiones por corretaje
13. En la motivación particular que tienen para operar (v.gr. “generar”)
14. En los resultados previos obtenidos siguiendo una estrategia
15. En las políticas de inversión a las que está sujeta cada cartera
16. En la susceptibilidad a la influencia de los “vecinos” en las decisiones personales

El mercado es un instrumento útil, eficiente e importante, pero deberá ser analizado bajo la luz de la “tragedia de los comunes”. Es un bien público, pero si alguien, impulsado por su propio beneficio abusa de él, otros serán despojados y con ello, privados de ese bien comunal. Los mercados deberán regularse para acotar la posibilidad de que unos cuantos se beneficien a costa de la mayoría (Hardin, 1968).

Tabla 3.2 Participantes del Mercado por Método de Operación

- | | |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> • Analistas Fundamentales • Analistas Técnicos <ul style="list-style-type: none"> • Elliottistas, • Chartistas, • Fibonaccistas, • Japonecistas, • Seguidores de tendencia, • Seguidores de momento • Basados en indicadores • Seguidores de sistemas mecánicos • Inversionistas Cuantitativos • Estrategia Pasiva (indexados) • Emos (emocionales) • Especuladores Contrarios • Arbitradores • <i>Traders</i> intra-día | <ul style="list-style-type: none"> • <i>High-Frequency-Traders</i> • <i>Market-Makers</i> y Especialistas • <i>Bargain hunters</i> • Seguidores de Ruido • Seguidores de Gurús • Inv. en acciones de Valor • Inv. en acciones de Crecimiento • Operación Programada • Análisis basado en T. de Mosaicos • <i>Hedgers</i> • <i>Pair Traders</i> • <i>Swingers</i> • Patrimoniales • Otros no clasificados |
|--|--|

5

Ha sido propuesto por Chiarella (1992) y Day (1990), que la presencia de agentes heterogéneos con racionalidad acotada es la principal razón de la no linealidad observada en el comportamiento del mercado, así como de la inestabilidad que manifiesta. A esta visión, Kirman (1992) ha agregado la posibilidad de que la tendencia a la imitación recíproca de los participantes del mercado aporta el ingrediente necesario para dar a las series de tiempo su

perfil no estacionario, lo que ha sido confirmado experimentalmente por Lux y Marchetti, Tesfatsion, Li, Delli Gatti, LeBaron, Fortino, Farmer, y muchos otros investigadores cuyos modelos de simulación basada en agentes heterogéneos han sido capaces de generar el tipo de observables de las series de tiempo sintéticas como la leptocurticidad y los cúmulos de alta volatilidad presentes en series empíricas. Estos modelos han incluido agentes con métodos basados en información fundamental, información técnica, pesimistas, optimistas, seguidores de tendencia y otros que cambian de una a otra metodología de operación, con resultados muy promisorios en cuanto a ofrecer una explicación plausible del fenómeno que aquí estudiamos (Lux, 1995, 1998, 1999; Tesfatsion, 2005; LeBaron, 2000, 2005; Farmer, 2001, 2009; Hommes, 2005; Delli Gatti, 1999, 2003, 2010).

3.3 *Behavioral Finance*¹⁸

El surgimiento de las finanzas conductuales o *behavioral finance* (BF) —y en un plano organizativo más alto, el origen de la visión sistémica de la economía, las finanzas y los mercados— corresponde a la formalización y desarrollo de muchas de las ideas que Herbert A. Simon y Thomas C. Schelling sembraron hace 38 años, con relación a la manera poco racional desde el punto de vista lógico, probabilístico y económico como son tomadas las decisiones en condiciones de incertidumbre, apuntando que, aun así, no necesariamente son decisiones torpes desde un punto de vista social y emocional. En vez de seguir la corriente académica e insistir en cómo deberían ser tomadas las decisiones bajo ciertos supuestos y dentro de límites y posibilidades determinadas (modelos normativos), buscaron mostrar cómo eran tomadas en realidad esas decisiones (modelos descriptivos) (Simon, 1978; Schelling, 1978).

Los paradigmas propuestos por Simon y Schelling son el resultado de cambiar la descripción de la forma de decisión que “optimiza” los rendimientos, por otra que simplemente intenta llevar al inversionista “satisfactoriamente” a su objetivo. Las alternativas de decisión no están dadas al comenzar el proceso de decidir, sino que son encontradas, una después de la otra, en una búsqueda que continúa hasta que una alternativa satisfactoria, capaz de alcanzar o rebasar el nivel de aspiración en las variables objetivo (*goal variables*) es encontrada y elegida (Selten, 1999).

La economía conductual se aleja de esas creaturas perfectas que pueblan los modelos económicos, en cambio se acerca al ser humano que encontramos en las casas de bolsa, en los bancos, los mercados financieros y los negocios; un ser con emociones, con otros valores además de los económicos, con vicios y virtudes, con sueños, anhelos y temores. Después de todo, los negocios son regentados por humanos cuyos empleados y proveedores, al igual que sus clientes, distribuidores y competidores, son todos humanos (Schelling, 1978; Thaler, 2015)¹⁹.

Los principales móviles que impulsaron a adoptar este difícil camino —comparado con el simplista modelo convencional— fueron los recurrentes fracasos predictivos y explicativos de los modelos basados en el agente racional y en el equilibrio económico. Otros eventos que han tenido similar efecto motivador han sido las crisis bursátiles repetidas, las burbujas

¹⁸ Thaler ha propuesto que la *behavioral finance* es una subclase de la *behavioral economics* (Thaler, 2005). Para fines de esta tesis se hará referencia indistinta a ambas ya que la diferencia no es muy precisa y no es relevante para esta discusión.

¹⁹ No debe olvidarse el muy importante papel pionero de Augusto Comte en la búsqueda de descubrir leyes similares a las de la física, que pudieran explicar el comportamiento de las personas en sociedad, lo que Comte defendió como algo teóricamente posible desde el año de 1853 (Comte, 2000).

especulativas, la alta volatilidad de los rendimientos de activos bursátiles, el alto volumen de operación observado en el mercado de capitales —imposible de explicar bajo la visión convencional del mercado eficiente—, así como los regalos que se dan a los amigos (en lugar de dinero en efectivo), las propinas que se dejan en el restaurante al que no se volverá o las apuestas que se hacen en los casinos o al comprar billetes de lotería; todo ello inexplicable si aceptamos al agente racional.

A pesar de la resistencia de los economistas de inclinación neo-liberal (y también de los neo-marxistas) a las nuevas corrientes, paulatinamente surge la economía conductual como un intento por dejar atrás las interminables excusas y explicaciones *ad hoc* elaboradas para justificar la incapacidad de la “ciencia económica” como vía de conocimiento de los asuntos económicos y financieros de este mundo²⁰. En otras palabras, el surgimiento del BF es una respuesta a la necesidad de reconocer la existencia y relevancia del ser humano en los asuntos sociales. Algo ciertamente no trivial.

En 1974, Amos Tversky y Daniel Kahneman presentaron su “teoría de prospecto”²¹ (Kahneman y Tversky, 1979). En ella describen cómo se hacen las elecciones ante alternativas probabilísticas que involucran riesgo, es decir, en situaciones en que existe la posibilidad de que de la elección resulten ganancias o pérdidas. Según su propuesta, la toma de decisiones de los agentes económicos inicia con una fase en la que se recaba información (que no necesariamente es perfecta ni gratuita). Utilizando ciertas reglas heurísticas, se asigna un valor potencial a las pérdidas y/o ganancias de cada alternativa de inversión disponible partiendo del estado actual de bienestar o de riqueza como referencia neutral. La teoría de prospecto va en clara contraposición con la hipótesis de la utilidad esperada²² y da origen a lo que hoy recibe el nombre de *Behavioral Economics*²³.

La ciencia económica convencional asume que en el mundo real las personas hacen las elecciones que predicen los modelos económicos bajo las condiciones que apunta el principio de utilidad “marginal” o de rendimientos decrecientes de Jevons (1871), Menger (1892) y Walras (1874), la teoría de la empresa (*theory of the firm*) de Grossman y Hart (1986), la teoría de la formación de capital humano de Becker y Mincer (1962), la hipótesis de la utilidad esperada de von Neumann y Morgenstern (1953), la teoría moderna de portafolio de Markowitz (1959) y Sharpe (1964), la marcha aleatoria de los precios descrita por Samuelson (1965) y la eficiencia del mercado defendida por Fama (1970, 2009). Se acepta, sin cuestionar que, ante la disyuntiva de elegir, la mente que decide es rápida y precisa, escoge correctamente la mejor alternativa, es lógicamente consistente, supone probabilidades sensatas y busca maximizar su beneficio (*utility*) ya que no hacerlo así sería irracional. Por lo tanto, queda implícito que la mente que decide tiene esquemas (modelos) precisos y correctos del valor de cada cosa, incluyendo el valor del placer que cada alternativa le podrá

²⁰ Todos conocemos bromas y chistes basados en la visión que tienen los economistas del mundo.

²¹ Consideramos que el término “teoría prospectiva” utilizado comúnmente, no es una buena traducción del término “*prospect theory*”, por ello aquí se utiliza “teoría de prospecto” al considerarla mejor alternativa.

²² La hipótesis o teorema de la utilidad esperada de von Neumann-Morgenstern hace referencia a las elecciones que se hacen cuando los resultados son inciertos. Según la hipótesis, si ciertos axiomas son satisfechos, el valor subjetivo asociado a una apuesta es la expectativa estadística de la valuación de los resultados posibles. A su vez, esta hipótesis contradice el criterio de valor esperado de Daniel Bernulli, utilizado en matemáticas financieras, es decir, la suma del producto de las utilidades esperadas de cada alternativa por su probabilidad $R_i = \sum_{i=1}^n (p_i \times r_i)$.

²³ Daniel Kahneman recibió el Premio Nobel de Economía en 2002 por sus trabajos sobre la Teoría Prospectiva. Amos Tversky, con quien Kahneman trabajó a lo largo de su vida, murió en 1996 de melanoma metastásico, por lo que no fue galardonado, no obstante, su aportación fue amplia y dignamente reconocida el día de la premiación en Estocolmo.

aportar a quien decide, y que no existe ambigüedad alguna en cuanto a la forma correcta de decidir.

Probablemente, uno de los primeros elementos que fueron sustentados sólidamente de manera experimental, y que tuvieron impacto indudable en la reconsideración del modelo económico convencional fue la llamada “función de valor” y la representación gráfica de ello (Kahneman, 1979). La idea surgió a partir de la imposibilidad conceptual de definir con claridad la función de utilidad y de la imposibilidad práctica de medirla, dado que: 1) las preferencias actuales no son necesariamente coherentes, es decir, que no existe una función de utilidad que pueda producir estas preferencias, y 2) las preferencias mismas generalmente no existen hasta que se le plantea la pregunta a una persona o se le coloca frente a la necesidad de decidir.

La función de valor se define como un cambio en el bienestar o en el patrimonio con respecto un nivel basal previo, y no es un estado final alcanzable, como lo considera el concepto de función de utilidad²⁴. A diferencia de dicha función de utilidad, el nuevo supuesto es compatible con los principios básicos de percepción y juicio (Kahneman, 1979).

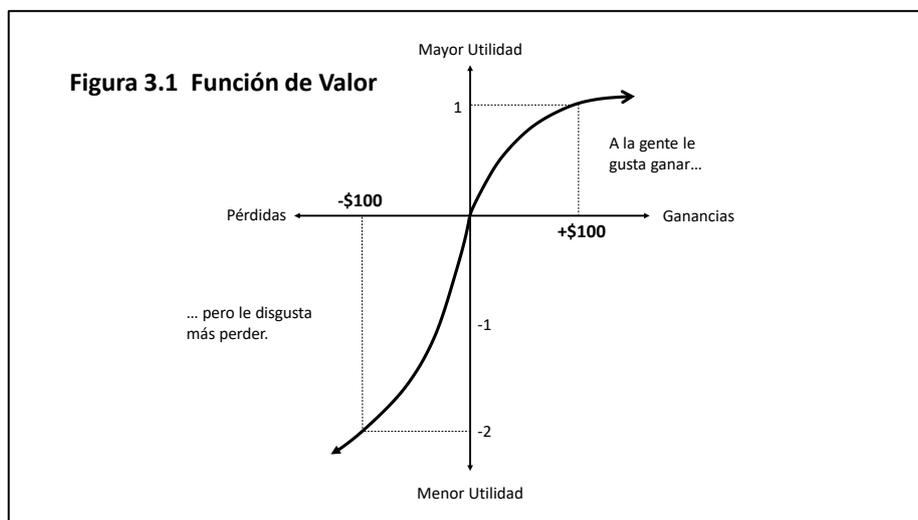


Figura 3.1 Función de Valor en Behavioral Finance. Dinámica entre Utilidades y Ganancias vs Pérdidas. Esquema del autor siguiendo a Kahneman (1979).

Muchas de las enseñanzas de la teoría de prospecto de Kahneman y Tversky ha quedado captada en la Figura 3.1. Esta gráfica muestra, en su mitad superior, que mientras el aumento en las ganancias se asocia con una utilidad progresivamente menor, el aumento en las pérdidas es cada vez más doloroso. La mitad superior es igual al concepto de la utilidad marginal de Jevons, Menger y Walras, mientras que la propuesta de la mitad inferior fue enteramente nueva²⁵ al señalar que el dolor o utilidad negativa, no decrece conforme aumentan las pérdidas. Además, en el esquema queda representada la idea de que el dolor que produce una pérdida de \$100, resulta aproximadamente del doble del placer que aporta una ganancia equivalente.

Otra de las modificaciones que aportaron Kahneman y Tversky fue la de procurar probar experimentalmente los supuestos que derivaban de sus devaneos mentales. Anteriormente,

²⁴ De hecho, para que el cambio sea siquiera percibido, ha de ser proporcional a la magnitud de la variable, lo que se conoce como ley de Weber-Fechner (Masin, 2009).

²⁵ En otras palabras, podría decirse que, por encima de cierto umbral, nos importan cada vez menos los incrementos en ganancias, pero que siempre nos preocupan pérdidas incrementales.

los economistas solían buscar las respuestas en datos del pasado²⁶ y no pensaban en hacer experimentos y controlar variables.

El primer resultado de esos experimentos mostró que los agentes hacían errores de manera sistemática, incluso algunos de los errores eran predecibles. Entre ellos está la aparición de dolor cuando se desembolsa dinero, la manera distinta en que elige según se haya “enmarcado” cada situación ante quien tiene que elegir, la posibilidad de hacer elecciones independientemente del valor económico de las alternativas, el mayor valor que se le asigna a lo que se posee, comparado con el menor valor que se supone tiene un bien cuando todavía no se posee²⁷, etcétera (Thaler, 1992b, 2015).

En relación con esta falibilidad de los agentes económicos al hacer elecciones, Gary Belsky y Thomas Gilovich ofrecen una amplia colección de ejemplos que muestran claramente cómo al decidir la forma de ahorrar, de invertir, de gastar y de pedir prestado dinero, los individuos manifiestan actitudes que confirman la muy cuestionable racionalidad de su conducta (ver Tabla 3.3). Entre los casos relacionados con la operación bursátil destaca por qué tantos inversionistas venden sus acciones justo antes de que el precio rebote y salga disparado hacia arriba y por qué estos mismos inversionistas mantienen aquellas acciones que no generan utilidades, hasta que se desploman. Estos autores se preguntan por qué tanta gente sepulta su capital en cuentas de ahorro o en la chequera, cuando efectivamente están perdiendo valor y por qué tanta gente está dispuesta a gastar mucho más por el mismo producto cuando paga a crédito que cuando paga en efectivo (Belsky, 2000; Gilovich, 1985; Tversky, 1974, 1986). Al tomar en cuenta estos detalles nos acercamos más a la imagen verdadera del *homo economicus*²⁸ “de a pie”.

Tabla 3.3 Sesgos de los inversionistas

1. Distorsión por encuadre de la información (*Framing*)
2. Toma de decisiones heurísticas
3. Sesgo del *status quo*
4. Sesgo de grandiosidad
5. Sesgo de disponibilidad (*availability bias*)
6. Sesgo de confirmación (*confirmation bias*)
7. Sesgo de retro-visión (*hindsight bias*)
8. Efecto de dotación (*endowment effect*)
9. Falacia del costo perdido o falacia del dinero (*sunk cost falacy*)
10. Contabilidad mental distorsionada
11. Asimetría en la aversión al riesgo (al ganar vs al perder)
12. Anclaje de expectativas a datos recientes
13. Confianza excesiva en pronósticos y en estrategias utilizadas
14. Todo tipo de emociones

No podemos dejar de mencionar el excelente trabajo de liderazgo que ha adoptado Richard H. Thaler de la Universidad Cornell, quien siguiendo los pasos de Kahneman y Tversky, ha

²⁶ Aunque lo que encontraban solía necesitar un tratamiento intensivo de depuración y selección para ajustarlo a los modelos.

²⁷ A este mecanismo de sobrevaluar lo que se posee y sub valorarlo cuando no se tiene se le llama efecto de dote o *endowment effect*.

²⁸ *Homo economicus* es un término utilizado por vez primera por John Stuart Mill para describir al ser humano en tanto que agente económico como un ser racional y sólo interesado en su propio beneficio, capaz de hacer juicios que le permiten elegir entre alternativas para alcanzar sus fines.

dado difusión y estímulo al progreso de las finanzas conductuales insistiendo siempre en la importancia del factor humano y la imperfecta racionalidad —a la que Thaler llama *cuasi-racionalidad*— e insistiendo en que, para verdaderamente entender cómo se comportan los precios, es esencial entender cómo se comportan los inversionistas.

En el trabajo de Thaler destaca el interés que ha puesto en considerar el sentimiento de los inversionistas, la propensión del mercado a sobre-reaccionar a la información, el efecto de las conductas de cooperación y competencia en la definición de la manera en que se comportan los agentes, el efecto de la aversión a la pérdida, el efecto de dote (*endowment effect*), el papel de la teoría de juegos en explicar algunos de los patrones de reacción, el efecto del ahorro, la austeridad y la contabilidad mental en las distorsiones de los precios de mercado y el premio de riesgo para activos. En los cuatro libros de este autor referidos en la bibliografía, están concentrados algunos de los artículos y conceptos más relevantes del tema en los 20 años que transcurrieron desde 1985 hasta 2005 (Thaler, 1992a, 1993, 1999, 2005, 2015).

Aunque no podemos decir que el enfoque de las finanzas conductuales sea exclusivamente a nivel de la conducta de un solo individuo, en su mayor parte se ha aplicado al estudio de la conducta humana en ese nivel básico de organización, por lo que no es precisamente el nivel fenomenológico que se aborda en esta tesis, es decir, no se enfoca directamente a identificar fenómenos emergentes que resultan de la interacción de grandes grupos de participantes, todos ellos con idiosincrasias que sí son motivo de estudio de la BF.

En el nivel del conjunto de participantes del mercado, la BF ha tocado temas como la alta volatilidad en las series de tiempo financieras (Shiller, 1981, 1989; Thaler, 1985), la posibilidad de distorsión en la asignación de precios o ineficiencia del mercado (Shleifer, 2000), la imposibilidad de que el mercado haga ajustes eficientes cuando se han generado “distorsiones” marcadas muy rápido, como en los *crashes* bursátiles, la violación de la ley de un solo precio y muchos otros elementos que ponen en aprietos la hipótesis de la eficiencia del mercado y el agente racional (Shleifer, 2000; Fox, 2009; Shull, 2012). Sin embargo, el principal enfoque se ha dado a nivel del agente individual o de eventos o anomalías específicas detectadas en el mercado, como la disparidad que puede ocurrir en el precio de fondos cerrados comparado con el precio de los activos que contiene el fondo (Anderson, 1986; Lee, 1991).

Otros temas específicos abordados por las finanzas conductuales —e ignorados por el abordaje convencional— sin duda relevantes pero que exceden los alcances de este trabajo, incluyen los siguientes: La forma cómo se percibe el riesgo en general, la diferencia entre riesgo objetivo y riesgo subjetivo, el contraste entre causalidad y atribución cuando se describen los factores que determinan la conducta de los agentes económicos, las debilidades del concepto de representatividad, la creencia en la ley de los pequeños números²⁹, la psicología de la predicción, el contenido de la información pública en riqueza informativa (Thaler, 2015).

Otras áreas muy importantes que ha abarcado esta rama del conocimiento es el estudio de los juicios que pueden hacerse ante la incertidumbre, la heurística de la simulación, la diferencia entre juicios basados en teoría y juicios basados en datos, la ilusión del control, el exceso de confianza en los juicios emitidos por los agentes, la imposibilidad de hacer una evaluación mental de probabilidades compuestas o secuenciales correcta, los procesos

²⁹ La “ley de los pequeños números”, también llamada “generalización apresurada” en una falacia informal de generalización errónea que llega por inducción basada en evidencia insuficiente, esencialmente alcanzando conclusiones apresuradas sin considerar todas las variables.

mentales y psicológicos implícitos en las probabilidades con enfoque bayesiano, el poder de inferencias derivadas de información recabada de la propia memoria y sus distorsiones, la aplicación de modelos lineales inapropiados pero bellos en la toma de decisiones, la práctica de predicciones intuitivas, la debilidad de la intuición estadística y las distintas variedades de incertidumbre que se pueden experimentar (Kahneman, 1982).

3.4 Agentes Autónomos y Comportamiento de Rebaño

Por experiencia propia, o porque así nos lo han contado los aficionados, todos conocemos “la ola” que hace en el estadio el público entusiasta y no deja de ser interesante cómo es que, sin que haya una coordinación central ni un acuerdo previo para que algo así suceda, esa conducta grupal surge al parecer en forma espontánea, “contagiando” a gente de todos los caminos de la vida, ideologías, niveles de educación, intereses, capacidad de gasto, personalidades e incluso, filiación a uno u otro equipo contendiente. Igualmente es sorprendente cómo, tras dar una o más vueltas al estadio, esa conducta colectiva coordinada y rítmica se extingue repentinamente sin que nadie ni nada parezca determinarlo. Algo parecido “emerge” cuando al final de una representación de arte escénico, los *dilettanti* aplauden, primero en forma desordenada y súbitamente, sin una indicación externa ni aviso previo, la colectividad adopta un ritmo acompasado en sus aplausos y mediante un simultáneo y rítmico golpe de palmas, los presentes solicitan a los ejecutantes que obsequien un número más.

Las aves y las manadas de mamíferos migrantes, las abejas africanas, las hormigas soldado, mariposas monarca y cangrejos suelen hacer algún tipo similar de “coreografías” surgidas, al parecer, de sus más primitivos instintos. Incluso seres tan poco sofisticados intelectualmente (aunque elegantemente ajuarados) como las luciérnagas³⁰, pueden coordinar su titilar durante muchos minutos, a lo largo de kilómetros de longitud en las márgenes de ríos en el sureste asiático, en las húmedas y tranquilas noches de verano (Strogatz, 2003)³¹.

Podemos aceptar que la conducta imitativa y la tendencia a coordinarse con los demás, son propiedades tanto de los humanos como de animales inferiores, y podemos proponer que este tipo de conducta surge cuando ello genera utilidades (diversión, sensación de seguridad, probabilidad de apareamiento, etc.) para quien la practica. No olvidemos que lo que busca cada agente componente de un sistema complejo es sobrevivir y adaptarse a un entorno cambiante. Para ello, compite o coopera con otros agentes por una fuente limitada de recursos, adoptando comportamientos estratégicos.

Uno de los pilares de la hipótesis de la eficiencia de los mercados es la autonomía de los agentes económicos al tomar decisiones de inversión (Sharpe, 1964, Fama, 1965). Este argumento podría ser útil, a pesar de ser restrictivo, pero se sustenta en otro supuesto previo que consiste en que todos los participantes del mercado tienen acceso irrestricto (simultáneo y gratuito) a la información. Por lo tanto, el concepto sólo podrá aplicarse en un entorno sin asimetrías de información y con acceso igualmente simétrico a todos los recursos por los que los agentes podrían competir, algo que quizás nunca existe. Entonces, ¿qué sucedería cuando la información no es completa ni el acceso a los recursos es simétrico? Y si agregamos que

³⁰ Las luciérnagas son insectos coleópteros (escarabajos) de la familia de los *lampyridae* de los cuales existen unas 2,000 especies conocidas. Producen luz (por oxidación de la luciferina en presencia de la enzima luciferasa) en forma intermitente para reconocer parejas listas al apareamiento.

³¹ Incluso grandes conjuntos de metrónomos pueden “coordinarse” espontáneamente, de manera espectacular, bajo ciertas condiciones experimentales <https://www.youtube.com/watch?v=4L7BnVScTUQ>

el entorno se percibe amenazante, agudamente incierto o los agentes se ven necesitados de tomar decisiones de manera urgente. En este apartado buscaremos dar respuesta a esta cuestión.

Durante los últimos 25 años ha habido mucho interés en el estudio del llamado comportamiento de rebaño (*herd behavior*) en los participantes de los mercados financieros (Brunnermeier, 2001; Bury, 2014). No obstante, el que exista dicha forma de conducta en muchas especies animales, no es garantía de que en el subgrupo de humanos que participan en las subastas de los mercados de capitales exista lo mismo.

Podemos definir al comportamiento de rebaño en el mercado de capitales como la decisión de los *traders* de participar de manera coordinada, descartando la información privada y las decisiones que pudieran emanar de ella, para adoptar un comportamiento “dictado” por la muchedumbre o por quien identifiquen como su líder, sin que se pretenda que esta conducta es necesariamente irracional (Cipriani, 2008).

En su libro *The Tipping Point*, Malcolm Gladwell lo expresa así: “...la idea es muy simple. Es la mejor manera de entender la emergencia de las tendencias en la moda, el flujo y reflujo de las olas de criminalidad, o, para tal caso, la transformación de libros desconocidos en *bestsellers*, el fenómeno de transmisión de boca en boca, [...] o cualquier número de los otros cambios misteriosos que marcan la vida cotidiana y que pensamos en ellos como epidémicos.” (Gladwell, 2002).

Si aceptamos tentativamente que comprar o vender acciones es el resultado de ciertas creencias internas y su combinación con condiciones externas que alcanzan cierto umbral, cabe preguntar, ¿será posible que un grupo suficientemente grande de participantes del mercado formen un aglomerado que sincronice sus “creencias” y homogenice sus umbrales de reacción, de tal manera que, como fenómeno emergente generen movimientos rítmicos en los precios, cuando menos en forma ocasional? ¿Cómo sería un comportamiento así?

Por ejemplo, si detectamos cambio en los precios de un activo explicables como reacción a la noticia de que Warren Buffet ha comprado esa misma acción, ¿sería una conducta irracional imitarlo? ¿podría reconocerse como una actitud dictada por el “instinto gregario” o de rebaño, o como una respuesta contagiosa emocional en un entorno estresante? ¿hay razones para pensar que los *traders* pudieran adoptar una actitud imitativa, al margen de la información fundamental que ellos poseen?

Podríamos decir que el *crash* bursátil de octubre de 1987, o la burbuja especulativa generada en las empresas de tecnología informática al final de la década de los 90s fue una forma de comportamiento de rebaño, sin embargo, no podemos decir que todo movimiento de precios que sea cíclico o que *ex post* pruebe ser un error desde la perspectiva del valor fundamental (sea alcista o bajista), es necesariamente irracional. Finalmente, el que los mercados sean eficientes no quiere decir que exista una capacidad de previsión perfecta, por lo tanto, habría que ser cuidadoso al proponer que en los mercados existe evidencia de comportamiento de rebaño.

Para buscar esa evidencia, lo primero que planteamos es cómo sería este comportamiento. Digamos que un participante *X* del mercado tiene información que interpreta como positiva para el desempeño de una empresa —por ende, alcista para el precio— en el corto a mediano plazo. Supongamos que, al mismo tiempo, el participante *X* observa que el precio de ese mismo activo desciende en el mercado en forma sostenida dado que una serie de vendedores ha ofertado en exceso de la demanda. Puesto que aquellos han vendido, *X* deduce que hay operadores que tienen información distinta a la suya, dado que sus expectativas son bajistas para el precio. Entonces *X* puede pensar que desconoce cierta información que ha modificado

el valor fundamental del activo y aunque su propia información “privada” dice lo contrario, las ventas que ya han ocurrido probablemente reflejan el hecho de que otros *traders*, quizá mejor informados, han recibido noticias negativas para el valor del activo. Digamos que *X* llega a la conclusión que la información que tienen otros *traders* pudiera ser más valiosa que la suya. Por lo tanto, sería racional vender sus posiciones siguiendo a la multitud a pesar de ir en contra de su propia información y de las conclusiones derivadas de ella. Otros *traders* que pudieran estar en la misma situación, es decir, en posesión de cierta información alcista previa, podrían igualmente cambiar de actitud al tomar como información útil (pesimista) el descenso en los precios. Por lo tanto, ellos también venderían sus posiciones generando así un comportamiento de rebaño ya que su propia actividad resultaría en un nuevo descenso en los precios, extendiendo el fenómeno hacia delante (Hong, 2006).

Queda claro que, para que se dé una situación como la descrita, los agentes deberán renunciar a sus propias ideas y adoptar las que suponen están contenidas en la actitud de los demás, ideas supuestamente reflejadas en el movimiento del precio.

Esta forma de conducta de interdependencia o imitación, sería precisamente uno de los mecanismos que, según James Surowiecki (2005), impediría que “la muchedumbre” fuera sabia o tomara decisiones que, en promedio, resultarían las mejores. En su libro *The Wisdom of Crowds*, este autor propone que, para que la muchedumbre sea capaz de tomar las mejores decisiones colectivas, el mecanismo deberá tener las siguientes cuatro características: 1) admitir diversidad de opinión, 2) garantizar independencia de opinión, 3) descentralización en los mecanismos de coordinación y 4) un método apropiado de agregación de todas las opiniones. Según esta perspectiva, el resultado final obtenido y supuestamente “sabio” se basarían en el desacuerdo y la confrontación de ideas, no en el consenso o el compromiso. Por lo tanto, el comportamiento de rebaño, aunque no es necesariamente irracional, puede considerarse alejado del principio que ofrece mejores posibilidades de dar una respuesta adecuada (correcta y eficiente) en condiciones de incertidumbre como las que observamos en el mercado.

En su *Psicología de las Masas*, Gustave Le Bon puso el comportamiento humano colectivo en relieve, destacando dos características de este: a) el potencial autoritario latente en determinadas colectividades grandes y b) los procesos involucrados en los fenómenos de des-individuación y anonimato que suceden en algunos entornos. Le Bon destacó cómo ciertas condiciones sociales pueden llegar a inhibir los controles del individuo, lo que, junto a procesos psicológicos de estrechamiento de la atención y pérdida del sentido de auto-concepto, puede determinar la liberación de conductas imitativas y antisociales. Indudablemente existen masas virtuosas y heroicas, así como existen muchas otras, incluso criminales, como las que terminan en linchamientos o las estampidas humanas que dejan un rastro de muertos inocentes, claramente irracionales (Le Bon, 1895).

A partir de estas condiciones, Le Bon propone que “cuando, bajo diversas influencias, cierto número de individuos se encuentran momentáneamente reunidos ...” [como cuando participan en las operaciones en el mercado de capitales] “..., la observación demuestra que a sus peculiaridades ancestrales se añade una serie de características nuevas ...” [emergentes] “..., en ocasiones muy diferentes [...]. Su conjunto constituye un alma colectiva, poderosa, pero momentánea. [...] La acción inconsciente de las masas, al sustituir a la actividad consciente de los individuos, representa una de las características de la época actual” (Le Bon, 1895).

Le Bon describe un estado particularmente alarmante del comportamiento de la masa. Según su planteamiento, es necesario distinguir una cantidad grande de personas reunidas en un lugar e interconectadas al azar que no constituyen una masa psicológica (es decir, un montón

de personas), del mismo conjunto de personas cuando está formando una masa coherente en lo que llama “la ley de la unidad mental de las masas” (un sistema). Como consecuencia de algún factor “excitante” (un detonador), se disuelve la personalidad consciente de cada agente y se da la orientación de los sentimientos y pensamientos en un mismo sentido. Esto provoca que millares de sujetos separados entre sí, en un determinado momento y bajo la influencia de ciertas emociones violentas, pueden adquirir las características de una masa psicológica coherente en la que todos los sentimientos y pensamientos de la colectividad, se orienten en idéntica dirección.

Esta forma de comportamiento les hace sentir, pensar y actuar de un modo completamente distinto de como lo haría cada uno de ellos por separado. La masa psicológica es un ser provisional, compuesto por elementos heterogéneos adheridos de forma momentánea, formando un nuevo ser que manifiesta características muy diferentes de las que posee cada uno aisladamente. El conjunto que se constituye, no corresponde a una suma o un término medio de los elementos, sino una combinación y una creación con características nuevas (emergentes). Lo heterogéneo queda anegado por lo homogéneo y predominan las cualidades inconscientes (Le Bon, 1895).

El individuo integrado en una masa adquiere un sentimiento de potencia invencible que le permite ceder a instintos que, por sí solo, forzosamente habría frenado. Bajo este régimen “auto-organizado”, el individuo cederá con mayor facilidad, pues al ser la masa anónima —en consecuencia irresponsable—, desaparece por completo el sentimiento de responsabilidad que retienen siempre a los individuos. En una masa, todo sentimiento, todo acto es contagioso, hasta el punto de que el individuo sacrifica muy fácilmente su interés personal por el interés colectivo. Al desaparecer la personalidad consciente, hay un predominio de la personalidad inconsciente, lo que genera una tendencia a transformar inmediatamente en actos las ideas sugeridas, sin una reflexión crítica, sin ponderar las consecuencias. El proceso habitual de toma de decisiones y la racionalidad de este, por limitada que sea, quedan completamente trastocados. Ya no es él mismo, sino un autómatas cuya voluntad no puede ejercer dominio sobre la masa³².

Unas ideas de Le Bon, particularmente reveladoras para entender lo que sucede, por ejemplo durante los *crashes* bursátiles, son las siguientes: “En la masa no hay nada premeditado; bajo la influencia de momentáneas excitaciones puede recorrer sucesivamente la gama de los más contradictorios sentimientos.” [...] “La masa, que apetece las cosas con frenesí, no las desea durante mucho tiempo ya que es incapaz de voluntad persistente”. [...] “La masa es impulsiva y móvil. No admite obstáculos entre su deseo y la realización de este, puesto que el número le proporciona un sentimiento de poder irresistible. Para el individuo integrado en una masa desaparece la noción de imposibilidad” (Le Bon, 1895).

En el mismo tenor, el ya citado periodista escocés Charles Mackay, hablando de manías y delirios colectivos comentó que “... los hombres, ha sido bien dicho, piensan en rebaño. Va a mostrarse [en este libro] que enloquecen como una manada, mientras que sólo recuperan su sensatez lentamente, uno por uno” (Mackay, 1841).

Con esto, no se pretende insinuar que todo conjunto de individuos medianamente conectados, como sucede en un mercado, constituyen necesariamente una masa psicológica. Para adquirir las correspondientes características especiales, es precisa la influencia de determinados excitantes.

³² Este párrafo describe en forma brillante el comportamiento del mercado durante las crisis de pánico en las que los precios caen en forma violenta, desligándose del flujo de la información fundamental.

Existe literatura que ha tratado de identificar mecanismos que conducen a los *traders* a adoptar conducta de rebaño (Froot, 1992; Vives, 1995; Shiller, 1995; Cont, 2000; Bikhchandani, 2001; Hirschleifer, 2003; Van Capenhout, 2010; Zhao, 2011). Hay aprendizaje social en cualquier situación en la que los agentes reaccionan mediante la observación del comportamiento de otros. Una situación así ocurre siempre que hay información asimétrica, dado que los agentes buscan aprovechar la información que suponen que tienen otros y que saben que ellos no tienen. En estos casos, los agentes podrían equivocadamente dejar de aprovechar su propia información y optar por seguir la que suponen, con base en la conducta observada, poseen los demás.

La única razón por la que un *trader* pudiera estar interesado en el comportamiento de otros agentes es porque dicho comportamiento revela información relevante para generar utilidades, lo que permitiría al agente imitador, hacer una mejor elección. De otro modo, ¿por qué habría de copiarle a alguien que rutinariamente tiene un desempeño inferior al mío? Desde el punto de vista económico, importa poco si la información es totalmente revelada en forma asintótica o si es revelada tan lentamente que tuviera muy poco valor *ex ante* (Gale, 1996).

El término “cascada de información” hace referencia a una variedad de comportamiento de rebaño que ocurre cuando un agente ignora su propia información e imita el comportamiento de otro u otros agentes, supuestamente mejor informados que él. El comportamiento de rebaño o las cascadas de información, han sido propuestas como explicación de una variedad de fenómenos sociales como manías colectivas, costumbres, modas, reacciones de pánico, etcétera (Gale, 1996).

Sabemos que muchas decisiones que toman los individuos son fuertemente influenciadas por lo que hacen sus pares; como cuántos hijos tener, a qué edad casarse, si se utilizan contraceptivos o no, a qué escuela enviar a los hijos, qué auto comprar, a qué restaurante ir a comer, qué tecnologías adoptar (qué versión del iPhone), por quién votar en las elecciones, etcétera. También sabemos que los participantes del mercado se comunican información continuamente y que hay una tendencia gregaria que presiona a que los individuos se conformen a la opinión de sus iguales, sobre todo si aquellos son una mayoría uniforme, y resulta muy claro que hay momentos en que los participantes del mercado en su conjunto adoptan actitudes optimistas o pesimistas de manera intermitente.

Debemos considerar también que los grupos humanos suelen tener información compartida, por lo tanto, no sería descabellado concluir que también pueden adoptar creencias compartidas, no con relación a situaciones simples y obvias como hacia dónde queda el centro de la ciudad, sino para asuntos sutiles y ambiguos cuyas creencias emanan de una serie diversa y compleja de piezas de información independientes. Esta conducta imitativa es aún más prevaleciente cuando no se tiene ni tiempo ni capacidad analítica ni de cómputo para, individualmente, descubrir, relacionar y procesar la información relevante antes de tomar decisiones (Shiller, 1995).

Banerjee y Bikhchandani propusieron un modelo distinto al de la cascada de información de Gale. Para estos autores la casi totalidad de los agentes que toman decisiones lo hacen basándose en las decisiones que otros agentes han tomado previamente, bajo el supuesto de que esos otros agentes han tomado sus decisiones a partir de información importante que los demás desconocen, sobre todo si están convencidos de que esa forma de operar permitiría maximizar sus utilidades (Banerjee, 1992; Bikhchandani, 2001). El resultado es que todos los agentes terminarán tomando la misma decisión ya que sólo los dos primeros en coincidir en una decisión, lo hace de manera autónoma. Por lo tanto, en el grupo no existe acumulación de experiencia sino imitación, y después de los primeros agentes que eligen no hay

incorporación de ideas independientes portadoras de alguna información nueva. Esta forma de decisión tentativamente podría considerarse racional (bajo los supuestos del modelo convencional) a pesar de que, obviamente, generaría un comportamiento de rebaño típico, claramente ineficiente desde la visión de Fama (Fama, 1991).

En las ocasiones en que los *traders* se alineen con el rebaño y decidan no seguir sus propias conclusiones, la agregación de la información privada en el mercado se desvirtuaría. Como resultado, el proceso de incorporación de la información en el precio —la convergencia del precio de un activo con su valor fundamental— se haría lenta y el mercado resultaría cuando menos transitoriamente, ineficiente. Es precisamente este ocasional comportamiento de rebaño el mecanismo que pudiera provocar las mayores distorsiones y las sobre o subvaluaciones más marcadas en los precios, como las observadas durante los *crashes* y las burbujas. Esto conlleva la idea de que la homogeneidad en los agentes es un proceso desestabilizador y distorsionador, al contrario de las supuestas virtudes asignadas al “agente representativo” como modelo que pudiera explicar la eficiencia de los mercados en su incorporación de la información a los precios. De la misma manera, queda implícito que la heterogeneidad de los agentes, no sus expectativas homogéneas, es garantía del buen funcionamiento del mercado, de la pausada y eventualmente completa incorporación de la información en los precios, de la adaptación del sistema a las perturbaciones exógenas y endógenas y de su supervivencia.

3.5 Redes Complejas

Aunque los sistemas se han representado mediante redes desde hace varios siglos³³, a partir de la segunda mitad del siglo XX se ha destacado la relevancia de esta forma de estudio de sistemas sociales a raíz de un curioso hallazgo detectado mediante el experimento de Stanley Milgram (1967). Este psicólogo de la Universidad de Harvard decidió enviar una carta, de mano en mano, a un destinatario domiciliado en una ciudad estadounidense, lejana al origen del trayecto, únicamente a base de contactos personales consecutivos. El receptor final era un desconocido para los primeros “correos”, pero era una persona real. Se pidió a los “correos” que enviaran el sobre a través de una persona que conocieran personalmente quien con mayor probabilidad pudiera conocer o estar en posibilidad de contactar al destinatario o a alguien que lo conociera. Los “correos” únicamente sabían el nombre, la ocupación y la ciudad de residencia del destinatario.

Los resultados fueron asombrosos: en un caso, la carta llegó a su destino en sólo dos relevos y en promedio, cuando se alcanzó el destino, el sobre había cambiado de manos seis veces³⁴ (Milgram, 1967). Aunque lo revelado por ese trabajo fue muy importante, el nacimiento de la nueva Ciencia de Redes, como suele llamarse ahora, puede fijarse en la publicación de dos artículos muy importantes: “*Collective Dynamics of ‘Small-World’ Networks*” de Duncan Watts y Steven Strogatz, y “*Emergence of Scaling in Random Networks*” de Albert-László Barabási y Réka Albert, publicados en 1998 y 1999 en las revistas *Nature* y *Science*

³³ Se cuenta que, en 1736, el sabio matemático Leonard Euler se interesó en la representación matemática de lo que eventualmente fue la teoría de redes al atacar el llamado Problema de los Puentes de Königsberg en la Prusia de entonces (hoy es la ciudad de Kaliningrado en Rusia). Con ese acertijo, nace la teoría de grafos como objetos matemáticos y de ello deriva la teoría de redes que aquí se comenta y cuyas propiedades matemáticas estudia la teoría de grafos.

³⁴ Todo parece indicar que esta cifra de “seis grados de separación”, como se le llama, es un cálculo equivocado y sesgado a la baja dado que sólo se consideraron aquellos “pocos” casos en los que el sobre alcanzó su destino. Sin embargo, la idea es interesante y el fenómeno es, en principio es real. Judith Kleinfeld reporta que en el primer estudio no publicado de Milgram sólo tres de 60 sobres alcanzaron su destino (5%) y aún en el estudio publicado, menos del 30% de los sobres llegaron a su destinatario (Kleinfeld, 2002).

respectivamente (Watts y Strogatz, 1998; Barabási y Albert 1999). Hoy se sabe que las redes están en todos los sistemas complejos; en el internet y las finanzas, en la transmisión de enfermedades contagiosas, los ecosistemas, el crimen organizado y la política, por mencionar solo algunos ejemplos.

Según lo narra Buchanan, en 1998, cuando Watts³⁵ y Strogatz³⁶ intentaban descifrar el misterio del fenómeno de “seis grados de separación” descubrieron que había una forma sutil de conectar los puntos de la red de humanos ubicada entre el orden y la aleatoriedad, en la frontera del caos. Encontraron una forma peculiar de comportamiento presente en sistemas naturales, por ejemplo, el sistema nervioso de nemátodos y en sistemas artificiales como la red eléctrica en una población. De los hallazgos de estos dos científicos se podía deducir un principio de organización espontánea capaz de emanar de procesos gobernados por la evolución, ya fueran diseñados explícitamente o surgidos espontáneamente en la sociedad, como las redes que forman las empresas productoras de bienes, transportistas, almacenistas, distribuidores, comerciantes, consumidores y todos aquellos que proveen a las ciudades de satisfactores de sus necesidades, de lo cual, sin diseño o control central, brotan estructuras con propiedades muy particulares que suelen ser similares (Watts, 2003; Buchanan, 2002).

El pensamiento con enfoque de redes se fija en la relación entre los agentes, más que en los agentes mismos y asocia directamente la complejidad de los enlaces con la complejidad del sistema. Este enfoque supone, por ejemplo, que la complejidad de los organismos surge de la complejidad de la interacción entre los genes, no de la multiplicidad de los propios genes. Esta forma de abordaje estudia la manera en que se forman las redes y cómo cambian a lo largo del tiempo. Se interesa por conocer cómo se propagan los memes, los chismes, las modas, las enfermedades contagiosas, las innovaciones tecnológicas, etcétera. Busca comprender qué es lo que hace vulnerable y qué puede paralizar a una red como la eléctrica, la ferroviaria, la de telecomunicaciones o un ecosistema, sistemas que previamente pudieran haber sido estables y funcionales.

Una red (*network*) es una forma de pensar los sistemas mediante su representación en forma de grafo compuesto por un conjunto de dos elementos principales: los nodos o vértices, elementos discretos que se relacionan entre sí (los agentes), y las conexiones o bordes que indican la presencia de una interacción a través de la cual los nodos se ponen en contacto (las relaciones). Desde la visión sistémica es particularmente relevante que muchos sistemas complejos, a nivel molecular o en escala tan grande como la red ferroviaria europea, el sistema de irrigación de una comunidad, las vías nerviosas de los mamíferos o la *World-Wide-Web*³⁷, pueden ser considerados como una colección de unidades heterogéneas que interactúan genéricamente y se enlazan en una red funcional con identidad propia (Barabási, 2002; Vespignani, 2006).

La interacción entre los nodos puede ser mediante conexiones físicas, como en el cableado de distribución de corriente eléctrica en una población, o pueden ser social como en un partido político o en un club deportivo, molecular como en la vía metabólica del ATP³⁸,

³⁵ Duncan J. Watts. Sociólogo de la Universidad de Columbia, autor del libro “*Six Degrees: The Science of a Connected Age*”. Nació en 1971 en Guelph, Canadá.

³⁶ Steven H. Strogatz, matemático de la Universidad Cornell, autor del libro “*Sync: The Emerging Science of Spontaneous Order*”. Nació en 1959 en Torrington, Connecticut.

³⁷ Existen redes metabólicas que unen moléculas, proteínas y enzimas; redes sociales que unen individuos y permiten la interacción en una comunidad; redes de transporte aéreo, por carretera, por vía marítima o por tren; redes de cómputo que permiten intercambiar información en todo el mundo;

³⁸ ATP significa *Adenosine Triphosphate* o Trifosfato de Adenosina, la molécula (coenzima) por excelencia almacenadora y acarreadora de energía dentro de las células, y la cadena metabólica es un “mapa” o grafo del

ecológica como en la cadena alimenticia en un ecosistema, cibernética como en el artefacto *Curiosity* que viajó a Marte, simbólica como en el plano que representa los circuitos eléctricos³⁹, y de muchos otros tipos.

Los nodos y sus conexiones pueden ser casi cualquier cosa: personas y su parentesco, amistad o relación de negocio; computadoras y líneas que las comunican; artículos científicos y sus citas bibliográficas; especies biológicas y su función de depredador y presa en un ecosistema o personas y las llamadas telefónicas que los ligan, los seguidores vinculados a través de twitter o los amigos unidos a través de Facebook.

Como se muestra en la Figura 3.2a, al quitar todos los detalles de un problema excepto las conexiones entre los agentes, la teoría de redes es capaz de describir características topológicas importantes para comprender el funcionamiento de un sistema complejo.



Figura 3.2a Red con Nodos y Conexiones. Representación de una red con conexiones (líneas de color gris) y 1,000 nodos (círculos rojos, blancos y amarillos). Hay 649 “pelos” (nodos con una sola conexión); 9 *hubs* (nodos blancos con 13 a 25 conexiones) y 3 super-conectores (nodos amarillos con más de 30 conexiones). Fuente: Red generada por el autor con Net-Logo (*Preferential Attachment*).

Cada nodo puede tener diferente número de conexiones con otros nodos. Se llama “grado” o “conectividad” de un nodo al número de conexiones que tiene adheridas. Algunos (la mayoría) sólo tienen una conexión; son llamados pelos (grado 1). Otros tienen varias conexiones; son llamados nodos simples (grado 2 a 5), mientras que una minoría progresivamente más pequeña tiene números muy grandes de conexiones. Se llaman *hubs* si sus conexiones son numerosas, y super-conectores si son extraordinariamente numerosas. A la variabilidad en el número de conexiones que tienen los nodos en una red se le llama grado de heterogeneidad en la conectividad, misma que puede medirse cuantitativamente.

trayecto que siguen los distintos componentes (átomos) para “empaquetar” la energía en forma fácilmente accesible para los procesos que la requieren.

³⁹ Como ejemplo podemos citar los circuitos biquads o bicuadráticos utilizados en el diseño de filtros activos para los cuales se utiliza la conexión en cascada o red de biquads.

Si se compara el número de nodos contra el grado de conectividad que tienen, encontraríamos que se sujetan a una ley matemática llamada “ley de potencia”, o “ley de escala”, cuya conformación, hipotéticamente depende de mecanismos de auto-organización (Solé, 2009)⁴⁰.

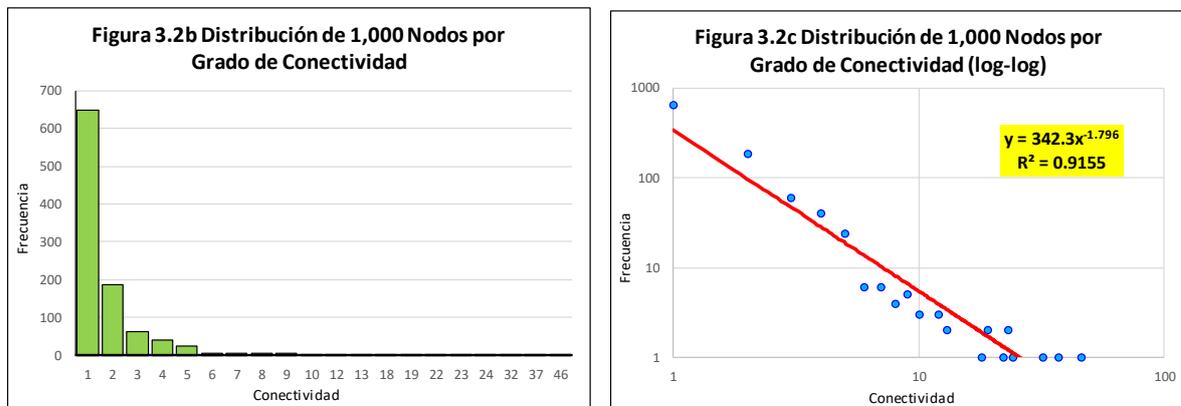


Figura 3.2b y 3.2c. Conectividad de los Nodos. Representación gráfica del grado de conectividad de los nodos en una red con adhesión preferencial sintética de 1,000 nodos. El eje vertical muestra el número de nodos (Frecuencia) con cada grado de conectividad. 3.2b en escala aritmética. 3.2c en escala log-log. En el recuadro amarillo se representa la fórmula de la línea de regresión potencia y el Coeficiente R^2 . El exponente de $x^{-1.796}$ corresponde al exponente de escalamiento. Fuente: Red generada en Net-Logo (*Preferential Attachment*) por el autor. Análisis de distribución hecha por el autor.

“Existe un número crítico de conexiones por debajo del cual el sistema se haya fragmentado en pequeños sub-grafos, mientras que, superando dicho umbral estos subsistemas tienden a estar ligados entre sí formando una gran red”. Si el número de conexiones en una red supera cierto número llamado “umbral de percolación”, la red se convierte en un componente gigante, sin partes aisladas, formado por todos los componentes del sistema. Por lo tanto, podemos definir umbral de percolación a aquel número crítico de la probabilidad de ocupación p . De manera más general, umbral de percolación es una superficie crítica de un grupo de parámetros p_1, p_2, \dots tales que por primera vez ocurre una conectividad infinita en un sistema (Solé, 2009).

La existencia de comunidades alejadas del resto, pero estrechamente vinculadas en una red recibe el término de *clustering* o aglomerado⁴¹. La presencia de aglomerados, de *hubs* y de una distribución del grado de conexiones de acuerdo con la ley de potencia, son características que distinguen a las redes que se forman de manera espontánea. Las redes artificiales aleatorias muestran una distribución normal en el grado y no tienden a formar aglomerados ni *hubs* sino rara vez, mientras que en las redes complejas esas características aparecen con mucha frecuencia, tanto en redes naturales como en aquellas construidas en sistemas teleológicos.

En un sistema representado como red existen dos estados o fases cualitativamente distintos: en el primer estado, el sistema está fragmentado, mientras que, en el segundo está conectado totalmente. El cambio de un estado al otro, es decir, el momento en que se rebasa el umbral de percolación, es una transición de fase y al valor de la variable de estado relevante en ese

⁴⁰ Los temas de auto-organización y ley de potencia se tratan teóricamente más adelante en este mismo Capítulo, y posteriormente en forma experimental en el Capítulo X.

⁴¹ El término coloquial usado en nuestro país es “amueganado”, pero podríamos proponer “arracimado” o “apiñado” como buenas alternativas, más efectivas y precisas quizás que aglomerado o que agrupado o aglutinado.

cambio es su nivel crítico. Se tocará este punto en la parte experimental de esta tesis donde identificamos dos estados en las series de tiempo bursátiles y un punto crítico o nivel de transición de fase.

El modelo de percolación más común es un enrejado regular, como la cuadrícula de una malla de acero, los hexágonos de una “malla de gallinero” o las extraordinariamente bellas figuras de las cúpulas, muros y techos en las mezquitas y palacios de Turquía (Figura 3.3). Por otro lado, las redes que se “construyen” en los sistemas complejos son heterogéneas, irregulares y dinámicas. Estas últimas necesitan de los *hubs* para mantenerse ligadas, para no fragmentarse, y típicamente forman aglomerados.



Figura 3.3 Enrejado Regular en un Palacio Turco. Ejemplos de enrejado en figuras en el artesanado del techo de dos salones en el Palacio Topkapi en Estambul, Turquía. Fotos del autor.

Quizás en donde mayor aceptación ha tenido la teoría de redes es en sociología y antropología. En estas disciplinas la teoría de redes se ha utilizado en estudios etnográficos para abordar problemas de status, influencia, cohesión, roles sociales e identidades en redes sociales. Ha sido particularmente productivo en el estudio de formas de influencia, sea a través de información, contagio de enfermedad, distribución de la riqueza y la manera en que se propagan estas cualidades. El grado de conectividad existente entre los nodos ha sido destacadamente relevante para poder establecer algunas propiedades de comportamiento y diseminación de estas redes.

Las redes que surgen naturalmente como las redes biológicas, sociales y de información, se desarrollan en forma espontánea, es decir, no son planeadas y carecen de control central, no obstante, siguen ciertas reglas importantes. Otras redes, como las de transporte, de servicios diversos, etcétera, son creadas con propósitos específicos y se basan en planeación. Sin embargo, cuando son construidas a través de largos períodos de tiempo por diseñadores diversos no relacionados entre sí suelen adoptar propiedades identificadas en las series construidas espontáneamente.

Melanie Mitchell, del Instituto Santa Fe, gran divulgadora de las ciencias de la complejidad y experta en vida artificial, propone que hay tres clases de modelos de redes que se han estudiado a fondo (Mitchell, 2006, 2009):

Redes Aleatorias (*Random Networks*): Son creadas especificando que cada par de nodos esté conectado por un enlace (*link*) con probabilidad uniforme p . Estas redes han sido estudiadas desde un punto de vista puramente matemático. En el límite de una n grande, muchas de las propiedades de ensamblaje promedio de las redes aleatorias pueden expresarse

analíticamente y muestran cuerpos muy elegantes, aunque distintos de los que tiene las redes vistas en el mundo real. Por ejemplo, no muestran tendencia a formar aglomerados.

El coeficiente de aglomeración (*clustering coefficient*) de una red es la probabilidad promedio de que dos vecinos de un nodo dado también sean vecinos entre sí. En una red aleatoria, el coeficiente de aglomeración es exactamente igual a p , mientras que en redes naturales suele tener un valor muy superior a p . Además, en redes aleatorias los grados de distribución son aproximadamente Gaussianos (de hecho, son de tipo Poisson, en el límite de n muy grande), algo muy diferente de la distribución en ley de potencia de las series reales o empíricas (Albert, 2002).

Redes del Mundo-Pequeño (*Small-World Networks*). Como el experimento de Milgram citado al iniciar este apartado, este enfoque, desarrollado por Watts y Strogatz, busca identificar el camino más corto para llegar de un nodo a otro dentro de una red. Dicho de otra manera, este modelo define la estructura de una red a partir de calcular el promedio de “saltos” o “relevos” (*average path-length* o longitud promedio de trayectoria APL) que es necesario pasar para llegar por la vía más corta de un punto a otro de la misma, considerando la totalidad de los nodos (Newman, 1999).

Estos autores descubrieron que, al cambiar una proporción pequeña de las conexiones de una red regular, la APL decrece. Además, mientras más nodos contenga la red, será más marcada la disminución de la APL al hacer un número modesto de cambios (~5%) en las conexiones cuando se ligan directamente nodos que previamente estaban distantes. Como lo expresa Watts, “solo unas pocas conexiones pueden generar un gran efecto... en promedio, los primeros cinco cambios aleatorios en las conexiones reducen la APL de la red a la mitad, independientemente del tamaño de la red” (Watts, 2003).

Las redes de mundo-pequeño típicamente muestran un alto grado de aglomerados, sobre todo cuando sus APL son cortas (Newman, 1999). Esta forma de acortamiento en la APL seguida por aglomeración de los agentes de una red pudiera explicar en parte los rápidos cambios de estructura del mercado de capitales visto como sistema que forma redes, cuando durante la fase rápida de caída de precios en “avalancha”, lo que ha sucedido sin que exista información relevante aparente, como en el *crash* bursátil de 1987 (Sornette, 2003).

Watts y Strogatz han postulado que los mecanismos de evolución —en la naturaleza, en la sociedad y en tecnología— parecen haber producido organismos, comunidades y artefactos con la estructura de las redes del mundo-pequeño debido a la existencia de dos factores de presión evolutiva: la necesidad de que la información viaje rápidamente dentro de un sistema, y el alto costo que representa mantener conexiones de largo alcance confiables. El diseño de las redes de mundo-pequeño resuelve ambas circunstancias al mantener trayectos cortos entre los nodos a pesar de tener un número reducido de conexiones de larga distancia (Watts, 1998).

Redes Libres de Escala (*Scale-Free Networks*). Este modelo surge como resultado de haber detectado que las características de las redes de mundo pequeño propuestas por Watts no explican los hallazgos de las redes del mundo real. Las redes libres de escala tienen tres propiedades notables, mismas que se encuentran en muchas redes naturales: (1) tienen un número relativamente pequeño de nodos de grado elevado (*hubs*); (2) los nodos cubren una amplia gama de grados con valores distintos, desde uno hasta cientos, miles o millones; (3) estas redes presentan auto-semejanza a distintas escalas (Barabási, 1999).

Según Barabási y Albert, las redes libres de escala crecen mediante un mecanismo llamado “crecimiento por adhesión preferencial” (*preferential attachment*) lo que determina que los nodos con mayor grado (más conexiones) reciban aún más nuevas conexiones que aquellos

nodos con grado menor⁴². De esto resulta la distribución en ley de potencia y las otras características típicas ya mencionadas (Figura 3.2a, 3.2b y 3.2c).

La idea de crecimiento por adhesión preferencial fue sugerida anteriormente por Simon y Price (Newman, 2003) quienes se refirieron al fenómeno como “el rico se hace más rico”⁴³. De manera formal se verifica así: supongamos que en una red recién formada existe un número reducido de nodos conectados entre sí y tras el paso de un intervalo de tiempo, un nuevo nodo se agrega a un número m de nodos existentes. La probabilidad de que el nuevo nodo se conecte a un nodo i será proporcional al grado del nodo i . Barabási y Albert encontraron que la distribución del grado de conexión de los nodos se puede explicar bien mediante la expresión de ley de potencia $P(k) \sim k^{-\gamma}$ siendo γ un valor entre 2 y 3, dependiendo de la red particular que se estudie.

Al respecto, Watts enfatiza que, en el mundo real, “pequeñas diferencias en la capacidad de ligar nuevas conexiones, o aún fluctuaciones meramente aleatorias, pueden anclarse al sistema y generar, al paso del tiempo, inequidades muy grandes (Watts, 2003). Además, se ha demostrado que las redes libres de escala también tienen las propiedades de las redes de mundo-pequeño ya comentadas, aunque no todas las redes de mundo-pequeño son libres de escala. De hecho, muchas redes de mundo-pequeño tienen nodos cuyo grado sigue una distribución gaussiana. Lo que es más constante en las redes reales es que tienen un coeficiente de aglomeración alto y una longitud promedio de trayectoria baja.

A diferencia de los modelos teóricos, en el mundo real, los nodos son heterogéneos en muchas otras propiedades, además del grado de conectividad. Varían también en su calidad o en el atractivo que identifican otros nodos, en el costo y beneficio que representa para otros nodos conectarse a ellos (lo que generalmente no se asume cuando se trata de redes sintéticas o simulaciones), en el tipo de información que manejan y que pueden compartir. Sin embargo, a pesar de que muchas de estas características quedan excluidas de los modelos, esta forma de abordaje ha probado ser un concepto productivo para quienes buscan entender aspectos diversos de los sistemas complejos adaptativos.

La ciencia de redes ha sido particularmente útil en tres aplicaciones:

- a) el estudio de las propiedades de redes del mundo real ha permitido abordar preguntas teóricas y empíricas relevantes para comprender mejor los sistemas de que forman parte;
- b) se ha descubierto que las redes no son estáticas, sino que evolucionan a lo largo del tiempo y que sus cambios están sujetos a ciertas reglas dinámicas y
- c) los resultados obtenidos han estimulado entender las redes no sólo como objetos topológicos sino también en el marco en el que se construyen sistemas dinámicos distribuidos.

3.6 Series de Tiempo Estacionarias y No-Estacionarias

El análisis de series de tiempo es el estudio de una colección de datos o conjunto de observaciones empíricas secuenciales x_t que se acumulan a lo largo de un intervalo de tiempo T . En general, se estudia una serie de tiempo para descubrir patrones que se han formado en el pasado y deducir de ello el proceso que lo generó, en un intento por predecir lo que pasará

⁴² El mecanismo de “el rico se hace más rico” puede explicar la forma en que se hacen “virales” los mensajes de whatsapp o los videos de YouTube, por ejemplo.

⁴³ Este mismo problema es tratado más adelante en el inciso 3.9 Auto-organización y Ley de Potencia.

en el futuro o, tratándose de series de tiempo financieras, para hacer la valuación de activos a lo largo del tiempo (Tsay, 2002).

Una serie de tiempo discreta es aquella en la cual el conjunto de tiempos T_0 en los que se hacen las observaciones es un conjunto discreto, es decir, cada dato o valor registrado se obtiene en un punto preciso en el tiempo. En esta tesis las series de tiempo estudiadas son discretas y los datos (valor nominal de índices accionarios) son colectados a intervalos fijos, al final de la sesión de operación cotidiana de cada mercado de capitales (salvo en los pocos casos en que se especifican otros plazos de tiempo, igualmente fijos, pero distintos a uno diario). Por otro lado, una serie de tiempo continua es aquella en la que las observaciones se registran en forma continua durante un período de tiempo⁴⁴.

Para estudiar series de tiempo es necesario elegir un modelo matemático (o clase de modelos) apropiado para estudiar los datos analizados. Aquí se hará el estudio de series de tiempo comenzando por asumir que cada una de las observaciones x_t es un valor obtenido de cierta variable aleatoria X_t (en este caso, cada valor de cierre registrado de un índice⁴⁵). La serie de tiempo $\{x_t, t \in T_0\}$ es entonces una de las medidas de la familia de variables aleatorias $\{X_t, t \in T_0\}$. A partir de esto, se hace una descripción estadística de diferentes características de la serie, comenzando con los momentos centrales de Pearson⁴⁶.

Un proceso estocástico es una familia de variables aleatorias $\{X_t, t \in T\}$ definidas en un espacio de probabilidad (Ω, \mathcal{F}, P) . El conjunto índice o parámetro T es el conjunto de puntos en el tiempo, comúnmente descrito como $\{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$, $\{1, 2, 3, \dots\}$, $[0, \infty]$ o $(-\infty, \infty)$. En esta tesis, el conjunto índice T será siempre un subconjunto de \mathbb{R} ⁴⁷.

Antes de abordar los detalles de las series de tiempo financieras, es importante destacar lo siguiente: Para esta tesis, las series de tiempo no son importantes per sé, sino porque son un factor objetivamente medible de ese complejo proceso que es asignar valor/precio a los activos en el mercado, valor que será actualizado a lo largo del tiempo. Lo que nos interesa es encontrar un modelo que explique precisamente cómo se asigna el valor/precio a los activos⁴⁸. Reconocemos que no es posible observar directamente lo que sucede en la “caja negra” que es la mente de todos y cada uno de los agentes en su contexto particular y después, el resultado final de las decisiones de todos los agentes; sólo podemos proponer qué puede estar pasando para que se generen como resultante las fluctuaciones de precios, único observable a nuestro alcance, cuyas características estilizadas son nuestra piedra Rosetta⁴⁹.

⁴⁴ Suele utilizarse la notación x_t para cada una de las observaciones en las series de tiempo discretas y la forma $x(t)$ para las continuas.

⁴⁵ Valor de cierre es precisamente el último valor registrado de un índice bursátil al final de una sesión de remates. Suele ser un promedio ponderado del valor de capitalización de la muestra accionaria elegida, siendo el valor de capitalización de cada empresa el ponderador habitual.

⁴⁶ Los llamados cuatro momentos centrales de Pearson son: la media o expectativa de μ_x (1^{er} momento), la varianza σ_x^2 o la desviación estándar σ_x (2^o momento), el coeficiente de asimetría S_x con respecto a la media (3^{er} momento) y la curtosis K o comportamiento de las colas (4^o momento).

⁴⁷ \mathbb{R} representa los números reales.

⁴⁸ Lo que en jerga financiera se denomina “encontrar el precio”.

⁴⁹ La piedra Rosetta (por el nombre del pueblo Rashid, que significa Rosetta, en el delta del Nilo, a 65km de Alejandría) es una estela de piedra (granodiorita negra) encontrada en 1799 en Menfis, Egipto. Data del año 196 aEC. Es un decreto que aparece escrito en jeroglíficos egipcios, en escritura demótica y en griego antiguo. Al presentar el mismo texto en tres lenguas se pudo utilizar como código de traducción de los jeroglíficos egipcios. Aquí se usa como metáfora de interpretación de lo que sucede en la “caja negra” a partir de la única guía que tenemos, esto es, la manera en que se comportan las series de tiempo financieras. La piedra Rosetta está en el Museo Británico de Londres desde 1802.

Conocemos escuetamente qué entra en la caja como *input*: información, el efecto de cambios en el contexto, títulos accionarios, dinero; podemos saber con bastante precisión qué sale como *output*: asignación de precios, dinero, otra información; conocemos las reglas generales que rigen la operación (reglas distintas, pero similares, para cada mercado y en ocasiones, cambiantes a lo largo del tiempo en un mismo mercado); entendemos quiénes son los participantes del sistema en su conjunto y tenemos una idea aproximada de cuáles son las funciones generales del sistema, pero no podemos saber qué sucede en esa “caja negra” y parece muy pobre la explicación que ofrece el modelo convencional, mismo que comienza por negar todo aquello que encuentra incómodo en la manera en que fluctúan los precios, puesto que los identifica como anomalías⁵⁰.

Específicamente, cuando se trata de series de tiempo de activos financieros, se comienza por recabar una serie de precios p_t del activo en cuestión en el tiempo t . El primer paso es convertir la serie original de precios del activo (lo que se llama “*level*” o “nivel” en econometría) en rendimientos diarios, con la fórmula: $r_t = \text{Ln}(p_t / p_{t-1})$.⁵¹ En este caso, el rendimiento obtenido es llamado rendimiento continuo-compuesto o log rendimiento del activo durante el período de tiempo t . Para fines de este análisis, los log rendimientos diarios serán considerados como una colección de variables aleatorias en el tiempo $\{r_t\}$.

En esta tesis se consideran tres elementos relevantes del análisis de series de tiempo: la estacionariedad (Capítulo VI), las correlaciones seriales o autocorrelaciones de los rendimientos diarios (Capítulo VII) y la evidencia de memoria de largo plazo (Capítulo VIII).

Una de las más importantes características que es necesario determinar acerca de las series de tiempo financieras es si tienen un comportamiento cíclico o estacional, si siguen tendencias, o si se pueden representar como una marcha aleatoria o alguna combinación de estas tres formas de comportamiento. Para ello, la tarea comienza por definir si las series son estacionarias o si no lo son.

La definición más simple de estacionariedad es la siguiente: Un proceso estocástico (una colección de variables aleatorias ordenadas en el tiempo) es estacionario si su media y su varianza son constantes en el tiempo y si el valor de la covarianza entre dos periodos depende solamente de la distancia o rezago ($\text{lag} = \lambda$) entre estos dos periodos de tiempo y no del tiempo t en el cual se ha calculado la covarianza.

En otras palabras, si una serie de tiempo es estacionaria, la media, la varianza y la autocovarianza calculada con rezagos fijos, permanecen iguales sin importar el momento en el cual se midan dichos estadísticos (Greene, 2000). Queda implícito en la definición que la distribución conjunta de las series de tiempo que son estacionarias tampoco cambia a lo largo del tiempo (Haag, 2005).

⁵⁰ El término “anomalía” se emplea principalmente en astronomía, aunque también se aplica en ciencias atmosféricas y geofísica como una desviación de una cantidad de su valor esperado. Por lo tanto, llamar a algo “anomalía” no es una explicación, sino una justificación tautológica, de que no ha sido posible predecir dicho evento mediante un modelo, bajo los supuestos del modelo. El término anomalía enfatiza la naturaleza espuria de los eventos apuntados y trae implícita la recomendación de descartarlos como errores o monstruosidades. No obstante, lo que suele denominarse “anomalía” en tratándose de series de tiempo, lleva implícito el supuesto de que una hipótesis (como la de eficiencia del mercado) se debe sostener a pesar de que haya sido falseada por la evidencia empírica.

⁵¹ La operación de convertir los precios en rendimientos se hace por diversas razones entre las que destacan dos: 1) la mayor importancia de los rendimientos generados por un activo financiero que su precio o valor nominal cuando se analizan como instrumentos de inversión, dado que el rendimiento es un resumen completo y libre de escala de la oportunidad de inversión del activo y 2) la mayor facilidad de manejo que tienen los rendimientos por sus propiedades estadísticas más atractivas (Campbell, 1997).

Desde el punto de vista sistémico y con miras a entender cómo es que se generan las fluctuaciones de precios que observamos como series de tiempo, la importancia de considerarlas estacionarias o no, deriva del concepto que subyace. Una serie es estacionaria si los procesos que la determinan son consistentes a lo largo del tiempo, de tal manera que, aunque no conozcamos dichos procesos o no tengamos un modelo adecuado de ellos, el perfil estadístico “estacionario” de la serie denota procesos igualmente constantes. Por el contrario, una serie de tiempo no estacionaria sería sugerente de un fenómeno cuyos procesos determinantes fueran cambiantes a lo largo del tiempo, asunto toral de esta tesis.

Formalmente la estacionariedad se define de la siguiente manera:

Sea $\{X_t\}$ un proceso estocástico y sea $\mathcal{F}x(x_{t_1+\tau}, \dots, x_{t_k+\tau})$ la representación de una función de distribución acumulativa de la distribución conjunta de $\{X_t\}$ en los tiempos $t_1+\tau, \dots, t_k+\tau$. Entonces, se dice que $\{X_t\}$ es estrictamente estacionaria si, para toda k , para toda τ , y para todos los t_1, \dots, t_k , $\mathcal{F}x(x_{t_1+\tau}, \dots, x_{t_k+\tau}) = \mathcal{F}x(x_{t_1}, \dots, x_{t_k})$. Y ya que τ no afecta a $\mathcal{F}x(\cdot)$, $\mathcal{F}x$ no es función del tiempo (Enders, 2010). El mejor ejemplo de una serie estacionaria es el ruido blanco por ser un proceso i.i.d. con $Cov(x_t, x_{t-s})=0$.

Se dice que una serie de tiempo $\{r_t\}$ es “estrictamente estacionaria” si la distribución conjunta de $(r_{t_1}, \dots, r_{t_k})$ es idéntica a $(r_{t_1+t}, \dots, r_{t_k+t})$ para toda t , donde k es un entero positivo arbitrario y donde t_1, \dots, t_k es una colección de enteros positivos k . En otras palabras, la estacionariedad estricta requiere que la distribución conjunta de $(r_{t_1}, \dots, r_{t_k})$ sea invariante bajo cambios en el tiempo (Tsay, 2002).

Una versión más relajada llamada “estacionariedad débil” es frecuentemente considerada. Se dice que una serie de tiempo $\{r_t\}$ es débilmente estacionaria si tanto la media de r_t como la covarianza entre r_t y $r_{t-\lambda}$ son invariantes en el tiempo, donde λ es un entero arbitrario. Más específicamente, $\{r_t\}$ es débilmente estacionaria si (a) $E(r_t) = \mu$, lo que es una constante, y (b) $Cov(r_t, r_{t-\lambda}) = \gamma_\lambda$, que sólo depende de λ . En la práctica, supóngase que tenemos una serie T de datos $\{r_t | t=1, \dots, T\}$. La estacionariedad débil implica que un registro gráfico de los datos mostrará que los valores T fluctúan con variación constante alrededor de cierto nivel (Tsay, 2002).

La covarianza $\gamma_\lambda = Cov(r_t, r_{t-\lambda})$ es conocida como autocovarianza de r_t con λ -rezago. Tiene dos propiedades importantes: (a) $\gamma_0 = Var(r_t)$ y (b) $\gamma_{-\lambda} = \gamma_\lambda$. La segunda propiedad se mantiene porque $Cov(r_t, r_{t-(\lambda)}) = Cov(r_{t-(\lambda)}, r_t) = Cov(r_{t+\lambda}, r_t) = Cov(r_{t_1}, r_{t_1-\lambda})$, donde $t_1 = t + \lambda$.

En la literatura financiera, es común asumir *a priori* que una serie de rendimientos es débilmente estacionaria. Este supuesto puede ser verificado empíricamente mientras se tenga un número suficientemente grande de datos históricos (ver Capítulo VI).

Queda implícito en la condición de estacionariedad débil el supuesto de que los primeros dos momentos de la serie r_t son finitos.

Una serie de tiempo estacionaria tiende a regresar a su media y la fluctuación alrededor de esa media tendrá una amplitud básicamente constante, por lo tanto, no se alejará mucho de su media (no tendrá una deriva grande) dado que su varianza es finita.

Existen tres formas de no-estacionariedad: Marcha aleatoria con o sin deriva (*drift*), tendencias deterministas (tendencias que son constantes, positivas o negativas, independientes del tiempo y presentes por la duración completa de las series) y procesos ciclo-estacionarios.

En una marcha aleatoria pura ($Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$), el valor de la variable en el tiempo t será igual a su valor en $t-1$ más un componente estocástico (no sistémico o idiosincrático ε_t) que es ruido blanco, lo que significa que es una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.) con media de 0 y varianza de $\sigma^2=1$. Este es un proceso que no revierte a la media, la cual es constante, pero su varianza evoluciona en el tiempo hacia el infinito conforme el tiempo va al infinito. En un sistema de este tipo, la mejor predicción del valor de Y en el siguiente período es el valor actual de Y puesto que no es posible predecir el cambio ε_t ($Y_t - Y_{t-1}$).

El modelo de marcha aleatoria con deriva ($Y_t = \alpha + Y_{t-1} + \varepsilon_t$) predice que el valor en el tiempo t será igual al valor en $t-1$ más una constante o deriva α y un término de ruido blanco ε_t . Para valores de $\alpha > 0$ el proceso mostrará una tendencia ascendente. Este modelo tampoco tiene regresión a la media y su varianza es tiempo-dependiente. En teoría de probabilidades, una deriva estocástica es el cambio en el valor promedio de un proceso aleatorio. La tasa de deriva (*drift rate*) es la tasa a la cual cambia el promedio⁵².

La relevancia de este modelo es que muchas de las series de tiempo empíricas siguen un patrón que semeja este comportamiento de marcha aleatoria con tendencia, cuando menos durante períodos de tiempo finitos. Asimismo, si dos series de tiempo son procesos de marcha aleatoria independiente, entonces la relación entre los dos no tiene ningún significado económico.

La tendencia determinista ($Y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t$) suele ser confundida con el modelo anterior ya que ambos incluyen una deriva y un componente de ruido blanco, pero el valor de la variable en el tiempo t en caso de la marcha aleatoria regresa al valor en $t-1$, mientras que, en el caso de la tendencia determinista, regresa al valor en βt . En este caso la media crece alrededor del valor de la tendencia, la cual es constante e independiente del tiempo.

Por último, existe una forma no estacionaria que puede describirse como marcha aleatoria con deriva y tendencia determinista ($Y_t = \alpha + Y_{t-1} + \beta t + \varepsilon_t$). El valor de la variable Y en t será entonces su valor en Y_{t-1} además de la deriva α , la tendencia βt y un componente estocástico ε_t .

Una forma muy utilizada para remover la deriva en una supuesta marcha aleatoria, y así convertirla en estacionaria, es mediante lo que se conoce como “diferencias”. Consiste en restar Y_{t-1} de Y_t para obtener la diferencia $Y_t - Y_{t-1}$. Esta secuencia es llamada serie de “primeras diferencias”. Así resulta que $Y_t - Y_{t-1} = \alpha + \varepsilon_t$, expresión conocida como diferencia estacionaria. Una de las consecuencias negativas de esta maniobra es que en el proceso se pierde una observación cada vez que se quita la diferencia. Otro problema es que se asume una deriva permanente no demostrada (Jordanova, 2016). Asimismo, se asume que la relación entre Y_t y Y_{t-1} es lineal y que queda explicada por α o por ε_t .

3.7 Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados (EMH)

En una carta dirigida a John Campbell y Robert Shiller, Paul A. Samuelson, uno de los padres del modelo financiero convencional, sugirió que como resultado del arbitraje que hacen los inversionistas que siguen el precio de las empresas, los mercados modernos muestran considerable *micro*-eficiencia, ya que al buscar aumentar sus ganancias corrigen cualquier

⁵² Por ejemplo, un proceso que cuenta el número de caras en una serie n de volados con una moneda tiene una tasa de deriva de $1/2$ por lanzamiento. Esto es distinto de la fluctuación aleatoria alrededor del valor promedio. La media estocástica del proceso de lanzamiento de la moneda es $1/2$ y la tasa de deriva de la media estocástica es 0 suponiendo que $1 = \text{cara}$ y $0 = \text{cruz}$.

distorsión que surja. Sin embargo —agregó— existen *macro*-ineficiencias, dada la presencia de amplias olas alcistas y bajistas en los precios de las series de tiempo de índices que agregan los precios de acciones individuales (Jung, 2006).

Grossman y Stiglitz argumentaron, que es imposible un mercado perfectamente eficiente desde el punto de vista de la incorporación de la información ya que, de ser así, las utilidades generadas por la obtención de la información serían nulas, en cuyo caso no habría una justificación para operar (ni para analizar la información), lo que ocasionaría el colapso de los mercados. Estos autores proponen que el grado de la ineficiencia de los mercados determina el esfuerzo que los inversionistas estarían dispuestos a aplicar para reunir la información (la plataforma de Bloomberg cuesta \$24,000 USD al año⁵³, equivalentes \$37,600 MXN pesos al mes, sin contar, cuando menos, con una persona frente al monitor por cada turno que sea capaz de identificar lo relevante para alimentarlo al sistema de decisiones y un operador que ejecute las órdenes en el mercado). Como consecuencia, surgiría un equilibrio del mercado solo cuando hubiera suficientes oportunidades de lucro, es decir, cuando las ineficiencias generaran utilidades capaces de compensar a los inversionistas por los costos de operar, de tener la información y de analizarla (Grossman, 1976, 1980).

En un famoso artículo llamado “*Noise*”, Fischer Black⁵⁴, discute el papel de los participantes del mercado que no responden “racionalmente” a la información, sino que operan reaccionando a eventos “irrelevantes”⁵⁵, siguen los consejos de gurús, no diversifican, siguen estrategias activas⁵⁶ (lo cual es desaconsejado por la ortodoxia académica) y en general, muestran que la forma en que actúan viola los supuestos de conducta racional sobre los que descansa la EMH. Según Black, al actuar de esa manera, los “operadores de ruido”, como los llamó él no sin sorna, generan un grado de distorsión⁵⁷ en los precios que puede ser ignorado por el modelo convencional, dado que, —argumentan— los arbitradesores (operadores racionales que basan sus decisiones en la “información”) corrigen cualquier distorsión que se genere. Para coronar el pastel con una cereza, Black agrega que los “operadores de ruido” son quienes aportan los rendimientos extra que ganaría la contraparte informada⁵⁸ (Black, 1986). De hecho, según la visión convencional, el efecto de los “operadores de ruido” deberá cancelarse a sí mismo dada su naturaleza aleatoria, lo que hace innecesario el argumento de Black sobre los arbitradesores.

⁵³ Información de Bloomberg en <http://qz.com/84961/this-is-how-much-a-bloomberg-terminal-costs/>

⁵⁴ Fischer Black es coautor de la fórmula de Black-Scholes para valuación de opciones por la que Myron Scholes y Robert C Merton recibieron el Premio Nobel de Economía en 1995. Black murió en agosto 1995 de cáncer laríngeo, por ello no pudo ser galardonado, pero su contribución fue ampliamente acreditada en la entrega de los premios a sus compañeros de equipo.

⁵⁵ Lo que hace que un mensaje sea considerado “información”, en vez de ruido, es que en el mercado haya una respuesta al mensaje (aquí se hace un indefendible supuesto de causalidad). Si aceptamos este argumento, tachar de “operadores de ruido” a quienes reaccionan a “eventos irrelevantes” es un total contrasentido. Si reaccionan al ruido y mueven los precios, entonces el ruido, por definición, sería información.

⁵⁶ Estrategia activa es aquella manera de administrar inversiones haciendo modificaciones frecuentes a la composición de los portafolios con el propósito de generar utilidades superiores a las del mercado bajo los supuestos de que se puede hacer “*timing*” y/o “*stock-picking*”, es decir, que se pueden identificar oportunamente los puntos de quiebre en el desplazamiento alcista o bajista de los precios o que es posible identificar activos sub o sobre-valorados por el mercado, de tal manera que se puedan aprovechar dichas destrezas para “ganarle” al mercado. Concepto rechazado por el modelo convencional.

⁵⁷ Aquí “distorsión” es un concepto apriorístico y claramente sesgado ya que pre-supone que hay un precio correcto, adecuado o racional, que puede compararse con un precio “distorsionado”, producto de la actividad de los irracionales operadores de ruido.

⁵⁸ Ahora resulta que, después de todo, sí se pueden generar rendimientos extraordinarios, siempre y cuando uno se alinee con la ortodoxia más *kosher*.

Una vez más, en contra de los supuestos teóricos, es claro que, cualquiera que sea el nombre que se les ponga a quienes no se comportan como el agente racional ideal —digamos, los “otros”⁵⁹— podrían organizarse de manera espontánea y generar patrones de precios diversos, como los que mostraremos en el cuerpo de esta tesis.

Andrew Lo y Craig MacKinlay cuestionan la idea de calificar como marcha aleatoria a los movimientos de los precios. Consideran que esa forma de modelar series de tiempo es típica de sistemas naturales (deterministas) y nos recuerdan que, en ausencia de cualquier alternativa mejor, en las ciencias físicas se asume automáticamente la aleatoriedad (Lo, 1988). Estos mismos autores definen que para considerar a un mercado como eficiente desde el punto de vista informacional, los cambios de precios deberán ser no pronosticables si son apropiadamente anticipados, esto es, si han incorporado totalmente las expectativas y la información de todos los participantes del mercado (Lo, 1999). En otras palabras, la hipótesis de marcha aleatoria sostiene que la historia de los movimientos en los precios no contiene información útil para permitir a un inversionista ganarles consistentemente a la estrategia de *buy-and-hold*⁶⁰ (Malkiel, 1973). Expresada matemáticamente, la hipótesis de marcha aleatoria es así: $p_t = \mu + p_{t-1} + \varepsilon_t$ donde p_t es el logaritmo natural del precio de una acción o índice P_t en el tiempo t , p_{t-1} es el logaritmo natural del precio en el tiempo $t-1$, μ es el cambio o deriva esperado en el precio y ε_t debe ser una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida, o un ruido blanco estricto.

En caso que el mercado financiero fuera un mundo sin fricción y sin costos de operación⁶¹, la ambición de los participantes por ganar lo máximo posible haría que reaccionaran a la más mínima sombra de significado en cuanto a la información recibida; ello haría que rápidamente quedara incorporada la información en los precios. Esta conducta tendría dos consecuencias directas: por un lado, haría imposible hacer predicciones sobre el movimiento futuro de los precios ya que este dependería sólo de la información futura, misma que por definición es desconocida en el presente. Por otro lado, ese grado de eficiencia haría imposible tener rendimientos superiores de manera consistente con base en la información. Bajo estos supuestos, mientras más eficiente fuera un mercado, el movimiento de los precios tendría más carácter aleatorio y serían menores las oportunidades reales de generar rendimientos superiores. Tocaremos este punto nuevamente en el Capítulo VIII.

En su libro *A non-Random Walk Down Wall Street*, Lo y McKinlay presentan una colección analítica de los estudios de los últimos años sobre la supuesta marcha aleatoria (Lo, 1999). El título, así como el contenido del libro, son una parodia/crítica de un clásico de la vieja escuela titulado “*A Random Walk Down Wall Street*”⁶² (Malkiel, 1973). En forma metódica, Lo y MacKinlay desacreditan la visión clásica de la marcha aleatoria y muestran que los mercados financieros son predecibles hasta cierto punto. Además, muestran que para que la información se incorpore en los precios es necesario que pase cierto tiempo y que en ese proceso habría costos importantes involucrados. Por ello, proponen que el costo de incorporar la información en los precios, lo que es llamado “fricción” en jerga financiera, juega un papel importante como determinante de la naturaleza de la competencia y de la función de los mercados, algo que el modelo convencional parece rechazar *a priori*.

⁵⁹ El concepto de “operadores de ruido” no deja de tener un tufo maniqueo.

⁶⁰ La estrategia *buy-and-hold* (comprar-y-mantener) es una estrategia de operación pasiva que consiste simplemente en adquirir un activo (comprarlo) y esperar a que se aprecie, sin intentar maximizar los rendimientos intentando hacer *timing*.

⁶¹ Otro supuesto inverosímil pero indispensable para apuntalar la EMH, sin lo cual se desmorona *ipso facto*.

⁶² El libro citado de Burton Malkiel publicado en 1973, adopta cabalmente la validez de la Hipótesis de la Eficiencia de los Mercados y el modelo de Marcha Aleatoria.

Muchos otros autores han abordado con actitud crítica la supuesta eficiencia de los mercados y en especial los operadores de ruido y su efecto en los mercados (Jensen, 1978; Summers, 1986; Lehmann, 1990; De Long, 1990a, 1990b; Morck, 1990; Osler, 1998; Barber, 2009a, 2009b; Taylor, 2008; Pluchino, 2011). Invitamos al lector a consultarlos.

Summers y Shleifer han argumentado que muchas pruebas a las que se han sujetado los mercados tienen bajo poder discriminador en contra de formas plausibles de ineficiencia y que es difícil diferenciar empíricamente si las series de tiempo siguen una marcha aleatoria o si muestran tendencia a regresar a la media, fenómeno que podría surgir como respuesta a una “moda” persistente (Summers, 1986).

Shleifer hace una extensa crítica analítica de los supuestos del modelo convencional y propone que en vez de invocar el supuesto de racionalidad de los participantes del mercado se haga un estudio de la falibilidad humana en mercados competitivos (Shleifer, 1990, 2000). Este autor basa su observación en dos argumentos: en primer lugar, dada la limitada posibilidad de hacer arbitraje en el mundo real, deberá asumirse que la incorporación de la información a los precios suele ser excesiva o insuficiente, más que exacta y agrega que los evidentes desplazamientos de los precios en ausencia total de información demandan una explicación más robusta que la ofrecida por Fisher Black (Black, 1986).

Su segundo fundamento es la inevitable y permanente presencia de los sentimientos (emociones) del inversionista; es decir, que deberá elaborarse una teoría de cómo forman los inversionistas sus creencias en el mundo real y cómo valúan sus alternativas de inversión en condiciones de incertidumbre. Desde luego que el argumento abre la puerta grande para que entren en escena las finanzas conductuales (Shleifer, 2000).

Otro “rebelde” del *establishment* es Robert James Shiller, Premio Nobel de Economía en 2013. A lo largo de su carrera, Shiller ha analizado una serie de situaciones que ponen en graves aprietos a la EMH, al modelo de marcha aleatoria y muy especialmente a la idea de racionalidad de los agentes y de los mercados (Shiller, 1989, 2008). Este economista de Yale, sustenta sus argumentos aduciendo factores estructurales, culturales o sociales, psicológicos y tecnológicos como elementos de ineficiencias y distorsiones (Shiller, 2003b). Entre los factores que apunta, destaca junto con Shleifer, que evidentemente los precios cambian en ausencia de información y destaca el papel muy importante de las expectativas de los inversionistas, muchas veces irracionales, así como la conducta de rebaño (*herd behavior*), como condicionantes de la forma de operar (Shiller, 1995, 2003a, 2009).

En su libro *Irrational Exuberance*⁶³, publicado por primera vez en el año 2000 y actualizado en 2009 tras la crisis financiera, Shiller analiza primordialmente las causas, nada racionales, nada eficientes y nada aleatorias, de la burbuja especulativa que antecedió a la crisis, misma que se “infló” a partir de 1982 y hasta 1999, cuando la relación precio/utilidades (PU) del índice S&P500 alcanzó niveles nunca antes vistos. Este indicador PU oscila ampliamente alrededor de una media aproximada de 14. Sin embargo, en enero del año 2000 alcanzó un pico máximo de 44.3⁶⁴. Otros picos del indicador PU se observaron en 1929 (32.6) y en 1996 (24.1). Los tres períodos citados fueron seguidos por profundas y duraderas recesiones y por paupérrimos rendimientos en los mercados. El rendimiento anual promedio del índice Dow Jones Industrial fue de -0.5% durante los 15 años que siguieron al mes de septiembre de

⁶³ El título del libro hace referencia a la frase pronunciada por Allan Greenspan, entonces Presidente del Banco de la Reserva Federal en una conferencia dictada el 5 de diciembre de 1996 y parece ser que el propio Shiller mencionó algo similar al Sr. Greenspan antes de su conferencia, por lo tanto, no queda claro quién le debe a quién la frase, si Greenspan a Shiller, o como dijo Shiller: “*or the other way around*”.

⁶⁴ Los creyentes de la EMH parecen no sentir la necesidad de explicar esta marcada, recurrente y sostenida forma de distorsión ni les incomoda que paradójicamente (según este autor) cohabite con la hipótesis.

1929 y lo mismo para los 15 años que siguieron al pico de enero de 1966. En el libro citado, Shiller hace un trabajo excepcional en demoler muchos de los mitos que plagan las ideas convencionales sobre los mercados (Shiller, 2009).

La Figura 3.4 reproduce una gráfica del libro de Shiller⁶⁵ en la que se muestra claramente que la amplitud en las oscilaciones de los precios, representados por el índice S&P Composite (en rojo) es mucho mayor que la de las utilidades (en azul), dividendos (en verde) o en las tasas de interés (en negro), y sugiere que hay algo, además de la información, que cuando menos amplifica los desplazamientos en los precios. Entre esos factores menciona el efecto promocional de los medios al reportar “noticias” corporativas y financieras, las recomendaciones de analistas, así como un factor muy importante: la liberación en las posibilidades de inversión para que los fondos de retiro puedan invertir en activos de “renta variable”. Este solo factor ha generado un poderoso contingente de inversionistas (y capitales) que antes permanecían al margen del mercado de capitales.

Otros factores amplificadores del movimiento de los precios (más allá de lo que la información justifica) que menciona Shiller incluyen la reciente disminución en la inflación y las consecuentes bajas tasas de interés pagadas en instrumentos de deuda, la mayor accesibilidad de inversionistas pequeños y medianos como inversionistas bursátiles, la idea generalizada —y no necesariamente cierta— de que en el mercado de capitales se puede ganar mucho más que en otras formas de inversión y las exageradamente optimistas expectativas de obtener altos rendimientos en bolsa a pesar de que haya alcanzado niveles muy altos en un momento particular (Shiller, 2009).

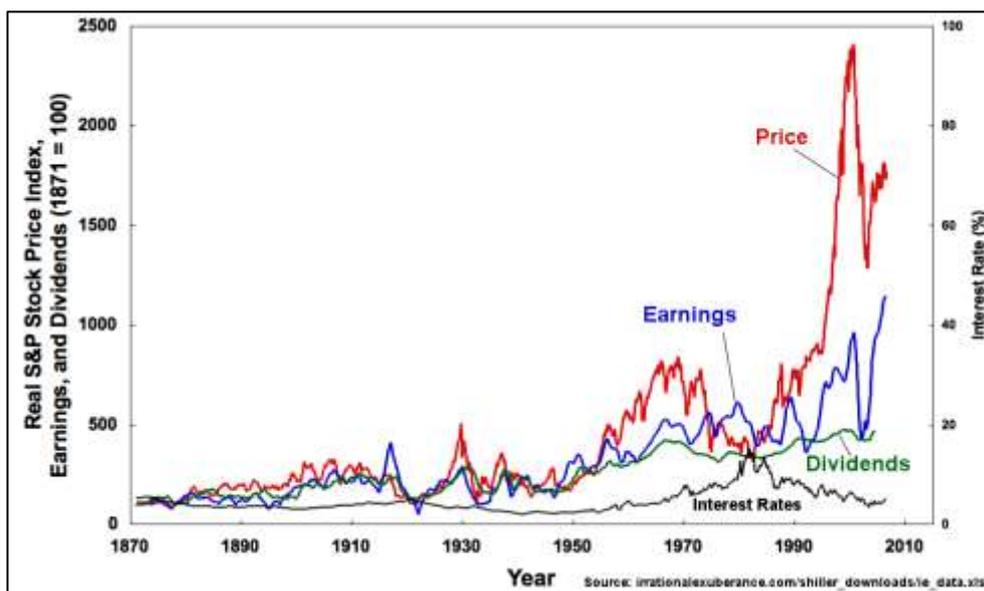


Figura 3.4. Valor Real del índice S&P Composite (Price), Tasas de Interés (Interest Rates), Dividendos (Dividends) y Ganancias (Earnings). Fuente: Robert J. Shiller (2009), *Irrational Exuberance*. Random House, Nueva York, con autorización.

Benôit Mandelbrot⁶⁶ y Richard Hudson atacan seriamente el concepto clásico de riesgo financiero y la forma de medirlo, así como las técnicas utilizadas para mitigarlo. En una dura disertación, parten de la idea de que si los precios de los activos se mueven es porque hay

⁶⁵ Copyright © 2000, 2001, 2002 Free Software Foundation, Inc. 51 Franklin Fifth Floor, Boston MA 02110-1301 USA. Everyone is permitted to copy and distribute verbatim copies of this licensed document but changing it is not allowed.

⁶⁶ Benôit Mandelbrot es el padre de la geometría fractal. Dedicó mucho de su interés y atención al estudio de la economía y los mercados. Murió en 2010 de cáncer pancreático.

algún evento o hecho que con mucha frecuencia viene del exterior. Aquí queda implícito el concepto de que, si uno conoce la causa, puede prever el evento y con ello podrá manejar el riesgo. Sin embargo, como dicen estos autores, “en el mundo real las causas son oscuras, la información crítica es frecuentemente desconocida o no conocible, información relevante puede ser ocultada, manipulada o malinterpretada o bien la información puede ser entendida de diferentes maneras”. En conclusión, parafraseando a Bachelier, Mandelbrot insiste en que los mecanismos precisos del mercado que ligán las noticias con los precios, que unen las causas con sus efectos, son misteriosas y parecen ser inconsistentes (Bachelier, 1900; Mandelbrot, 2004)⁶⁷.

Desde 1962 hasta su muerte en el año 2010, Mandelbrot dedicó buena parte de su tiempo, su interés y su creatividad inagotable al estudio de los mercados. Descubrió la propiedad fractal de las series de tiempo de rendimientos de distintos activos financieros e hizo simulaciones basadas en principios alejados de los paradigmas convencionales. Con esas simulaciones obtuvo patrones que resultan difícilmente distinguibles de las gráficas reales de los precios y rendimientos (Mandelbrot, 1997a, 1997b).

Tras una revisión meticulosa y extensa, aunque ciertamente no exhaustiva del tema, encontramos que hay mucha evidencia que sugiere que los mercados son recurrentemente ineficientes. A pesar de ello, la versión absoluta del concepto de eficiencia y sus consecuencias⁶⁸, siguen siendo dogma en la mayor parte de los ambientes académicos.

Una de las razones por las que la EMH no ha sido definitivamente aceptada, pero tampoco definitivamente refutada es que, en sí misma no es una hipótesis perfectamente definida, por lo tanto, no es empíricamente refutable⁶⁹. Para que la propia hipótesis sea operativa tendría que aclararse cuáles son las preferencias de los inversionistas, cuál es la estructura de la información, cuáles son las condiciones de los negocios, etcétera. Pero entonces, una prueba de la EMH se convierte en una prueba de varias hipótesis auxiliares y el rechazar una de esas hipótesis anexas nos dice muy poco sobre cuál o cuáles aspectos de la hipótesis conjunta es o son inconsistentes con los datos. Por ejemplo, se podría plantear la pregunta de si los mercados son volátiles porque son ineficientes o por la aversión al riesgo de los participantes, o por efecto de los dividendos. Cualquiera de las tres explicaciones puede ser consistente con los datos. Lo que no parece estar de acuerdo con la magnitud de la volatilidad de los mercados, es la propia información (Shiller, 1981; Chopra, 1992).

Otro problema serio de la Hipótesis es la necesidad de considerar que la información es accesible a todos al mismo tiempo y sin costo alguno. Este pequeño detalle fue minimizado al principio, pero poco a poco ha ido cobrando importancia conforme se ha buscado dar mayor verosimilitud al modelo (Froot, 1992; Brunnermeier, 2001). Evidentemente la información cuesta mucho y no es accesible a todos al mismo tiempo y sin duda que si es imposible definir *a priori* lo que es información y diferenciarla de lo que es ruido

⁶⁷ La búsqueda y asignación causal de una noticia o evento económico, financiero, político o climático a cada uno de los desplazamientos de precios e índices accionarios equivale a buscar la causa de la extinción de los dinosaurios, del desarrollo de la inteligencia en los antropoides precursores del *homo sapiens*, o la presencia de cuatro extremidades en los animales terrestres. Ambos son intentos vanos por descubrir lo que no puede identificarse, someterse a una prueba y mucho menos comprobarse (Gee, 1999).

⁶⁸ Las dos principales consecuencias de la eficiencia en su forma absoluta son la total independencia de los rendimientos en el tiempo t de los rendimientos en $t-1$ de lo que resulta que no hay memoria en los precios y que es imposible generar rendimientos extraordinarios de manera consistente.

⁶⁹ Según Popper, una hipótesis no refutable no merece siquiera el nombre de hipótesis y carece de la calidad moral para considerarla tentativamente válida, por ende, epistemológicamente adecuada (Popper, 1991).

(información falsa, ya incorporada⁷⁰, distorsionada, irrelevante, etc.) entonces el modelo queda separado de la realidad por una barrera infranqueable. Además, dado que ningún individuo tiene acceso a toda la información, los inversionistas deben basar sus juicios no solo en lo que ellos “saben”, sino en lo que piensan que otros creen, lo que es puesto en evidencia por sus acciones. Por lo tanto, si un número suficientemente grande de agentes adopta reglas de decisión basadas en las fluctuaciones de los precios, sea que hayan sido generadas conscientemente, a través de heurísticas o por mecanismos intuitivos (análisis técnico, por ejemplo), la tendencia en el movimiento de los precios podría auto-reforzarse sin que esto fuera necesariamente muestra de irracionalidad (Mauboussin, 2002).

De hecho, creemos que la discusión podría mejor enfocarse al asunto de eficiencia no como un fenómeno de todo o nada, sino como un asunto del grado de ineficiencia de un mercado relativa al de otro mercado, por ejemplo, el mercado de capitales contra el de derivados, el de *commodities* contra el de deuda, el de países con economías “emergentes” contra países económicamente “desarrollados” etcétera⁷¹. Desde este punto de vista podríamos aceptar que, en la práctica, todos los mercados tienen algún grado de eficiencia, pero que ninguno puede ser eficiente de manera absoluta, total y permanente.

Consideramos que la información (también el “ruido”), es rápidamente incorporada en los precios del mercado y estamos de acuerdo en que la información (igualmente el “ruido”), modifica la apreciación del valor fundamental de los activos, pero proponemos que no toda la información es incorporada⁷², al menos no inmediatamente y tampoco estamos de acuerdo con que sólo la información con relevancia en el valor fundamental mueve los precios⁷³.

El modelo clásico sugiere que la información financiera es un mensaje unívoco y directamente transferible al valor de los activos financieros, sin embargo, como ya se ha comentado antes, consideramos evidente que hay muchas formas de interpretar la información dependiendo, entre otras cosas, de las expectativas previas sobre lo que ha sería dicha información y aseveramos que la reacción a la misma por parte de cada uno de los actores dependerá en gran medida de sus paradigmas personales, de su grado de aversión al riesgo, de los objetivos y plazos de inversión y del contexto particular en que se encuentra quien la interpreta (ver Tablas 3.1 Heterogeneidad de los Agentes Económicos, pp 91; Tabla 3.2 Participantes del Mercado por Método de Operación, pp 91; Tabla 3.3 Sesgos de los Inversionistas, pp 95).

Al discutir algunas propiedades de los mercados, Mandelbrot y Hudson hacen una reflexión muy atractiva para los propósitos de este trabajo: Los precios —dicen— no son conducidos sólo por eventos del mundo real, noticias o personas. Cuando los inversionistas, especuladores, empresarios y banqueros se reúnen en el mercado, emerge una forma especial de dinámica, más grande que y diferente de la suma de sus partes, una dinámica cuyos motivos no pueden rastrearse a información exógena financiera, sino a procesos internos del sistema (Mandelbrot, 2004).

⁷⁰ Resulta evidente la imposibilidad de determinar en qué momento preciso una pieza de información ha sido completamente incorporada en el precio, por lo tanto, se convierte en ruido.

⁷¹ En el Capítulo VIII de esta tesis se vuelve a tocar este tema y se contrasta con datos empíricos.

⁷² De hecho, lo que se incorpora en los precios no es, ni puede ser la información, sino el efecto que la información tiene en la construcción de las expectativas de quienes perciben la información y reaccionan a ella operando en el mercado.

⁷³ Es de llamar la atención el hecho de que no hay ningún tipo de información específica ha podido invocarse como causa del *crash* bursátil de 1987, lo que abre la posibilidad de que una proporción importante del movimiento del mercado sea imposible de explicar en base a la información.

Creemos que hay otros factores que, en el espíritu del paradigma clásico, no puede llamarse información, factores que también determinan el movimiento de los precios. Por ello proponemos considerar a las formas o patrones observables en el cambio de precios como una propiedad emergente del fenómeno bursátil considerado a los mercados financieros como sistemas complejos dinámicos.

Estamos de acuerdo con que es muy difícil generar utilidades extraordinarias en forma consistente y en el largo plazo sin algún tipo de ventaja competitiva, sea poseyendo información superior, tecnología superior o, más creativamente, a través de innovación financiera. En cualquiera de estos casos podríamos ver a los rendimientos excesivos no necesariamente como señal de ineficiencia de los mercados sino como la justa retribución al inversionista por la ventaja creada. Proponemos buscar y desarrollar esa ventaja competitiva bajo una nueva visión de los mercados.

Queremos proponer el importante papel que tiene la información interna del propio mercado en las fluctuaciones futuras de los precios y como factor determinante del fenómeno. Nos referimos al propio cambio en los precios, a los volúmenes operados, al aspecto morfológico de la representación gráfica del desplazamiento de los precios (los patrones de precios) y en especial, a las tendencias alcistas o bajistas de los mismos. A todo esto, el modelo clásico no asigna ningún papel, sino que lo considera inexistente desde su enclave defensivo llamado la hipótesis de la eficiencia de los mercados y el resultante paradigma de la marcha aleatoria.

Gran parte de la evidencia aquí bosquejada sugiere que los conceptos clásicos de riesgo son inadecuados, que la marcha aleatoria no necesariamente es una representación correcta del movimiento de los precios, que los mercados no son eficientes en grado absoluto y que los participantes del mercado tienen sesgos múltiples que no necesariamente se neutralizan entre sí, sino que son capaces de generar distorsiones tan evidentes e importantes como las burbujas y los *crashes*.

Entonces, ¿por qué insistir en un modelo “aséptico” si realmente no es capaz de representar la realidad? Porque para modelar el fenómeno y explicarlo matemáticamente primero fue necesario aislar o planchar las incómodas “anomalías”, esas recurrentes burbujas especulativas y *crashes* bursátiles y después de barrerlos debajo de la alfombra, fue más fácil asumir que los precios eran impredecibles y aleatorios, que los mercados eran eficientes y que los agentes eran racionales. Con esto último se dio carpetazo a dos problemas serios que extrañamente salieron de escena: describir y modelar la forma como realmente toman decisiones los agentes e incluir los errores o sesgos de los agentes (y de grandes grupos de agentes) en los modelos. Quizás ha llegado el momento de invitarlos de regreso a los modelos si estos han de tener verosimilitud y aplicabilidad real.

Si como dice Taylor, los precios no siguen una marcha aleatoria, y los rendimientos diarios no son generados por un proceso no correlacionado (Taylor, 2008) y aceptamos que la dispersión de los rendimientos no es normal (Gaussiana), si confesamos la no-linealidad del efecto que hay entre los factores de la economía y los precios, si asumimos que, en ocasiones en las fluctuaciones de los precios hay determinismo y por lo tanto memoria de diferentes grados, si además concebimos la existencia intermitente de un estado caótico o al borde del caos y si nos atrevemos a introducir en el modelo la frecuentemente errática naturaleza de la conducta humana, entonces sí tendremos entre manos algo más rugoso, algo “espinoso” como lo llamaría el propio Fama veinte años después de la publicación de su modelo (Fama, 1991). Entonces tendríamos que enfrentarnos a un fenómeno más real pero aparentemente inaprehensible y quizás, dada su complejidad, imposible de modelar con las técnicas matemáticas convencionales. Parte de estos argumentos son revisados experimentalmente en el Capítulo IX. Estudio Crítico del Modelo CAPM.

Proponemos que, en una parte sustancial, los precios son determinados por efectos endógenos, peculiares a los mecanismos internos de los mercados y no solo por el efecto de eventos exógenos. Es precisamente a partir de este punto que buscamos extender la comprensión del movimiento de los precios utilizando la metodología de sistemas y la visión de complejidad, como una vía para observar y entender las características del movimiento de los precios como propiedad emergente del sistema financiero bursátil.

Para la conclusión de esta sección, citamos un atinado comentario de Shleifer: “Si la hipótesis de la eficiencia de los mercados fuera un activo negociado públicamente, su precio sería enormemente volátil” dada la ferocidad tanto de sus proponentes y defensores como de sus detractores y críticos (Shleifer, 1990). Sin duda que la hipótesis se despenó junto con los mercados el 19 de octubre de 1987 y lo ha hecho nuevamente del mes de octubre del 2000 a octubre del 2002 y del 15 de septiembre al 20 de noviembre del año 2008⁷⁴.

3.8 Evidencia de Memoria en Series de Tiempo Financieras

De acuerdo con la teoría convencional, en un mercado eficiente (en su forma débil), toda la información contenida en los precios históricos se refleja instantáneamente en el precio de mercado, por lo tanto, los cambios futuros en el precio sólo dependen de la información futura, misma que se supone impredecible y aleatoria (Fama, 1970). Si el flujo de la información es aleatorio y simétrico y si la incorporación de esa información en los precios se hace de manera eficiente, entonces las fluctuaciones de precios en las series de tiempo financieras podrán modelarse como una marcha aleatoria⁷⁵.

De ser correcto este planteamiento, no debe haber memoria en las series de tiempo y será entonces un proceso de Markov⁷⁶. Bajo este supuesto, no deben existir las tendencias en el desplazamiento de los precios y no puede deducirse el estado futuro de los precios a partir del curso que han tenido en el pasado, del cual dicho futuro es necesariamente independiente (existe entonces *path independence*). Como consecuencia, se cancelaría la posibilidad de tener rendimientos extraordinarios a través de cualquier estrategia seguidora de tendencia.

El análisis técnico (AT) se basa en la posibilidad de aprovechar la existencia de tendencias en la fluctuación de los precios para generar rendimientos superiores. Sea para validar al AT como para desacreditarlo, se ha explorado repetidas veces si existe dependencia intertemporal (memoria) en las fluctuaciones de precios. En caso de poderse rechazar la hipótesis de marcha aleatoria con propiedad de Markov, se estría aceptando tentativamente la existencia de tendencias en el desplazamiento de los precios, por lo tanto, la existencia de memoria (Lo, 1991). A continuación, se expone parte del trabajo que se ha hecho en este sentido y en los Capítulos VII y VIII presentamos nuestra evidencia al respecto.

Haciendo referencia al Antiguo Testamento, en 1968, Mandelbrot y Wallis denominaron “efecto José” a la tendencia que observaron en las series de tiempo bursátiles, de mostrar desfases alcistas sostenidos en los precios, seguidos por movimientos bajistas igualmente consistentes. Compararon dichas fluctuaciones de precios con la interpretación que hiciera

⁷⁴ Y sin duda lo volverá a hacer en el futuro próximo.

⁷⁵ Una marcha aleatoria es un objeto matemático que describe una trayectoria consistente en pasos sucesivos que son aleatorios. En una marcha así no hay memoria.

⁷⁶ La propiedad de Markov hace referencia a la característica de un proceso estocástico que no tiene memoria. Se dice entonces que un proceso estocástico tiene la propiedad de Markov si la distribución de probabilidad condicional de los estados futuros de dicho proceso depende solo del estado presente. En series de tiempo financieras podemos decir que tienen la propiedad de Markov si el precio de mañana sólo depende del precio de hoy y de la información de mañana, pero no de la trayectoria seguida por el precio desde el pasado hasta el día de hoy.

el profeta José del sueño de Faraón en el que siete vacas gordas seguidas de siete vacas flacas representaban, según su interpretación, siete años de buenas cosechas, seguidos por siete años de pobres mieses (Génesis, 41:20). El mismo Mandelbrot advierte que la dependencia (memoria) de largo plazo en fenómenos naturales ha sido documentada en hidrología, meteorología y geofísica, por lo que no resulta difícil postular que, en economía y finanzas, también podría existir la misma situación (Mandelbrot, 1968⁷⁷).

En un libro publicado más tarde —*The (Mis)Behavior of Markets* (Mandelbrot, 2004)—, los autores nos cuentan que en octubre de 1906 un joven físico inglés llamado Harold Edwin Hurst [1880-1978] llegó a El Cairo con planes de hacer una breve estancia académica. Sin embargo, su vida en el norte de África y su trabajo científico (en magnetismo, astronomía e hidrología) se prolongaron durante 62 años⁷⁸. Al final de su vida, Hurst había desvelado uno de los misterios más grandes relacionados con el río Nilo: la existencia de persistencia (memoria de largo plazo) en la cantidad de agua que fluía a través del 2° río más largo del mundo (el más largo es el Amazonas) y uno de los más caudalosos.

Hurst descubrió que los años “secos” y “húmedos”, desde la perspectiva del caudal del río, se presentaban agrupados. Lo mismo encontró en relación con un número de fenómenos estudiados en la cuenca del Nilo, como las precipitaciones pluviales, la temperatura ambiente, el espesor de los anillos de árboles y de las capas en el barro depositado en las crecidas del río. Incluso diseñó pruebas experimentales que demostraron que el método de Análisis de Rango Estandarizado (ver sección 4.3 en el Capítulo IV. Marco Metodológico) tenía la robustez necesaria para detectar la presencia de memoria (Sutcliffe, 1979).

A través de la medición del exponente de Hurst en series de tiempo bursátiles, Mandelbrot relacionó las crecidas del río Nilo con la geometría fractal y ambas con la presencia de memoria en los precios. Descubrió cuatro características trascendentes para la visión de los mercados que estamos buscando recrear:

- 1) que la distribución de rendimientos de activos financieros no es normal, sino leptocúrtica (Mandelbrot, 1962, 1963),
- 2) que la distribución de las colas pesadas obedece la ley de potencia (Mandelbrot, 2001),
- 3) que la representación gráfica de los precios de activos del mercado es multifractal, por lo tanto, tiene auto- semejanza a distintas escalas o lo que hoy se denomina “invarianza de escala” (Mandelbrot, 1982, 1985, 1997a, 1997b; Bouchaud, 1999) y
- 4) que existe memoria de largo plazo en las series de precios, lo que pudo demostrar mediante el método R/S de Hurst (Mandelbrot, 1969, 1971, 1982, 2004).

Además, propuso que estas cuatro características están relacionadas entre sí con los mecanismos que determinan a los precios.

⁷⁷ Este artículo está dedicado por sus autores a Harold Edwin Hurst. En el mismo artículo denominan “efecto Noé” a la observación de que la precipitación pluvial puede ser, y de hecho en ocasiones es extrema.

⁷⁸ Harold E Hurst llegó a ser Director del Departamento de Física del Ministerio de Obras Públicas en Egipto. La necesidad de “medir” el comportamiento histórico del Nilo derivó de su interés por desarrollar programas de conservación y control del río, además de proyectos para construir reservorios incluyendo la presa de Azuan. Durante su vida estudió profundamente aspectos hidrológicos diversos de gran parte de la cuenca del Nilo en Egipto, Sudán y Uganda. Se considera que gracias a los estudios de Hurst, la hidrología de la cuenca del Nilo (estadísticas de precipitación pluvial, flujos o descargas del río, niveles, etcétera) es la más conocida del mundo. Hurst recibió el Doctorado en Ciencias de la Universidad Oxford y fue nombrado Gran Oficial de la Orden del Nilo. El Dr. Hurst continuó asesorando al Ministerio de Obras Públicas de Egipto hasta los 88 años (Sutcliffe, 1979).

Ha sido demostrado que diferente tipo de series de tiempo (precios de activos, mercados, clase de activos) tienen distintos grados de memoria. Unos activos exhiben memoria fuerte, otros, memoria débil. Los primeros en documentar la memoria fueron Niderhoffer y Osborne y Mandelbrot y Wallis para movimientos muy breves, con duración de pocos segundos o minutos, hasta movimientos amplios y de muy largo plazo (Niederhoffer, 1966; Mandelbrot, 1968, 1971).

Existe una lógica de tipo fundamental detrás de la presencia de esta memoria: lo que hace una empresa hoy como fusiones, escisiones, desarrollo de nuevos productos, cambio de sus políticas de mercado, niveles de oferta y demanda de los productos y servicios de una empresa, o aún de sus acciones, etcétera, determina cómo será esta empresa, y el precio de sus acciones, dentro de 10 días, 10 meses o 10 años, según el evento de que se trate. Hay un efecto de las decisiones tomadas y los procesos implementados, que se extiende en el tiempo, por lo tanto, esperaríamos poder encontrar evidencia de ese efecto en las series de tiempo. De igual manera, la fluctuación de sus precios hoy, en cierto grado determina la fluctuación de sus precios en el futuro.

También podemos considerar que la incorporación de la información en los precios es lenta. Unos inversionistas reaccionan inmediatamente a la información, otros, con distintos objetivos y horizontes de observación (por ende, distintos umbrales de respuesta), tardan más en reaccionar. Cualquiera que sea la explicación, Mandelbrot fue el primero en confirmar que el fenómeno existe y que contradice el modelo de marcha aleatoria y su propiedad de Markov (Mandelbrot, 2004).

En un artículo ya clásico de noviembre de 2008, Paul S. Eitelman y Justin T. Vitanza revisaron el problema de memoria de corto y largo plazo en los precios, haciendo eco a lo reportado más de 20 años antes por Lo y MacKinlay (1988) y utilizando la metodología de estos dos autores en datos de 44 mercados emergentes y desarrollados (precios de *commodities* e índices de mercados de capitales). Encontraron que en activos con índice de Sharpe⁷⁹ bajo, más probablemente podían rechazar la presencia de marcha aleatoria (eran menos eficientes) que en aquellos con mejor desempeño en cuanto a rendimiento por unidad de riesgo (Eitelman, 2008).

En la volatilidad se ha encontrado clara evidencia de memoria de corto, mediano y largo plazo. Desde los 80s en que surgen los modelos ARCH, se ha buscado incorporar la persistencia de volatilidad en los modelos predictivos (Engle, 1982). Más recientemente el medio académico ha advertido que la persistencia observada en la volatilidad decae lentamente en forma hiperbólica y no exponencial como queda implícito en los modelos ARCH (Ding, 1993; Harvey, 1993; Baillie, 1996; Bollerslev, 1996; Breidt, 1998; Hurvich, 2009).

Liu ha propuesto que la causa de la memoria de largo plazo observada en la volatilidad es un cambio de régimen detectable mediante la función de auto-correlación (Liu, 2000). Este autor sostiene que lo que dispara saltos en la volatilidad es la llegada de noticias importantes, lo que enciende la volatilidad del mercado. En esta tesis se aborda el problema de la persistencia en la volatilidad en el Capítulo VII. Función de Auto-Correlación (Taylor, 1984).

Para concluir este segmento hacemos un repaso de los conceptos relevantes bajo el rubro de memoria en las series de tiempo bursátiles. No hay duda de la persistencia de volatilidad alta

⁷⁹ El índice de Sharpe es una medida de la eficiencia de un activo riesgoso para generar rendimiento. Consiste en la razón del rendimiento entre el riesgo, por lo tanto, refleja directamente el rendimiento generado por unidad de riesgo asumido. Mientras mayor el valor del índice de Sharpe, se considera más eficiente el activo financiero en la generación de rendimiento.

en la mayoría de los estudios publicados y en la mayoría de las clases de activos, sin embargo, esto no permite prever la dirección de los desplazamientos de los precios sino sólo la aumentada volatilidad. Los precios futuros son básicamente impredecibles con dos excepciones: 1) los precios de activos relacionados con energía, los cuales muestran una clara tendencia de reversión a la media y 2) los precios de mercados con pobre desempeño en cuanto al rendimiento por unidad de riesgo (Green, 1977; Quian, 2004; Kováks, 2013). Por último, la memoria de largo plazo identificada mediante el análisis de rango estandarizado de Hurst será tratada en el Capítulo VIII. Exponente de Hurst.

Concluimos con Andrew Lo, de MIT, diciendo que “los mercados son predecibles hasta cierto grado, pero lejos de ser esto un síntoma de ineficiencia o irracionalidad, el reducido grado de predictibilidad es el aceite que lubrica los engranes del capitalismo. De hecho, el descubrimiento de los precios no es ni instantáneo ni libre de costo, y las fricciones juegan un papel mayor en la determinación de la naturaleza de la competencia y la función de los mercados” (Lo, 1999).

3.9 Auto-Organización y Ley de Potencia

Mandelbrot fue el primero en reconocer que los precios variaban mucho más de lo que el modelo estándar permitía suponer que sucedería. Identificó entonces que la distribución de rendimientos no era normal, sino que era L-estable (*stable Levy distribution*), Pareto estable o tipo Lévy-Mandelbrot, es decir, que tenía “colas pesadas”, algo que hoy es aceptado por la econometría convencional (Mandelbrot, 1962). Él mismo mostró que los precios podían cambiar dando pasos agigantados, no necesariamente a través de un suave movimiento continuo impreciso y aleatorio. También fue el primero en argumentar con pruebas matemáticas sólidas que los cambios de precio hoy dependían en cierta manera, de cambios en el remoto pasado (Mandelbrot, 1965, 2001).

A partir de 1965 publicó trabajos donde aseveraba que el movimiento de los precios podía explicarse como un movimiento Browniano fraccional bajo el concepto de integración fraccional, lo que recientemente ha sido aceptado como una técnica econométrica ampliamente difundida. Estos trabajos de los 60s son de los pilares sobre los que descansa la nueva ciencia de la econofísica (Mantegna, 2000).

En un punto de este trabajo de investigación buscamos relacionar la distribución de colas pesadas (Mandelbrot, 1963; Muzy, 2006) y las propiedades de geometría fractal de las series de tiempo financieras (Peters, 1994; Bouchaud, 1999; Álvarez-Ramírez, 2002; Ausloos, 2002; Balankin, 2003, 2007; Calvet, 2002; Kim, 2004, Mandelbrot, 1997, Rodelico, 2012), con los cúmulos de alta volatilidad (Shiller, 1981; Liu, 1999; Lux, 2000). Esto nos lleva al concepto de auto-organización y a explorar el concepto de propiedades emergentes en sistemas complejos adaptativos (Arthur, 1988, 1999a, 1999b, 2013; Anderson, 1998).

Desde ese punto de partida investigamos la posibilidad de encontrar en las fluctuaciones más profundas de los precios evidencia de auto-organización en la forma de distribución llamada ley de potencia o ley de Zipf, dada la ubicuidad de ese tipo de distribución en fenómenos escalados y con diversas propiedades estadísticas como las que encontramos en los mercados. Afortunadamente nuestras pesquisas han sido especialmente fértiles en este rubro, como se discute en detalle en el Capítulo X de esta tesis.

En 1949, el filólogo de Harvard, George Kingsley Zipf [1902-1950] descubrió que al ordenar por su tamaño (valor de capitalización) las corporaciones estadounidenses listadas en la bolsa de Nueva York, de la mayor a la menor, el tamaño $s(n)$ de la n^a empresa más grande era inversamente proporcional al lugar que ocupaba en la serie de manera aproximada en la

forma $s(n) \sim 1/n$. Previamente este mismo autor había encontrado que la frecuencia de distribución de las palabras en un texto dado seguía la misma regla (Zipf, 1949). Esta forma de distribución es conocida ahora como la ley de Zipf. Medio siglo antes el ingeniero, sociólogo, filósofo y economista italiano (nacido en Francia), Vilfredo Federico Pareto⁸⁰ [1848-1923] describió un comportamiento conocido como *función de cola*, aplicable a varios fenómenos sociales y físicos, cuya función de distribución acumulativa de variables continuas es indistinguible de lo propuesto por Zipf para variables discretas (Pareto, 1896)⁸¹.

Podemos considerar que la ley de Zipf es un caso especial de la distribución de Pareto. Ambas formas de distribución tienen propiedades estadísticas muy interesantes de contrastar con nuestros hallazgos, como la distribución con colas pesadas que se refleja en el registro de exceso de curtosis o distribución leptocúrtica, notable en todas las series financieras. Otra característica destacada es que cuando se hace un diagrama de dispersión de la posición progresiva que ocupa un evento, del mayor al menor, contra la magnitud de la variable medida, si se grafican en una escala logarítmica en ambos ejes los valores se distribuyen siguiendo una línea recta. Se dice que estos procesos están sujetos a la ley de potencia debido a que la probabilidad de obtener un valor particular en algún parámetro investigado varía inversamente como el exponente de dicho valor (Malevergne, 2009).

Es de destacar que los fenómenos que tienen estas propiedades no son adecuadamente representados por un valor típico como el promedio aritmético, ya que los casos extremos se pueden alejar de la media en ambos sentidos muchos órdenes de magnitud (Newman, 2006; Clauset, 2009)⁸².

Esta forma de distribución no es característica única de sistemas sociales, como lo supuso Zipf, sino que se observa también en sistemas naturales diversos. Ejemplos de fenómenos con esta propiedad incluyen la distribución de la riqueza entre los habitantes de una comunidad (Pareto 1896, Bouchaud 2000a; Burda 2001), la ley de Gutenberg-Richter de la frecuencia de presentación contra la intensidad de los sismos (Gutenberg, 1944), la extensión y frecuencia de los incendios forestales (Reed, 2002), la intensidad y frecuencia de las explosiones o tormentas solares (Lu, 1991), el tamaño y frecuencia de los cráteres lunares (Neukum, 1994), el tamaño de las ciudades por número de habitantes y su frecuencia (Gabaix, 1999), la formación de redes aleatorias de diversos tipos (Barabási, 1999) y muchas otras situaciones (Jentsch, 1980; Wentian, 2002; Clauset, 2009; Marković, 2013).

Debemos tener presente que pocas formas de distribución de fenómenos del mundo real siguen la ley de potencia en el rango completo de valores que adoptan, sino que, particularmente para valores pequeños de la variable medida, suele abandonarse esta forma de distribución. Dicho formalmente: dado que, para cualquier valor positivo del exponente α , la función $p(x) = C x^{-\alpha}$ diverge conforme $x \rightarrow 0$, en la realidad la distribución debe desviarse de la forma de ley de potencia debajo de cierto valor mínimo x_{min} , es decir que, la

⁸⁰ Pareto contribuyó a crear las curvas de indiferencia, concepto abstracto que ubica una serie de bienes en un mismo plano en el cual, el consumidor es indiferente a cualquiera de ellos ya que cada uno de los bienes, dentro de la misma "curva de indiferencia", considera que le genera la misma utilidad.

⁸¹ Otra de las pocas diferencias entre el planteamiento de Zipf y el de Pareto es que Zipf hizo sus diagramas con el valor de x (la variable medida) en el eje horizontal y la probabilidad $P(x)$ de su aparición en el eje vertical, mientras que Pareto lo hizo al revés. Esta última es la forma de representación utilizada en el presente trabajo.

⁸² Como ejemplo podemos destacar lo inapropiado que sería preguntar cuál es la intensidad típica o habitual de los sismos en la Cd. de México. La única respuesta sensata y correcta es que, hay muy pocos sismos de gran intensidad, digamos grado 6.5 o mayor en la escala de Richter, hay un número moderado de sismos de intensidad media, 4.5 a 6.4 grados, y hay muchos de intensidad menor a 4.4 grados, pero el concepto de intensidad media o típica no tiene sentido.

forma de ley de potencia se manifiesta en escala log-log como una línea recta sólo para valores mayores a esta x_{min} (Newman, 2006).

Desde el punto de vista geométrico, los fenómenos que obedecen la ley de potencia tienen propiedades fractales ya que dentro de cierto rango de valores hay auto-semejanza a diferente escala, por lo tanto, se dice que tiene *invarianza de escala*. Es característico de las fluctuaciones de precios que los eventos extremos carecen de una escala o valor típico alrededor del cual se concentran los casos individuales, tanto en su magnitud como en su duración. Genéricamente, esto es consecuencia del teorema de límite central para procesos libres de escala en los que una marcha aleatoria de Lévy reemplaza al movimiento Browniano (Bouchaud, 1990).

En este trabajo, hemos podido relacionar inversamente la frecuencia de presentación y el tamaño de las caídas mediante sus exponentes (Capítulo X. Auto-organización). Asimismo, se ha relacionado la posición que ocupan empresas listadas en la bolsa con su valor de capitalización de tal manera que en una gráfica de dichas relaciones en escala aritmética la distribución adopta una curva en forma de *J* o de palo de hockey (Figura 3.5) que se aproxima asintóticamente a ambos ejes ortogonales. Cuando se grafica en escala log-log, la distribución forma una línea recta con pendiente negativa (Figura 3.6).

Y ¿qué tiene que ver un sismo, el tamaño de los cráteres lunares, los asentamientos humanos en una ciudad o la acumulación de riqueza de una familia con las caídas de precios en los mercados? Y ¿por qué habrían de tener propiedades estadísticas y geométricas similares?

Quizás, como sugieren Sornette y Cauwles, el tipo de fenómenos que se comportan con resultados a veces catastróficos, aparentemente detonados por eventos exógenos triviales, llegan a alcanzar un punto de inflexión o *tipping point* porque durante las fases de aparente equilibrio y tranquilidad, endógenamente se van acumulando las condiciones necesarias para un desenlace en avalancha. Para que se dé dicho desenlace, se tendrá que alcanzar un punto crítico a partir del cual el fenómeno se auto-organiza y cambia de régimen. La proverbial paja que quiebra el lomo del camello es un ejemplo en el que, tras un proceso pausado de calma y casi sin advertirlo, cuando alguna variable relevante alcanza cierto nivel crítico o umbral de reacción, se manifiesta un trance en lo que se ha llamado un *crossover* o bifurcación (Sornette, 2013).

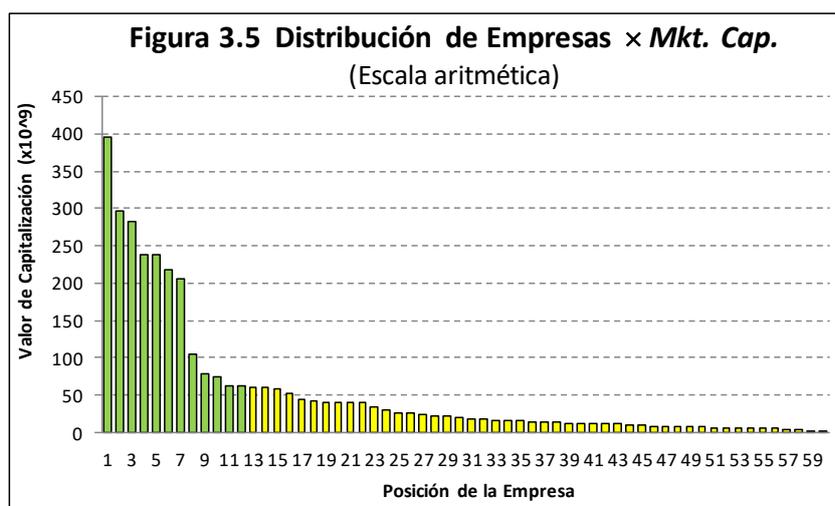


Figura 3.5. Distribución de Empresas x Mkt. Cap. (Escala aritmética), Distribución de las 60 empresas más grandes por valor de capitalización, listadas en la BMV siguiendo una distribución en *J* o palo de hockey. En color verde se marcan las 12 mayores empresas

(20%) cuyo peso corresponde al 69.94% de la muestra. Una buena aproximación a la ley de Pareto de 80/20. Elaboración propia con datos de la BMV (24-X-2016).

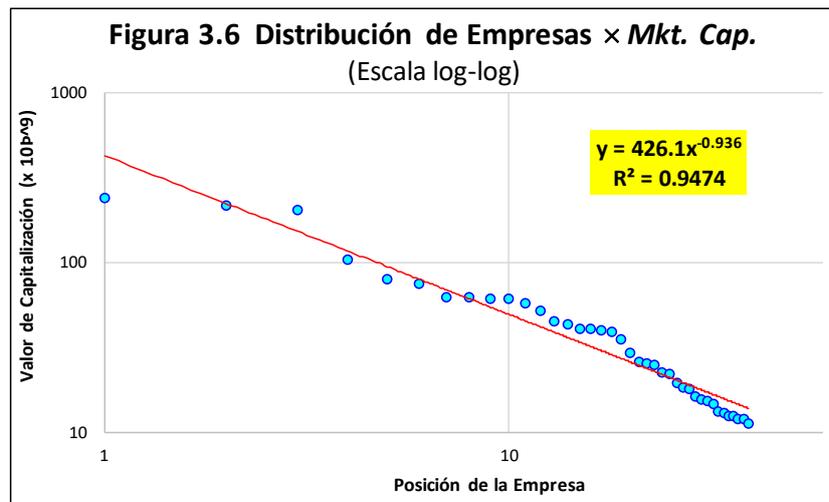


Figura 3.6. Distribución de Empresas × Mkt. Cap. (Escala log-log), Distribución en escala log-log, de 39 empresas listadas en la BMV. Incluye la línea de regresión potencia (en rojo) y la fórmula de la regresión y el coeficiente de determinación de Pearson R^2 (recuadro amarillo). Los casos se distribuyen siguiendo una línea recta aproximada ($R^2=0.9474$) con exponente de escalamiento -0.936 . En la gráfica se excluyen las 5 primeras empresas de la lista (las más grandes) y las 17 más pequeñas dado que no se ajustan a la ley de potencia. Elaboración propia con datos de la BMV (24-X-2016).

En los descensos de precios en el mercado, mientras el sistema está en el régimen aleatorio, cambios pequeños provocados por la respuesta de inversionistas a información exógena percibida como negativa son fácilmente absorbidos por el contingente de participantes optimistas quienes, quizás analizando la misma información, pero dentro de un marco temporal de observación mayor, concluyen que el reciente descenso de precios crea una condición favorable para aumentar sus posiciones.

Sin embargo, de continuar el descenso, la secuencia de sucesivas perturbaciones irá incrementando la tensión generada en el sistema, es decir, ante nuevos pequeños impulsos bajistas la presión sobre el contingente de compradores o demandantes eventualmente llega a sobrepasar la capacidad de absorber la creciente oferta hasta que súbitamente un descenso ulterior en el precio provoca un cambio de régimen en el cual son atraídos ya no nuevos compradores sino ahora nuevos vendedores, quienes desean deshacerse de sus posiciones en un intento por limitar sus pérdidas crecientes. De esta forma se construye un bucle de retroalimentación positiva en el que los descensos atraen más vendedores cuya oferta presiona los precios abajo en un ciclo pernicioso que genera las crisis de venta o *sell-off*.

Aquí podríamos agregar una forma de acelerador del proceso: en tanto que la caída de los precios pudiera generar en un grupo de agentes la venta obligada de posiciones a través de las “llamadas de margen”⁸³, o debido a los criterios de administración del riesgo de cada

⁸³ “Llamada de margen” es aquella situación en que el bróker de un cliente le solicita depositar una cantidad de efectivo o valores (margen) necesaria para cubrir el riesgo de exposición que tiene en ese momento. Esta situación se presenta cuando el precio de los valores de un cliente, tienen un desplazamiento desfavorable para el valor total de la cuenta del cliente, de tal manera que la exposición al riesgo de dichas posiciones supera cierto umbral máximo que el bróker ha fijado como aceptable. En ese momento el cliente puede vender las posiciones perdedoras para cancelar la posibilidad de mayores pérdidas, o puede hacer el depósito de valores solicitado, con lo que aumenta su margen de cobertura. En el ejemplo mencionado, se supone que la respuesta del cliente es vender la posición perdedora, lo que presionaría aún más el precio hacia abajo.

inversionista, al dispararse señales de *stop-loss*. Estas dos posibilidades son ejemplos claros de mecanismo de retroalimentación positiva con capacidad de acentuar los descensos en los precios, independiente de la información exógena o del supuesto valor intrínseco de los activos (De Long, 1990b). De esta forma podrían generarse sistemas auto-organizados con activación del reforzamiento de la tendencia. En un escenario como el que hemos presentado, sería difícil defender la idea de que aquellos inversionistas que deciden vender en la caída para detener la progresión de sus pérdidas son “operadores de ruido” o “irracionales”.

Es precisamente este fenómeno auto-organizado en un régimen que se refuerza a sí mismo, lo que creemos que está sucediendo durante la fase de descensos mayores al punto crítico identificado en nuestro modelo como x_{min} . Queremos insistir en que lo que observamos resulta de procesos endógenos debidos a la re-estructuración interna del sistema, misma que depende de la nueva relación entre los agentes que lo componen. Es una respuesta a información derivada desde el propio sistema y no a información exógena y fundamental, como lo requiere la hipótesis de la eficiencia de los mercados.

La expresión del fenómeno aquí comentada es un arreglo íntimo en el que entran en juego fuerzas perturbadoras y fuerzas reparadoras, un estado en que los mecanismos homeostáticos son rebasados, de tal manera que el sistema adopta un nuevo régimen de respuesta, ya no estabilizador sino ahora, amplificador.

Desde un punto de vista matemático esta observación no es una sorpresa. Puede entenderse como el comportamiento genérico de sistemas dinámicos. De acuerdo con los teoremas generales de la teoría de bifurcaciones, sólo hay un número finito de maneras en las cuales un sistema puede cambiar de régimen, cambio que ocurre en forma súbita y no progresiva (Sornette, 2013). En su excelente revisión del tema Mark Newman, de la Universidad de Michigan en Ann Arbor, discute las distribuciones estadísticas de la ley de potencia y describe varios mecanismos propuestos para explicar la ocurrencia de la ley de potencia, destacando cuatro: 1) El mecanismo llamado tolerancia altamente optimizada de Carlson y Doyle; 2) el mecanismo de Sneppen y Newman enfocado al comportamiento de agentes bajo estrés; 3) el proceso de Udney Yule y los fenómenos críticos y 4) el concepto de estado crítico auto-organizado de Per Bak (Newman, 2006).

La tolerancia altamente optimizada (*highly optimized tolerance* o HOT) de Carlson y Doyle (1999) propone que, en sistemas naturales o humanos organizados para ofrecer un desempeño robusto a pesar de las incertidumbres en el ambiente, se genera un trueque entre el rendimiento, el costo de los recursos y la tolerancia al riesgo, lo que conduce a diseños altamente optimizados que predisponen a ocasionales eventos, generalmente indeseables, de gran magnitud. Las características principales de los sistemas con estado HOT incluyen: 1) alta eficiencia, desempeño y robustez a incertidumbres para las que están diseñados; 2) hipersensibilidad a defectos de diseño o a perturbaciones no previstas; 3) configuraciones estructurales especializadas, no genéricas; y 4) se sujetan a ley de potencia. Tiene como ejemplo clásico el de los incendios forestales y está basado en el modelo de percolación (Carlson, 1999).

Otro mecanismo matemáticamente similar a HOT es el del *ruido coherente* propuesto por Sneppen y Newman (1997). En este mecanismo, un cierto número de agentes o especies está sujeto a estrés de diferentes tipos y cada agente posee un umbral de estrés por encima del cual será eliminado, es decir que la especie se extinguirá. Las especies extintas son reemplazadas por nuevas especies con umbrales de stress seleccionados aleatoriamente, lo que da como resultado neto que el sistema se auto-organiza a un estado final donde muchas de las especies poseerán umbrales altos de tolerancia al estrés.

Este tipo de fenómeno muestra eventos de re-organización cuyos tamaños se distribuyen siguiendo la ley de potencia a lo largo de muchas décadas. Además, el sistema muestra réplicas (*aftershock events*) con la misma distribución. Los autores proponen que, bajo la acción de una fuerza local lenta, algunos sistemas con interacciones de corto alcance pueden organizarse a un estado crítico sin que sea necesario el ajuste fino de algún parámetro.

El proceso de Yule es un mecanismo conocido como “el rico se hace más rico” o ley de Gibrat⁸⁴, principio de ventaja acumulativa o de selección preferencial. Consiste en que una alternativa que ocupa un lugar prominente como posible elección, tendrá mayor probabilidad de ser elegida, por lo tanto, tendrá un efecto amplificador matemáticamente demostrado como una distribución que sigue la ley de potencia en su cola (Newman, 2006; Yule, 1925). Probablemente este mecanismo sea adecuado para explicar que el tamaño de las empresas y su frecuencia en un mercado, la frecuencia de las palabras en un texto o el patrimonio de las familias, muestre distribución de colas pesadas y se someta a la ley de potencia. Sin embargo, para explicar la mecánica que determina que las caídas de precios de activos bursátiles que rebasan cierto nivel crítico se extiendan en forma auto-organizada con características como las demostradas en este trabajo, consideramos que el proceso descrito por Per Bak como una auto-organización al estado crítico o *Self-Organized Criticality* es la mejor opción (Bak, 1987).

En su libro *How Nature Works*, Per Bak [1948-2002]⁸⁵, físico teórico danés, busca modelar la naturaleza “en un estado perpetuamente fuera de balance, pero organizado en un estado tal —el estado crítico— en el que cualquier cosa puede suceder dentro de ciertas leyes estadísticas bien definidas”. Su enfoque está guiado por la pregunta ¿por qué la naturaleza es compleja y no simple, como quedaría implícito en las leyes de la física? (Bak, 1996; Tebaldi, 1999; Frigg, 2003).

Partiendo de la estructura fractal de ciertos procesos y la tendencia a que ocurran eventos catastróficos, Bak elabora su teoría alrededor de la ley de potencia tratando de contestar la pregunta: “¿Cómo es que el universo, habiendo comenzado con unos pocos tipos de partículas elementales en el *Big Bang*, terminó con la presencia de vida, historia, economía y literatura?” Según el físico danés, el comportamiento complejo de la naturaleza refleja una tendencia de los grandes sistemas con muchos componentes a evolucionar hacia un estado “crítico” pausado, muy fuera de equilibrio, donde pequeñas perturbaciones pueden conducir a eventos como avalanchas de todos tamaños (Bak, 1996).

Per Bak hace referencia a un experimento hipotético al que llama el paradigma del montón de arena⁸⁶ que consiste en una superficie plana sobre la que lentamente se deposita arena, un grano a la vez. La superficie plana representa el estado de equilibrio general; es el estado de

⁸⁴ Principio definido por Robert Gibrat en 1931 partiendo del principio de que la tasa de crecimiento proporcional de una firma es independiente de su tamaño absoluto y da lugar a un proceso de distribución log-normal. Empíricamente, la cola de una distribución log-normal es indistinguible de la ley de Zipf. En otras palabras, los procesos caracterizados por la ley de Gibrat convergen a una distribución límite que puede ser log-normal o ley de potencia, dependiendo de supuestos más específicos acerca de los procesos de crecimiento estocástico.

⁸⁵ Per Bak murió en Copenhague a los 53 años de edad por complicaciones sistémicas tardías secundarias al trasplante de médula ósea que se le practicó como tratamiento de una grave enfermedad hematológica llamada síndrome mielodisplásico.

⁸⁶ El experimento de Bak se hizo en simulaciones de cómputo obteniendo los resultados esperados. Se ha hecho también de manera real con granos de arena, en cuyo caso ha dado resultados ambiguos (Jaeger, 1989; Evesque, 1993). El experimento también se ha hecho con granos de arroz y no todos los tipos de granos generan avalanchas en ley de potencia (Frette, 1996).

más baja energía, ya que lógicamente, será necesario emplear energía para erigir cualquier estructura alzada sobre el plano.

Inicialmente, los granos de arena se quedarán más o menos donde son depositados. Al aumentar la cantidad de estos, el montón va creciendo y la pendiente de sus lados se hacen más pronunciada. En cierto momento habrá pequeños deslizamientos de arena, y en otros, pequeñas avalanchas. Los granos que descienden de la cima, caerán sobre otros granos a los que precipitarán hacia abajo. Al principio, los deslizamientos ocurren localmente sin afectar zonas alejadas del montón de arena. Sin embargo, conforme la pendiente aumenta, un solo grano agregado podrá hacer que haya grandes deslizamientos de arena ya que el montón habrá alcanzado un punto máximo de equilibrio. A partir de entonces la arena que se agregue, caerá por los lados de la superficie plana. Es en este momento cuando podrán aparecer grandes avalanchas que afecten la totalidad de la estructura del montón de arena. Esto es la auto-organización al estado crítico de Bak, Tang y Wiesenfeld (Bak, 1987).

Al agregar más granos de arena el sistema se ha transformado de un estado en el que los granos siguen sus propias dinámicas locales, a un estado crítico en que la dinámica emergente es global, situación (emergente) que no hubiera podido anticiparse a partir de las propiedades individuales de un grano de arena (Bak, 1996).

Siguiendo este modelo, proponemos que, tras el alza sostenida en los precios de acciones o índices se alcanza un estado de “equilibrio” precario. En dicho estado el mercado estará preparado para generar avalanchas. A partir de ese momento, serán necesarias dos condiciones para que los precios se despeñen: 1) un “disparador” exógeno o endógeno que provoque el descenso inicial de los precios, y 2) que el descenso alcance cierto nivel crítico en el cual se podría auto-organizar, es decir, se inicie el reclutamiento progresivo de ofertantes en el mercado, quienes, sin atender a los “fundamentales” buscarán limitar sus pérdidas deshaciéndose de sus posiciones en cuanto encuentren comprador.

Bajo el principio de la heterogeneidad de los agentes, cada uno de ellos tendrá condiciones particulares (exposición al mercado, rendimientos o pérdidas acumuladas, políticas particulares de inversión y de control de riesgos, niveles distintos de tolerancia o aversión al riesgo, posibles llamadas de margen de su bróker), lo que determinará una dispersión amplia en cuanto al nivel umbral que será necesario alcanzar antes de disparar en él o ella un proceso de venta.

Es importante anotar que, si se alcanza el nivel crítico, la reacción de los ofertantes se disparará independiente del contexto fundamental del momento y de las expectativas previas de esos agentes. La venta estará determinada únicamente por la información endógena (del mercado) consistente en la reciente caída de precio de cierta magnitud o hasta cierto nivel. En términos sistémicos, una vez alcanzado el punto crítico o nivel de transición de fase, el sistema diverge de su trayectoria previa y entra en un proceso dinámico distinto, auto-organizado.

Una explicación paralela es la de Jean-Philippe Bouchaud, quien ha sugerido que esta dinámica errática de los mercados es en gran medida de origen endógeno, propuesta que explica argumentando que el mercado opera en un régimen de liquidez manifiesta evanescente, aunque con alta liquidez latente, lo que determina la hipersensibilidad que tiene a las fluctuaciones de precios. Bouchaud identifica un peligroso bucle de retroalimentación positiva con la separación entre el precio de oferta y demanda (ampliación del *spread*) lo cual, agregado al incremento en la volatilidad puede conducir a crisis de micro-liquidez generadoras de amplios saltos en los precios (Bouchaud, 2010).

En este apartado, el enfoque de la discusión ha sido la auto-organización en los mercados, de lo cual tentativamente debería encontrarse evidencia en las series de tiempo financieras, sin embargo, antes de pasar al siguiente tema resulta importante reflexionar sobre los procesos de auto-organización en general y su consecuencia de largo plazo, la complejificación observada en el universo.

Nos preguntamos cómo es que el universo, a través de ~13,730 millones de años, de un estado primitivo en el que era simple; pequeño, con altísima densidad, presión y temperatura, bastante homogéneo y constituido sólo por partículas subatómicas y sus anti-partículas, a pasado a ser inmenso y tener un grado de complejidad muy alto; heterogéneo, de baja densidad, presión y temperatura, con poco más de 100 elementos químicos existentes en estado natural, organizado en dos billones de galaxias y un número aún más portentoso de planetas⁸⁷. ¿Cómo es que, desde ese “humilde” origen, en uno de los planetas, nuestra Tierra, hogar de millones de especies vivas y muchas más extintas⁸⁸, el *homo sapiens sapiens*, ha alcanzado el altísimo grado de conciencia que conocemos?

¿Cómo ha ocurrido esta complejificación en un sistema cerrado (el universo entero) en el que la entropía necesariamente aumenta en forma despiadada? ¿Si la naturaleza toma el camino más accesible (de mayor a menor orden), cómo ha podido —parafraseando a Dawkins— escalar la montaña improbable hasta crear la bolsa de valores y sus manifestaciones sutiles observables en las series de tiempo como la leptocurticidad, los cúmulos de alta volatilidad, las burbujas especulativas y los *crashes* bursátiles?⁸⁹

De acuerdo con esta línea de reflexión, sería necesario explicar la ubicua producción de orden a partir del desorden y crear una base conceptual que justifique dicha transformación. Aquí sólo bosquejaremos unas primeras ideas sobre entropía, neguentropía, autopoiesis y autocatakinesis.

Los primeros autores que destacaron la importancia de entender a los sistemas vivientes como estructuras que fluyen y que están abiertas a su entorno fueron dos austriacos: el biólogo Ludwig von Bertalanffy [1901-1972] y el físico Erwin Schrödinger [1887-1961], quienes difundieron la idea de los seres vivientes como corrientes de orden. Postularon que, como las llamas de fuego, los seres vivos se construyen alimentándose de la “negentropía”⁹⁰ (energía potencial) que extraen de su ambiente (Bertalanffy, 1968; Schrödinger, 2012)⁹¹.

⁸⁷ Se estima que existen al menos 2,000,000 millones de galaxias en el universo (2×10^{12}). Las galaxias enanas están formadas por unas 10^7 estrellas, y se estima que las galaxias gigantes alcanzan 10^{14} estrellas. Actualmente se han identificado poco más de 3,000 planetas extra-solares. En 1988 se pensó por primera vez que se había identificado un planeta exterior al Sistema Solar, sin embargo, en 1992 se identificó el primer planeta extrasolar plenamente confirmado. Su nombre es PSR B1257+12 (Planeta extrasolar, Wikipedia, 2 de noviembre de 2016).

⁸⁸ El número real de especies es muy impreciso y varía notablemente según las fuentes. Algunas estimaciones abarcan un total de entre 1,5 y 2 millones de especies, aunque un estudio de 2011 aumenta esa cifra hasta un rango que va de 7,5 a 10 millones (Especie, Wikipedia, 2 de noviembre de 2016).

⁸⁹ En la obra citada de Richard Dawkins, el biólogo y etólogo inglés propone que la evolución es ciega en cuanto a no tener un propósito o intención, a pesar de lo cual ha sido capaz de generar el portentoso mundo que hoy podemos observar, poblado con una variedad casi infinita de especies, aparentemente diseñadas para acomodarse en su entorno en forma óptima, sin embargo, han surgido sólo a partir de la reproducción con variación y la selección natural debida a la competencia por recursos escasos (Dawkins, 1998).

⁹⁰ *Neguentropía*, también conocida como entropía negativa, *sintrópía*, *extropía* o *ectropía*, es la entropía que exporta un sistema viviente hacia su entorno para mantener baja o aún disminuir su propia entropía. Erwin Schrödinger presentó este concepto en su libro *What is Life?* (1944).

⁹¹ En la antigüedad, fue el filósofo presocrático Heráclito de Éfeso [535-484 aEC] quien propuso que el mundo era un proceso continuo de flujo transformador. Esta idea fue contraria a su coetáneo Parménides de Elea [540-470 aEC] para quien la realidad verdadera era enteramente estática.

Poco después el físico belga (nacido en Moscú) Ilya Prigogine [1917-2003] denominó a estos sistemas “estructuras disipativas” (Prigogine, 1984).

En 1972, los biólogos chilenos Humberto Maturana y Francisco Varela acuñaron el término *autopoiesis* para designar una propiedad de los sistemas que los capacita para reproducirse a sí mismos⁹². El término está emparentado con auto-organización, auto-renovación, auto-creación, auto-generación, auto-perpetuación y otros similares, sin embargo, *autopoiesis* tiene un significado especial único que sólo aplica a seres vivos. Representa una forma de organización en la que un conjunto de procesos permite que a pesar del continuo recambio de materia y energía por el que pasa una célula, esta mantiene sus características distintivas, su identidad y un grado relativo de autonomía. Por la *autopoiesis*, una célula produce no sólo millones de componentes a lo largo de su vida, sino lo que es más asombroso, se produce a sí misma (Zeleny, 1981).

Las entidades *autopoiéticas* tienen entre sus propiedades, poseer *unidad*. Esto les permite diferenciarse del contexto en el que se encuentra. Asimismo, sus componentes realizan procesos productivos de síntesis, transformación y destrucción. Estos componentes muestran una compleja relación entre ellos, lo que genera una organización que se mantiene invariante y cerrada, con clara delimitación topológica generada desde su interior, la que la separa del entorno. El arreglo espacio-temporal particular de sus componentes genera una estructura, y los procesos que ahí se realizan tienen carácter recursivo para mantenerse y realizarse, lo que hace que los componentes sean inter-dependientes. Como ya se comentó, es la organización de los componentes más que los componentes mismos (o sus manifestaciones estructurales), lo que provee las condiciones necesarias y suficientes para la *autopoiesis*, por ende, para la vida misma (Varela, 1973).

Stuart Kauffman ha observado que “ya que todos los sistemas vivientes son sistemas fuera de equilibrio —incluso, ya que la misma biosfera es un sistema fuera de equilibrio impulsado por el influjo de radiación solar— de ser posible, sería de la máxima importancia establecer leyes generales capaces de predecir el comportamiento de todos los sistemas fuera de equilibrio” (Kauffman, 1995). Se han hecho esfuerzos productivos también en este sentido.

La termodinámica clásica, basada en la conservación de materia y energía y en el aumento de la entropía que acompaña a todo evento natural, predice con alto grado de confiabilidad que los sistemas macroscópicos, independientemente de la complejidad que tengan, llegarán a un estado de equilibrio si se les deja solos. En cambio, dicha disciplina tiene poco que decir de los estados que evolucionan fuera del equilibrio. Esto se debe, en parte, a que las leyes clásicas de la termodinámica, limitadas en el grado y dirección de los cambios, son ajenas a los procesos que generan esos cambios. Para explicar esto, Morel y Fleck han propuesto que existe una Cuarta Ley de la Termodinámica que extiende de manera significativa el dominio de la termodinámica clásica incorporándola a los sistemas que evolucionan (Morel, 2006).

La Primera y Segunda Leyes son necesarias para describir los cambios a nivel de reacciones químicas. La Tercera Ley aplica a condiciones especiales en que la temperatura se aproxima

⁹² El término *autopoiesis*, (del griego *αυτοζ* = “propio”, “él mismo”; *ποιεῖν* = “producir o generar” y el sufijo *σις* = “acción”) quiere decir, literalmente, auto-producción. Aparece definido en el libro de Varela titulado *De Máquinas y Seres Vivos* de la siguiente forma: “Una máquina *autopoiética* es una máquina organizada como una red de procesos de producción (transformación y destrucción) de componentes que: (i) a través de sus interacciones y transformaciones continuamente regeneran y realizan la red de procesos (las relaciones) que los han producido, y (ii) la constituyen (la máquina) como una unidad concreta en el espacio en el que ellos (los componentes) existen, especificando el dominio topológico de su realización como tal de una red” (Varela, 1973).

al cero absoluto. Sin embargo, como lo propuso Konrad Lorenz⁹³, un asunto “que necesita urgentemente ser explicado, es que, en aparentemente contradicción con las leyes de la probabilidad, la vida parece desarrollarse de lo más probable hacia lo menos probable, de un sistema de orden inferior, a uno de orden superior. Basándonos en el principio de fecundidad⁹⁴ nos preguntamos ¿por qué, si la vida produce tanto orden como puede, y considerando la evolución como un todo, el mundo produce lo que aparenta ser un proceso progresivo que va de un estado más probable, a uno menos probable?” (Lorenz, 1995). Rod Swenson lo plantea así: “¿Por qué si la transición del desorden al orden es infinitamente improbable, como lo propuso Boltzmann, el mundo, de hecho, está en el negocio de producción de orden?” (Swenson, 1997).

La Ley de Producción de Máxima Entropía (LMEP por sus siglas en inglés, *Law of Maximum Entropy Production*) propuesta por Swenson, nos acerca a una respuesta tentativa. La LMEP sostiene que un sistema fuera de equilibrio tomará el camino que maximice la producción de entropía, dentro de ciertas restricciones externas que le sean impuestas (Swenson, 1989). A esto, el mismo autor le ha llamado *autocatakinesis*⁹⁵ (principio de auto-organización dinámica), definido como un sistema que mantiene su “yo” como una entidad constituida por, y empíricamente identificada como, un conjunto de relaciones no lineales (causalidad circular) a través de la disipación o quiebre del potencial de campo (medioambiental) en un continuo movimiento coordinado de sus componentes (Swenson, 1997).

3.10 Sistemas Complejos Adaptativos

Para abordar el estudio de los mercados secundarios de capitales y de una de sus manifestaciones más interesantes, la fluctuación de los precios de los activos que se comercian en ellos, en esta tesis se utiliza el concepto de Sistemas Complejos Adaptativos (en adelante CAS, por sus siglas en inglés *Complex Adaptive Systems*) de Murray Gell-Mann (1994a, 1994b), John Holland (1995) y Brian Arthur (1997), modelo que se ha nutrido con ideas derivadas de teoría de sistemas, de cibernética y de teoría de complejidad y que ha sido fertilizado con aportaciones de otros autores como Herbert Simon (1962), Jean Piaget (1973), Thomas Schelling (1978), Ilya Prigogine (1984), Brian Goodwin (1994), Stuart Kauffman (1991, 1995), Philip Anderson (1999) y Rolando García (2000), entre otros.

La serie de metodologías que comúnmente se asocian con los CAS se han aplicado al estudio y la descripción, tanto de sistemas naturales —el cerebro, el sistema inmune, un nicho ecológico o un grupo social— como de sistemas artificiales creados en computadora —inteligencia artificial, redes neuronales artificiales o programas que evolucionan mediante algoritmos genéticos—. Todos ellos se caracterizan por un rico cortejo de patrones de

⁹³ Konrad Lorenz [1903-1989], padre de la etología y epistemólogo austriaco, relevante en ambos campos. Recibió el Premio Nobel de Medicina en 1973 por su descripción de la impronta (*bonding*) entre la madre y la cría recién nacida. Junto con Karl Popper y Jean Piaget, Lorenz es uno de los fundadores de la epistemología evolutiva, próxima a la epistemología genética de Piaget, aunque con diferencias clave.

⁹⁴ En biología el principio de fecundidad establece que, dentro de las restricciones existentes, la naturaleza actúa para maximizar la cantidad de vida por unidad de área. Bajo esta lógica, la selección natural depende de la dinámica intencional de los seres vivos. La selección natural no explica la dinámica intencional, es una consecuencia de ello (Swenson, 1997).

⁹⁵ El término *autocatakinesis* (del griego αυτοζ = “propio”, “él mismo” o “el yo”; κατα = “hacia abajo”; κινεν “movimiento” y el sufijo σιζ = “acción”) hace referencia al movimiento de cuerpos materiales y las fuerzas o energía asociadas con ese movimiento o que causan ese movimiento. Está emparentado con el término autocatálisis, que en química se refiere al proceso mediante el cual un compuesto induce y controla (aumenta la velocidad de...) una reacción química sobre sí mismo, reacción que puede generar la producción de sí mismo.

comportamiento que emerge como resultado de las interacciones espacio-temporales que se dan entre un gran número de componentes interconectados profusamente en diferentes niveles o estratos de organización.

En el corazón de CAS está el concepto de sistema, el cual “no es sólo una colección de objetos (o sujetos) amontonados, sino que es un conjunto de elementos interconectados, interdependientes y coherentemente organizados en una totalidad, de tal forma que logran algo específico, común a sus partes, denominado *funcionamiento*” (García, 2000).

Un sistema tiene cuatro atributos esenciales: a) elementos que lo componen (agentes), b) interconexiones entre sus elementos y con otros sistemas del contexto o entorno⁹⁶, c) funcionamiento o propósito general y d) emergencia de patrones de comportamiento no presentes en sus componentes aislados (Figura 3.7).

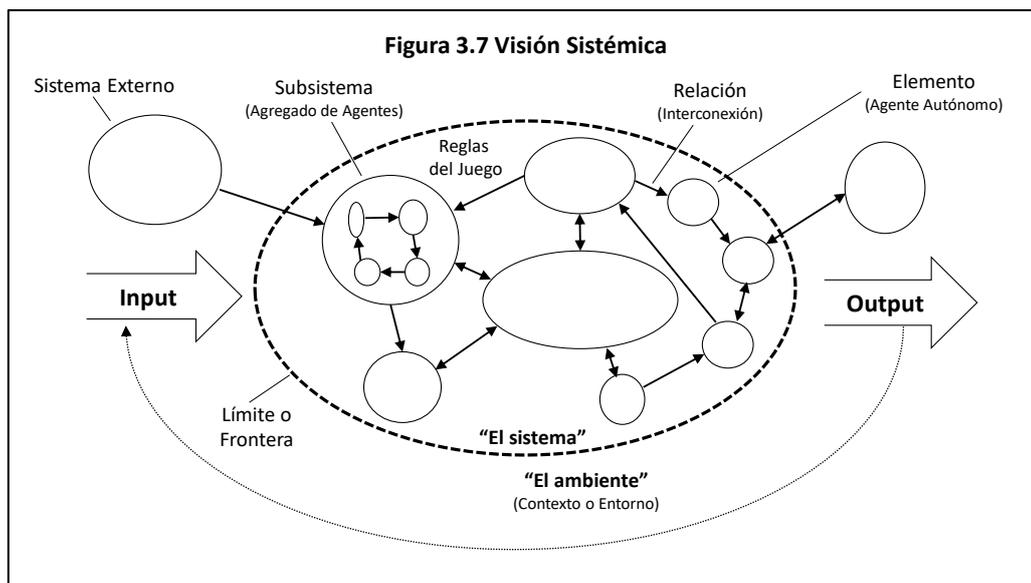


Figura 3.7 Visión Sistémica: Los objetos de estudio (sistemas) están compuestos por elementos interconectados dentro de un límite. Un sistema abierto intercambia con su entorno información, materia y energía, tiene una identidad y una función particular. Fuente: Elaboración propia siguiendo a M. Jackson (2000).

Elementos: Utilizando el lenguaje de los economistas se acostumbra llamar agentes a los múltiples elementos individuales de un sistema (el sistema financiero en nuestro caso), mismos que interconectados le dan forma, estructura y características funcionales (lo organizan, es decir, le dan organicidad). Los agentes son unidades activas autónomas y heterogéneas, dotadas de capacidades y recursos individuales y de esquemas de comportamiento y funciones propios⁹⁷. Su comportamiento está exento de un control central, no obstante, un determinante del comportamiento de cada agente es un conjunto de reglas generales aplicable a todos los elementos del sistema⁹⁸. Además, aunque los agentes son autónomos, suelen ser influenciados por la conducta y las variables de estado de otros agentes localizados en su vecindad.

De la organización jerárquica de los sistemas complejos deriva la forma de relación entre sus elementos, de ella surgen las propiedades emergentes del sistema, y ella determina que en

⁹⁶ Rolando García (2008) los llama *condiciones del contorno* o *condiciones en los límites*.

⁹⁷ Los agentes son relativamente simples comparados con la complejidad del sistema en su conjunto.

⁹⁸ La forma, la estructura, las interconexiones entre agentes son todos flexibles, dinámicos y adaptativos de tal manera que el entorno y sus componentes co-evolucionan con el sistema en cuestión en una coreografía en que todos, agentes vivos o inanimados, se adaptan a todos los demás y a su contexto.

cada estrato organizativo existan reglas de operación propias. Las reglas de cada nuevo nivel superior (de organización) no podrán violar las reglas de niveles previos, es decir, las leyes que operan en niveles de organización inferiores constriñen y acotan a las leyes de niveles superiores. Por lo tanto, si se considera alguna ley o teoría que viole leyes de niveles más elementales, deberá ser descartada. En el mismo sentido, las propiedades emergentes identificadas en cualquier nivel de organización deberán ser consistentes con las propiedades de niveles inferiores (Holland, 2014)⁹⁹.

Según el modelo de Holland, los agentes que componen a un sistema complejo tienen tres niveles de actividad: a) *Desempeño* (habilidades que ponen en práctica momento a momento), b) *Asignación de valor* (califican la utilidad de distintas habilidades disponibles) y c) *Descubrimiento de reglas* (generación de nuevas habilidades). El desempeño de los agentes hace referencia al repertorio de conductas de un agente en un punto en el tiempo, conductas que generalmente toman la forma de “Si/Entonces” creando rutinas o sub-rutinas, como se hace en un programa de cómputo en respuesta a señales recibidas y enviadas. Conforme los agentes acumulan experiencia, encuentran que algunas de las rutinas que han utilizado resultaron inútiles o aún perjudiciales. Para adaptarse, los agentes necesitan tener una manera de evaluar cuantitativamente la fuerza que tiene cada respuesta empleada para permitirle lograr el objetivo perseguido o para ascender en el paisaje de aptitudes. Frente a los beneficios que otorga una estrategia (esquema), deberán compararse los costos que representan seguir esa rutina específica, incluyendo quizás, el costo de oportunidad¹⁰⁰ (Holland, 2014).

Cuando un agente trata una regla como una hipótesis que debe probar, al asignarle valor a la regla le estaría confirmando parcialmente. De esta forma, reglas fuertes serían hipótesis parcialmente confirmadas, mientras que reglas débiles serían hipótesis parcialmente rechazadas.

Si el agente es capaz de sustituir reglas débiles por reglas nuevas, las que plausiblemente serían mejores, podrá adaptarse mejor y ascender a un nivel superior de aptitud. En este punto es pregunta obligada ¿cómo pueden surgir reglas nuevas?

El propio John Holland propone la siguiente respuesta: Existe una idea llamada “*the building block thesis*”¹⁰¹. Esta sostiene que la mayor parte de lo que sabemos del mundo se basa en descripciones y mecanismos armados a partir de bloques de construcción elementales (Holland, 1992).

Así como en física los nucleones son construidos a partir de quarks, los átomos de nucleones y electrones, las moléculas de átomos, etcétera, en biología el DNA del cromosoma está construidos con 4 nucleótidos, las proteínas de 21 aminoácidos y las células alrededor de 1,000,000 de macromoléculas, incluyendo proteínas, lípidos y enzimas (las cuales se renuevan más de 100 mil veces a lo largo de la vida).

⁹⁹ Estas características no son mencionadas como requisitos normativos de cómo debe hacerse el abordaje a la complejidad, sino para facilitar la comprensión de los sistemas y para evitar identificar ciertos eventos de salida como propiedades emergentes cuando no lo son.

¹⁰⁰ Podemos pensar por ejemplo en que ciertas rutinas podrían demostrar ser superiores en cuanto le permiten al agente conseguir alimento o aparearse, a la manera del reforzamiento del condicionamiento pavloviano. Bajo este criterio, podemos imaginar que, al adoptar una conducta, el agente asume un costo, un resultado favorable en un estadio sucesivo podría considerarse como pago del costo asumido en el estadio predecesor al tomar una decisión (generar una señal). De esta manera se establece una cadena de reglas donde cada regla es activada por una señal emitida por su precursor en la cadena. Una regla ganará fuerza o predominancia (valor) si el resultado de aplicarla genera una ventaja (utilidad o ganancia) al comparar el estado final con el estado inicial en el paisaje de aptitudes.

¹⁰¹ *Tesis de los bloques de construcción.*

Todos los objetos que reconocemos están siempre definidos por sus partes más elementales, bloques reusables, como cuando describimos un árbol compuesto por raíces, tronco, ramas y hojas, o un caballo formado por patas, tronco, cuello y cabeza. El lenguaje está compuesto por un conjunto finito de sonidos, si es hablado, o por el arreglo de 27 letras (en español), si es escrito. Las letras o los sonidos son considerados “generadores” y a las reglas que se siguen para combinarlos y formar frases legítimas, se les llama “operadores”.

Se ha sugerido que las innovaciones en los CAS resultan básicamente por la recombinación de componentes ya conocidos, hecha en formas novedosas. Esta maniobra incorpora la experiencia, con ello se incrementa sustancialmente la plausibilidad de una nueva hipótesis o regla útil. La recombinación de bloques de construcción está en el corazón de la heterogeneidad de los agentes en su capacidad de especializarse, así como en el surgimiento de propiedades emergentes características de los sistemas complejos (Holland, 2000).

Interconexiones: Las interconexiones entre los elementos componentes de un sistema consisten, principal pero no exclusivamente, en mecanismos de intercambio de información¹⁰². Esto hace posible un comportamiento colectivo orgánico coherente de gran escala, con una rica estructura dinámica que resulta de la interacción repetida, recíproca y cambiante de sus elementos constitutivos. De ello deriva que la totalidad del sistema muestra propiedades o patrones de conducta cualitativa y cuantitativamente distintos de la suma o promedio del proceder de las partes.

Es común que los elementos de un sistema tiendan a formar agregados en los que se incorporan números variables de agentes. Al agregarse, los agentes pierden parte de su autonomía para adoptar conductas imitativas o grupales, muchas veces sincrónicas. De esta manera se integran en sub-sistemas.

En el mismo sentido, a través de bucles de retroalimentación positivos o negativos, los eventos de un nivel de organización superior tienen impacto en eventos de estratos inferiores y viceversa. Por ejemplo, los movimientos en un índice bursátil afectan las decisiones de agentes de comprar o vender una acción en particular e igualmente las decisiones de compra-venta a nivel de un agente o grupo de agentes en un título particular, impacta el desplazamiento de un índice sectorial o de un índice general del mercado de base amplia.

Ya se ha comentado que las interconexiones de los elementos, más que los elementos mismos, determinan la estructura del sistema y de ella derivan muchas de sus propiedades. Como ejemplo de este concepto puede citarse el cambio radical que se observa en las propiedades de las distintas formas alotrópicas del carbón mostradas en la Figura 3.8¹⁰³. Cabe destacar que el diamante (Fig. 3.8a) es transparente, incoloro, muy duro, abrasivo, transmisor de temperatura, aislante eléctrico, escaso y muy caro; mientras que el grafito (Fig. 3.8b) es opaco, negro, muy suave, lubricante, aislante térmico, conductor eléctrico, es muy abundante y barato.

En su forma pura, ambos compuestos consisten exclusivamente en cristales compuestos de átomos de carbono, por lo tanto, su diferente estructura cristalina y propiedades físicas dependen de las distintas formas en que se interrelacionan los átomos, de modo que la

¹⁰² La información de que hacemos referencia aquí está contenida básicamente en la estructura dinámica del sistema, es decir, la forma en que se relacionan los agentes es en sí un reservorio de información.

¹⁰³ Este ejemplo consiste en un sistema físico complejo, no es un sistema adaptativo. Aquí se presenta como un símil de lo que tratamos de comunicar en cuanto a que la estructura, por ende, las propiedades de un sistema dependen más de la forma en que se inter-relacionan sus componentes (átomos de carbón en el ejemplo) más que las propiedades de sus componentes en sí.

diferente estructura determina las características físico-químicas que distinguen a ambos compuestos.

Aquí podríamos preguntarnos si pueden deducirse las propiedades emergentes de un sistema de las propiedades de sus componentes, en este caso anterior, ¿pueden deducirse las propiedades del diamante o del grafito, de las propiedades del carbono?

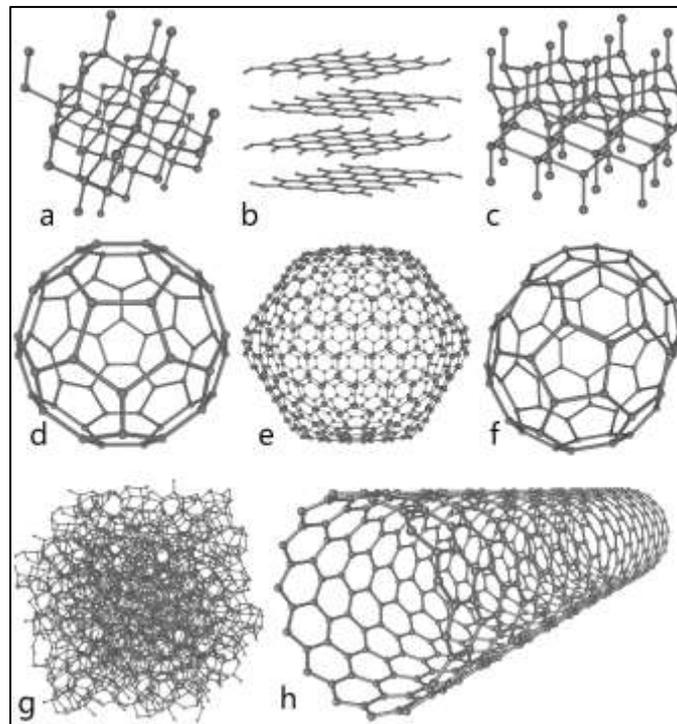


Figura 3.8 Formas Alotrópicas del Carbono: a) Diamante, b) Grafito, c) Lonsdaleita, d-f) Fullerenos (C_{60} , C_{540} , C_{70}), g) Carbón Amorfo, h) Nanotubo de Carbono. Fuente: Esquemas creados por Michael Ströck en 2006 y publicados bajo el GFDL. Copyright bajo los términos del *GNU Free Document Licence*.

Esta pregunta es abordada con mucha claridad por el químico Pier Luigi Luisi quien apunta que la relación entre las propiedades emergentes y las propiedades de los componentes de bajo nivel tienen dos caras: en una de ellas, podemos preguntarnos si es posible predecir cuáles serán dichas propiedades, la otra es si podemos deducirlas. La conclusión de Luisi es que, si conocemos la emergencia, podemos explicarla y quizás deducirla, a posteriori, de las propiedades de los elementos en un nivel inferior de organización, pero si no las conocemos, en principio no podemos predecirlas a partir de verdades que conocemos de los elementos de un dominio de nivel inferior (Luisi, 2010).

Esto es lo que se conoce como “emergencia fuerte” o emergencia radical (Schröder, 1998). Por otro lado, existe una forma de emergencia llamada “débil” o inocente en la que el fenómeno de alto nivel surge de un dominio de nivel inferior, y aunque ciertas verdades concernientes al nivel superior son inesperadas, es posible deducirlas (aunque quizá sea imposible por dificultades técnicas como falta de potencia o habilidad de cálculo), dado lo que conocemos de los principios que gobiernan o dirigen el dominio de bajo nivel (Bedau, 1997).

Propósito o Funcionamiento: El primer propósito de todo sistema es sobrevivir o persistir como entidad diferenciada con límites definidos, estructura específica e identidad propia. Un sistema se encuentra embebido dentro de un contexto que, como él mismo, no es estático o

inmutable sino dinámico y evolutivo, contexto al que el sistema tiene que adaptarse y con el cual co-evolucionan al igual que co-evolucionan los agentes o elementos que lo componen.

Para lograr adaptarse al contexto y seguir alcanzando sus objetivos, los agentes deben identificar patrones consistentes y repetitivos en su ambiente¹⁰⁴, patrones que puedan diferenciar de aquellos eventos incidentales o aleatorios. Gell-Mann propone que, al identificar dichos patrones, los agentes los comprimen y los traducen en símbolos con los que construyen modelos o esquemas. A partir de los esquemas, se activan secuencias de acciones que han de tomarse como respuestas a los cambios percibidos en el contexto. Los esquemas representan en forma más o menos precisa las nuevas condiciones detectadas. A base de hacer predicciones, los esquemas determinan la adopción de respuestas o actitudes que pudieran dar a los agentes alguna ventaja en el “paisaje de aptitudes” en el que se ubican (Gell-Mann 1994b).

El paisaje de aptitudes (*fitness landscape*) no es algo físico en el entorno, sino que consiste en el conjunto de todas las estrategias de supervivencia disponibles en un momento dado para todos los agentes que interactúan y compiten en un sistema, o todos los sistemas que interactúan y compiten, en un supra-sistema¹⁰⁵. El paisaje de aptitudes es dinámico; depende de la disponibilidad y ejercicio de capacidades de cooperación o competencia entre los agentes de un sistema, mismos que cuando compiten desarrollan una especie de “carrera armamentista”, por así llamarla, o cuando cooperan, construyen alianzas más o menos íntimas como las desarrolladas entre simbioses que comparten sus propiedades generando ventajas mutuas.

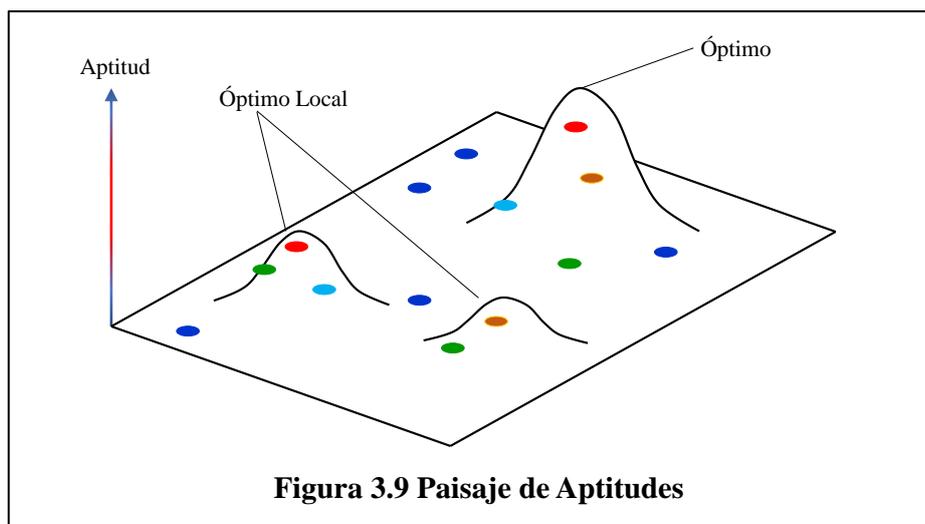


Figura 3.9 Paisaje de Aptitudes: Se representan tres cimas de aptitud, una de las cuáles es más alta que las otras dos. En colores se representan distintos sistemas (entidades) que compiten por ascender en el paisaje de aptitudes buscando la mejor adaptación. Fuente: Elaboración propia siguiendo a Kauffman (1987).

¹⁰⁴ Habrá que considerar un micro-ambiente interno al sistema e inmediato al agente analizado y un macro-ambiente externo al sistema, con estratos sucesivos de inmediatez decreciente.

¹⁰⁵ El término “paisaje de aptitudes” se aplicó inicialmente en biología evolutiva para mostrar la relación entre los genotipos y el éxito reproductivo en un contexto particular, bajo el supuesto de que cada genotipo (conjunto de genes de que es dotado un individuo) tiene una tasa de replicación bien definida a la que se le denomina “aptitud”. La altura de la aptitud corresponde en el esquema, a la altitud en el paisaje. Por extensión, en teoría de sistemas complejos se utiliza para hacer referencia a la aptitud de un patrón de comportamiento o respuesta de un agente, para adaptarse al ambiente en el que se encuentra y en el que compite con otros agentes por recursos o ventajas. El paisaje está dado por el conjunto de estrategias de los agentes y cambia continuamente al paso del tiempo y al hacer los demás agentes innovaciones o modificaciones en sus rutinas o estrategias.

En la Figura 3.9 se representa una cima de aptitudes (*Óptimo*) más alta que el resto del paisaje y más alta que otras cimas (*Óptimo Local*). Esto representa que, aunque un agente pudiera alcanzar una cima óptima local, es decir, aunque adoptara estrategias competitivas que le confirieran alguna ventaja sobre los demás agentes, para alcanzar el nivel óptimo general tendría primero que descender de su nivel actual de competencia local.

Aun estando en un nivel que en forma momentánea es óptimo, el propio paisaje de aptitudes (el conjunto de las estrategias de todos los agentes que compiten en un entorno común) puede modificarse de tal manera que, sin hacer cambio alguno, y quizás precisamente por ello, dado que los demás agentes hacen adaptaciones que les confieren ventajas en la competencia, cierta estrategia que ocupara el puesto “óptima general” podría perderlo (Holland, 1992).

Los agentes aplican una colección creciente de reglas de respuesta ante estímulos (información) cada vez más específicos, para los que tienen o desarrollan receptores. Al ser activados los receptores (estimulados), se envía un mensaje a través de vías aferentes hasta un “aparato”¹⁰⁶ que procesa el mensaje. Una vez procesada la información, se pone en práctica la respuesta que será ejecutada por un órgano efector a través de una vía eferente. De esta forma se genera un comportamiento dinámico característico de los sistemas cibernéticos, como se discute en el siguiente apartado (Figura 3.11).

En relación con el propósito de un sistema hay una dimensión discursiva más: En un espacio dado conviven entre sí los seres vivos y estos con elementos inanimados del ambiente, en un estado dinámico en el que el cambio es constante, la adaptación es la regla si se ha de sobrevivir, y el ajuste mutuo expresa el paso del tiempo, otra manera de reconciliar la idea de la entropía con el aumento en la complejidad (Gell-Mann 1994a).

Patrones emergentes: En sistemas complejos, emergencia es un cambio cualitativo espontáneo en el cual cierta característica o expresión fenoménica de un estrato superior de organización se superpone a otra distinta, presente en un nivel inferior de organización (Pepper, 1926). Emergencia implica discontinuidad e innovación en la construcción de mayor complejidad. Implica cambios en la variedad o en las limitantes de un sistema y supone el cambio de un estado menos coherente a uno más coherente, de tal manera que el sistema en su conjunto exhibe un comportamiento global espacio-temporal novedoso imposible de derivarse del comportamiento individual, comportamiento que generalmente es inesperado y sorprendente (Swenson, 1989).

La manifestación de emergencias involucra patrones de interacción que persisten a pesar del continuo recambio de los elementos o agentes que constituyen y generan dichos patrones. Por ejemplo, si imaginamos un arroyo en el que se forma una onda de agua cuando la corriente ha de sortear una roca en el camino, podemos aseverar que las moléculas de agua que configuran la onda cambian a cada instante, pero la onda persiste mientras que la roca esté ahí y el agua fluya a su alrededor. Las dinámicas que se observan en colonias de hormigas, en el fluir de los habitantes de las ciudades y en el cuerpo humano (el cual recambia todos los átomos que lo constituyen en menos de dos años) ofrecen ejemplos más complejos de esto. Los macro-patrones emergentes dependen de micro-patrones cambiantes locales y hacen de la emergencia algo fascinante y difícil de estudiar (Holland, 1998).

Es importante notar que la identidad de cada uno de los seres vivos, vistos como sistemas complejos adaptativos, se constituye y se mantiene constante a pesar del flujo incesante de

¹⁰⁶ Este aparato puede ser el menú de modelos o esquemas de que consta la memoria del agente, o bien pueden ser menús de fragmentos o módulos de esquemas con los que se construye en el momento un nuevo modelo a través de la integración o reclutamiento de los distintos módulos fragmentarios con los que se improvisa un modelo ad hoc para la respuesta necesaria en el momento presente.

sus componentes y sin importar que los componentes sean reemplazados por materiales básicos obtenidas del entorno. Asimismo, los desechos del sistema se expelen en forma degradada sin alterar la identidad del sistema. De esta manera la persistencia del sistema (la forma de la cosa) a un nivel superior (al nivel “macro”) se mantiene, y de hecho depende del continuo cambio de sus componentes básicos (al nivel “micro”).

Se dice que los sistemas vivientes son sistemas autocatkinéticos dado que “se generan a sí mismos”, a diferencia de los artefactos, como un reloj, que no lo son. Sin embargo, puede advertirse que existen sistemas no vivientes como un tornado o un huracán, o las dunas de arena que adoptan configuraciones de alta organización y conductas dinámicas en forma espontánea, a las que podemos catalogar como autocatkinéticas (Swenson, 2000).

En el modelo CAS los agentes establecen extensas interconexiones entre ellos constituyendo redes de elementos agregados en niveles jerárquicos sucesivos. Como consecuencia de la rica inter-conectividad e inter-acción entre los agentes y entre los distintos estratos organizados resulta que la acción de cada una de las partes del sistema tendrá influencia directa o indirecta sobre todas las demás partes del sistema, aunque de manera no uniforme, pues dominarán los eventos del vecindario inmediato sobre aquellos de origen más lejano¹⁰⁷.

Los agregados de agentes ponen en práctica mecanismos adaptativos mediante los cuales responden a perturbaciones o cambios percibidos en el ambiente interno del sistema, formado principalmente por cambios en los demás agentes ubicados en su proximidad. Además, los sistemas reaccionan a perturbaciones o cambios ocurridos en el contexto (lo que queda fuera de los límites del sistema), compuesto por otros sistemas con los que se tiene contacto e interacción. No obstante, cada sistema está separado de los sistemas de su contexto por límites más o menos permeables a la información y al intercambio de energía y materia, así como por una identidad e historia propias que son distintas de las de los demás sistemas¹⁰⁸.

Las respuestas que puede expresar un sistema son posibilidades entre las cuales es seleccionada una en particular mediante un conjunto de reglas heurísticas o algoritmos, respuesta que se elige para ser ejecutada con el fin de lograr una mejor adaptación a las condiciones percibidas en un momento dado. En este punto, en el que hay disponible un conjunto de respuestas posibles, es donde entra en juego el aprendizaje o adaptación, mismos que, en busca de un mejor nivel de aptitudes pueden conducir a modificar la estructura del sistema (estructura derivada de la interacción entre las partes constitutivas) o a modificar las condiciones del entorno o ambas¹⁰⁹.

Dado que los elementos de cada nivel de organización sucesivo son diferentes, sus metas, fines o propósitos pueden ser también distintos e incluso pueden entrar en conflicto. La solución de dichos conflictos puede dar lugar a un proceso de adaptación mediante reajustes en la estructura del sistema, en las reglas locales de respuesta o en las conductas específicas de los agentes, o puede modificar la identidad y funciones del sistema hasta aniquilarlo si es incapaz de encontrar soluciones viables.

¹⁰⁷ Un resultado inevitable de esta peculiaridad de los sistemas complejos es que ninguno de los agentes o componentes tiene el cuadro completo o la información total que determina al sistema en su conjunto.

¹⁰⁸ La delimitación de un sistema es un proceso conceptual necesariamente arbitrario y con el propósito de establecer dinámicas de interacción particulares. El grado de conexión e interdependencia entre los agentes componentes de un sistema se considera mayor que los de un sistema con otro, pero no es exclusivo de ellos ya que los sistemas abiertos también tienen interacción y dependencia con y de sistemas externos.

¹⁰⁹ Para un agente en particular que forma parte de un sistema, el ambiente suele ser el conjunto de otros agentes en su vecindad, mismos que también se adaptan y cambian. Por lo tanto, los esfuerzos adaptativos de un agente específico muchas veces se dirigen a adaptarse a los demás agentes adaptativos y esto genera no-linearidad en las respuestas.

La escala de tiempo en la que se da el ciclo estímulo→respuesta→adaptación puede ser de distintos órdenes de magnitud (segundos, minutos, horas, días, años, siglos o milenios) según consideremos como sistema a una cadena metabólica, una neurona, un aparato o sistema como el cardio-vascular, un organismo viviente autónomo, una empresa, un vecindario, un ecosistema, un continente geográfico o una galaxia.

En un ecosistema es fácil imaginar la co-adaptación necesaria de todos los elementos (especies) que lo integran, ya que la desaparición de un agente dentro del ecosistema deja un nicho que rápidamente será ocupado por otro agente, impulsando un ajuste o adaptación de todos los demás agentes vecinos. Si llevamos este mecanismo a una escala mayor, podemos ver que conforme los sistemas responden a cambios o perturbaciones en su entorno se adaptan, aprenden y co-evolucionan en un paisaje de aptitudes dinámico.

Podemos considerar a los agregados de agentes como meta-agentes. Estos, por un lado, tienen límites, propiedades y objetivos particulares, por otro lado, se adaptan a su macro-ambiente al mismo tiempo que se adaptan en su micro-ambiente, es decir, a otros meta-agentes con los que interactúan.

Cuando recién podemos identificar a un grupo de agentes como sistema, sus patrones de respuesta son estereotipados, casi del tipo *one-fits-all*¹¹⁰. Sin embargo, cada nuevo evento al que se enfrenta el agente que percibe, trae incluida una forma de etiqueta mediante la cual lo identifica (como el sistema inmune identifica a un antígeno). Si la respuesta básica “estereotípica” da resultado, queda ligada a la etiqueta del estímulo y cuando vuelva a aparecer dicho estímulo, volverá a aplicarse la respuesta.

De manera contraria, si la respuesta no es efectiva, no se formará la liga entre la etiqueta del estímulo y el esquema de respuesta, de tal forma que la primera respuesta será sustituida por alguna jerárquicamente inferior, hasta encontrar una que funcione. En ese momento, la etiqueta del estímulo quedará ligada con el patrón de respuesta que funcionó. Nuevas exposiciones podrán reforzar o debilitar la liga que ha surgido entre el estímulo y el esquema de respuesta aplicado.

Consideremos a continuación un nuevo estímulo con el que no ha habido contacto previo, es decir, un estímulo que no es reconocido. En tal caso, podrá quizás reconocerse una parte del estímulo o de la situación presente para cuya etiqueta (parcial) sí existe ligado un modelo de respuesta (esquema). A pesar de que el sistema enfrenta situaciones que en su conjunto son únicas, consideradas en sus partes podrán ser similares a situaciones previamente resueltas exitosamente.

A través de múltiples exposiciones a situaciones nuevas, pero similares a otras conocidas en algún aspecto, el menú de respuestas posibles va aumentando progresivamente a partir de la combinación de los algoritmos originales, a la manera de bloques, con los que se ensamblan patrones de respuesta más complejos y a la vez más específicos. El aprendizaje rápido se da cuando se tiene una mayor variedad (especificidad, efectividad y eficiencia) de patrones de respuesta relacionados con una mayor variedad (y especificidad) de etiquetas o de conjuntos de etiquetas asociadas a los estímulos percibidos.

Para entender la complejidad, Snowden propone que en un sistema complejo que tiene problemas no puede ser impuesta una solución; más bien, las soluciones surgen o “emergen” de las circunstancias (Snowden, 2007).

¹¹⁰ Imaginemos un bebé recién nacido, cuya única respuesta a cualquier perturbación (molestia) de origen externo (golpe recibido, presión en su cuerpo, ruido) o de origen interno (hambre, dolor, cólicos, miedo, incomodidad, calor o frío) es el llanto.

Los sistemas complejos tienen una historia mediante la cual el pasado está integrado en el presente. Los elementos evolucionan unos con otros y con el entorno, y la evolución es irreversible. Aunque en un estudio retrospectivo un sistema complejo pudiera parecer ordenado y predecible (como en una gráfica de precios del mercado de capitales), la retrovisión no conlleva la visión-a-futuro ya que las condiciones externas y los sistemas, cambian constantemente. En otras palabras, aunque al observar el pasado las cosas pudieran parecer obvias, esa obviedad sólo se expresa una vez que ese pasado, habiendo sido un futuro posible, puede observarse después de haber devenido en pasado.

A diferencia de lo que sucede en sistemas ordenados (triviales y deterministas) en los que el sistema restringe o limita a los agentes, o en los sistemas caóticos, en los que no hay ninguna restricción, pero tampoco hay ningún orden, en los sistemas complejos los agentes y el sistema se restringen mutuamente pero no totalmente, y las restricciones son fluidas, cambiantes y adaptativas.

Debemos tener presente que cuando se hace algún cambio en un sistema complejo, todo lo demás cambia en forma impredecible ya que todo está relacionado con todo de manera muy íntima. Cualquier cambio inicia un flujo en el “engranaje” que hace impredecible el resultado, ya que la respuesta de cada agente a lo que está percibiendo en ese momento en su “vecindario” dependerá de su experiencia previa (su catálogo de respuestas) y de la respuesta de sus vecinos. Quizás de manera retrospectiva, podemos proponer explicaciones plausibles de por qué han sucedido ciertas cosas, pero no podremos saber exactamente qué sucederá como consecuencia de cierto input postulado¹¹¹.

Para complicar las cosas, debemos reconocer que, a diferencia de otros animales o de los agentes sintéticos diseñados en simulaciones de cómputo, los humanos tienen varios aspectos relevantes:

1. Tienen múltiples identidades y pueden cambiar entre ellas en forma fluida sin proponérselo conscientemente (por ejemplo, una persona puede ser un miembro respetado de su comunidad, como El Chapo en Badiraguato, Sinaloa, y ser un narcotraficante asesino en el Penal del Altiplano, en Almoloya de Juárez, Estado de México).¹¹²
2. Hacen decisiones basadas en patrones pasados de éxito o fracaso, pero también utilizan la lógica y las probabilidades —así como distorsiones cognoscitivas y emociones— al aplicar ciertas reglas entre las que pueden elegir.
3. Pueden, bajo ciertas circunstancias, hacer cambios propositivos al sistema en el que operan para llevarlo a estados de equilibrio forzado en un intento por predecir el resultado que obtendrán.

Para concluir este segmento reiteramos que los sistemas del tipo que abordamos tienen dos propiedades que nos interesan especialmente: su complejidad y su estado fuera de equilibrio.

Complejidad. Es un fenómeno dinámico, en el que podemos identificar gran cantidad de variables de estado. Está constituido por una numerosa colección de componentes o agentes relacionados entre sí en una rica red de interacciones en las que se intercambia información.

¹¹¹ Esta nos parece una explicación más rica e interesante de la impredecibilidad de las fluctuaciones de precios que la marcha aleatoria y la eficiencia de los mercados.

¹¹² En <http://elcomercio.pe/mundo/latinoamerica/mexico-badiraguato-tierra-chapo-guarda-silencio-noticia-1833771> puede verse una fotografía tomada en las calles de Badiraguato en la que un gran cartel llevado por un par de ciudadanos anota “QUEREMOS LIBRE AL CHAPO”. Detrás de ellos viene la tambora y varios cientos de ciudadanos más con otros carteles como el que dice “CHAPO, Gracias por Cuidarnos”, “NO QUEREMOS OTRA GUERRA. LIBEREN AL CHAPO” y “Sinaloa te apoya CHAPO”.

Ello genera patrones de comportamiento difíciles de describir, mecanismos profusamente interdependientes y resultados no previsibles basados en procesos con efectos no lineales. Muchas veces los sistemas complejos son exquisitamente sensibles a condiciones iniciales (sistemas caóticos o con efecto mariposa). Podríamos proponer que quizás la complejidad en forma plena, no simplificada, es algo que va más allá de la capacidad de comprensión humana. El estudio de este tipo de situaciones casi siempre comienza por encontrar patrones recurrentes en las siempre cambiantes configuraciones que adopta.

En segundo lugar, recordemos que los sistemas complejos dinámicos suelen estar *fuera de equilibrio* y como tales, muestran transiciones de fase. Estos sistemas se auto-organizan para alcanzar objetivos específicos. Dichos objetivos son alcanzados mediante procesos múltiples, en los que interviene información compartida por algunos agentes, activando mecanismos de adaptación a los cambios internos y del entorno. Podríamos sugerir que, para adaptarse, generan espontáneamente su estructura interna.

Es importante advertir que en los CAS como en cualquier sistema dinámico, el paso del tiempo es un factor muy importante y difícil de incorporar en los modelos matemáticos. El tiempo determina que cambien los elementos que conforman a los sistemas, cambien las inter-relaciones entre los elementos, cambie la configuración y estructura del sistema, cambien las reglas internas y cambian las condiciones del entorno. Como resultado de todo ello, en lugar de simple agregación de las acciones de cada agente, entre los factores de entrada y las variables observables que manifiestan como factores de salida puedan existir tanto mecanismos homeostáticos (procesos atenuadores que regresan al sistema a estados basales en los que se desempeña óptimamente), como mecanismos de palanca o amplificadores mediante los cuales, pequeñas acciones dirigidas puedan producir grandes y crecientes cambios en la conducta agregada de los agentes¹¹³.

Es claro que en niveles más profundos de reflexión faltan términos y expresiones para denominar muchas de las facetas sutiles de la interacción entre agentes, por lo que nos vemos obligados a hacer simplificaciones. Por ejemplo, cuando denominamos cierto patrón de conducta como cooperativo o competitivo, o cuando intentamos diferenciar el concepto de patrón del concepto de proceso, el de estructura y propiedades o el de estado contra el devenir. Patrón, estructura y estado son abordables de manera reduccionista mientras que proceso, propiedades y devenir sólo tienen sentido bajo la óptica holista y dinámica.

Igualmente podemos entorpecer la tarea al intentar hacer extrapolaciones fútiles entre un sistema complejo físico y un sistema complejo adaptativo social si no le damos el peso adecuado al ejercicio de la voluntad de los agentes sociales y a su proclividad a perseguir su propio interés anteponiéndolo al interés común, así como la tendencia a dar más peso al futuro inmediato que al futuro lejano, elementos inexistentes en los agentes inanimados (o en los mundos sintéticos), características todas ellas siempre cambiantes al estar encaminadas a la permanente búsqueda de adaptación.

Examinar algunas de las implicaciones de la adaptabilidad arroja una nueva luz sobre aspectos de la toma de sentido tales como la existencia de normas graduadas, la construcción de significado indirecto, del comportamiento, de la agencia, desadaptación y temporalidad (Di Paolo, 2005). Un análisis cuidadoso que busca hacer sentido del papel fundamental de la adaptabilidad muestra que diferentes propiedades de ella, como la consciencia del entorno, la auto-consciencia, el control de los mecanismos de regulación interna y el control de los intercambios externos, quedan implícitos bajo el supuesto de que los organismos tienen una perspectiva significativa de su mundo, por lo que esta propiedad, la adaptabilidad, no es

¹¹³ Como la reacción de largo plazo en predecible en el sistema inmune tras la vacunación.

simplemente un agregado conveniente, sino que es, junto con la autopoiesis, un requisito esencial para darle sentido a la naturaleza y a su complejificación.

Sin duda que la lectura atenta y crítica de este apartado revelará que aún no existe un cuerpo de conocimiento maduro, sólido y completo que podamos llamar teoría científica de la complejidad. Sin embargo, he buscado poner en evidencia una serie de ideas compatibles entre sí, consistentes con la teoría general de sistemas y encaminadas a abordar la complejidad frontalmente, es decir, la adaptabilidad o la capacidad de un organismo para regularse con respecto a los límites de su propia viabilidad.

3.11 Cibernética de Primero y de Segundo Orden

En esta tesis se ha hablado de bucles de retroalimentación positiva y negativa, de adaptación y de auto-organización. También se ha hablado de complejidad y se mencionado la palabra cibernética un par de veces sin abundar en un tema que es muy relevante, por lo que aquí lo trataremos.

Cibernética¹¹⁴ es la ciencia que estudia los principios abstractos de organización en sistemas complejos, independientemente de su realidad material o de sus componentes. No se encarga tanto de los sistemas mismos, sino de cómo funcionan y cómo desarrollan sus procesos adaptativos. Se enfoca en explorar cómo los sistemas utilizan la información y cómo desempeñan las acciones de control para conducirse hacia sus metas u objetivos superando obstrucciones que encuentran en el ambiente (resistiendo a las perturbaciones que se enfrentan), obstáculos que pudieran desviarlos de su estado de cosas preferido. Por lo tanto, los procesos dirigidos a las metas implican regulación y control de las perturbaciones para minimizar sus efectos en tanto impidan alcanzar las metas.

La cibernética se centra en conceptos como orden, organización, complejidad, jerarquía, estructura, información y control, conceptos relacionales que permiten analizar y modelar formalmente diferentes propiedades abstractas de los sistemas y sus dinámicas. Puede abordar sistemas muy distintos como circuitos electrónicos, cerebros u organizaciones sociales, utilizando los mismos conceptos en busca de isomorfismos.

La cibernética fue concebida durante los años finales de la II Guerra Mundial en un trabajo transdisciplinar realizado, en parte, en México, por el matemático y filósofo, Norbert Wiener¹¹⁵ [1894-1964], el médico y fisiólogo, Arturo Rosenblueth Stearns¹¹⁶ [1900-1970] y

¹¹⁴ El término cibernética fue acuñado por Wiener a partir del término griego κυβερνητης “timonel, piloto o timón”. El término griego había sido utilizado en 1834 por el físico André-Marie Ampère para denotar la ciencia del gobierno en su sistema de clasificación del conocimiento humano.

¹¹⁵ Norbert Wiener, niño prodigio de las matemáticas y alumno de filosofía de Bertrand Russell. Su concepto de cibernética tuvo una fuerte influencia en Gregory Bateson, Margaret Mead, Warren Weaver y Stafford Beer y a través de ellos, en antropología, sociología, ciencias sistémicas, información y educación. La representación matemática bidimensional del movimiento Browniano lleva su nombre (ecuación de Wiener). En México entabló relación con el astrónomo Luis Enrique Erro y con Jaime Torres Bodet, entonces secretario de Educación. Visitó nuestro país en muchas ocasiones a lo largo de 16 años, entre 1944 y 1960.

¹¹⁶ Con el Dr. Juan García Ramos, Arturo Rosenblueth fundó el departamento de fisiología del recién creado Instituto Nacional de Cardiología, ahora “Dr. Ignacio Chávez” y fue director del departamento de 1944 a 1960. Trabajó en Harvard con el fisiólogo Walter B. Cannon y después en la Universidad de Illinois con Warren S. McCulloch. Fue miembro de El Colegio Nacional desde 1947. Con Eugenio Méndez Docurro, Juan García Ramos y Víctor Bravo Ahuja, fundó en 1960 la escuela de graduados del IPN, el CINVESTAV. El Departamento de Fisiología de esta institución, del que fue director en 1961, lleva su nombre. Todas las ediciones del libro *Cybernetics: or, Control and Communication in the Animal and the Machine*, de Wiener tienen el nombre de Arturo Rosenblueth pues a él le fue dedicado. Curiosamente, la idea de escribir el libro,

el ingeniero en computación, Julian Bigelow¹¹⁷ [1913-2003], quienes llegaron a la conclusión de que había algo que unía sus diábolos quehaceres científicos, esto es: los mecanismos de control, comunicación y organización (Rosenbuelth, 1943; Wiener, 1948).

Se puede decir confiadamente que el origen de la cibernética se debe a la colaboración de tres instituciones: el MIT de Cambridge, Massachusetts, el Instituto Nacional de Cardiología de México y a la Fundación Rockefeller de Nueva York. Además, su fecundación resulta de la amalgama inicial de tres disciplinas: las matemáticas, la fisiología y la ingeniería de computación (Wiener, 1956)¹¹⁸. Otros autores que hicieron importantes aportaciones al desarrollo temprano de la cibernética son Heinz von Foerster, Gregory Bateson, Margaret Mead, Warren McCulloch, W. Ross Ashby, Claude Shannon, Stafford Beer, Leonard J. Savage, John von Neumann, Lawrence K. Frank y Gordon Pask. Muchos de ellos participaron en las Conferencias Macy¹¹⁹ de cibernética realizadas entre 1946 y 1956. Estas reuniones, auspiciadas por la Fundación Josiah Macy Jr., fueron convocadas con el propósito expreso de promover la comunicación significativa entre las distintas disciplinas y restablecer la unidad de las ciencias¹²⁰. Como producto de las conferencias Macy se creó la serie titulada “*Cybernetics; Circular Causal and Feedback Mechanisms in Biological and Social Systems*”, publicada en 1953 y editada por Heinz von Foerster, Margaret Mead y Hans Lukas Teuber (Foerster, 1953).

A partir de la semilla original de la cibernética se desprendieron como disciplinas independientes la teoría de la información, la teoría del control, la ingeniería de sistemas de control y las redes neuronales artificiales. Lo que distingue a la cibernética de sus disciplinas hermanas es el énfasis en el control y la comunicación, no sólo en ingeniería y en sistemas artificiales sino también en sistemas naturales como los organismos y las sociedades, en aquellos sistemas que fijan sus propias metas, no sólo aquellos que son controladas por sus creadores.

Siendo esencial y originalmente transdisciplinar, la “mentalidad cibernética” puede aplicarse al entendimiento, la modelación y el diseño de todo tipo de sistemas: físicos, tecnológicos (robótica, computación, inteligencia artificial, vida artificial, bioingeniería), biológicos, ecológicos, psicológicos, sociales, médicos, administrativos, ergonómicos o cualquier combinación de ellos, incluyendo desde luego la economía y las finanzas.

El matemático Andrey N. Kolmogorov [1903-1987] la definió como “la ciencia dedicada al estudio de sistemas de cualquier naturaleza capaces de recibir, almacenar y procesar información para utilizarla en el control”, Stafford Beer la llamó “el arte de la organización efectiva”, Humberto Maturana la denominó “la ciencia y el arte de comprender”, Gregory Bateson la considera “una rama de las matemáticas que trata con problemas de control,

así como la primera impresión del mismo en francés, se debe al editor Enrique Freymann, *attaché* cultural mexicano con residencia en París (Quintanilla, 2002).

¹¹⁷ Julian Bigelow fue el ingeniero que ayudó a John von Newman a construir su computadora llamada IAS Machine o MANIAC en 1946 en el Instituto de Estudios Avanzados de Princeton. También trabajó con Robert Oppenheimer en el Laboratorio Nacional de Los Alamos, en Nuevo México.

¹¹⁸ Otras disciplinas que indudablemente han aportado a la cibernética son la teoría de sistemas, la teoría de información, biofísica, economía, antropología, psicología social, ingeniería eléctrica, física y química.

¹¹⁹ Nombradas en honor de Josiah Macy Jr., padre de la benefactora Kate Macy Ladd quien creó en 1930 la Fundación Macy y entre 1941 y 1960, apoyó las conferencias que llevan su apellido.

¹²⁰ Durante los años 50s la cibernética y el pensamiento sistémico (Teoría General de Sistemas fundada por Ludwig von Bertalanffy) se fusionaron en un intento por crear una ciencia unificada que investigara los principios comunes que gobiernan sistemas abiertos evolutivos. Otros autores que han aportado a la cibernética son Hans Lukas Teuber, Edgar Morin, Ilya Prigogine, Ernst von Glasersfeld, Paul Watzlawick, Kenneth Boulding, Humberto Maturana, Ranulph Glanville, Paul Pangaro, Robert Rosen, William Powers, James Miller y Niklas Luhmann.

recursividad e información, que se enfoca en las formas y los patrones que conectan” y W. Ross Ashby dijo que “el arte de la conducción del timón (la cibernética) trata todas las formas de comportamiento en tanto sean regulares, determinadas o reproducibles y se relaciona con las máquinas reales —electrónica, mecánica, neurológica o económica— tanto como la geometría se relaciona con los objetos reales en nuestro espacio terrestre, la cibernética ofrece un método para el manejo científico de los sistemas en los que la complejidad es destacada y demasiado importante para ser ignorada”.

En las definiciones previas queda implícito que la cibernética comprende cierta información que entra en un sistema a través de receptores; dicha información es procesada dentro del sistema; se da una respuesta de salida del sistema; esta respuesta, o sus efectos, se retroalimentan al sistema como un nuevo input de información. Todo ello sucede con el propósito de lograr cierta adaptación teleológica del sistema, de acuerdo con la información original y con un estado óptimo que se busca alcanzar, mantener o recuperar.

Para que a pesar de las perturbaciones exógenas o endógenas que ocurran, el sistema logre cumplir sus metas debe tener una manera de bloquear el efecto de las perturbaciones en sus variables esenciales. Para ello tiene tres métodos fundamentales: amortiguamiento (*buffering*), retro-alimentación o antero-alimentación (Figura 3.10).

En forma amplia se podría decir que la cibernética está implícita en todos los mecanismos de información, comunicación y control que permiten a los sistemas alcanzar sus propósitos fundamentales: sobrevivir, mantener su organización esencial, adaptarse a las perturbaciones para mantener su estado preferido (mantener la temperatura adecuada, obtener alimento, etc.), desarrollar las estructuras, conductas y procesos necesarios para reproducirse y alcanzar sus metas cumpliendo objetivos específicos.

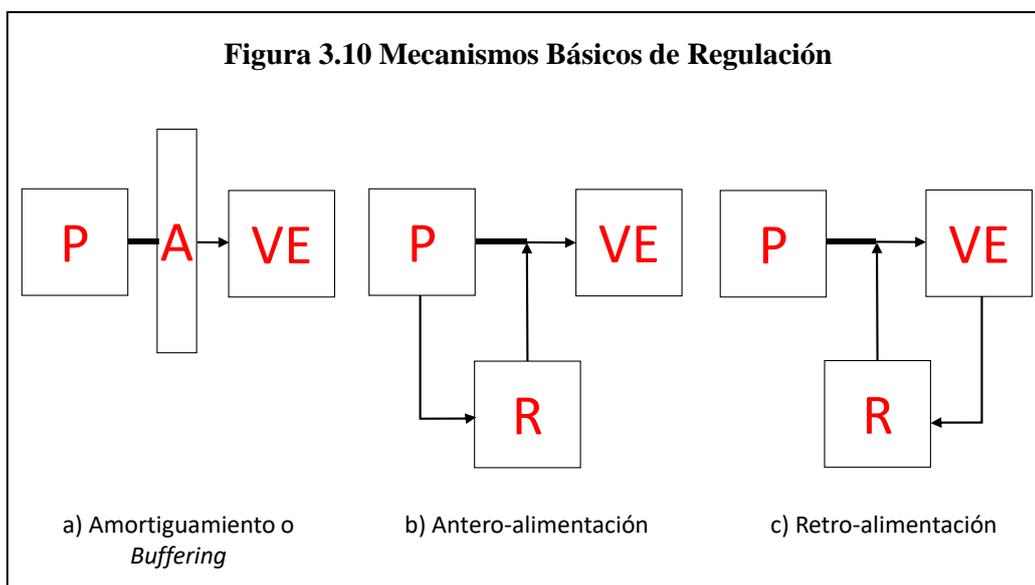


Figura 3.10 Mecanismos Básicos de Regulación: Se representan los tres mecanismos básicos de regulación de las variables esenciales (VE) que tiene un sistema tras ser sometidos a perturbaciones (P): a) Amortiguamiento (A) o *buffering*, b) Antero-alimentación, c) Retro-alimentación. En b) y c) queda implícito el uso de un proceso regulador (R). Fuente: Elaboración propia, modelo de Heylighen (2001).

La contribución fundamental de la cibernética a las ciencias es la explicación que da del propósito o el comportamiento dirigido a alcanzar alguna meta, característica esencial de la vida, en términos de control e información. Su tarea gira alrededor de la identificación y caracterización de los bucles de retroalimentación negativos, los cuales tratan de mantener

estados finales que se han alcanzado. Esto ha sido visto como un modelo básico de la autonomía característica de los organismos cuyo comportamiento propositivo no es estrictamente determinado por influencias en el ambiente o por procesos de su dinámica interna. Con la visión cibernética los organismos vivos pueden verse como “actores independientes” con “voluntad propia”.¹²¹

La cibernética ha explorado fructíferamente conceptos como complejidad, autopoiesis, auto-organización, autonomía, redes, adaptación, teoría de juegos, autómatas celulares, robótica, perceptrones y clasificadores. Desde sus inicios la cibernética ha estado interesada en las similitudes entre autómatas, máquinas y sistemas vivientes. Inicialmente el enfoque era en sistemas simples, como el funcionamiento del termostato en un refrigerador, pero actualmente ha evolucionado en sus métodos, los objetos de su atención y sus miras.

El amortiguamiento, primera forma de control que fue estudiada a fondo, es una forma pasiva de absorber una perturbación de tal manera que no altere significativamente el estado de las variables esenciales. Las redundancias y la capacidad de almacenamiento, así como los mecanismos de aislamiento son medidas típicas de amortiguamiento contra las perturbaciones. El propósito de esta maniobra es disipar las perturbaciones sin la necesidad de una intervención activa.

Por otro lado, los mecanismos de regulación basados en retro-alimentación o antero-alimentación requieren que el sistema activamente suprima o compense el efecto de las perturbaciones. Tras detectar un impacto desfavorable, la retro-alimentación activará un regulador con el propósito de generar un bucle de retro-alimentación negativo que regrese la variable afectada al estado deseado. Por otro lado, la antero-alimentación buscará suprimir la perturbación antes de que ocurra el cambio en la variable esencial. Desde luego que esto requiere que el sistema tenga la capacidad de anticipar el efecto de las perturbaciones ya que de otra forma no podría saber cuál fluctuación externa deberá considerar como perturbación a la que debe responder para activar un mecanismo compensador del efecto que pudiera tener la fluctuación en una variable importante.

El ejemplo del refrigerador es muy útil para un primer acercamiento a entender la cibernética. En un refrigerador o nevera, el mecanismo de control automático es la parte cibernética del sistema. Un aumento de la temperatura que llega más allá de cierto umbral genera una ¡señal de entrada! (necesariamente tiene que haber forma de detectar la temperatura y de fijar un umbral de reacción). La señal activará en el termostato un proceso que echa a andar el motor del refrigerador (el termostato debe tener una vía de acceso de la información, que le permita activar al motor cuando se supera el umbral térmico elegido). Cuando la temperatura desciende lo suficiente como resultado de la activación de los mecanismos del refrigerador (cuando se alcanza el objetivo), se generará una ¡señal de salida! que se retroalimenta al sistema. Entonces el termostato apaga el motor del refrigerador, dando comienzo a un nuevo ciclo. Este sería un caso típico del mecanismo de retro-alimentación negativa.

Más allá del sistema cibernético, existen los propios mecanismos de refrigeración. La actividad del motor (el compresor) impulsa el líquido “refrigerante”¹²² a través de una

¹²¹ La cibernética ha contribuido en gran medida al desarrollo de una gran cantidad de disciplinas como teoría del control, ciencias computacionales, teoría de información, teoría de autómatas, inteligencia artificial, vida artificial, redes neuronales artificiales, ciencias cognoscitivas, modelación con computadoras y sistemas dinámicos.

¹²² El líquido refrigerante es un Hidrofluorocarbono, material que destruye la capa de ozono de la atmósfera.

válvula, hacia un serpentín interior (el evaporador) ubicado dentro del refrigerador.¹²³ Al pasar por la válvula de entrada al evaporador, el líquido se expande y por ello se enfría. Dentro del refrigerador, el serpentín interior capta calor del ambiente (interior del refrigerador). Al salir del refrigerador, el refrigerante pasa por un compresor y entra en el serpentín exterior (el condensador). Dentro del condensador, el líquido refrigerante es comprimido, por lo que se calienta. Al transitar dentro del condensador, el líquido caliente pierde calor al ambiente (exterior del refrigerador). De esta manera transmite calor del interior al exterior del refrigerador, es decir, expulsa calor al ambiente y enfría el contenido.

Es interesante notar que, en el sistema de un refrigerador, más allá del mecanismo cibernético de control e información, hay procesos muy interesantes desde el punto de vista sistémico y termodinámicos. Por ejemplo, el líquido refrigerante pasa por dos transiciones de fase, una cuando se expande y se enfría, al pasar por la válvula y entrar en el evaporador, y otra cuando se comprime y se calienta, al entrar al compresor. El calor simplemente sigue el camino de la entropía: se traslada de donde hay más (fuera de equilibrio) a donde hay menos (en busca del equilibrio). En la primera fase, el calor pasa del aire contenido en el interior del refrigerador hacia el líquido enfriador contenido en el serpentín interior (fase de baja presión). En la segunda fase, el calor pasa del líquido enfriador contenido en el serpentín exterior (sistema de alta presión), al aire que rodea al refrigerador.

Volviendo al sistema de control, en la Figura 3.11 se presentan los componentes funcionales, que no necesariamente corresponden a unidades estructurales. El esquema general representa un ciclo de retro-alimentación con dos inputs, uno externo, reflejo de la situación de alguna variable observada en el ambiente (la perturbación), y uno interno, consistente con el estado que el sistema considera ideal para esa variable (la meta deseada).

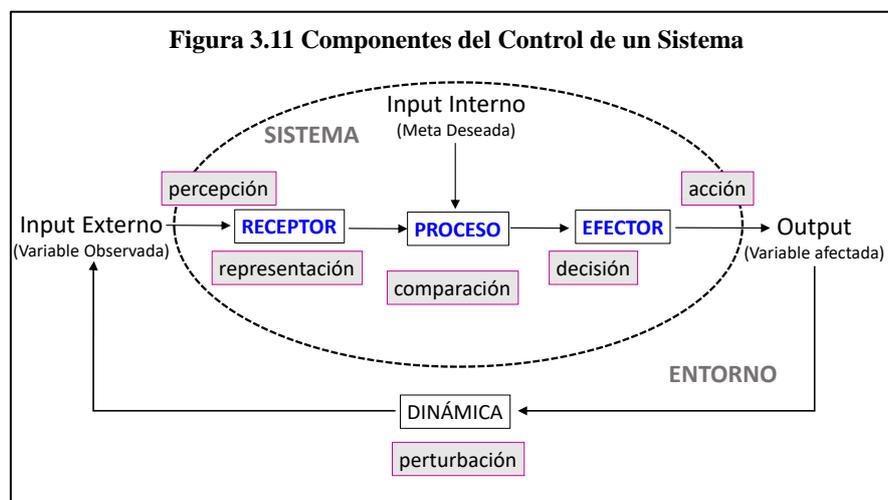


Figura 3.11 Componentes del Control de un Sistema: Mecanismo cibernético típico en el que un cambio o perturbación en el entorno constituye un input externo (variable observada) que es percibido al activar o estimular a un receptor. Al ser percibido, se transforma en una representación o esquema interno. El esquema se compara con un estado ideal o meta deseada (input interno). Del proceso de comparación resulta una decisión que consiste en realizar alguna acción con el propósito de adaptarse a las condiciones del entorno, sea modificando su propia estructura o modificando al entorno. La acción decidida es realizada por un aparato efector. Esta realización se exterioriza como un output (variable afectada) que puede o no tener efectos en el entorno dinámico. Fuente: Elaboración propia modificando a Heylighen (2001).

¹²³ Recordemos que cuando un líquido se evapora absorbe calor y cuando condensa, libera calor. Además, según el principio de equilibrio térmico, el calor se transmite siempre de lo más caliente a lo menos caliente tendiendo al equilibrio.

El sistema percibe el estado de la variable relevante mediante un receptor apropiado y construye una representación interna de lo que ha percibido en el exterior. Mediante un proceso interno, compara la información que llega (la representación que ha hecho de la variable observada) con el modelo ideal de esa variable. El proceso tendrá dos componentes mediante los que decide a) de qué manera la información recibida podría afectar la consecución de sus objetivos, y b) qué reacción es adecuada para alcanzar los objetivos.

A partir de esa interpretación, el sistema elige las acciones apropiadas a seguir. Desde luego que estas acciones afectan al ambiente a través de los procesos dinámicos normales de ese ambiente. Para ejercer las acciones necesarias, el sistema deberá tener un aparato efector mediante el cual la acción tomada impacte al ambiente. El resultado final será la afectación de la variable que fue observada al inicio del ciclo en un intento por conducirla hacia un estado favorable para el sistema y corregir así el efecto de la perturbación (Heylighen, 2001).

Este esquema puede tener mecanismos de amortiguamiento, o procesos reguladores basados en retro-alimentación o en antero-alimentación. Las variables esenciales deberán incluir aquellas que el sistema considera necesario mantener bajo control para evitar su deterioro. Sin embargo, también se incluirán algunas variables no esenciales que podrán funcionar como señales tempranas que anticipen perturbaciones mayores. La reacción a estas variables secundarias consistirá precisamente en los mecanismos de regulación que hemos llamado antero-alimentación (ver Figura 3.10b).

Así como la cibernética de Wiener et al. ahora llamada de primer orden pone el énfasis en los mecanismos de control mecánico y en computadoras con un enfoque eminentemente ingenieril en el que el diseñador del sistema determina qué es lo que hará el artilugio, a mediados de los 70s surge la llamada cibernética de segundo orden, cibernética de cibernética o nueva cibernética de Heinz von Foerster, Humberto Maturana, Ranulph Glanville y Paul Pangaro, la cual pone el énfasis en los observadores del sistema.

La cibernética de 2º orden considera a los observadores como participantes inseparables del sistema que es controlado. Se interesa en procesos conducentes a aumentar el nivel de autonomía y auto-organización del sistema asignando al observador un papel prominente como modelador y como poseedor de la voluntad que yace detrás del propósito del sistema. Considera a la consciencia del observador como requisito indispensable para que se dé la circularidad característica de los sistemas con circuitos de control basados en la retroalimentación.

En palabras de Ranulph Glanville, “en cibernética de 2º orden, lo relevante es la relación del observador que es observado o que se observa a sí mismo observando. Este observador no sólo observa lo que está sucediendo, de manera neutral y sin involucrarse en el proceso, sino que su propio comportamiento cambia al observar los cambios en el sistema. Se considera, no lo que se observa (como en el paradigma clásico), sino al sistema que observa” (Glanville, 2004).

Bajo esta nueva forma de observar a los sistemas teleológicos, cada observación viene a ser autobiográfica. La presencia del o de los observadores es considerada y explicitada, y las narrativas y los textos sobre la cibernética de 2º orden deberán ser en primera persona y con verbos activos.

La ciencia proclama (entre otras cosas) ser capaz de descubrir regularidades y repeticiones en los fenómenos que aborda como objeto de estudio. Como extensión de ello, aspira a ser capaz de predecir el comportamiento buscando regularidades. Para tener el poder predictivo, la ciencia investiga los mecanismos responsables de esas regularidades y repeticiones. El supuesto implícito es que, si conocemos los mecanismos, podemos predecir resultados, no

obstante, hay circunstancias que oscurecen y ocultan los mecanismos subyacentes a los observables bajo estudio, como la fluctuación de precios en los mercados de capitales, producto de salida de procesos de alta complejidad (Hodgson, 2010).

Con visión sistémica y apegados a los principios de la cibernética, invocamos el concepto de la “Caja Negra” (Figura 3.12) presentado originalmente por James Clerk Maxwell e incorporado al mundo de la cibernética y los sistemas por W. Ross Ashby (1957).

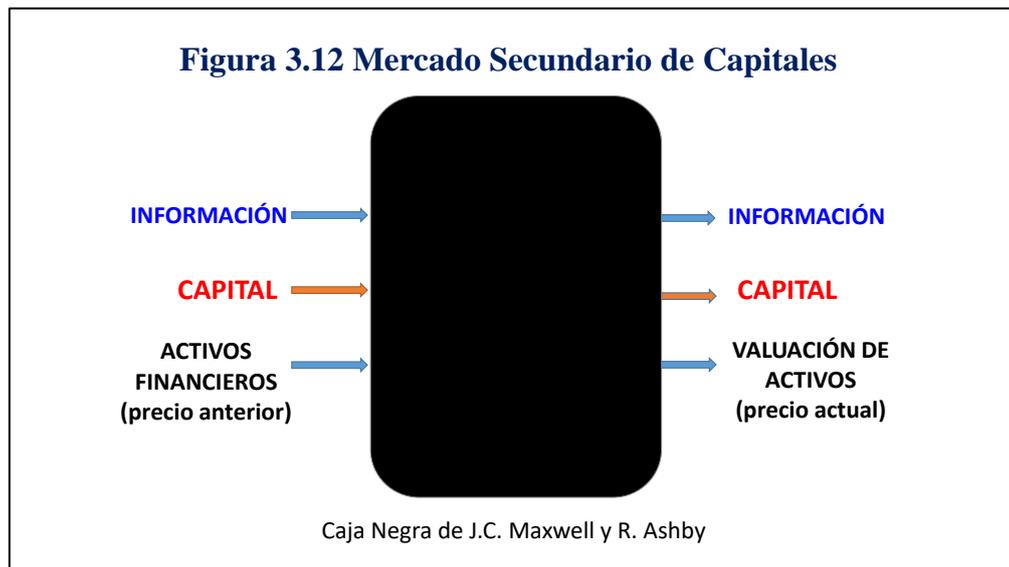


Figura 3.12 Mercado de Capitales como una Caja Negra: Podemos conocer lo que entra al sistema —el mercado secundario de capitales—: información, dinero (capital) y activos financieros (acciones y bonos, con precio anterior). Sabemos que del sistema sale información, valuación de los activos (precios nuevos) y dinero. Los mecanismos y procesos que ocurren dentro del sistema, representado como Caja Negra, son no conocibles. Diseño del autor basado en Ashby (1957).

El principio de la Caja Negra es que, cuando observamos un cambio en el comportamiento de un sistema, insertamos una caja negra entre el input y el output, bajo el supuesto de que lo que observamos como salida (el output) es resultado de la operación de un proceso o mecanismo invisible que sucede dentro de la Caja. El observador (científico) desarrolla una descripción de los mecanismos que propone como modelo, los cuales dan cuenta de la transformación que ocurre entre el input y el output (Glanville, 2004).

Las explicaciones elaboradas en esta tesis buscan hacer transparente la caja negra, cuando menos conceptualmente, proponiendo que existen ciertos procesos y mecanismos que generan que los observables de salida tengan las características que se observan. El contenido de la Caja (los mecanismos del mercado en el acto de generar las fluctuaciones de precios) no es observable, es un constructo que resulta de la interacción del observador (el estudioso del mercado) con el input y el output (los precios y su devenir). El contenido de la caja negra es una explicación tentativa y plausible de los procesos que generan el cambio del precio entre la entrada y la salida, pero nunca podremos observarlo directamente.

3.12 Teoría de Sistemas y Teoría de la Complejidad

El hilo conductor de esta tesis es la búsqueda de evidencia de auto-organización en las series de tiempo financieras, algo que suponemos universalmente presente, no sólo en la naturaleza

“inanimada” sino en todo sistema dinámico con alta complejidad, desde los organismos unicelulares hasta las fluctuaciones de precios en los mercados. El objetivo último de la exploración que aquí comienza, es invitar a los investigadores, estudiosos y practicantes de las finanzas bursátiles de nuestro medio a conocer un nuevo lenguaje y un punto de vista distinto al que han adoptado mayoritariamente.

En la Figura 3.13 se muestran dos formas distintas en las que, simultáneamente, se han construido (auto-organizado) cristales de hielo a partir del vapor de agua del ambiente de un congelador doméstico. Ambas formaciones tienen patrones elaborados cuyo “diseño” no parece ser producto de la aleatoriedad sino el de un geómetra. A partir de este y muchos ejemplos, resulta evidente que la naturaleza se manifiesta mediante la generación de pautas dinámicas regulares¹²⁴.

En la teoría de grupos se ha descubierto que la simetría dinámica se puede perder en algún punto del trayecto entre la causa y el efecto mediante lo que se denomina ruptura de la simetría. Este concepto paradójico desempeña una función importante en la formación de pautas. De acuerdo con ello, la destrucción de simetrías crea pautas. Desde las dimensiones más pequeñas hasta las más grandes, muchas de las pautas de la naturaleza son el resultado de la ruptura de la simetría (Stewart, 1995). Será interesante incorporar este concepto en el análisis de los patrones de precios que a continuación se comentan.

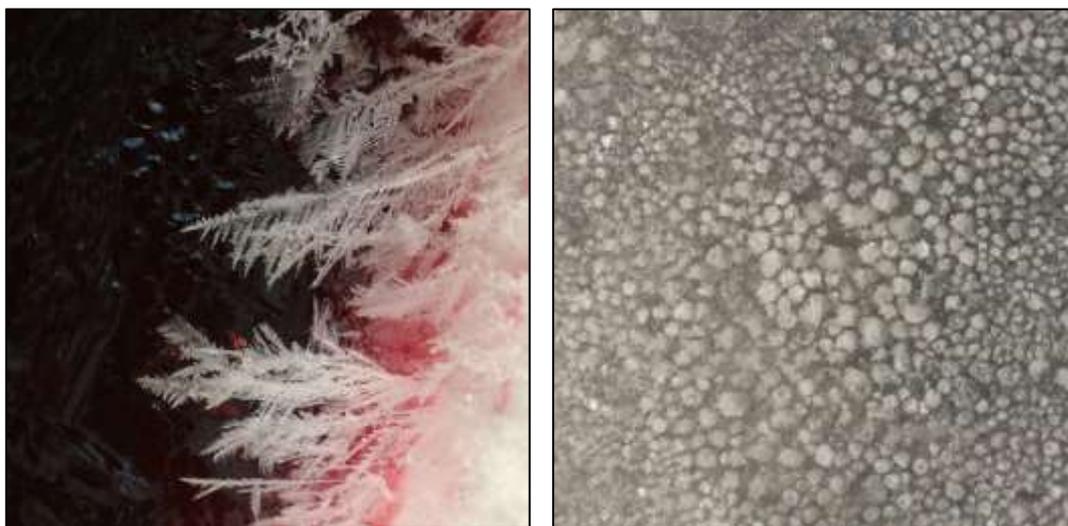


Figura 3.13 Auto-organización. Cristales de Vapor de Agua: Cristales arborescentes de vapor de agua (izquierda, en blanco) formados espontáneamente en el congelador de mi casa, sobre un recipiente con agua de Jamaica (rojo oscuro). Nótese que la Jamaica también ha adoptado patrones geométricos al congelarse. Al mismo tiempo se formaron los cristales esferoidales en la tapa de otro recipiente (derecha). Fotos del autor.

Previo a este trabajo, el autor se dedicó al estudio de auto-organización en los patrones de precios observados en la representación gráfica de las series de tiempo financieras, práctica llamada análisis técnico (AT) (Sánchez-Cantú, 2000). El AT tiene el atractivo de abordar en forma holista al fenómeno bursátil a partir de las fluctuaciones de precios. Sin embargo, en nuestra opinión y la de otros, el AT carece de un sustento teórico sólido suficientemente amplio, motivo por el cual ha despertado suspicacias en los medios académicos y ha sido relegado al rincón de lo misterioso, lo esotérico o lo charlatán. Burton G. Malkiel lo comparó

¹²⁴ En matemáticas, las simetrías son estudiadas por la teoría de grupos, sin embargo, esta describe procesos estáticos, mientras que lo que observamos son procesos dinámicos en los que la simetría puede ser creada y destruida.

despectivamente con la astrología (Malkiel, 1973). Andrew W. Lo le tacha lúdicamente de herejía¹²⁵ (Lo, 2009).

En la Figura 3.14 se muestran dos gráficas de activos operados en los mercados. A la izquierda, se representa la tasa de rendimiento a la maduración (YTM por sus siglas en inglés *Yield to Maturity*) de los bonos del tesoro estadounidense a 10 años. A la derecha el tipo de cambio yen japonés por dólar EEUU (¥/USD). Los canales de tendencia y las llamadas “formaciones de precios” guardan simetrías que parecen haber sido generadas mediante un proceso ordenado¹²⁶.

Ha habido algunos intentos por dar sustento teórico al AT (Brock, 1992; Clyde, 1997; Caginalp, 1998; Allen, 1999; Lo, 2000; Brunnermeier, 2001; Park, 2004; Friesen, 2009; García-Pérez, 2016) pero el trabajo no ha sido difundido ampliamente ni ha sido satisfactoriamente cimentado.

En nuestra carrera y en particular, con esta tesis, hemos intentado ampliar dicho sustento teórico, para lo cual hemos buscado evidencia más sutil de auto-organización que aquella revelada en el AT procurando que sea objetivamente medible (Sánchez-Cantú, 2005).

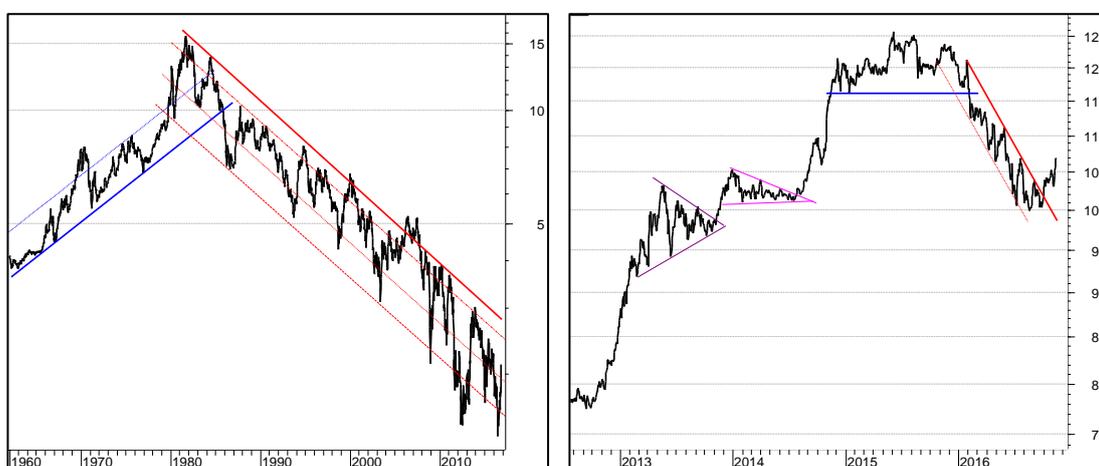


Figura 3.14 Auto-organización. Canales de tendencia y Formaciones de Precios: Izquierda: Tasa de Rendimiento al Vencimiento de los Bonos del Tesoro de 10 años: Se muestran dos canales de tendencia, uno ascendente (en azul) y otro descendente (en rojo). Derecha: tipo de cambio Yen/USD: se muestran formaciones de precios delimitadas por líneas oblicuas (triángulos simétricos), una formación de Hombro-cabeza-hombro (delimitada por una línea horizontal azul) y un canal de tendencia descendente (en rojo). Fuente: Gráficas generadas con MetaStock por el autor, con datos de Bloomberg.

Hace 5 años, al encontrar de manera fortuita el libro *Encuentros con la Complejidad*, creímos haber encontrado un camino fértil desde la teoría de sistemas y la teoría de la complejidad (Flores-Vázquez, 2011). Especialmente motivadora fue la contribución del Dr. Felipe Lara-Rosano; *Complejidad en las Organizaciones*, en cuyo trabajo y compañía descubrí el lenguaje compartido por la teoría sistémica y la teoría de la complejidad (Lara-Rosano, 2011). Además del lenguaje, resultó evidente que las dos disciplinas compartían la *Weltanschauung* que me motivaba al estudio de los mercados.

¹²⁵ El título que ha dado Andrew Lo a su libro de no es despectivo, pero refleja la forma como se ve al análisis técnico en los círculos académicos.

¹²⁶ Cabe recordar algo que un patrón no es lo mismo que un proceso y que difícilmente podremos deducir el proceso a partir del patrón. En la metáfora de la Caja Negra podríamos decir que el patrón observado es el output, y que el proceso se sitúa dentro de la Caja Negra, inaccesible al observador.

Michael C. Jackson y Paul Kays, de la Universidad de Hull, propusieron una guía para la aplicación de diferentes metodologías sistémicas; el llamado Sistema de Metodologías de Sistemas (SOSM por sus siglas en inglés *System of Systems Methodologies*). La Figura 3.15 muestra la guía en la que se anota el tipo de metodología más apropiada para abordar sistemas con distintas características. Las problemáticas se clasifican según el grado de complejidad del sistema que se trate en simples y complejos y según sea el contexto en que se desenvuelven los participantes, de tipo unitario, pluralista o coercitivo (Jackson, 1984).

Figura 3.15 Sistema de Metodologías de Sistemas

		PARTICIPANTES		
		UNITARIO	PLURALISTA	COERCITIVO
SISTEMAS	SIMPLE	Pensamiento de Sistemas Duros	Abordaje de Sistemas Suaves	Pensamiento de Sistemas Emancipantes
	COMPLEJO	Dinámica de Sistemas Cibernética Organizacional Teoría de Complejidad		Pensamiento de Sistemas Postmoderno

Figura 3.15 Sistema de Metodologías de Sistemas: Diferentes metodologías sistémicas utilizadas para el abordaje de problemáticas con distinto grado de complejidad y contextos en los que se desenvuelven los participantes. Diseño del autor basado en M. Jackson (2003).

El punto de partida del modelo SOSM es una forma idealizada de clasificar problemáticas¹²⁷ de acuerdo con su situación o contexto. Para sistemas simples y participantes¹²⁸ en un contexto unitario, se sugieren las metodologías de sistemas duros: Investigación de Operaciones, Análisis de Sistemas e Ingeniería de Sistemas (Churchman, 1971, 1979; Miser, 1985, 1988; Quade, 1985; Wilson, 1990; Keys, 1991).

Los métodos de sistemas duros buscan optimizar el desempeño de un sistema en cuanto a alcanzar metas claramente identificadas. A partir de los objetivos establecidos, se identifican aquellos problemas que impiden la optimización, se procura rectificar los problemas mediante métodos puramente racionales de modelación, prueba, implementación y evaluación. Esta forma de abordar los problemas es incapaz de tratar satisfactoriamente situaciones en las que inciden percepciones múltiples de la realidad o en las que los *stakeholders* tienen opiniones diversas acerca de los propósitos o la naturaleza de los

¹²⁷ Utilizamos el término “problemática” en vez de “problema” con la intención de enfatizar que en tratándose de sistemas de alta complejidad, inicialmente es muy difícil o imposible definir con precisión un problema, sino que más bien se plantea una problemática poco definida y paulatinamente se irá aclarando él o los problemas que demandan atención específica.

¹²⁸ Aquí “participantes” hace referencia a las personas con algún interés en la situación problema. Equivale al término *stakeholder*, acuñado por R. Freeman y utilizado en terminología de sistemas suaves. Se dice que los participantes están en una relación unitaria cuando tienen valores, creencias e intereses similares. Los participantes unitarios tienen propósitos comunes y están involucrados, de una u otra manera, en la toma de decisiones sobre cómo realizar los objetivos comunes. Por otro lado, los participantes definidos en una relación pluralista (o plural) difieren en varios aspectos. Aunque sus intereses básicos son compatibles, no comparten los mismos valores y creencias. Aquellos participantes considerados en relaciones coercitivas tienen pocos intereses en común y si tienen libertad de expresar sus disensos, se verá que tienen valores y creencias en conflicto. Bajo estas condiciones no es posible llegar a acuerdos en cuanto a los objetivos. Las decisiones son tomadas con base a quien tiene más poder y se utilizan varias formas de coerción para asegurar que se cumplan las órdenes (Jackson, 2003).

sistemas que tratan, por lo tanto, las metodologías duras son inadecuadas para hacer el trabajo que se ha planteado en esta tesis.

Para cualquier tipo de sistemas con participantes plurales, es decir, aquellos cuyos intereses básicos son compatibles, pero que no comparten los mismos valores y creencias, se recomienda el abordaje de sistemas suaves (Ackoff, 2012). Se deja de lado la idea de que fácilmente pueden identificarse las metas en las que todos los *stakeholders* estarán de acuerdo. El énfasis se pone en lograr suficiente acomodo entre diferentes puntos de vista, muchas veces conflictivos, para conformar coaliciones temporales que apoyen cambios específicos. Esta forma de abordaje coloca las subjetividades en lugar central del proceso de toma de decisiones. Tomando en cuenta todas las opiniones, se plantea la situación ideal a la que se quiere llevar al sistema, se convence a los *stakeholders* de ello y se implementan las modificaciones que permiten flanquear la brecha que separa la realidad actual del modelo ideal (Vickers, 1970; Checkland, 1981, 1990, 1995, 1998, 1999).

El propósito de las metodologías de sistemas suaves es generar un aprendizaje sistémico en el que los participantes de una situación problemática puedan apreciar visiones alternativas del mundo y descubran las posibilidades de cambio que estas les ofrecen. Como resultado del proceso se espera lograr adaptaciones, cuando menos temporales, entre aquellos participantes que pudieran seguir teniendo creencias y valores divergentes.

Para el abordaje de sistemas complejos con participantes unitarios —como el de los mercados— se recomienda utilizar dinámica de sistemas (Forrester, 1968, 1971; Meadows, 2008; Senge, 1990), cibernética organizacional (Ashby, 1956; Beer, 1959, 1966, 1979, 1985, 1994) o teoría de la complejidad (Auyang, 1998; Hyötyniemi, 2004, Mainzer, 2007).

Por el grado de complejidad tan alto que poseen, este tipo de sistemas no puede modelarse matemáticamente en forma totalmente satisfactoria ya que dichos modelos ofrecen una visión limitada y distorsionada de la realidad desde perspectivas muy particulares, las cuales se quiebran en situaciones de turbulencia (Jackson, 2003). Tal es el caso de los *crashes* bursátiles y las burbujas especulativas, eventos a los que los modelos convencionales son prácticamente ciegos y mudos.

En este punto hemos llegado bastante lejos en la exploración del marco teórico-conceptual y sin duda, antes de terminar este segmento de la tesis es oportuno, si no es que indispensable, intentar definir complejidad y teoría de la complejidad.

En la 2a edición de la *International Encyclopedia of Systems and Cybernetics* (François, 2004) existen 25 distintas entradas del término COMPLEXITY, por lo que la tarea de dar una definición clara, exhaustiva y precisa puede ser, bueno, complicado¹²⁹.

Originalmente, complejidad era un término ordinario que describía objetos con muchas partes interconectadas, de lo que resultaba un objeto confuso y difícil de comprender en su totalidad. Hoy complejidad designa además un cambio de las ciencias con muchas ramificaciones. Una selva tropical es un excelente ejemplo de un sistema complejo. Contiene una variedad casi interminable de especies. La interacción entre estas especies es muy diversa pudiendo ser que algunas de ellas se relacionen prácticamente con cualquier otra, o que sean muy selectivas o especializadas en los contactos que establecen. Uno de los asuntos más característicos de un sistema complejo es la necesidad de hacer continuas adaptaciones que generan nuevas interacciones (Holland, 2014).

Podemos agregar la idea de que en lo complejo existe un número elevado de variables de estado y un número prácticamente infinito de estados combinados de los elementos que

¹²⁹ El juego de palabras empleado es intencionalmente bromista.

componen a un objeto y que, además, los elementos constitutivos del objeto complejo se disponen en muchos niveles de organización (Auyang, 1999).

Otras ideas recurrentes en las definiciones son la de interdependencia de los elementos, la presencia de dinámicas no lineales, de incertidumbre e impredecibilidad, de estructuras disipativas y de estados fuera del equilibrio (Prigogine, 1987), de bifurcaciones y transiciones de fase (Laszlo, 1997).

Edgar Morin menciona tres principios de la complejidad: El principio dialógico, el principio de recursividad organizacional y el principio hologramático. En breve, el principio dialógico propone la coexistencia de conceptos opuestos o contradictorios, los que al combinarse generan nuevas posibilidades. Como ejemplo están orden y desorden, entropía y complejificación, muerte y trasfiguración. El principio de recursividad organizacional establece que en la complejidad los productos o outputs son al mismo tiempo productores o inputs. Ejemplo: los mercados producen (y determinan parcialmente) el comportamiento de los inversionistas, los cuales producen (y determinan) el comportamiento de los mercados. Esta idea rompe con el modelo de causa y efecto reduccionista ya que todo lo que es producido es a su vez productor. Por último, el principio hologramático, íntimamente relacionado con el principio de autosemejanza a diferente escala de la fractalidad, plantea que un punto de una imagen del holograma contiene la casi totalidad de la información del objeto representado. No sólo la parte está en el todo, sino que el todo está en cada una de las partes (Morin, 2000).

Gell-Mann (1994a) define complejidad como la longitud del esquema necesario para describir y predecir las propiedades de un flujo de datos entrantes identificando sus regularidades. Los sistemas no lineales pueden ser difíciles de comprimir en una descripción con parsimonia: esto es lo que los hace complejos (Casti 1993). Según Simon, la tarea central de las ciencias naturales es demostrar que la complejidad, vista correctamente, es sólo una máscara de la simplicidad (Simon, 1962).

Para Perrow, mientras más complejo es un sistema o una organización, es menos conocible, por lo que su forma de operar y sus procesos son más ambiguos y llega a ser imposible controlarlo en forma absoluta (Perrow, 1999).

Como se puede observar en estas definiciones, la teoría de sistemas complejos es menos una teoría rigurosamente organizada que una colección de ideas que tienen en común la noción de que dentro de ciertos patrones dinámicos puede haber simplicidad subyacente la cual, en parte, puede ser descubierta. Es también una disciplina que se ha auto-organizado para examinar la pregunta de cómo puede emerger un todo coherente y con propósito único a partir de la interacción de componentes simples y muchas veces sin propósito común (Lissack, 1999).

En forma muy humilde, definimos teoría de la complejidad como el intento de explicar grandes consecuencias a partir de pequeñas cosas (Phelps, 2002).

La Teoría de la Complejidad (TC) y la Teoría de Sistemas (TS) comparten más que la terminología. El traslape entre las dos corrientes es evidente ya que comparten una visión del mundo, la idea de que hay principios universales subyacentes a todos los sistemas y comparten la transdisciplinariedad y el abordaje holista de las problemáticas que buscan resolver. Sin embargo, hay algunas diferencias entre ambas, particularmente en el carácter positivista que se supone que tiene la teoría de complejidad, los objetivos más pragmáticos de la teoría de sistemas y las distintas metodologías que emplea cada teoría (Phelan, 1998).

Una diferencia clara entre los dos caminos es el énfasis que la teoría de sistemas pone en la predicción, el control y la solución de problemas en general. La TS busca mejorar un sistema.

Para ello, define las condiciones deseadas, las compara con las condiciones actuales y diseña la manera de cerrar la brecha que las separa (Flood, 1990). La TS se enfoca al análisis confirmatorio, es decir, busca entender las características operativas de un sistema en su conjunto. Sobre todo, las metodologías duras identifican relaciones entre los elementos de un sistema y a partir de ello optimizan alguna función objetiva. La perspectiva de las dinámicas de sistemas y de la cibernética es igualmente, resolver problemas o mejorar la eficiencia de los sistemas.

Las metodologías suaves se enfocan a hacer mejoras y a resolver problemas. La meta es poner en evidencia las ideas divergentes de los *stakeholders* con el propósito de generar una visión compartida que conduzca a los consensos requeridos y así poder decidir las acciones que deben tomarse para mejorar al sistema (Checkland, 1995).

El énfasis en el análisis confirmatorio de la TS contrasta con la naturaleza exploradora de la TC. Los investigadores de la complejidad típicamente comienzan con un sistema complejo, como la economía o los mercados, el sistema inmune o el metabolismo celular, un ecosistema, un complejo urbano, un hormiguero, la red ferroviaria, etc. A partir de ello buscan las relaciones entre los elementos del sistema y la forma de interacción que pudiera explicar el comportamiento agregado de los componentes.

Uno de los principios básicos de la TC es que gran parte del comportamiento agregado, aparentemente complejo, que manifiesta un sistema surge a partir de actividades locales relativamente simples, de los agentes. La complejidad, propone esta idea, es una forma de ilusión, en tanto que emerge cuando varios agentes siguen reglas simples, como en el caso de las formaciones que hacen las parvadas de estorninos cuando vuelven al nido, mismas que derivan de reglas simples de cada ave. Una gran parte de las investigaciones de la TC se dedican a buscar las reglas simples que pudieran explicar el comportamiento complejo de todo el sistema (Phelan, 1999; Hyötyniemi, 2009).

En el momento actual, los teóricos de la complejidad están más interesados en explorar y explicar que en resolver problemas, aunque también es objetivo de este abordaje la solución de problemáticas de alta complejidad. La TC utiliza como herramienta básica la modelación con computadora, sea a través de modelación basada en agentes (ABM), la creación de redes neuronales artificiales o la inteligencia artificial.

Para el abordaje característico de sistemas resulta difícil modelar la diversidad a nivel de cada agente o grupo de agentes, así como adentrarse a la caja negra para intentar explicar cómo se toman las decisiones en situaciones de incertidumbre, mientras que a través de ABM esto es posible (Holland, 1991).

En esta tesis hemos elegido las metodologías basadas en la teoría de la complejidad. Nos afiliamos a la corriente que comienza con abandonar los supuestos mecanicistas y deterministas de corte Newtoniano y hemos adoptado conceptos como el de la indeterminación, la no linealidad y la incertidumbre, características inherentes a la complejidad, como ambiente natural para el estudio de los mercados.

En vez del reduccionismo, elegimos seguir el camino del holismo, en lugar de orden, equilibrio y regularidad, aceptamos una realidad discontinua, errática, desordenada, inestable, cambiante, impredecible, aleatoria y al borde del caos, en esa zona entre el orden y el caos en la que hay emergencia e innovación.

Consideramos que el modelo de marcha aleatoria está caduco y exhausto. En su lugar creemos que debe buscarse evidencia de fractalidad, dependencia a condiciones iniciales, atractores extraños, cuencas de atracción, auto-semejanza a diferente escala y auto-organización.

Consideramos axiomático que no puede entenderse un fenómeno como el mercado de capitales aislando sus partes y reduciéndolas a un fútil agente representativo o al cadáver que representa un dato informativo aislado. Debemos entender al mercado en su dinámico devenir como consecuencia de múltiples fuerzas simultáneas, multidireccionales y diversas en potencia, vigencia e impacto en el tiempo, relevancia y significado.

Cada agente es un subsistema dinámico adaptativo interactuando con otros subsistemas dinámicos adaptativos, cada agente tiene acceso imperfecto y asimétrico a la información, misma que muchas veces es de sí ambigua. Desde luego que en estas condiciones (realistas) no tiene sentido pensar en su incorporación eficiente en los precios.

En el mercado todo fluye y co-evoluciona: los agentes mismos, su forma de interacción, la información y los precios. Por lo tanto, pretender que se puede entender suficientemente al mercado tanto como para explicarlo o peor aún, para predecir su comportamiento a partir de un corte transversal en un instante dado, o a través de un análisis reduccionista es ilógico.

Ninguna pieza de información tiene sentido si la vemos aislada del resto de la información o del contexto histórico en el que aparece. En finanzas, ningún agente tiene sombra de racionalidad si desconoce a los demás agentes y a su contexto, incluyendo al pasado. Ningún dato financiero o económico puede tener efecto *ceteris paribus* porque nada permanece constante.

El orden que buscamos descubrir quizás no existe allá afuera, en el mundo real, sino sólo como constructo en la mente del observador, pero ayuda a mirar y comprender. Suponemos que surge del desorden como propiedad emergente en forma de procesos auto-organizados, pero tal vez sean como las constelaciones de estrellas, constelaciones que no tienen existencia propia, sino que las observamos en el firmamento como un conjunto, pero sabemos que ese grupo de estrellas nunca estuvo ahí donde las miramos hoy, simplemente coincide la llegada de su luz a la Tierra tras millones de años de travesía. ¿Dónde están hoy esas estrellas? ¿Ese “hoy” de quién es?

IV. MARCO METODOLÓGICO

4.1 Formalismo Matemático General

Sea P_t el precio en el tiempo t de un activo que no genera dividendos. El rendimiento simple entre el tiempo $t-1$ y el tiempo t se expresa como el *rendimiento bruto simple* (rendimiento total o rendimiento en el período de tenencia) de la siguiente manera:

$$1 + R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad \text{o} \quad P_t = P_{t-1}(1 + R_t) \quad [1]$$

El rendimiento neto simple o rendimiento simple, llamado *tasa simple de rendimiento* en jerga financiera, se calcula de la siguiente manera:

$$R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad [2]$$

Si se mantiene el activo durante k períodos entre las fechas $t-k$ y t genera un rendimiento bruto simple de k -períodos, a lo que también se ha llamado *tasa compuesta de rendimiento*, misma que se calcula con las siguientes fórmulas:

$$1 + R_t[k] = \frac{P_t}{P_{t-k}} = \frac{P_t}{P_{t-1}} \times \frac{P_{t-1}}{P_{t-2}} \times \dots \times \frac{P_{t-k+1}}{P_{t-k}} \quad [3]$$

$$= (1 + R_t)(1 + R_{t-1}) \dots (1 + R_{t-k+1}) \quad [4]$$

$$= \prod_{j=0}^{k-1} (1 + R_{t-j}) \quad [5]$$

Por lo tanto, el rendimiento bruto simple de k -períodos es tan solo el producto de todos los k rendimientos brutos simples de un periodo k . Esto es el *rendimiento compuesto*.

El rendimiento neto simple de k -periodos es...

$$R_t[k] = (P_t - P_{t-k})/P_{t-k} \quad [6]$$

La tasa de rendimiento es libre de escala, pero no carece de unidades y siempre será expresada en función de cierto intervalo de tiempo al que podemos llamar “período”. Así, la tasa de rendimiento debe expresarse como una variable de flujo en cierto tiempo.

Si el activo es mantenido durante k años, el promedio anual de rendimientos se define como la media geométrica de los k rendimientos brutos simples involucrados y se calcula de la siguiente manera:

$$\text{Anualizado}\{R_t[k]\} = \left[\prod_{j=0}^{k-1} (1 + R_{t-j}) \right]^{1/k} - 1 \quad [7]$$

$$\text{Anualizado}\{R_t[k]\} = \exp \left[\frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} \ln(1 + R_{t-j}) \right] - 1 \quad [8]$$

...donde $\exp(x)$ denota la función exponencial y $\ln(x)$ es el logaritmo natural de un número positivo x .

Dado que es más fácil operar con promedios aritméticos que con medias geométricas y ya que los rendimientos de un período tienden a ser pequeños, podemos utilizar la expansión de Taylor de primer orden para aproximar los rendimientos anualizados y obtener la siguiente expresión:

$$\text{Anualizado}\{R_t[k]\} \approx \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} R_{t-j} \quad [9]$$

Lo apropiado de la anterior aproximación depende de la aplicación que se dé a los datos y en algunos casos, no deberá hacerse de esta forma. En cada caso se comentará la pertinencia de utilizarla.

En general, el valor neto del activo A con *interés compuesto continuo* es...

$$A = C \exp(r \times n) \quad [10]$$

... donde r es la tasa de interés anual, C es el capital inicial, y n es el número de años que se mantiene la posición. De la ecuación [10] tenemos que...

$$C = A \exp(-r \times n) \quad [11]$$

... aquí C es conocido como el *valor presente* de un activo que valdrá A (dólares, pesos, etc.) en n años a partir del presente, bajo el supuesto de que la tasa de interés anual, compuesta continua, es r .

El logaritmo natural del rendimiento bruto simple de un activo es llamado *rendimiento compuesto continuo* o *log rendimiento*.

$$r_t = \ln(1 + R_t) = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} = R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 = p_t - p_{t-1} \quad [12]$$

... donde $p_t = \ln(P_t)$. Los rendimientos compuestos continuos expresados como log rendimientos r_t tienen algunas ventajas sobre los rendimientos netos simples R_t . Primero, consideremos rendimientos de múltiples períodos.

Tenemos que...

$$r_t[k] = \ln(1 + R_t[k]) = \ln[(1 + R_t)(1 + R_{t-1}) \dots (1 + R_{t-k+1})] \quad [13]$$

$$= \ln(1 + R_t) + \ln(1 + R_{t-1}) + \dots + \ln(1 + R_{t-k+1}) \quad [14]$$

$$= r_t + r_{t-1} + \dots + r_{t-k+1} \quad [15]$$

Por lo tanto, el rendimiento compuesto continuo de muchos períodos es simplemente la suma de rendimientos compuestos continuos involucrados, de un período.

El rendimiento neto simple de un portafolio compuesto por N activos, es el promedio ponderado de los rendimientos netos simples de los activos involucrados donde el peso de cada activo es el porcentaje del valor del portafolio invertido en ese activo.

Sea p un portafolio que asigna un peso w_i al activo i , entonces, el rendimiento simple R de p al tiempo t es...

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^N w_i R_{it} \quad [16]$$

Donde R_{it} es la tasa de rendimiento simple de cada activo i .

Sin embargo, el rendimiento continuo-compuesto del portafolio no tiene las ventajas antes comentadas. Si los rendimientos simples R_{it} son pequeños en magnitud, entonces tenemos...

$$r_{p,t} \approx \sum_{i=1}^N w_i r_{it} \quad [17]$$

Donde $r_{p,t}$ es el rendimiento compuesto continuo del portafolio en el tiempo t .

Si un activo paga dividendos en forma periódica, debemos modificar la definición de los rendimientos del activo. Sea D_t el pago de dividendos del activo entre las fechas $t-1$ y t , y sea P_t el precio del activo al final del periodo t . Entonces, el dividendo no está incluido en P_t . Por lo tanto, la tasa simple de rendimiento y el rendimiento compuesto continuo al tiempo t será...

$$R_t = \frac{P_t + D_t}{P_{t-1}} - 1, \quad r_t = \ln(P_t + D_t) - \ln(P_{t-1}) \quad [18]$$

El *exceso de rendimiento* de un activo en el tiempo t es la diferencia entre el rendimiento de dicho activo y el rendimiento de algún activo de referencia o tasa libre de riesgo. El exceso de rendimiento simple y el exceso log rendimiento se pueden definir de la siguiente forma:

$$Z_t = R_t - R_{0t}, \quad z_t = r_t - r_{0t} \quad [19]$$

Donde R_{0t} y r_{0t} son los rendimientos simple y logarítmico del activo de referencia (libre de riesgo) respectivamente.

La relación entre el rendimiento simple R_t y la tasa de rendimiento compuesto continuo r_t o log rendimiento es la siguiente:

$$r_t = \ln(1 + R_t), \quad R_t = e^{r_t} - 1, \quad [20]$$

La agregación temporal de los rendimientos produce:

$$1 + R_t[k] = (1 + R_t)(1 + R_{t-1}) \dots (1 + R_{t-k+1}) \quad [21]$$

$$r_t[k] = r_t + r_{t-1} + \dots + r_{t-k+1} \quad [22]$$

Si la tasa de interés compuesto continuo es r por año, entonces la relación entre el valor presente y futuro de un activo se describe por la fórmula

$$A = C \exp(r \times n), \quad C = A \exp(-r \times n) \quad [23]$$

4.2 Propiedades de la Distribución de Rendimientos.

Consideremos una colección de N activos que son mantenido durante T períodos de tiempo, digamos $t=1, \dots, T$. Para cada uno de los activos i , sea r_{it} su log rendimiento al tiempo t . Los log rendimientos bajo estudio serán entonces $\{r_{it}; i=1, \dots, N; t=1, \dots, T\}$. También podemos considerar los rendimientos simples $\{R_{it}; i=1, \dots, N; t=1, \dots, T\}$ o los excesos de rendimientos logarítmicos $\{z_{it}; i=1, \dots, N; t=1, \dots, T\}$.

Revisión de algunas de las propiedades básicas de las distribuciones estadísticas y las ecuaciones de los momentos centrales de una variable aleatoria.

Sea R_k el espacio euclidiano k -dimensional. Un punto en R_k es denotado por $x \in R_k$. Consideremos dos vectores aleatorios $X=(X_1, \dots, X_k)'$ y $Y=(Y_1, \dots, Y_q)'$. Sea $P(X \in A, Y \in B)$ la probabilidad de que X esté en el sub-espacio $A \subset R_k$ y Y esté en el sub-espacio $B \subset R_q$. Para la mayoría de los casos, ambos vectores aleatorios son considerados continuos.

$$S(x) = E \left[\frac{(X - \mu_x)^3}{\sigma_x^3} \right], \quad K(x) = \left[\frac{(X - \mu_x)^4}{\sigma_x^4} \right] \quad [24]$$

La distribución normal tiene un coeficiente de asimetría igual a cero, como cualquier otra forma de distribución simétrica.

La curtosis $K(x)$ del activo x cuya distribución es normal es igual a 3. En poblaciones leptocúrticas (con curtosis mayor a 3) este parámetro suele expresarse como *exceso de curtosis*, $K(x)-3$, para lo cual, se resta 3 a la curtosis medida y se considera que la curtosis normal tendrá un exceso de curtosis igual a 0.

Se dice que las poblaciones leptocúrticas tienen colas pesadas, lo que significa que en la distribución se pone más masa en las colas que en la distribución normal. En la práctica, esto significa que una muestra aleatoria de dicha distribución tendería a contener más valores extremos.

Sea $\{x_1, \dots, x_T\}$ una muestra aleatoria de X con T observaciones.

La media de una muestra se calcula con la siguiente fórmula:

$$\hat{\mu}_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t \quad [25]$$

La varianza de una muestra se calcula como:

$$\hat{\sigma}_x^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu}_x)^2 \quad [26]$$

El coeficiente de asimetría de una muestra se calcula de la siguiente manera:

$$\hat{S}(x) = \frac{1}{(T-1)\hat{\sigma}_x^3} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu}_x)^3 \quad [27]$$

La curtosis de una muestra se estima de la siguiente forma:

$$\hat{K}(x) = \frac{1}{(T-1)\hat{\sigma}_x^4} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu}_x)^4 \quad [28]$$

Específicamente, cuando se ha medido la curtosis en este trabajo se calculó el llamado exceso de curtosis ya que el valor normal del estadístico se llevó a cero mediante la siguiente fórmula general:

$$K(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4} - 3 \quad [29]$$

El coeficiente de correlación entre dos variables aleatorias X y Y se calcula de la siguiente forma:

$$\rho_{x,y} = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}} = \frac{E[(X - \mu_x)(Y - \mu_y)]}{\sqrt{E(X - \mu_x)^2 E(Y - \mu_y)^2}} \quad [30]$$

Donde μ_x y μ_y son la media de X y Y respectivamente, y se supone que existen varianzas.

Cuando disponemos de una muestra $\{(x_t, y_t)\}_{t=1}^T$ la correlación puede ser estimada consistentemente mediante la siguiente fórmula, apropiada para una muestra:

$$\hat{\rho}_{x,y} = \frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2 \sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}} \quad [31]$$

4.3 Función de Autocorrelación

La autocorrelación, también llamada correlación seriada, es la correlación de una señal (el valor de una variable aleatoria) consigo misma en diferentes puntos a lo largo del tiempo. Equivale coloquialmente a la similitud entre dos observaciones de una función realizadas con un retraso o rezago en el tiempo. Es una herramienta matemática para encontrar patrones repetidos que pudieran estar ocultos detrás del ruido, los cuales podrían sugerir la presencia de dependencia serial, es decir, que los valores en un tiempo t en la serie, sean estadísticamente dependientes del valor en el tiempo $t-k$. Uno de los elementos del modelo convencional que explica las series de tiempo financieras como una marcha aleatoria, es que existe independencia de los rendimientos a lo largo del tiempo, por lo tanto, será necesario que la autocorrelación sea de cero para sostener dicho supuesto (Box, 2008).

Procesos con autocorrelación incluyen los procesos con raíz unitaria (no estacionarios), procesos con tendencia estacionaria, procesos autoregresivos y procesos con promedios móviles. En estadística, la autocorrelación de un proceso aleatorio es simplemente la correlación entre valores del proceso en tiempos distintos.

En el análisis de datos, un correlograma es la imagen de la función de auto-correlación, es decir, la representación gráfica de las autocorrelaciones en una serie de tiempo con distintos retardos o rezagos.

$$\rho_\ell = \frac{Cov(r_t, r_{t-\ell})}{\sqrt{Var(r_t)Var(r_{t-\ell})}} = \frac{Cov(r_t, r_{t-\ell})}{Var(r_t)} = \frac{\gamma_\ell}{\gamma_0} \quad [32]$$

Otra manera de presentar la fórmula de la auto-correlación es la siguiente:

$$\hat{\rho}_1 = \frac{\sum_{t=2}^T (r_t - \bar{r})(r_{t-1} - \bar{r})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2}} \quad [33]$$

O bien, esta.....

$$\hat{\rho}_\ell = \frac{\sum_{t=\ell+1}^T (r_t - \bar{r})(r_{t-\ell} - \bar{r})}{\sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2}, \quad 0 \leq \ell < T - 1 \quad [34]$$

4.3.1 Prueba de Portmanteau

Los estadísticos de portmanteau son procedimientos para identificar cuando los residuos en una regresión están correlacionados en forma no lineal, es decir, cuando hay dependencia, pero esta no puede ser detectada con otros métodos de linealidad. Estas pruebas se utilizan para confirmar si hay no linealidad en la media y en la varianza (Arranz, 2005).

La prueba clásica de portmanteau fue propuesta por Box y Pierce como sigue....

$$Q_{BP} = n \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_k^2 \quad [35]$$

Donde $\hat{\rho}_k^2$ es la autocorrelación de orden k de los residuales. Bajo la hipótesis nula de que el modelo ARMA es adecuado, Q_{BP} tiene una distribución X^2 con $(m-p-q)$ grados de libertad (Arranz, 2005).

Ljung y Box propusieron la modificación siguiente:

$$Q_{LB} = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad [36]$$

El estadístico Q_{LB} tiene una distribución de muestra finita más próxima a la de X_{m-p-q}^2 . La intuición es que estamos ajustando cada $\hat{\rho}_k^2$ en el estadístico Q_{BP} por su varianza asintótica.

4.4 Análisis de Rango a Distintas Escalas (*R/S Analysis*)

La medición del exponente de Hurst fue realizada con dos métodos. El primero fue el estudio de la serie completa de los log-rendimientos, los log-rendimientos absolutos y los log-rendimientos al cuadrado de las series de tiempo de 45 índices. El segundo fue el cálculo del mencionado exponente de Hurst mediante el método de análisis de rango estandarizado en segmentos sucesivos de los log-rendimientos utilizando ventanas de valores de tres tamaños: 1000 días, 500 días y 250 días (tamaño de la ventana = tau = τ). En los tres casos, se estudiaron las series completas con rezagos de 20 días (rezago = lambda = λ), haciendo barridos desde el inicio de los datos (muchos de ellos desde el momento en que se crearon los índices) hasta el presente.

A continuación, describimos el método utilizado y su justificación.

Buscamos medir la fuerza de una tendencia que está embebida en un entorno de ruido blanco. Para ello tenemos la necesidad de determinar cuál es el exponente de escalamiento del rango de los movimientos del precio al cambiar la escala de tiempo de observación.

En 1951, Hurst publicó un método que detecta patrones cíclicos no periódicos en las crecidas del río Nilo, en las que largos períodos de sequía relativa eran seguidos por largos períodos de inundaciones repetidas (Figura 4.1). Mandelbrot y Wallis acuñaron el nombre de fenómeno José o efecto Hurst a esta forma de memoria de largo plazo que encontraron en varias series de tiempo de activos de los mercados de capitales y de futuros (Hurst, 1951, 1965, Mandelbrot, 1968, 2004).

Mandelbrot propuso que, dada la dependencia de largo plazo, el arbitraje perfecto no sería posible. Mostró que el movimiento browniano fractal no era un buen modelo de los rendimientos accionarios a menos que el mercado sea muy ineficiente, lo cual es expandido por Hodges. Este último autor calcula que para mercados con un exponente de Hurst fuera

del rango 0.4 a 0.6, serían necesarias menos de 300 transacciones para obtener utilidades esencialmente libres de riesgo. Aporta una tabla muy útil en la que relaciona los valores del exponente de Hurst con el Índice de Sharpe y el número de operaciones necesarias para capturar utilidades con estrategias de opciones (Mandelbrot, 1971, 1997a; Hodges, 1995).

El método de Análisis de Rango a Distintas Escalas (*R/S Analysis*) permite calcular el valor del exponente H (exponente de Hurst) según el diseño original de Hurst, procedimiento que seguimos y que aquí se describe:

Partimos del análisis de log-rendimientos, $r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$ en donde r_t es el rendimiento de un día en el día t , p_t es el precio en el tiempo t y p_{t-1} es el precio un día antes del día t . Vamos a llamar v a cada uno de los rendimientos.

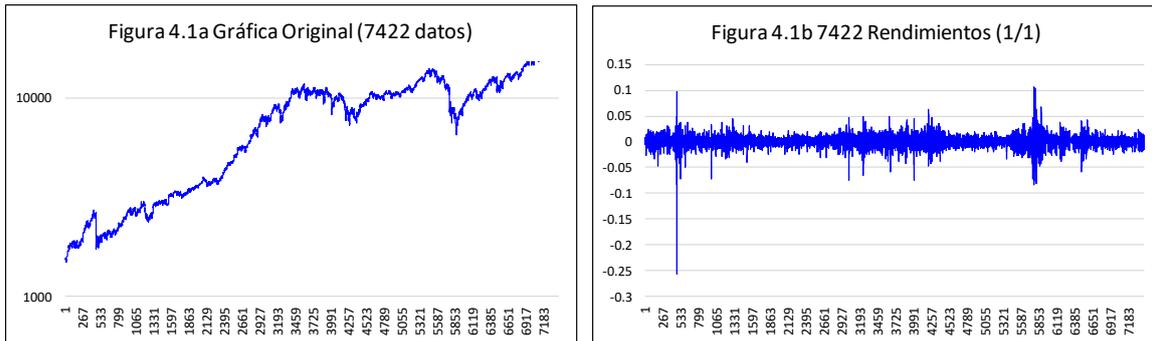


Figura 4.1a Índice S&P500 (valor nominal, escala semi-log). Registro del valor de cierre diario del índice S&P500 del año 1986 al 2015 en escala semilogarítmica.

Figura 4.1b Índice S&P500 (log-rendimientos diarios). Registro de los log-rendimientos diarios del año 1986 al 2015. A partir de estos valores se calcula la media, la diferencia de cada rendimiento con la media y se reconstruye la serie mediante la suma consecutiva de las diferencias. Elaboración propia: datos de Bloomberg.

Vamos a suponer una serie de tiempo de tamaño N , que dividimos en V intervalos de longitud n de tal manera que $Vn = N$. Cada intervalo de longitud n se denomina Iv de tal manera que tenemos $v = 1, 2, \dots, V$. Cada elemento del intervalo se llama Nk, v con $k = 1, 2, \dots, n$.

1. Se calcula la media m_v de los elementos de cada sub-intervalo de longitud n obteniendo v medidas calculadas con la fórmula:

$$m_v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n N_{k,v} \quad [37]$$

2. Se calcula la desviación estándar muestral para cada sub-intervalo Iv .

$$S_{I,v} = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (N_{k,v} - m_v)^2 \right)^{1/2} \quad [38]$$

3. Se calculan las desviaciones acumuladas respecto a la media para cada sub-intervalo.

$$X_{k,v} = \sum_{i=1}^k (N_{i,v} - m_v) \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, n \quad [39]$$

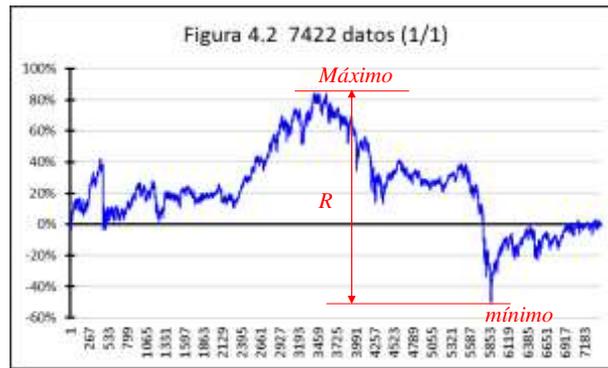


Figura 4.2 Reconstrucción del Índice S&P500 (segmento total). Se muestra el rango (R) de las desviaciones acumuladas respecto a la media. Nótese que, al hacer la suma acumulada de las diferencias la serie necesariamente debe terminar en cero.



Figura 4.3a y 4.3b Reconstrucción del Índice S&P500 (primera segmentación). Se muestra el rango (R) de las desviaciones acumuladas respecto a la media en los dos primeros segmentos, es decir, la serie original se divide en dos y se hace el mismo procedimiento: se identificación de media de la serie, se calculan las diferencias de todos los rendimientos con la media y se hace la suma acumulativa de las diferencias.

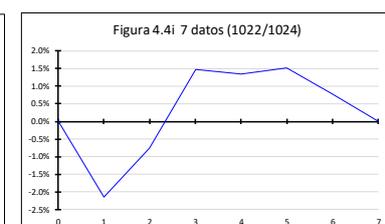
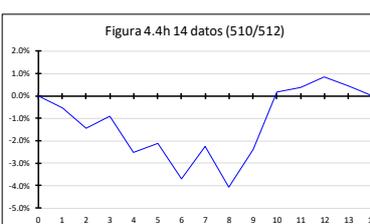
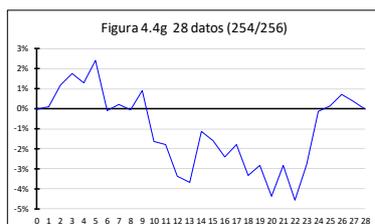
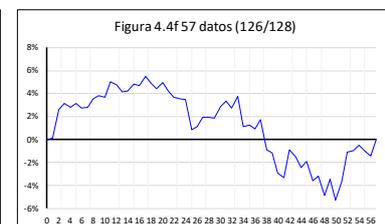
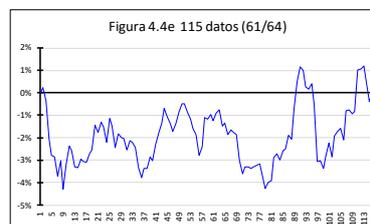
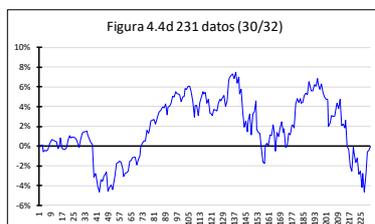
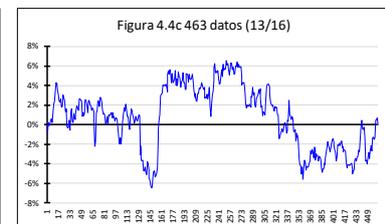
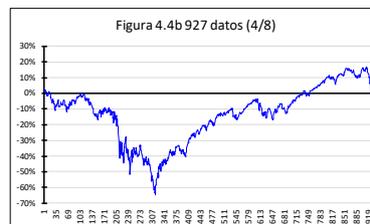
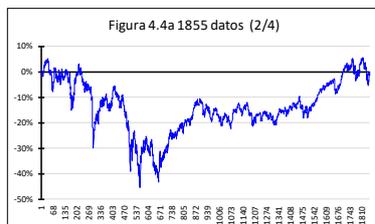


Figura 4.4a-4.4i Reconstrucción del Índice S&P500 (2ª a 10ª segmentaciones). Se muestran una de cada una de las segmentaciones 2ª a 10ª. En cada nueva segmentación

se parte en dos el número de datos (d) y se duplican los intervalos (i) así (d/i): 1855/4, 927/8, 463/16, 231/32, 115/64, 57/128, 28/256, 14/512 y 7/1024 para cada segmento.

4. Se define el rango para cada sub-intervalo R_{Iv} como la diferencia entre el valor máximo y mínimo de $X_{k,v}$:

$$R_{Iv} = \max(X_{k,v}) - \min(X_{k,v}) \quad [40]$$

5. Se divide el rango por la desviación típica y se obtiene la razón R/S para cada intervalo Iv . Se calcula el promedio de R/S para cada intervalo de longitud n .

$$(R/S)_n = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V (R_{Iv}/S_{Iv}) \quad [41]$$

6. Se aumenta la longitud del intervalo hasta el siguiente valor que verifique que N/n siempre sea un entero y se repite el proceso para todos los valores posibles de n .

7. Se realiza una regresión potencia con $\log(n)$ como variable independiente y con $\log(R/S)_n$ como variable dependiente. El exponente de dicha regresión es el valor de H buscado.

Tabla 4.1		
Análisis de Rango Estandarizado		
Sub Intervalo	N	R/S
1	6722	90.081
2	3361	51.164
3	1680	40.517
4	840	31.174
5	420	20.868
6	210	15.536
7	105	11.342
8	52	7.738
9	26	5.247
10	13	3.452

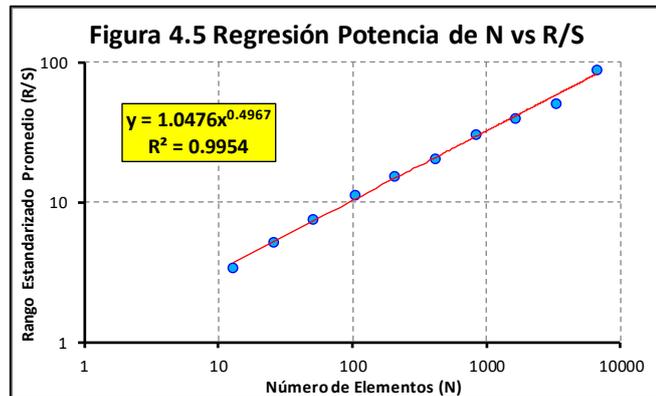


Tabla 4.1 Análisis de Rango Estandarizado (R/S). Se muestran los datos utilizados para la gráfica de la Figura 4.5. El sub-intervalo 1, tiene 6,722 datos y el R/S es de 90.081, hasta el sub-intervalo 10 con 13 datos y R/S promedio de 3.452.

Figura 4.5 Diagrama de Dispersión de Elementos contra R/S promedio. Se grafica en escala log-log el número de elementos en cada intervalo (abscisas) contra el Rango Estandarizado promedio de cada intervalo (R/S). Se muestra la línea de regresión potencia (en rojo), en el recuadro, la fórmula de la regresión y el coeficiente R^2 .

8. Los cálculos se hacen para los log-rendimientos diarios $r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$, para el absoluto de los log-rendimientos $|r_t| = |\ln p_t - \ln p_{t-1}|$, y para el cuadrado de los log-rendimientos $r_t^2 = (\ln p_t - \ln p_{t-1})^2$ registrando el coeficiente R^2 de cada regresión.

9. La función de auto-correlación (la correlación entre el presente y el futuro) puede calcularse con la fórmula $C = 2^{(2H-1)} - 1$

De acuerdo con mecánica estadística, si la serie es una marcha aleatoria (sin correlación y sin memoria), el exponente H debe ser $H = 0.5$. En otras palabras, si el proceso es puramente aleatorio, el rango de desviaciones acumuladas debe aumentar con la raíz cuadrada del tiempo (si el exponente es 0.5 entonces el escalamiento se da en una magnitud de exponente $1/2$, es decir que crece con la \sqrt{t} , que en este caso es n , es decir, el número de datos sucesivos (log-rendimientos, log-rendimientos absolutos o log-rendimientos al cuadrado) que hay en

cada muestra (cada segmento v , según la notación anterior). Además, la correlación será igual a 0. Su densidad de distribución podrá ser gaussiana o no serlo.

Si el exponente $H \neq 0.5$ tenemos evidencia de que las observaciones no son independientes y de que hay memoria, sin importar el tipo de densidad de distribución que tenga la serie de tiempo. En ese caso hay dos posibilidades.

- 1) Si $0.5 < H < 1.0$ es indicativo de persistencia (retroalimentación positiva);
- 2) Si $0 < H < 0.5$, es indicativo de anti-persistencia (retroalimentación negativa).

Lo que detecta el exponente $H \neq 0.5$ no se podrá tratar de una memoria de corto plazo (markoviana) sino que estamos ante una memoria de largo plazo que tiende a ser infinita. En otras palabras, un sistema que exhibe estadística tipo Hurst es el resultado de una larga cadena de eventos interconectados en la que los eventos de hoy tienen influencia en eventos del futuro. Hay una dependencia del trayecto que se ha seguido más no independencia.

Las series de tiempo que son persistentes, definidas como $0.5 < H < 1.0$, son fractales, ya que pueden ser descritas como un movimiento browniano fraccional. En el movimiento browniano fraccional hay correlación entre los eventos de diferentes escalas de tiempo. El exponente de Hurst describe la probabilidad de que dos eventos consecutivos puedan recurrir. Si $H = 0.6$ en esencia habrá 60% de probabilidades de que si el último movimiento fue positivo, el siguiente también sea positivo.

Dado que cada evento no tiene la misma probabilidad de ocurrir (como sucede en una marcha aleatoria), la dimensión fractal de la distribución de probabilidades no es 2; sino que es un número entre 1 y 2. Mandelbrot mostró que la dimensión fractal D_F es el número inverso del exponente H , es decir $D_F = 1/H$.

La reducción del espacio de fases en el trayecto del precio debe poderse notar al tener una dimensión fractal menor a 2, como sería en el caso de una marcha aleatoria.

Puede demostrarse que la suma de los log-rendimientos sucesivos es igual al rendimiento compuesto. En este procedimiento estamos haciendo lo mismo, pero cortando en pedazos cada vez más pequeños el objeto de estudio (la serie de tiempo) y haciendo la suma alrededor de la media.

Finalmente medimos el tamaño de las oscilaciones en cada escala distinta (relativas a la media de cada segmento en cada escala) y la dividimos entre la volatilidad de esa escala particular para "estandarizar" el valor de la oscilación, de tal manera que las mediciones de distintas escalas sean comparables entre sí.

Si fuera aleatorio, el exponente de escalamiento debería ser igual a \sqrt{t} , es decir 0.5. Cuando no es así, es que hay un factor no aleatorio que determina la forma de escalamiento. Ese factor es memoria de largo plazo de la volatilidad, que no de los rendimientos mismos. Además, un exponente distinto a 0.5 demuestra la estructura fractal del fenómeno, dado que encontramos detalle en todas las escalas. En condiciones de aleatoriedad la dimensión fractal sería 2. En condiciones de no aleatoriedad, estaría entre 1 y 2 ($1 < D < 2$).

Una de las propiedades más relevantes del análisis R/S es que se presenta como un análisis robusto para la detección de ciclos. La búsqueda de ciclos ha sido una constante en el estudio económico. Mediante el análisis R/S es posible detectar ciclos no periódicos cuyo período sea mayor que el período muestral y conocer la duración aproximada de dichos ciclos (Mandelbrot 1969). Para ello se propone la utilización del estadístico V , que se define del siguiente modo:

$$V_n = \frac{(R/S)_n}{\sqrt{n}} \quad [42]$$

Si en el gráfico representamos el $\log(n)$ como variable independiente y V como variable dependiente, obtendremos el siguiente resultado:

- a) Si el proceso es un movimiento browniano ordinario, es decir $H = 1/2$, el gráfico será una línea horizontal.
- b) Si el proceso es un movimiento browniano fraccional persistente, es decir, si $H > 1/2$, obtendremos una línea creciente.
- c) Si el proceso es un movimiento browniano fraccional anti-persistente, es decir, si $H < 1/2$, el resultado será una línea decreciente.

Andrew Lo propuso una prueba que permite comprobar si una serie tiene memoria de largo plazo. Este investigador de MIT demuestra que el estadístico R/S tradicional está sesgado si el proceso que se estudia tiene memoria corta y propone una modificación de dicha prueba. Mediante simulación Montecarlo y basándose en el teorema del límite central obtiene valores tabulados de la distribución asintótica del nuevo estadístico bajo la hipótesis nula de no existencia de memoria larga. De este modo es posible realizar un contraste estadístico sobre la existencia de memoria larga (Lo, 1991).

La prueba que propone Andrew Lo es la siguiente.

Sea una serie temporal $\{x_1, x_2, \dots, x_T\}$ sea \bar{x} la media de la serie. El estadístico R/S modificado, llamado Q_T viene dado por el rango de la suma acumulada de las desviaciones de la serie temporal respecto a su media, dividido por un estimador $S_T(q)$ consistente de la desviación estándar, es decir:

$$Q_T = \left\{ \max_{1 \leq i \leq T} \sum_{t=1}^i (x_t - \bar{x}) - \min_{1 \leq i \leq T} \sum_{t=1}^i (x_t - \bar{x}) \right\} / S_T(q) \quad [43]$$

donde...

$$S_T(q) = \left\{ \sum_{i=1}^T (x_i - \bar{x}) / T + 2 \sum_{j=1}^q \tau_j(q) \left(\sum_{i=j+1}^T (x_i - \bar{x})(x_{i-j} - \bar{x}) \right) / T \right\}^{1/2} \quad [44]$$

y además...

$$\tau_j(q) = 1 - \frac{j}{q+1} \text{ con } q < n \quad [45]$$

La elección de q se puede llevar a cabo del siguiente modo:

$$q = \text{Int}(z_T) \quad \text{y} \quad z_T = (3T/2)^{2/3} (2\rho / (1 - \rho^2))^{2/3} \quad [46]$$

Donde $\text{Int}(z_t)$ es la parte entera de z_t y ρ es la autocorrelación de primer orden de la serie.

El estadístico R/S modificado difiere del tradicional en la forma de normalizar la medida del rango, ya que no se divide por la desviación estándar de los datos, sino por ésta y una suma ponderada de la función de auto-covarianza muestral. Según Lo, esta modificación permite que la prueba sea robusta tanto frente a la memoria de corto plazo como respecto a la heteroscedasticidad.

En otra notación, podemos expresar el cálculo del exponente H y del estadístico V de la siguiente manera:

$$Q_n \equiv \frac{1}{\hat{\delta}_n(q)} \left[\max_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_n) - \min_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_n) \right] \quad [47]$$

donde...

$$\hat{\delta}_n(q) \equiv \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X}_n)^2 + \frac{2}{n} \sum_{j=1}^q w_j(q) \left\{ \sum_{i=j+1}^n (X_i - \bar{X}_n) (X_{i-j} - \bar{X}_n) \right\} \quad [48]$$

Donde \bar{X} es la media de la muestra $(1/n) \sum_j X_j$.

$\hat{\delta}_n^2(q)$ es simplemente el cuadrado del estimador consistente en la suma parcial de la varianza.

Si no hay dependencia de corto plazo, la varianza será la que sea medida a partir de los términos individuales X_t .

En presencia de dependencia de corto plazo, debemos modificar el estadístico (de acuerdo con Lo, 1991) e incluir también los términos de auto-covarianza.

Bajo la hipótesis nula de IID¹, al aumentar n sin límite, el rango re-escalado Q_n converge en distribución a una variable aleatoria bien definida V cuando la propiedad es normalizada, de tal manera que

$$\frac{1}{\sqrt{n}} Q_n \Rightarrow V \quad [49]$$

El exponente de Hurst puede ser estimado de $Q_n = (\alpha \cdot n)^H$ donde α es la constate de escalamiento.

Si la hipótesis de eficiencia de mercados se sostuviera de manera estricta, la propiedad de marcha aleatoria obligaría a que r_t fuera un proceso IID. Además, cualquier transformación de r_t como $|r_t|$ o r_t^2 también debería ser un proceso IID. (Ding 1993 p. 87). En tal caso, las auto-correlaciones de un proceso IID tendrían varianzas finitas de $1/\sqrt{t}$ y correlaciones más altas de $|r_t|$ indicarían la propiedad de memoria de largo plazo. Ding, Granger y Engle (1993) mostraron que, si utilizamos $|r_t|^d$ como punto de referencia para medir la fuerza de la autocorrelación para rezagos largos, la propiedad de memoria de largo plazo es más fuerte alrededor de $d = 1$, lo que coincide con nuestros hallazgos.

Nosotros encontramos que todas las variables en nuestro conjunto de datos mostraron evidencia de memoria de largo plazo, por lo tanto, las auto-correlaciones de valores absolutos de rendimientos fueron mayores que las auto-correlaciones de los rendimientos al cuadrado.

La función de auto correlación $\rho(k)$ de un proceso con memoria larga satisface el supuesto

$$\rho(k) \sim Ck^{(2H-2)}, C > 0, \text{ para } 0 < H < 1. \quad [50]$$

$$\text{Para } H > 1/2, \sum \rho(k) = \infty, \quad [51]$$

$$\text{Para } H < 1/2, \sum |\rho(k)| < \infty \text{ y} \quad [52]$$

$$\sum \rho(k) = 0. \quad [53]$$

Esta es la fórmula que usa:

¹ IID corresponde a una variable aleatoria que tiene las características de que sus valores son independientes e idénticamente distribuidos.

Para una serie de tiempo X_t y cualquier intervalo arbitrario de tiempo de amplitud s y punto de inicio t , el rango secuencial de la muestra $R(t, s)$ se define de esta manera:

$$R(t, s) = \max_{0 \leq k \leq s} \left\{ X_{t+k}^* - \left(X_t^* + \frac{k}{s} [X_{t+s}^* - X_t^*] \right) \right\} - \min_{0 \leq k \leq s} \left\{ X_{t+k}^* - \left(X_t^* + \frac{k}{s} [X_{t+s}^* - X_t^*] \right) \right\} \quad [54]$$

Donde...

X_t^* es la suma acumulada de X_t para el intervalo desde 0 hasta t , esto es...

$$X_t^* = \sum_{u=1}^t X_u \text{ con } X_0^* = 0 \quad [55]$$

para simplificación. El rango de la muestra usualmente es normalizado por la desviación estándar para el rezago s ...

$$S(t, s) = \left(\frac{1}{s} \sum_{k=1}^s X_{t+k}^2 - \frac{1}{s^2} \left[\sum_{k=1}^s X_{t+k} \right]^2 \right)^{1/2} \quad [56]$$

4.5 Ley de Potencia en Caídas Bursátiles

Se desarrolló una metodología para identificar como unidades de estudio en series de precios de cierre diarios, cada uno de los movimientos descendentes de precios o caídas desde un máximo reciente hasta que, tras alcanzar un mínimo, el valor del índice rebota y regresa a dicho máximo reciente o al máximo de los últimos 6 meses, aquel que esté más cercano.

Utilizando como observable la serie de caídas, exploramos la posibilidad de identificar un rango dentro del espacio de estados, en el que la variable que corresponde al rendimiento negativo acumulado durante los descensos puede ser explicada como un proceso que sigue la ley de potencia.

Se ordenaron las caídas de las series de datos de 30 índices bursátiles internacionales (7 índices regionales, 5 estadounidenses, 4 de América Latina, 4 de países emergentes europeos, 5 de países europeos desarrollados y 5 de países asiáticos)². Se graficó en escala log-log el valor absoluto de cada caída en el eje de las ordenadas contra el lugar acumulativo que ocupó cada dato en su serie en las abscisas.

Se calculó la curtosis de la serie acumulativa de caídas desde la más pequeña a la más grande. Se identificó el valor de caída a partir del cual, el conjunto de las caídas menores a dicho nivel, tuvieran la curtosis más cercana a cero, característica compatible con una densidad de distribución normal. Dicho nivel de caída fue identificado como el nivel crítico o nivel de transición de fase que separa el segmento que opera bajo régimen aleatorio, de caídas pequeñas hacia abajo en orden descendente, del segmento que obedece la ley de potencia, y por ende bajo régimen auto-organizado, de caídas mayores al nivel crítico hacia arriba, cuya curtosis elevada es incompatible con una densidad de distribución normal.

4.5.1 Estimación de Parámetros

Para el cálculo de los valores de este estudio se hicieron las siguientes operaciones:

² La descripción de cada uno de los índices bursátiles estudiados se anota al final de este Apéndice. Todos fueron analizados en su valor nominal, es decir, en la divisa local. En el caso de los índices regionales se tomaron los valores nominales habituales (euros para los índices STOXX Europe 600 y Euro STOXX 50 y dólares US para los demás).

Se obtuvo la serie de tiempo de los precios/valores de cierre cotidianos c_i de cada activo (índice bursátil) desde la fecha más antigua a la que se tuvo acceso c_0 , hasta el presente c_n .³

1. Se calcularon los log rendimientos de la serie de precios $r_i = \ln(c_i/c_{i-1})$ y con ellos se calculó la desviación estándar S_r y la curtosis K_r de la serie de rendimientos r_i . El número total de rendimientos en esta serie se identificó como N_r .⁴
2. Se generó la serie de valores del máximo precio/valor de cierre del activo de los seis meses previos c_{Max} a cada día de la serie c_i (ver A y B en la Figura 4.6).
3. Se generó la serie de las diferencias diarias entre $c_i - c_{Max}$ con lo que se muestra cada una de las caídas, declinaciones o descensos de la serie c_i debajo de la serie c_{Max} y los rebotes de la serie c_i hacia la serie c_{Max} (movimientos llamados *draw-downs*) para identificar la serie de los valores d_i (ver C en la Figura 4.6 y 4.7). Se consideró como una declinación al total de valores negativos $d_i < 0$ localizados entre dos puntos $d_i = 0$.
4. Se registró el valor más negativo de cada una de las declinaciones (punto más profundo de cada *draw-down* o d_{min}). Este valor será identificado a partir de ese momento como x_i . El número total de estos valores x_i se identificó como N_x .
5. Se ordenaron los valores de las declinaciones x_i de la mayor (x_{Max} o más negativa) a la menor (x_0 o menos negativa) y se expresaron en valor absoluto.
6. Se generó una gráfica acumulativa de las declinaciones ordenadas x_i en escala log log (valor de la caída, del mayor al menor, contra número acumulado de la caída) (Figura 4.8).
7. Se calculó la curtosis K_x de la serie completa de declinaciones x_i así como las series de curtosis K_s de los valores acumulados progresivamente desde x_{Max} hacia abajo hasta x_0 y las curtosis K_i de los valores acumulados desde x_0 hacia arriba hasta x_{Max} .
8. Se identificó el nivel en que la serie de valores de la curtosis K_i que va de abajo hacia arriba (de x_0 hacia x_{Max}) alcanzó el valor más cercano a cero (por definición este segmento es mesocúrtico) y se registró el valor de la declinación x_i que corresponde a dicho nivel de corte. A este valor (crítico) de x_i se le designó como x_{min} .
9. Se calculó el valor de la curtosis K_s para los valores que van desde el valor de declinación más alto x_{Max} , hasta dicho punto x_{min} (este segmento fue leptocúrtico en todos los casos). El punto de retracción mínima x_{min} equivale al punto de transición de fase en el que el régimen cambia de aleatorio (declinaciones de dimensión menor a x_{min}) a un régimen auto-organizado (declinaciones de dimensión mayor a x_{min}) siendo el punto x_{min} el nivel crítico.
10. Se aislaron aquellos valores de las declinaciones que van desde el mayor x_{Max} hasta el valor de retracción mínima x_{min} en una gráfica log-log (log del número acumulado de eventos contra log de la magnitud de la caída) y se trazó una línea de regresión potencia de dicha serie de datos (Figura 4.9). Se registró el valor del coeficiente de determinación R^2 de dicha regresión potencia. El número de eventos de esta serie corresponde a N_s .
11. Se calculó el valor del exponente de la regresión α y el valor del error estándar de dicho exponente σ con las siguientes fórmulas (Newman, 2006; Clauset, 2009):

$$\alpha = 1 + N_s \left[\sum_{i=1}^n \ln \frac{x_i}{x_{min}} \right]^{-1} \quad \sigma = \frac{\alpha - 1}{\sqrt{N_s}} \quad [57]$$

³ Fuente de series bursátiles: Bloomberg.

⁴ Específicamente se calculó el exceso de curtosis ya que el valor normal del estadístico se llevó a cero mediante la siguiente fórmula general: $K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4} - 3$

12. Se registraron los siguientes 12 valores para cada uno de 30 activos (índices bursátiles):

Número total de caídas registradas en la serie $N_x = N \text{ de } x_{Max} - x_0$ [58]

a. Número de datos del segmento superior $N_s = N \text{ de } x_{Max} - x_{min}$ [59]

b. Número de datos del segmento inferior $N_i = N \text{ de } x_{min} - x_0$ [60]

c. Porcentaje que representa N_s de N_x $P_s = N_s/N_x$ [61]

d. Curtosis (K_x) de la serie completa de caídas $K_x = \overline{x_{Max}x_0}$ [62]

e. Curtosis (K_s) de la serie superior de caídas $K_s = \overline{x_{Max}x_{min}}$ [63]

f. Curtosis (K_i) de la serie inferior de caídas $K_i = \overline{x_{min}x_0}$ [64]

g. Valor de x_{Max}

h. Valor de x_{min}

i. Valor de R^2 de la regresión potencia de la serie superior de declinaciones

j. Valor del exponente α de la regresión potencia

k. Error estándar σ del exponente de la regresión potencia

Los siguientes esquemas muestran cómo, a partir de los precios de las acciones, se van generando las series de valores que hemos descrito anteriormente.

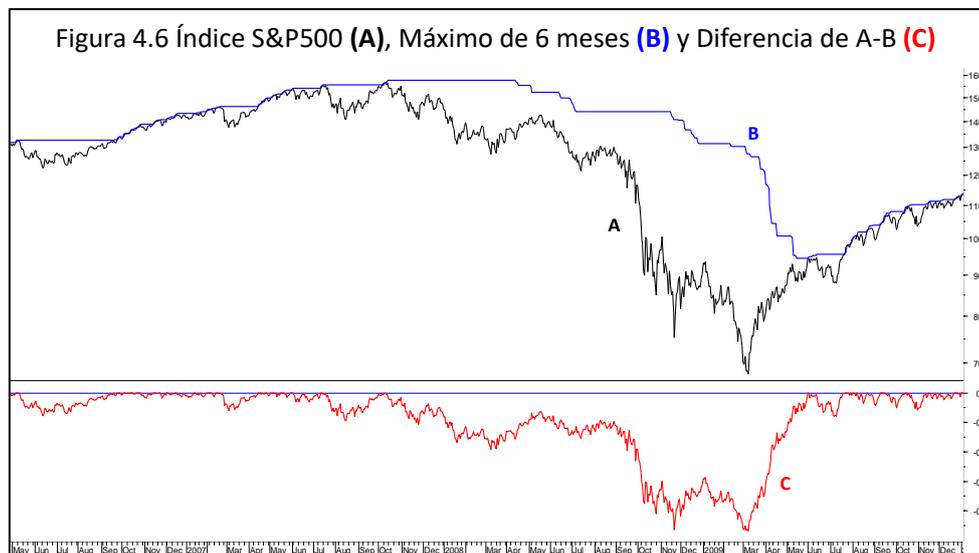


Figura 4.6 Índice S&P500, máximo de 6 meses y Diferencia. S&P500 c_i en negro (A), nivel máximo de cierre de últimos 6 meses c_{Max} en azul (B) (panel inferior, escala log) y diferencia $c_i - c_{Max}$ entre los dos en rojo (C) (panel superior, escala aritmética).

La Figura 4.6 muestra la representación gráfica de los valores nominales de cierre del índice S&P500 (línea negra A) y la línea que representa los valores máximos de los últimos 6 meses del mismo índice (B, en azul). El trazo del panel inferior (C, en rojo) de la misma Figura 4.6 representa la diferencia entre el índice y el máximo de los últimos 6 meses. En este trazo (C), se identifica cada una de las caídas como un descenso desde el valor de cero (un máximo

reciente) hacia un mínimo y su regreso ascendente hasta el nivel máximo previo o al máximo de los 6 meses anteriores, nivel que en dicho trazo corresponde nuevamente al valor de cero.

En la Figura 4.7 se muestra la forma de identificar y medir cada uno de los descensos o caídas que se reconocerán como unidades de observación del estudio. Cada caída está representada por un desplazamiento descendente desde cero hasta un punto mínimo y el regreso desde el punto mínimo hasta cero. El valor del punto mínimo de cada caída es el valor que se registra como unidad de observación.



Figura 4.7. Diferencia del S&P500 y el Máximo de 6 Meses ($c_i - c_{Max}$). Se anota (flechas) la forma de identificar el valor máximo de cada caída (DD o d_{min}) antes de la recuperación completa de la pérdida hasta el valor de referencia c_{Max} .

La Figura 4.8 es la representación gráfica de la serie completa de caídas identificadas en el índice MSCI Emerging Europe Index. Los valores absolutos de la caída se representan en el eje de las ordenadas en escala logarítmica y el lugar progresivo que ocupan por su magnitud (de mayor a menor) se representan en el eje de las abscisas, igualmente en escala logarítmica⁵. Se ha marcado en rojo el punto que corresponde al nivel de caída que identifica la transición de fase entre el régimen auto-organizado (que obedece ley de potencia) hacia arriba, y el régimen aleatorio hacia abajo.

En la Figura 4.9 se muestra una representación gráfica del conjunto de las caídas mayores al nivel crítico en el índice MSCI Emerging Europe Index en la que se ha trazado una línea de regresión potencia con excelente ajuste ($R^2=0.9528$). Se ha marcado en negro el punto que representa el valor absoluto de la caída más profunda (x_{Max}) y en rojo, el punto que representa el punto crítico (x_{min}). Queda entendido que el exceso de curtosis del conjunto de las caídas más pequeñas a dicho punto crítico (no incluidas en la figura) es aproximadamente de cero, mientras que la densidad de distribución de los valores que están representados en la gráfica (el conjunto de caídas más grandes) corresponde al segmento leptocúrtico.

⁵ Esto es conocido como función de distribución acumulativa por Newman y es lo que se conoce como diagrama de rango/frecuencia (*rank/frequency plots*) y cuando obedecen la ley de potencia se dice que siguen la distribución de Pareto o ley de Zipf (Newman 2006).

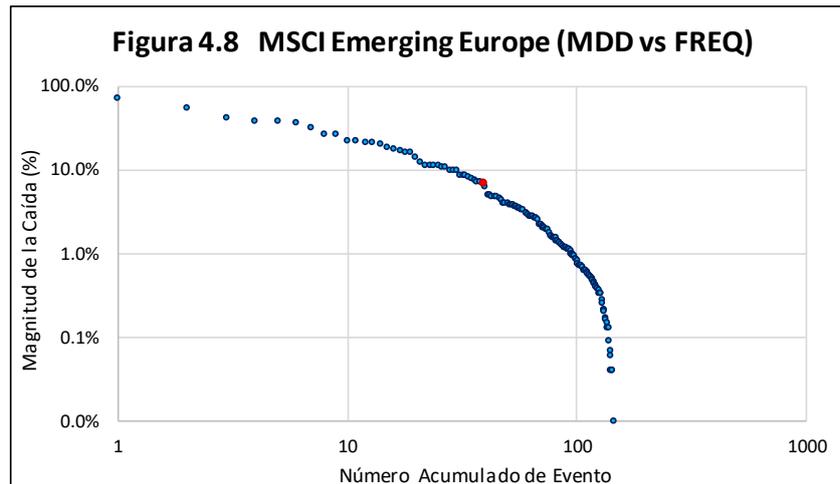


Figura 4.8 Caídas Registradas en el MSCI EME (escala log-log). Representación gráfica de las declinaciones o caídas individuales (d_{min} en valor porcentual absoluto) acumulativas desde la más profunda hasta la más pequeña (punto crítico x_{min} en rojo).

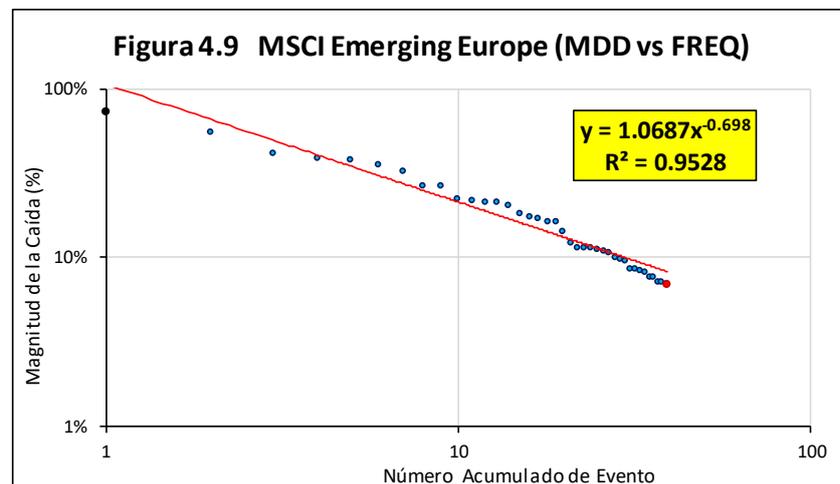


Figura 4.9 Segmento de caídas que siguen Ley de Potencia. Muestra de caídas x_i (círculos azules) en escala log-log, desde la caída máxima x_{Max} (en negro) hasta la caída en el punto crítico x_{min} (en rojo). Se incluye la línea de regresión potencia, la fórmula de la misma y el valor del Coeficiente R^2 (en el recuadro amarillo).

4.5.2 Estimación de Probabilidades en “Eventos de Cola”

Dado que, en procesos que obedecen la ley de potencia, la probabilidad de encontrar un valor particular de cierta magnitud varía inversamente como un exponente de dicho valor, a partir de las ecuaciones que describen la ley de potencia deberá ser posible estimar la probabilidad de un evento de cierta magnitud. El único supuesto necesario es que, dentro de cierto rango de valores, el fenómeno opera bajo régimen auto-organizado. Los parámetros necesarios para hacer los cálculos son el rango de valores dentro de los que es aplicable la ley de potencia, específicamente el límite inferior de dicho rango (o nivel menor de caída x_{min}) y el exponente de escalamiento α , que describe la relación entre la magnitud del evento y su probabilidad.

En un trabajo previo de este equipo, se define como observable a la magnitud o profundidad de las caídas que se presentan en series de tiempo de activos financieros medidas desde un nivel de precio o valor máximo reciente, hasta un mínimo sucesivo, siempre que el precio o

valor del activo haya recuperado el 100% de lo perdido, o bien, haya alcanzado el nivel máximo de los seis meses previos, lo que ocurra primero (Sánchez-Cantú, 2017).

El siguiente paso consiste en aplicar la función que explica la relación mencionada, de la siguiente manera:

Sea $p(x)dx$ la fracción de caídas de precio de una dimensión entre x y $x+dx$. Si la distribución progresiva de las caídas dentro de ese rango en un diagrama de dispersión en escalas log-log es una línea recta, entonces $\ln p(x) = -\alpha \ln x + C$, donde α y C son constantes (el signo menos es opcional, pero conviene aplicarlo ya que la pendiente de la línea de regresión potencia es negativa). Calculando el exponencial de ambos lados, esto es equivalente a:

$$p(x) = Cx^{-\alpha} \quad \text{donde...} \quad C = e^c \quad [65]$$

Se dice que las distribuciones que tienen la forma [65] siguen la *ley de potencia*. La constante α es llamada exponente de escalamiento de la ley de potencia y la constante C es utilizada para satisfacer el requisito de que la integral de la densidad de probabilidad $p(x)$ sea igual a uno.

Una forma de graficar los datos es calcular la *función de distribución acumulada*. En esta representación se grafica la probabilidad $P(x)$ de que x tenga un valor mayor o igual a x :

$$P(x) = \int_x^{\infty} p(x') dx' \quad [66]$$

La gráfica ya no es una simple representación de la distribución de los valores, sin embargo, es muy útil. Si la distribución sigue la ley de potencia donde $p(x) = Cx^{-\alpha}$, entonces...

$$P(x) = C \int_x^{\infty} x'^{-\alpha} dx' = \frac{C}{(\alpha - 1)} x^{-(\alpha-1)} \quad [67]$$

... por lo tanto, el valor acumulativo de la función $P(x)$ también sigue la ley de potencia, y el exponente ahora es $\alpha-1$ que corresponde a 1 menos el exponente original. Por lo tanto, si graficamos $P(x)$ en escala logarítmica tendremos nuevamente una línea recta, pero con pendiente más suave.

No es necesario segmentar o agrupar los datos para calcular la $P(x)$. Por su definición, $P(x)$ está bien definida para cualquier valor de x y puede graficarse como una función sin agruparla. Esto evita el problema del tamaño de los segmentos o clases en las que se ha de dividir la serie.

Dado que no se hace una agrupación de casos dentro de clases de valores, en cuyo caso se perdería información de los eventos individuales al quedar representados todos los eventos de una clase en el valor que representa a cada clase, entonces podemos considerar que la distribución acumulativa no desperdicia ninguna información ya que toda está contenida en la gráfica.

Las distribuciones acumulativas como esta, son llamadas gráficas de rango / frecuencia (*Rank / frequency plots*) y se dice que siguen la ley de Zipf o la ley de Pareto (Newman 2006).

Una forma alternativa, simple y confiable de calcular el exponente de escalamiento está dado por

$$\alpha = 1 + n \left[\sum_{i=1}^n \ln \frac{x_i}{x_{min}} \right]^{-1} \quad [68]$$

Aquí $x_i, i = 1 \dots n$, son los valores medidos de x , y x_{min} es el valor mínimo de x . Desde luego que x_{min} no corresponde al mínimo valor de x medido en toda la serie (la caída más pequeña identificada) sino al valor de x más pequeño para el cual el comportamiento de ley de potencia se mantiene. En nuestro método hemos propuesto que x_{min} corresponde a aquél punto máximo a partir del cual el conjunto de caídas menores tiene el exceso de curtosis K_x medido con la ecuación [69], más cercano a cero. En cambio, las caídas iguales o mayores a x_{min} tienen exceso de curtosis K_x mayor a cero.

$$K_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4} - 3 \quad [69]$$

Un estimado del error estadístico σ está dado por ...

$$\sigma = \sqrt{n} \left[\sum_{i=1}^n \ln \frac{x_i}{x_{min}} \right]^{-1} \quad [70]$$

Normalización: La constante C de la ecuación [65 y 67] es dada por el requisito de normalización que requiere que....

$$1 = \int_{x_{min}}^{\infty} p(x) dx = C \int_{x_{min}}^{\infty} x^{-\alpha} dx = \frac{C}{1-\alpha} [x^{-\alpha+1}]_{x_{min}}^{\infty} \quad [71]$$

Desde luego que esto sólo tiene sentido para valores de $\alpha > 1$, ya que, en caso contrario, el lado derecho de la ecuación divergiría. Sin embargo, en caso de que $\alpha > 1$, tenemos que...

$$C = (\alpha - 1)x_{min}^{(\alpha-1)} \quad [72]$$

Y la expresión correctamente normalizada de la ley de potencia es....

$$p_{(x)} = \frac{\alpha - 1}{x_{min}} \left(\frac{x}{x_{min}} \right)^{-\alpha} \quad [73]$$

El valor medio de x en la distribución en ley de potencia se obtiene con...

$$\langle x \rangle = \int_{x_{min}}^{\infty} xp(x) dx = C \int_{x_{min}}^{\infty} x^{-\alpha+1} dx = \frac{C}{2-\alpha} [x^{-\alpha+2}]_{x_{min}}^{\infty} \quad [74]$$

Nótese que la expresión se va a infinito si $\alpha \leq 2$ dado que las leyes de potencia con valores de α tan bajos no tienen una media finita. Esto quiere decir que, cuando la distribución de valores sigue la ley de potencia, mientras que la media puede adoptar, en general, valores relativamente pequeños en cualesquiera de distintas muestras, ocasionalmente tendría un valor mucho mayor de tal manera que la media general diverge conforme aumenta el número de repeticiones. Por ello, debemos esperar grandes fluctuaciones en el valor de la media, y eso es lo que representa la divergencia implícita en la ecuación [74].

Sin embargo, para $\alpha > 2$ la media quedará perfectamente definida con el valor de la ecuación [74] y podrá sustituirse por ...

$$\langle x \rangle = \frac{\alpha - 1}{\alpha - 2} x_{min} \quad [75]$$

La probabilidad de que una muestra particular tendrá un valor mayor a x está dada por el valor $P(x)$ definido en la ecuación...

$$P_{(x)} = \int_x^{\infty} p(x') dx' = \frac{C}{\alpha - 1} x^{-\alpha+1} = \left(\frac{x}{x_{min}} \right)^{-\alpha+1} \quad [76]$$

En tanto que $\alpha > 1$. Y la probabilidad de que una muestra no sea mayor a x es de $1 - P(x)$.

Otra pregunta interesante es dónde yace la mayoría de los valores de distribución de x . Para cualquier ley de potencia con exponente $\alpha > 1$ la media puede definirse. Es decir, hay un punto medio $x_{1/2}$ que divide la distribución en dos mitades de tal forma que la mitad de los valores de x están por arriba de $x_{1/2}$ y la mitad están por debajo de dicho punto.

Ese punto se puede definir con la siguiente ecuación

$$x_{1/2} = 2^{[1/(\alpha-1)]} * x_{min} \quad [77]$$

4.6 Función de Densidad Normal y Variable Aleatoria Normal

La función de densidad normal tiene una distribución que puede definirse mediante la función...

$$f(x) = \frac{e^{-\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}}}{\sigma\sqrt{2\pi}} \quad [78]$$

Tal distribución normal de parámetros μ y σ se representará por $N(\mu, \sigma^2)$

Supongamos que X sea cualquier distribución normal $N(\mu, \sigma^2)$. Podemos considerar que z es una variable aleatoria que describe la distancia de cualquier observación x respecto de la media, expresada en unidades de desviación estándar mediante...

$$x = \mu + z\sigma \quad [79]$$

Una variable aleatoria tipificada será entonces aquella variable cuyo correspondiente valor x se expresa como el valor de z mediante la siguiente fórmula.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad [80]$$

4.7 Pruebas de Raíz Unitaria sobre Estacionariedad.

A pesar de los comentarios defensivos que he emitido con relación al uso de métodos de econometría dado su sesgo reduccionista, he tenido que desarrollar brevemente el tema de las pruebas de raíz unitaria, al menos para tener idea de lo que estamos buscando desacreditar como una herramienta útil en la tarea de definir estacionariedad.

La idea de esta prueba parte del concepto de estacionariedad y de marcha aleatoria, es decir, un proceso que genera series de tiempo con media estable (inicialmente la consideraremos igual a cero), varianza constante σ^2 y sin autocorrelación. El término de error ϵ puede considerarse como término de error ruido blanco (los distintos ϵ no solo son aleatorios y no están autocorrelacionados, además son independientes). La ecuación [81] es una regresión de primer orden o AR(1) (Auto-regresiva de primer orden) en la cual se efectúa la regresión del valor de Y en el tiempo t sobre su valor en el tiempo $t-1$.

$$Y_t = Y_{t-1} + \epsilon_t \quad [81]$$

Si el coeficiente de Y_{t-1} en la ecuación [81] es igual a $\rho=1$ surge el llamado problema de raíz unitaria, es decir, una situación de no estacionariedad. Por lo tanto, se efectúa la regresión...

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \epsilon_t \quad [82]$$

Si se encuentra que $\rho=1$, entonces se dice que la variable estocástica Y_t tiene una raíz unitaria. Una serie de tiempo que tiene raíz unitaria se conoce como *caminata aleatoria*, la cual es ejemplo de una serie de tiempo no estacionaria.

La ecuación [82] puede expresarse como...

$$\Delta Y_t = (\rho - 1)Y_{t-1} + \epsilon_t = \delta Y_{t-1} + \epsilon_t \quad [83]$$

Donde $\delta = (\rho - 1)$ y donde Δ es el operador de primera diferencia, es decir...

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad [84]$$

De tal manera que las ecuaciones [82] y [83] son iguales y la hipótesis nula es que $\delta=0$

Si en realidad $\delta=0$ entonces la ecuación [83] puede escribirse así...

$$\Delta Y_t = (Y_t - Y_{t-1}) = \epsilon_t \quad [85]$$

La ecuación [85] dice que la primera diferencia de una serie de tiempo de caminata aleatoria es una serie de tiempo estacionaria, ya que, por supuesto, ϵ_t es puramente aleatorio.

Se puede cambiar el rezago utilizado para establecer las diferencias. Para ello se utiliza el *operador de rezago L* de la siguiente manera...

$$LY_t = (Y_t - Y_{t-1}), \quad L^2Y_t = (Y_t - Y_{t-2}), \quad L^3Y_t = (Y_t - Y_{t-3}) \quad [86]$$

Si la serie de primeras diferencias de una serie de tiempo es estacionaria, se dice que la serie original es una integrada de orden 1 [I(1)]. Si debe ser diferenciada dos veces para hacerse estacionaria, se dice que es integrada de orden 2 [I(2)] y si es necesario hacer la diferenciación sucesiva d veces, se dice que es integrada de orden d [I(d)]. De esta forma, siempre que se disponga de una serie de tiempo integrada de orden 1 o más, se tiene una serie no estacionaria. Si $d = 0$ el proceso resultante I(0) representa una serie de tiempo estacionaria.

Para establecer si una serie de tiempo es no estacionaria, se hace la regresión de la serie y se determina si $\hat{\rho}$ es estadísticamente igual a 1, o bien si $\hat{\delta}$ es igual a 0. Bajo la hipótesis nula de que $\rho=1$, el estadístico t calculado convencionalmente se conoce como estadístico τ (tau) cuyos valores críticos han sido tabulados por Dickey y Fuller. Esta prueba se conoce como prueba Dickey-Fuller (DF) (Dickey, 1979). Si la hipótesis nula de que $\rho=1$ es rechazada, es decir, si la serie es estacionaria, se puede usar la prueba t de Student habitual.

La prueba de Dickey-Fuller aumentada (ADF) (Dickey, 2005) es la misma que la prueba de Dickey-Fuller, pero aplicada al modelo...

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^m \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad [87]$$

4.8 Organización de las Series de Tiempo Financieras

El objeto de estudio de este trabajo son las series precios de instrumentos financieros de los mercados de capitales. Principalmente se han estudiado índices de acciones comunes de países con economías desarrolladas o emergentes, pero también se han estudiado acciones individuales, ADRs y ETFs.

Las fluctuaciones de precios de las acciones, a las que consideraremos el nivel jerárquico inferior de organización, se generan directamente por la dinámica que se establece entre la oferta y la demanda de las acciones en el mercado financiero secundario por parte de inversionistas individuales o institucionales, dinámica que depende, entre otras cosas, del

efecto que la información tiene sobre las expectativas y sobre el grado de convicción que existe sobre esas expectativas en los participantes del mercado.

Las fluctuaciones en los valores de los índices sectoriales representan un segundo nivel jerárquico de organización. A diferencia de los precios accionarios, el valor de estos índices es el resultado de cálculos abstractos en los que los activos de la muestra pertenecientes a un sector industrial son ponderados por el valor de capitalización de las empresas emisoras.

Todas las empresas de un sector de la industria comparten, en mayor o menor grado, un mismo contexto y un particular perfil de sensibilidad a los cambios en factores económicos, políticos, climáticos, etcétera⁶. Además, las distintas empresas de un mismo sector de la industria suelen competir por un mismo mercado, tienen similares proveedores y tienen consumidores con expectativas y demandas similares. Por todo esto, podemos proponer que el devenir de todas las empresas de un mismo sector industrial está íntimamente interconectado y por ello, podemos considerar a un sector como un sistema. Esto determina que los componentes del sector sean interdependientes, aunque, desde luego, conserven ciertas características individuales que no necesariamente comparten. En consecuencia, creemos factible esperar que las fluctuaciones de sus precios también estén interrelacionadas y sean interdependientes. Esto podría generar dinámicas emergentes observables en los índices, no manifiestas en cada una de sus emisoras.

Los índices de países o de mercados nacionales, son el tercer nivel jerárquico de organización. Estos índices son también cálculos abstractos que resultan de la agregación de acciones de empresas representantes de varios, si no es que todos los sectores de la economía y de la industria.

Consideramos que todas las empresas estarán interrelacionadas dentro de la economía de un país y serán interdependientes en relación a muchos factores comunes, pero estarán sujetas a dinámicas particulares de cada sector de la economía y sujetas a dinámicas propias de cada empresa. La ponderación que cada emisora tiene en el índice, deriva de su valor de capitalización, como en los índices sectoriales⁷. En esta tesis buscamos identificar, describir y explicar propiedades emergentes que resulten de combinar en un índice grupos de empresas relacionadas pero independientes.

En un cuarto nivel de jerarquía organizacional tenemos los índices regionales, contruidos con muestras representativas de emisoras de varios países de una región geográfica o de un nivel específico de desarrollo económico-industrial. Estos índices podrían tener propiedades emergentes no detectables en los índices de países individuales o en índices de sectores de la economía y de la industria ya que cada uno de ellos está constituido por un grupo numeroso de acciones (50 a 1,613) de varios países (5 a 24) y de todos los sectores de la economía.

Hemos recabado una amplia muestra de acciones listadas en los siguientes cuatro mercados: Bolsa Mexicana de Valores, American Stock Exchange, New York Stock Exchange, Nasdaq Stock Market y London Stock Exchange.

⁶ En esta tesis no se estudian directamente series de tiempo de índices sectoriales, no obstante, en el Capítulo VIII se analiza el exponente de Hurst en una muestra de 25 acciones de la BMV y en el Capítulo IX se estudian acciones individuales: 49 acciones de la BMV, 97 acciones de empresas constituyentes del índice S&P100, las 30 empresas componentes del DJIA, 49 ADRs de empresas del índice FTSE100 de Londres, 48 ADRs latinoamericanos que operan en el NYSE y 49 ETFs (*Exchange Traded Funds*) del Sector Industrial estadounidense.

⁷ El índice Dow Jones Industrial es excepción a este respecto ya que la ponderación de cada componente es dada por el precio de la acción y no por el valor de capitalización de la empresa emisora.

Disponemos de una amplia selección de índices de mercados (56) clasificados de la siguiente manera:

- a) Índices de Países con economías desarrolladas (27)
 - a. Norte América (6)
 - i. Estados Unidos (5):
 1. Dow Jones Industrial Average
 2. Nasdaq Composite
 3. Russell 2000 Index
 4. Standard & Poors 500 Index
 5. Wilshire 5000 Total Market Index
 - ii. Canadá: S&P/Toronto Stock Exchange Composite Index
 - b. Europa no Euro (6)
 - i. Dinamarca, OMX Copenhagen Index (KAX)
 - ii. Gran Bretaña, FTSE⁸ 100 Index (UKX)
 - iii. Islandia, OMX Iceland All-Share PR (ICEXI)
 - iv. Noruega, Oslo All-Share Index (OSEAX)
 - v. Suecia, OMX Stockholm All-Share Index (SAX)
 - vi. Suiza, Swiss Market Index (SMI)
 - c. Eurozona (10)
 - i. Alemania, Deutschen Aktien Index de Francfort (DAX 30)
 - ii. Austria, Vienna Stock Exchange Austrian Traded Index (ATX)
 - iii. Bélgica, Belgian Stock Exchange Index (BEL 20)
 - iv. España, Índice de la Bolsa de España (IBEX 35)
 - v. Finlandia, OMX Helsinki Index (HEX)
 - vi. Francia, Cotation Assistée en Continu de Paris (CAC 40)
 - vii. Italia, Milano Indice Telematica Index (FTSEMIB)
 - viii. Irlanda, Irish Overall Index (ISEQ)
 - ix. Países Bajos, Amsterdam Exchange Index (AEX)
 - x. Portugal, Portugal Stock Exchange All-Share Index (BVLX)
 - d. Asia Pacífico (5)
 - i. Australia, Australian All Ordinaries Index (AS30)
 - i. Nueva Zelanda, New Zeland Exchange 50 Gross Index
 - ii. Japón, Nikkei 225 Stock Average
 - iii. Singapur, Straits Times Index (STI)
 - iv. Hong Kong, Hang Seng Index (HSI)
- b) Índices de Países con economías emergentes (20)
 - a. América Latina (5)
 - i. Brasil, BOVESPA de Sao Paulo
 - ii. México, Índice de Precios y Cotizaciones (IPC)
 - iii. Chile, Índice General de Precios de las Acciones (IGPA)
 - iv. Colombia, Índice General de la BV de Colombia (IGBC)
 - v. Perú, Índice General de la BV de Lima (IGBVL)

⁸ FTSE es acrónimo de Financial Times Stock Exchange.

- b. Europa (6)
 - i. Hungría, Budapest Stock Exchange Index (BUX)
 - ii. Polonia, Warsaw Stock Exchange Index (WIG)
 - iii. República Checa, Prague Stock Exchange Index (PX)
 - iv. Rusia, MICEX Index
 - v. Turquía, Borsa Istanbul SE National 100 Index (XU100)
 - vi. Grecia, Athens Stock Exchange General Index (ASE)

- c. Asia (8)
 - i. China, Shanghai Composite Stock Exchange
 - ii. Corea del Sur, KOSPI Index
 - iii. Filipinas, Philippine Stock Exchange Index (PSEi Index)
 - iv. India, S&P Bombay Stock Exchange SENSEX Index
 - v. Indonesia, Jakarta Stock Price Composite Index
 - vi. Malasia, FTSE Bursa Malaysia (KLCI)
 - vii. Tailandia, Stock Exchange of Thailand Index (SET)
 - viii. Taiwán, Taiwan Taiex Index

- d. África (1)
 - i. Sudáfrica, FTSE/JSE Africa All Shares Index

c) Índices Regionales (8)

1. MSCI WI (Morgan Stanley Capital International World Index), acciones de 1,613 empresas de 23 países de mercados desarrollados. Diez sectores de la industria.
2. MSCI EAFE Index, (MSCI Europe, Australia and Far East), acciones de 901 empresas de 21 países desarrollados (excluye de la fórmula del MSCI WI a EEUU y Canadá).
3. MSCI EMI (MSCI Emerging Markets Index), 833 empresas de 23 países emergentes.
4. MSCI EME (MSCI Emerging Markets Europe Index) representa 195 empresas de 5 países europeos con economías emergentes.
5. MSCI EMA (MSCI Emerging Markets Asia Index) representa 535 empresas de 8 países con economías emergentes de Asia.
6. MSCI EMLA (MSCI Emerging Markets Latin America Index) con 140 empresas de 5 países de América Latina con economías emergentes.
7. Stoxx Europe 600, está compuesto por 600 emisoras de 18 países europeos, tanto de la eurozona (12) como con divisa propia (6), tanto emergentes (2) como desarrollados (13).
8. Euro Stoxx 50 cubre 50 empresas de 12 países de la eurozona.

Por último, en el quinto nivel jerárquico encontramos al índice MSCI ACWI (Morgan Stanley Capital International All Countries World Index) construido con acciones de 2,446 empresas de 46 países; 23 mercados desarrollados y 23 mercados emergentes, con representantes de todos los sectores de la economía.

La Figura 4.10 muestra la distribución y agrupación de índices nacionales y regionales descritos.

		23		46				
		MSCI EMI			MSCI ACWI			
23	5	6	8	4	18	12	6	24
MSCI WI	MSCI EMLA	MSCI EME	MSCI EMA	OTROS	STOXX Europe 600	Euro Stoxx 50	GCC200	MSCI FMI
Canadá EUA	Brasi Chile	Grecia Hungria	China Corea	Catar E. Arabes U.	Alemania Austria	Alemania Austria	Catar E.A.U.	Bulgaria Croacia
21 MSCI EAFE	Colombia México	Polonia Rep. Checa	Filipinas India	Egipto Sudáfrica	Bélgica Dinamarca	Bélgica España	Arabia Saudita Bahréin	Eslovenia Estonia
Alemania Austria Bélgica España Finlandia Francia Irlanda Italia Países Bajos Portugal	Perú	Rusia Turquía	Indonesia Malasia Tailandia Taiwán		España Finlandia Francia Grecia Irlanda Italia Italia	Finlandia Francia Grecia Irlanda Italia Luxemburgo	Kuwait Omán	Lituania Rumanía Serbia Ucrania
Australia Dinamarca Hong Kong Israel Japón	Noruega Nueva Zelanda Reino Unido Singapur Suecia				Luxemburgo Noruega Países Bajos Portugal Reino Unido Rep Checa Suecia Suiza	Países Bajos Portugal	Kenia Marruecos Mauricio Nigeria Túnez	Bangladesh Kazakhstán Pakistán Sri Lanka Vietnam Bahréin Jordania Kuwait Líbano Omán Argentina
FIGURA 4.10 ÍNDICES REGIONALES Y NACIONALES								

Figura 4.10 Organización de Índices Bursátiles Nacionales por Regiones. En fondo blanco se representan los 11 índices regionales y Otros (no clasificados). Debajo de los índices regionales se incluyen los índices nacionales que corresponden a dicha región. Se muestra, por ejemplo, que los 21 componentes del índice MSCI EAFE (EAFE) (recuadros azules), más Canadá y Estados Unidos (recuadro verde) forman al índice MSCI WI (23 países). De igual forma, los 23 componentes del MSCI EMI, son los 5 componentes del MSCI EMLA, más los 6 del MSCI EME, más los 8 del MSCI EMA, más 4 acomodados en OTROS.

CAPÍTULO V. DISTRIBUCIÓN LEPTOCÚRTICA y EVENTOS DE COLA

Los rendimientos diarios de series de tiempo financieras no tienen distribución normal sino leptocúrtica o de colas pesadas, por lo tanto, dedicamos este segmento a ver qué tan frecuente es esta forma de distribución entre distintos índices bursátiles, qué tan elevada es la densidad de eventos de cola y qué tanto se alejan los eventos (rendimientos extremos) de la media. Además, hemos buscamos interpretar por qué las series de tiempo adoptan esta forma de distribución.

Comenzamos por explorar visualmente el valor nominal histórico y los rendimientos diarios del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores, de enero de 1975 a noviembre de 2015 (Fig 5.1 y 5.2).

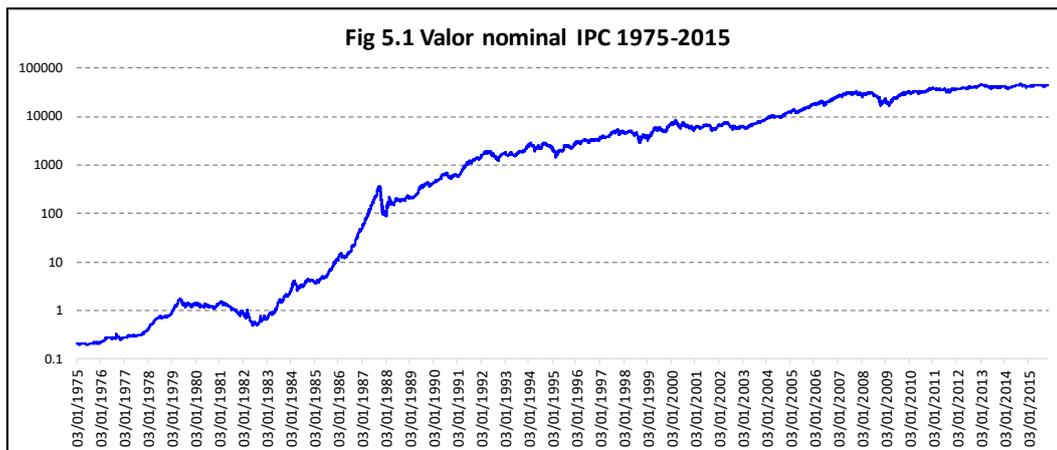


Figura 5.1 Índice de Precios y Cotizaciones (IPC, valor nominal, escala semi-log). El IPC es el principal índice accionario de la BMV. Está compuesto por 37 activos ponderados por valor de capitalización. Se muestra el trazo en valor nominal, escala de ordenadas logarítmica. Elaboración propia con datos de BMV.

En la Figura 5.2 salta a la vista la forma irregular en que los rendimientos se distribuyen, con períodos de violentos desplazamientos positivos y negativos (elevada volatilidad), alternando con períodos de relativa “calma” caracterizados por oscilaciones pequeñas. Esta muestra de 9,893 log-rendimientos diarios calculados como $r_t = \ln(v_t/v_{t-1})$ tiene una media de $\bar{x} = 0.1243\%$, desviación estándar $s=1.734\%$, coeficiente de asimetría $S=0.092$ y curtosis $K=20.3537$ (marcadamente leptocúrtica).

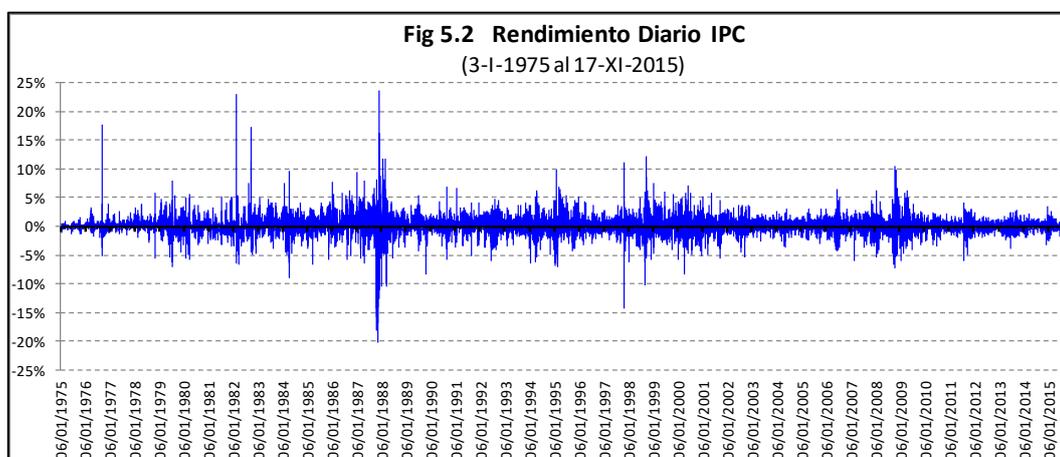


Figura 5.2 Índice de Precios y Cotizaciones (IPC, rendimientos diarios). Se muestra la alternancia irregular de períodos de alta volatilidad con períodos de baja volatilidad característicos de las series de tiempo financieras. Elaboración propia, datos de BMV.

Dada la elevada curtosis encontrada, se generó un diagrama de densidad de distribución con objeto de observar las características de leptocurticidad de los datos empíricos (rendimientos del IPC) comparados con datos sintéticos con distribución normal (Fig 5.3 y 5.4, Tablas 5.1, 5.2 y 5.3). Para ello, sintetizamos con Excel dos series de 9,893 números aleatorios con tendencia a la misma media y desviación estándar que la serie de los log rendimientos del IPC ($\bar{x} = 0.1243\%$, $s=1.734\%$,) pero con distribución normal. Los estadísticos obtenidos en las simulaciones se muestran en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1	IPC (log R) Original	Simulación Normal #1	Simulación Normal #2
N	9,893	9,893	9,893
Media de Rend.	0.1243%	0.1071%	0.1346%
Desviación Estándar	1.734%	1.732%	1.715%
C. de Asimetría	0.092	-0.030	-0.022
Curtosis	17.4256	-0.0659	-0.0379

Tabla 5.1 Estadísticos Comparativos. IPC vs dos Series Sintéticas. La media y la desviación estándar de las simulaciones fueron muy parecidas a las del IPC. El coeficiente de asimetría varió un poco más, sin ser relevante, en cambio, la curtosis de los log-rendimientos del IPC, $K=17.4256$ fue marcadamente distinta a la de las dos series sintéticas Normal #1 y Normal #2, cuya curtosis fue prácticamente de cero, como era esperado. Elaboración propia con datos de la BMV y simulaciones con Excel.

La gráfica de densidad de distribución (Figura 5.3) pone claramente en evidencia el aumento en la frecuencia de eventos alrededor de la media, comparado con los trazos “normales”, así como la baja frecuencia de eventos ubicados entre 1 y 3 desviaciones estándar a ambos lados de la media, hecho conocido como “hombros caídos”. En la gráfica no es muy clara la presencia de “colas pesadas”, lo que, no obstante, se puede evidenciar elocuentemente en la información que se presenta en la Tabla 5.2.

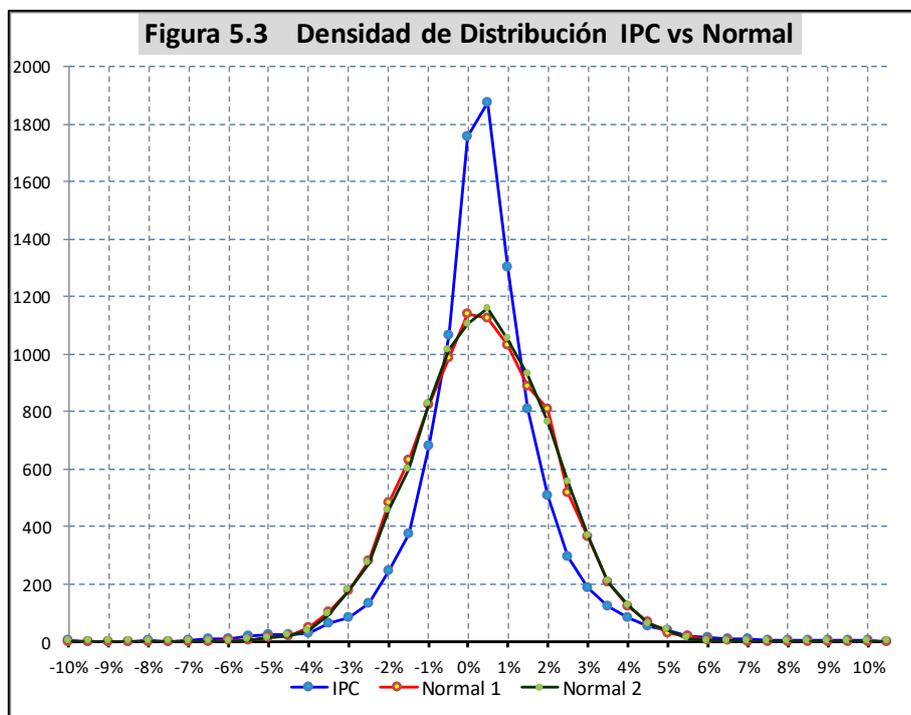


Figura 5.3 Densidad de Distribución. IPC vs dos Series Sintéticas. En azul se muestra la densidad de distribución del IPC. En rojo y negro, la densidad de distribución de dos series sintéticas simuladas con el mismo número de datos ($N=9,893$) (estadísticos en la Tabla 5.1). Elaboración propia con datos de la BMV y simulaciones con Excel.

En la tabla 5.2, se busca destacar en la serie del IPC (columna “Empíricos”) la presencia de los tres elementos característicos de la distribución leptocúrtica: Aumento del número de eventos obtenidos cerca de la media, entre + y – una desviación estándar ($-1\sigma < x < +1\sigma$), la disminución del número de eventos ocurridos más allá de la media $+1\sigma$ y por debajo de la media -1σ , y la presencia de eventos alejados más de 4σ de la media ¡incluso hasta más allá de $+10\sigma$ y -10σ !, lo que no se observó en ninguna de las dos series sintéticas.

Tabla 5.2 Distribución de Eventos de Cola					
Clase	Límites	Teóricos	Empíricos	Sintéticos #1	Sintéticos #2
$-1\sigma < X < +1\sigma$		6753.8	7960	6748	6787
$> Media +1\sigma$	1.8585%	1569.6	985	1533	1577
$< Media -1\sigma$	-1.6100%	1569.6	948	1612	1529
$> Media +2\sigma$	3.5927%	225.1	237	212	213
$< Media -2\sigma$	-3.3442%	225.1	228	231	208
$> Media +3\sigma$	5.3269%	13.4	65	8	10
$< Media -3\sigma$	-5.0784%	13.4	78	15	16
$> Media +4\sigma$	7.0612%	0.313	27	0.00	0.00
$< Media -4\sigma$	-6.8127%	0.313	24	0.00	0.00
$> Media +5\sigma$	8.7954%	0.00284	17	0.00	0.00
$< Media -5\sigma$	-8.5469%	0.00284	16	0.00	0.00
$> Media +6\sigma$	10.5296%	9.76031E-06	10	0.00	0.00
$< Media -6\sigma$	-10.2811%	9.76031E-06	13	0.00	0.00
$> Media +7\sigma$	12.2639%	1.26612E-08	5	0.00	0.00
$< Media -7\sigma$	-12.0154%	1.26612E-08	9	0.00	0.00
$> Media +8\sigma$	13.9981%	6.1544E-12	5	0.00	0.00
$< Media -8\sigma$	-13.7496%	6.1544E-12	8	0.00	0.00
$> Media +9\sigma$	15.7323%	1.11651E-15	5	0.00	0.00
$< Media -9\sigma$	-15.4838%	1.11651E-15	5	0.00	0.00
$> Media +10\sigma$	17.4666%	7.53832E-20	3	0.00	0.00
$< Media -10\sigma$	-17.2181%	7.53832E-20	3	0.00	0.00

Tabla 5.2 Distribución de eventos de Cola del IPC vs dos series sintéticas. La columna “Límites” marca el nivel de corte (valor del log-rendimiento que corresponde al nivel indicado en la columna “Clase”). En la columna “Teóricos” se anota el número de eventos esperados en cada Clase anotada bajo el supuesto de normalidad dada $N=9,893$ eventos. Las columnas “Empíricos”, “Sintéticos #1” y “Sintéticos #2” registran los eventos encontrados en cada Clase en el estudio. Elaboración propia: datos de la BMV, simulaciones con Excel.

En la Tabla 5.3 hemos detallado la información anterior comparando la frecuencia de distribución normal de las dos series sintéticas (Sintéticos #1 y #2) en cada una de las clases destacando que la serie empírica (IPC) muestra aumento de frecuencia en las clases $<-3\sigma$, de -1σ a μ , de μ a $+1\sigma$, y $>+3\sigma$. Se muestra también la frecuencia inferior a la “normal” en las clases de -3σ a -2σ , de -2σ a -1σ , de $+1\sigma$ a $+2\sigma$ y de $+2\sigma$ a $+3\sigma$, lo que corresponde a los “hombros caídos” comentados. En la misma tabla puede constatarse la muy cercana aproximación de frecuencias de las simulaciones con las expectativas teóricas.

Tabla 5.3 Distribución de eventos por desviaciones estándar, IPC vs teórico y 2 simulaciones.									
Categoría	IPC								# Eventos
Z	$<-3\sigma$	-3σ a -2σ	-2σ a -1σ	-1σ a μ	μ a $+1\sigma$	$+1\sigma$ a $+2\sigma$	$+2\sigma$ a $+3\sigma$	$>+3\sigma$	Porcentaje
límites de Clase (log-R)		-3.344%	-1.610%	0.124%	0.124%	1.858%	3.593%		
	-5.078%	-5.078%	-3.344%	-1.610%	1.858%	3.593%	5.327%	5.327%	
Eventos	78	150	720	4071	3889	748	172	65	9,893
Porcentaje	0.79%	1.52%	7.28%	41.15%	39.31%	7.56%	1.74%	0.66%	100%
Suma a									
Suma b									
Suma c									
TEÓRICOS									
Porcentaje	0.13%	2.14%	13.59%	34.13%	34.13%	13.59%	2.14%	0.13%	100%
Suma a									
Suma b									
Suma c									
Sintéticos # 1									
límites de Clase (log-R)		-3.356%	-1.625%	0.107%	0.107%	1.839%	3.570%		
	-5.088%	-5.088%	-3.356%	-1.625%	1.839%	3.570%	5.302%	5.302%	
Eventos	15	214	1357	3360	3385	1344	208	10	9,893
Porcentaje	0.15%	2.16%	13.72%	33.96%	34.22%	13.59%	2.10%	0.10%	100%
Suma a									
Suma b									
Suma c									
Sintéticos # 2									
límites de Clase (log-R)		-3.295%	-1.580%	0.135%	0.135%	1.850%	3.565%		
	-5.011%	-5.011%	-3.295%	-1.580%	1.850%	3.565%	5.280%	5.280%	
Eventos	17	215	1326	3398	3347	1365	213	12	9,893
Porcentaje	0.17%	2.17%	13.40%	34.35%	33.83%	13.80%	2.15%	0.12%	100%
Suma a									
Suma b									
Suma c									

Tabla 5.3 Distribución de Eventos por Desvest. IPC vs dos Series Sintéticas. Se muestra la información detallada de los “límites de Clase (log-R)”, el número de “Eventos” y el “Porcentaje” que representan en cada clase determinada por enteros del valor Z (los extremos incluyen los casos con rendimientos menores a -3σ a la izquierda de μ y mayor a $+3\sigma$ a la derecha de μ). Elaboración propia: datos de la BMV, simulaciones con Excel.

5.1 Curtosis en Muestra de 38 Índices Bursátiles

Con el propósito de identificar la prevalencia y magnitud de la leptocurticidad en series de tiempo de activos financieros, se hicieron dos tipos de mediciones en 38 índices bursátiles:

- Se calcularon los log-rendimientos diarios a partir de los precios de cierre.
- Se desarrolló una metodología para identificar los movimientos descendentes de precios desde un máximo reciente hasta un rebote a dicho máximo o al máximo de los últimos 6 meses¹.

Utilizando como observable los rendimientos diarios y la serie de caídas, calculamos la media, la desviación estándar, la caída máxima o rendimiento acumulado más negativo, el valor estandarizado Z de las caídas (número de desviaciones estándar debajo de la media) y

¹ La metodología se describe detalladamente en la sección 4.5.1 (pp 170-173) del Capítulo IV de esta tesis.

el exceso de curtosis de la serie completa de rendimientos o de caídas de cada serie, según fuera el caso.

Tabla 5.4 Registro de valores (log-rendimientos)						
Valores a partir de series de log-rendimientos						
ÍNDICE	N Rend	Media	Desvest	Caída max	Z min	Curtosis
ACWI	7,232	0.02%	0.91%	-7.11%	-7.87	8.30
WI	7,922	0.03%	0.92%	-9.84%	-10.73	10.86
EM EUROPE	5,148	0.04%	1.87%	-18.06%	-9.68	10.79
EM ASIA	7,260	0.03%	1.29%	-8.86%	-6.91	6.71
EM LATAM	7,190	0.06%	1.71%	-13.98%	-8.21	9.15
EuroStox 50	4,298	0.01%	1.50%	-7.88%	-5.25	4.46
StoxEuro 600	7,441	0.03%	1.12%	-8.50%	-7.63	6.93
S&P500-1	8,225	0.03%	0.76%	-6.62%	-8.72	3.73
S&P500-2	8,350	0.04%	1.13%	-20.47%	-18.11	20.95
S&P500-Tot	16,575	0.03%	0.97%	-20.47%	-21.21	21.00
DJIA-1	7,945	0.02%	1.06%	-23.52%	-22.31	34.86
DJIA-2	8,518	0.02%	1.32%	-12.82%	-9.73	15.14
DJIA-3	8,322	0.02%	0.80%	-6.54%	-8.20	3.51
DJIA-4	7,573	0.04%	1.13%	-22.61%	-20.09	29.21
DJIA-tot	32,358	0.02%	1.09%	-23.52%	-21.55	24.24
Wilshire 5k	6,708	0.04%	1.12%	-9.15%	-8.23	8.74
NASDAQ	11,294	0.04%	1.24%	-11.35%	-9.20	10.01
RUSSELL 2K	7,104	0.04%	1.31%	-12.53%	-9.61	7.89
DAX I	6,969	0.03%	0.96%	-7.23%	-7.55	8.23
DAX II	7,149	0.04%	1.44%	-9.40%	-6.56	5.09
DAX TOT	14,118	0.03%	1.23%	-9.40%	-7.69	6.85
FRANCIA	7,173	0.03%	1.40%	-9.64%	-6.89	5.26
ITALIA	6,567	0.02%	1.46%	-10.10%	-6.92	5.35
U. KINGDOM	7,989	0.03%	1.10%	-12.22%	-11.12	7.88
SUIZA	6,880	0.03%	1.16%	-10.52%	-9.07	7.48
JAPÓN	11,309	0.03%	1.30%	-14.90%	-11.47	9.39
HONG KONG	11,332	0.06%	1.86%	-33.33%	-17.97	19.73
AUSTRALIA	9,073	0.03%	0.98%	-24.99%	-25.56	52.33
TAIWÁN	13,403	0.04%	1.51%	-9.25%	-6.15	3.05
INDIA	8,366	0.08%	1.64%	-12.77%	-7.81	6.27
RUSIA	4,531	0.10%	2.73%	-20.81%	-7.66	18.21
TURQUÍA	6,727	0.18%	2.70%	-18.11%	-6.76	4.40
HUNGRÍA	6,206	0.06%	1.65%	-16.39%	-9.98	10.15
POLONIA	5,680	0.09%	1.91%	-12.66%	-6.69	7.73
MEX	10,202	0.13%	1.72%	-18.32%	-10.72	23.46
BRASIL	5,586	0.17%	2.37%	-15.82%	-6.76	13.88
CHILE	6,457	0.05%	0.82%	-6.05%	-7.48	7.12
COLOMBIA	3,513	0.07%	1.32%	-10.46%	-7.99	13.38
ÍNDICE	N	Media	Desvest	Caída max	Z min	Curtosis
PROMEDIO	8,650	0.05%	1.38%	-13.85%	-10.58	12.41
MÁXIMO	32,358	0.01%	2.73%	-33.33%	-25.56	52.33
MÍNIMO	3,513	0.18%	0.76%	-6.05%	-5.25	3.05

Tabla 5.5 Registro de valores (caídas desde un máximo)						
Registro de valores a partir de la serie de caídas desde un máximo						
ÍNDICE	N Caídas	Media	Desvest	Caída max	z min	Curtosis
ACWI	295	-2.47%	4.90%	-50.99%	-9.91	39.28
WI	326	-2.42%	4.60%	-49.54%	-10.23	40.58
EM EUROPE	145	-6.44%	11.01%	-73.80%	-6.12	12.89
EM ASIA	259	-3.95%	7.79%	-61.00%	-7.32	23.51
EM LATAM	267	-4.83%	9.21%	-68.08%	-6.87	16.45
EuroStox 50	139	-3.79%	7.29%	-46.24%	-5.82	18.38
StoxEuro 600	358	-2.38%	5.17%	-43.66%	-7.99	28.19
S&P500-1	345	-2.25%	4.14%	-34.33%	-7.76	20.18
S&P500-2	351	-2.64%	4.48%	-46.91%	-9.88	39.34
S&P500-Tot	696	-2.45%	4.31%	-46.91%	-10.31	31.44
DJIA-1	245	-3.34%	6.16%	-36.27%	-5.35	10.83
DJIA-2	335	-2.94%	6.07%	-53.57%	-8.34	29.65
DJIA-3	286	-2.56%	4.43%	-33.27%	-6.93	15.14
DJIA-4	281	-2.98%	5.05%	-43.45%	-8.02	26.12
DJIA-tot	1,147	-2.94%	5.48%	-53.57%	-9.25	22.96
Wilshire 5k	240	-2.12%	5.51%	-56.64%	-9.90	64.71
NASDAQ	452	-3.10%	5.87%	-54.99%	-8.84	28.81
RUSSELL 2K	263	-3.44%	6.72%	-54.93%	-7.66	21.87
DAX I	217	-3.26%	5.18%	-32.48%	-5.64	11.19
DAX II	308	-3.37%	6.58%	-51.70%	-7.35	23.81
DAX TOT	525	-3.32%	6.04%	-51.70%	-8.02	22.21
FRANCIA	245	-3.87%	6.61%	-43.38%	-5.98	17.58
ITALIA	172	-4.67%	8.69%	-56.09%	-5.91	11.91
U. KINGDOM	257	-3.30%	5.17%	-39.59%	-7.02	19.51
SUIZA	266	-3.08%	5.82%	-41.01%	-6.52	20.64
JAPÓN	434	-2.91%	5.80%	-50.94%	-8.28	21.94
HONG KONG	408	-5.00%	8.73%	-72.14%	-7.69	18.66
AUSTRALIA	359	-2.79%	5.19%	-50.09%	-9.11	31.42
TAIWÁN	432	-4.64%	8.52%	-73.64%	-8.10	19.63
INDIA	282	-5.14%	7.73%	-52.02%	-6.06	11.18
RUSIA	138	-7.94%	12.30%	-76.83%	-5.60	12.88
TURQUÍA	236	-7.15%	10.85%	-59.13%	-4.79	7.92
HUNGRÍA	172	-5.49%	9.12%	-58.16%	-5.78	12.56
POLONIA	199	-5.29%	8.85%	-67.57%	-7.04	16.83
MEX	439	-4.14%	7.86%	-77.62%	-9.35	28.14
BRASIL	224	-5.59%	9.11%	-61.42%	-6.13	18.38
CHILE	200	-3.15%	5.77%	-38.91%	-6.19	12.08
COLOMBIA	111	-4.68%	7.66%	-46.78%	-5.50	12.53
ÍNDICE	N	Media	Desvest	Caída max	Z min	Curtosis
PROMEDIO	317	-3.84%	6.84%	-52.88%	-7.44	22.14
MÁXIMO	1,147	-7.94%	12.30%	-77.62%	-10.31	64.71
MÍNIMO	111	-2.12%	4.14%	-32.48%	-4.79	7.92

Tabla 5.4 Registro de Valores de 38 Series (log-rendimientos). Mediciones estadísticas en los log-rendimientos diarios de 38 series financieras (7 índices regionales, 24 índices nacionales en 31 fragmentos). Z_{min} corresponde número de desviaciones estándar del rendimiento más negativo de la serie. Elaboración propia: datos de Bloomberg.

Tabla 5.5 Registro de Valores de 38 Series (caídas desde un máximo). Mismas mediciones y mismas series de la Tabla 5.4 practicadas en las caídas o *Draw-downs* en la forma descrita en el Capítulo IV, apartado 4.5.1, páginas 167-170 de esta tesis. *Idem*.

Los valores de curtosis más bajos fueron: 3.05 de Taiwán; 3.51 del 3er segmento del DJIA (6/8/1951 al 8/7/1983); 3.73 del 1er segmento del S&P500 (8/5/1950 al 31/12/1982), 4.40 de Turquía y 4.46 del Índice EuroStox 50. Todas las demás series de rendimientos tuvieron curtosis por arriba de 5. La curtosis más alta fue de 52.33 del índice AORD de Australia. Simultáneamente este mismo índice tuvo la caída estandarizada más profunda (-25.56 desviaciones estándar por debajo de la media) el 20 de octubre de 1987. La serie con el 2º valor más alto de curtosis (34.86) fue el 1er segmento del DJIA (2/1/1897-22/4/1924), mismo que alcanzó -22.31 desviaciones estándar por debajo de la media en su caída más profunda. Este segmento incluye la caída del mercado que coincidió con la 1ª Guerra Mundial y que ocasionó que se cerrara el mercado del 30 de julio al 12 de diciembre de 1914.

En la Tabla 5.4 se han marcado en amarillo los cinco casos con curtosis más bajas y en azul los dos casos cuyas curtosis son las más altas. En estos últimos dos casos se alcanzaron las caídas estandarizadas más profundas y los otros cinco casos con curtosis modesta tuvieron caídas estandarizadas de profundidad máxima también modestas.

En la Tabla 5.5 se ha marcado en amarillo la curtosis más baja que corresponde al índice de Turquía (7.92), misma que coincide con la caída estandarizada menos pronunciada. Asimismo, se han marcado en azul los cuatro casos con curtosis más altas que corresponden al índice Wilshire 5000 (64.71), al 2º segmento (3/1/1983 al 24/4/2015) del índice S&P500 (39.34) y a los índices regionales MSCI ACWI (39.28) y MSCI WI (40.58). Aunque la correspondencia no es perfecta, en cada uno de estos casos las series con curtosis mayor tuvieron caídas estandarizadas profundas mientras que la curtosis más baja, la de Turquía, corresponde con la caída estandarizada más modesta.

En las siguientes dos gráficas se representa el valor de la curtosis de cada una de las 38 series agrupadas en índices regionales (7), índices estadounidenses (11 segmentos), índices europeos desarrollados (7 segmentos), europeos emergentes (4), asiáticos (5) y latinoamericanos (4). La Figura 5.4 corresponde a la curtosis de los log-rendimientos diarios y la Figura 5.5 representa la curtosis de los descensos desde un máximo reciente.

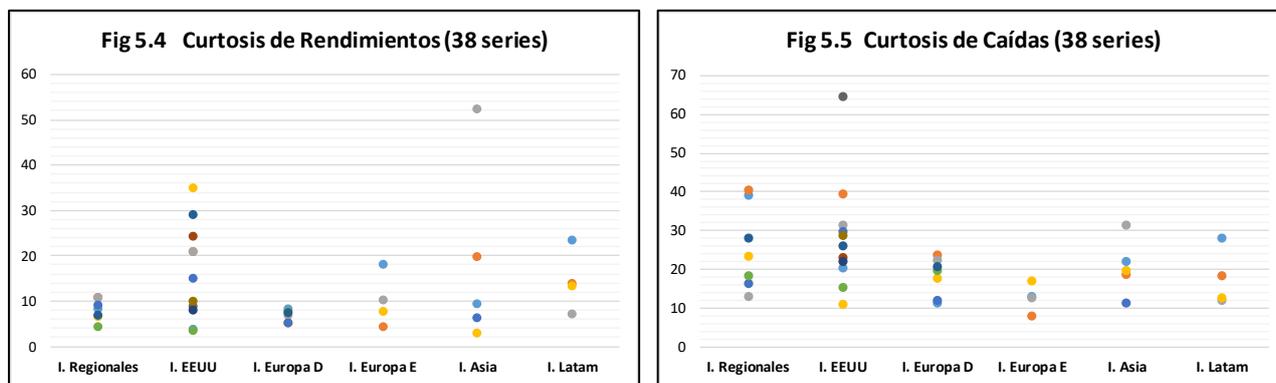


Figura 5.4 Curtosis de Rendimientos (38 series empíricas). Se han clasificado por grupos de índices en Regionales, estadounidenses (I. EEUU), de Europa desarrollada (I. Europa D), Europa emergente (I. Europa E), asiáticos (I. Asia) y latinoamericanos (I. Latam). Elaboración propia con datos de Bloomberg.

Figura 5.5 Curtosis de Caídas (38 series empíricas). Mismas condiciones previas.

5.2 Segregación de Períodos de alta y baja volatilidad

En 1965 Fama citó que “quizás el abordaje más popular para explicar la distribución de colas pesadas ha sido que, de hecho, es la mezcla de varios segmentos con distribución normal y con medias parecidas, pero con diferentes varianzas”, o bien, que “los procesos que generan la alta densidad en las colas de la distribución son distintos a los que generan el resto del trazo”². Ese mismo autor comenta que “otra explicación popular de las colas pesadas en las distribuciones empíricas es la no-estacionariedad”. No obstante, el mismo autor claudica agregando que “poco puede hacerse para probar las explicaciones [de la distribución de colas

² En el mismo artículo Fama planteó que el análisis técnico puede ser un “pasatiempo interesante” pero que no tiene valor real para el inversionista bursátil. Curiosamente, también mencionó que “la teoría de la marcha aleatoria no puede ser una descripción precisa de la realidad”, no obstante, mientras el grado de dependencia (memoria) no sea suficiente para poder predecir el futuro en forma que permita generar utilidades mayores que aquellas generadas mediante el modelo de *buy-and-hold*, el supuesto de independencia es una descripción adecuada de la realidad (Fama, 1965). Consideramos que ambos comentarios de Fama carecen de solidez.

pesadas], a menos que el investigador esté preparado para especificar algunos detalles del mecanismo en vez de hablar vagamente de «contaminación» (Fama, 1965). Parece que ha tenido brotes de pereza intelectual.

El trabajo de esta tesis busca precisamente hacer eso; especificar algunos detalles del mecanismo que genera las diferentes varianzas, incluyendo el asunto de la estacionariedad, de la cual Fama da explicaciones oscuras, como que, si bien existen “tendencias” en las fluctuaciones de precios, “estas son cortas y el cambio en la media de los rendimientos (señal de no estacionariedad) es muy pequeña, insuficiente para generar utilidades en la especulación” (*sic*³) (Fama, 1965).

Con el propósito de explorar el papel de la mezcla de períodos de alta y baja volatilidad —aunque con medias semejantes y simetrías también semejantes— en la leptocurticidad de la distribución de los rendimientos, hicimos la segregación de los datos mediante dos métodos que a continuación describimos.

5.2.1 Segregación Secuencial

Primero se calculó la volatilidad de los rendimientos del IPC mediante un estimador de la desviación estándar ponderado con un promedio móvil exponencial (EWMA) y se generó la serie correspondiente a dicha desviación estándar cuya gráfica se presenta en la Figura 5.6. Se eligió $\lambda=0.95$ y se adoptó el supuesto de $\mu = 0$. El trazo se generó mediante la fórmula:

$$\hat{\sigma}_{t+1} = \sqrt{\lambda \hat{\sigma}_t^2 + (1 - \lambda)(r_{t+1} - \mu)^2} \quad [88]$$

Una vez medida la volatilidad dinámica, se hicieron cortes horizontales a 4 niveles distintos para segregar los períodos de alta volatilidad de los de baja volatilidad. Todos los datos (rendimientos diarios) que quedaron debajo del umbral y todos los que quedaron por encima del umbral se reunieron como un solo conjunto y se midieron de manera independiente los estadísticos siguientes: número de eventos, media, desviación estándar, coeficiente de asimetría y curtosis.

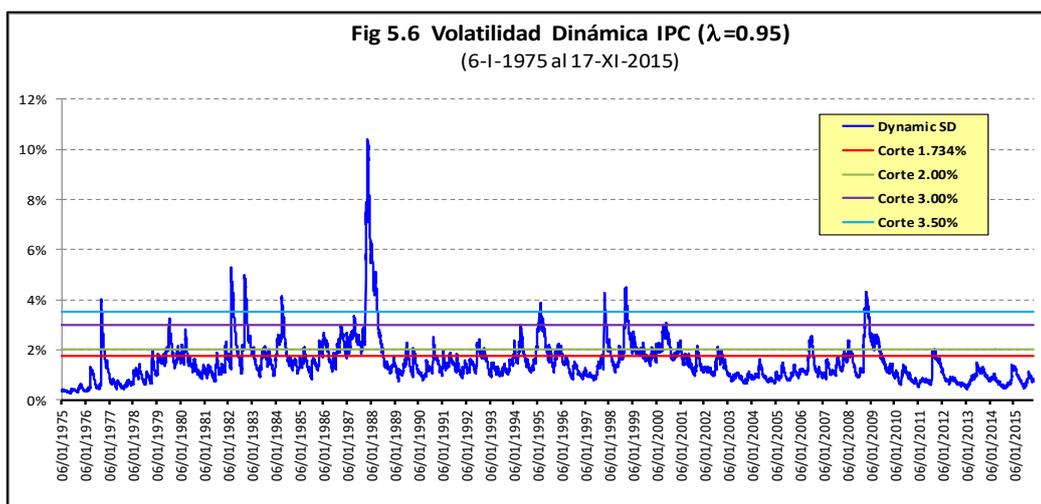


Figura 5.6 Volatilidad Dinámica del IPC. El trazo se hizo utilizando el EWMA con una $\lambda=0.95$. Se agregan los niveles de corto utilizados en la segregación secuencial: 1.734%, 2%, 3% y 3.5%. Elaboración propia con datos de la BMV.

³ Sic, del latín sic, “así”. Adverbio latino que ese utiliza en textos escritos para indicar que la palabra o frase que lo precede es literal, aunque sea o pueda parecer incorrecta. Proviene de “*sic erat scriptum*”, así fue escrito.

El propósito del ejercicio fue separar los períodos que rebasan cierto umbral de volatilidad de aquellos en que la volatilidad fuera inferior al umbral elegido. De esta manera se tendrían períodos continuos en los que la volatilidad registrada por este método fuera alta y períodos continuos en que la volatilidad fuera baja comparada con el umbral elegido. Dentro de cada período, fuera de alta o de baja volatilidad, habría mezcla de días con altos rendimientos y días con bajos rendimientos, dominando en cada caso aquellos correspondientes con el nivel de volatilidad elegido.

En la Tabla 5.6 se muestran los resultados de esta forma de segregación. El primer corte se hizo en 1.734%, nivel que corresponde a 1σ de la serie completa. Para ello, se separaron todos los rendimientos ubicados debajo de dicho umbral de volatilidad (segmento No Volátil) y se midieron los 4 momentos centrales en la muestra. Asimismo, se midieron los estadísticos en el conjunto de rendimientos ubicados sobre el umbral de volatilidad (Volátil). Lo mismo se hizo con los datos del corte en niveles de volatilidad de 2.0%, 3.0% y 3.5%.

Tabla 5.6	Nivel de Corte 1.734%		Nivel de Corte 2%		Nivel de Corte 3%		Nivel de Corte 3.5%	
Muestra=	Volátil	No Volátil	Volátil	No Volátil	Volátil	No Volátil	Volátil	No Volátil
N	2787	7106	1797	8096	412	9481	283	9610
Media	0.1945%	0.0967%	0.2400%	0.0986%	0.0190%	0.1288%	-0.1459%	0.1322%
Desv. Estándar	2.745%	1.109%	3.133%	1.222%	4.922%	1.445%	5.620%	1.472%
C. de Asimetría	0.037	-0.111	0.015	-0.085	0.141	0.027	0.189	0.068
Curtosis	8.5364	1.3116	7.4689	1.9291	4.5736	2.7870	3.5436	3.0937

Tabla 5.6 Resultados de la Segregación Secuencial (IPC). Se hizo la segregación con umbrales a 4 distintos niveles: 1.734%, 2%, 3% y 3.5%. Se muestran los datos derivados de cada nivel de segregación comparando los estadísticos de los subconjuntos volátiles de los no volátiles. Elaboración propia con datos de la BMV.

Encontramos que, tanto en las muestras de segmentos volátiles como en los no volátiles, la media de los rendimientos (\bar{x}) y el coeficiente de asimetría (S) fueron similares a los de la serie completa ($\bar{x}=0.1243\%$, $\sigma=1.734\%$, $S=0.092$). Como era de esperarse, la desviación estándar de las muestras volátiles fue necesariamente más alta que en la serie completa y fue progresivamente más alta conforme se elevó el nivel de corte para hacer la segregación. La desviación estándar de las muestras no volátiles fue, en todos los casos, más baja que la de la serie completa. En todas las muestras no volátiles, la volatilidad medida como σ también ascendió conforme se elevó el nivel de corte.

Podríamos postular que lo que nos muestra la fila Desv. Estándar en la Tabla 5.6 es una prueba más de que la varianza no es constante, es decir, que la serie es heteroscedástica, por lo tanto, el estadístico calculado con la serie completa $\sigma=1.734\%$ subestima la volatilidad de ciertos períodos y sobre estima la de otros, *ergo* no es estimador insesgado.

El hallazgo más interesante fue que, al hacer la segregación de los períodos de alta y baja volatilidad, la curtosis (de 17.4256 de la serie completa) descendió marcadamente en todos los grupos, tanto los volátiles como los no volátiles. Se obtuvieron valores de K entre 1.3116 y 8.5364. El corte en 3.5% logró que la curtosis fuera casi igual en los dos segmentos: en el segmento Volátil, $K=3.5436$ y en el segmento No Volátil, $K=3.0937$.

5.2.2 Segregación Absoluta

Para el segundo método de segregación se ordenaron los rendimientos del menor al mayor (del más negativo al más positivo) y se hicieron cortes considerando la distancia de los datos con respecto de la media general ($\mu = 0.1243\%$). Posteriormente se reunieron los datos que quedaron fuera del nivel de corte (aquellos ubicados en las “colas”) y se compararon los 4

momentos centrales de este conjunto, con los datos que quedaron dentro del nivel de corte. Los cortes se hicieron en niveles de volatilidad correspondientes a $\pm 1\sigma$, $\pm 2\sigma$, y $\pm 3\sigma$.

Los resultados fueron similares a los obtenidos mediante el primer método de segregación en tanto que la media de los rendimientos de cada grupo y sus coeficientes de asimetría fueron similares para todos los grupos y muy parecidos a los de la serie completa, si bien, la media de rendimientos fue siempre mayor en los segmentos de Fuera (las colas). En el caso de las colas del corte de $\pm 3\sigma$ hubo una marcada diferencia en la media de rendimientos, misma que alcanzó 0.4923%, claramente alta comparada con los otros grupos y con el total⁴.

Igual que en el ejercicio anterior, la desviación estándar fue más alta en todos los grupos de datos que quedaron fuera del nivel de corte (las colas) que en la serie completa y fue progresivamente más alta según el corte se hizo más lejos de la media. Asimismo, la desviación estándar fue más baja en todos los grupos de datos que quedaron dentro del nivel de corte (en el centro) que en la serie completa y también fue progresivamente más alta en los grupos de dentro, conforme el corte se hizo más lejos de la media.

En la Tabla 5.7 se muestran los resultados obtenidos mediante esta forma de segregación.

Tabla 5.7	Media $\pm 1\sigma$		Media $\pm 2\sigma$		Media $\pm 3\sigma$	
	Fuera de	Dentro de	Fuera de	Dentro de	Fuera de	Dentro de
N	1933	7960	465	9428	141	9752
Media	0.1702%	0.1131%	0.1543%	0.1228%	0.4923%	0.1189%
Dev. Estándar	3.576%	0.796%	5.913%	1.198%	8.690%	1.402%
C. de Asimetría	0.016	0.029	0.028	0.041	-0.060	-0.042
Curtosis	2.8339	-0.6090	0.2847	0.3314	-0.6832	1.4605

Tabla 5.7 Resultados de la Segregación Absoluta (IPC). Se hizo la segregación con umbrales a 4 distintos niveles: 1.734%, 2%, 3% y 3.5%. Se muestran los datos derivados de cada nivel de segregación comparando los estadísticos de los subconjuntos volátiles de los no volátiles. Elaboración propia con datos de la BMV.

En este ejercicio también se pudo observar que la leptocurticidad disminuía en los dos conjuntos (Fuera de y Dentro de), hasta desaparecer del todo al segregar los datos de alta volatilidad (las “colas”) de los de baja volatilidad (los segmentos centrales).

En esta segunda forma de segregación todos los rendimientos de los grupos de alta volatilidad son rendimientos muy altos o muy bajos, y todos los que quedan en los grupos de baja volatilidad son rendimientos cercanos a la media, es decir, modestos. Por lo tanto, con este método se cortan las “colas” de la dispersión a distintos niveles de modo que no hay mezcla de rendimientos amplios y pequeños, mezcla que sí se presenta en la primera forma de segregación.

5.3 Incidencia y Magnitud de “Eventos de Cola”

Podemos aseverar tentativamente que la distribución de colas pesadas de los rendimientos de las series de tiempo financieras es la descripción más apropiada del fenómeno. Sin embargo, una manera de conceptualizar la alta densidad encontrada en eventos alejados de la media, particularmente en el lado izquierdo de la distribución, aún no es clara ni se le ha dado, en general, la relevancia que tiene, sobre todo en las escuelas de finanzas en México.

⁴ A pesar del nivel más elevado de la media de rendimientos y la volatilidad del segmento de Fuera en el corte de $\pm 3\sigma$, la curtosis de este segmento fue la más baja de todas ($K = -0.6832$) y la distribución fue prácticamente simétrica ($S = -0.06$).

Términos como “riesgo de cola”, “teoría de valor extremo”, “caídas condicionalmente esperadas” y “eventos extremos” intentan enfocarse precisamente sobre esta forma de comportamiento de los precios, misma que no es una anomalía, en el sentido de que podemos ignorarla como singularidad que no ha de repetirse. Un evento así es anómalo, no por su rareza o porque no debamos esperar que ocurra, sino en tanto que su presencia suele tener consecuencias profundamente negativas en los resultados que los inversionistas esperan.

Eventos desviados más de cuatro sigmas a la izquierda de la media son anómalos sólo bajo la óptica del modelo que sustenta la hipótesis de la eficiencia de los mercados, la consecuente marcha aleatoria en la fluctuación de los precios y la distribución normal de las primeras diferencias (los rendimientos). Desde la visión de sistemas complejos dinámicos estas “desviaciones” son inherentes al fenómeno bursátil e inseparables de él.

La idea de que, bajo una expectativa gaussiana, eventos como estos (v.gr. -5σ); altamente improbables, pero paradójicamente anómalamente frecuentes, pueden dejarse de lado sin consecuencias serias en la economía real, ha probado ser terriblemente costosa durante la crisis financiera del período 2007-2009 (Acharya, 2009) (ver Capítulo I, Sección 1.4).

Tomamos como definición de “riesgo de cola”⁵ la presencia de eventos fuertemente negativos en los precios de activos cotizados en mercados de capitales, que se presentan a gran velocidad y con mayor frecuencia de lo que se espera. Según Taleb, tenemos la tendencia a subestimar tanto la probabilidad como el impacto de los eventos negativos infrecuentes. Los sucesos del año siguiente de la publicación de “*The Black Swan*” han sido más que oportunos al demostrar las sabias lecciones de su autor (Taleb, 2007).

Con objeto de extender la observación sobre la leptocurticidad a otros mercados, y buscando la posibilidad de hacer algunas generalizaciones, se hizo la medición de los cuatro momentos centrales a los log-rendimientos de una amplia muestra de índices bursátiles internacionales y regionales, así como en varias simulaciones de números aleatorios con distribución normal. En este ensayo se buscó específicamente identificar la frecuencia de aparición de casos extremos (alejados más de $\pm 3\sigma$ de la media) en la distribución de los rendimientos.

Se obtuvieron los datos históricos sincrónicos (precios de cierre) de 32 índices bursátiles de mercados en 27 países (se eligieron 6 índices de EEUU) a partir del 23 de agosto de 1995 (promedio de 4,753 rendimientos de cada índice; máximo 4,864 y mínimo 4,512) y de 6 índices regionales (MSCI ACWI, MSCI WI, MSCI EM-Asia, MSCI EM-Latam, MSCI EM-Europe, Stoxx Europe 600)⁶. Se calcularon los cuatro momentos centrales, así como el número de σ correspondientes a los valores extremos más alejados de la media. Los resultados se muestran en la Tabla 5.8. En fondo amarillo se anotan los promedios de cada subgrupo.

La volatilidad de los índices internacionales, medida como desviación estándar (σ) de los rendimientos diarios, fue de 1.475% en promedio, con máxima de 2.6% (Turquía) y mínima de 0.775% (Chile). El promedio de la volatilidad de los índices regionales fue un poco más bajo ($\sigma_{media}=1.37\%$, máxima 1.90%, mínima 0.99%) que el promedio de los demás grupos.

⁵ Según Investopedia, “riesgo de cola” o *Tail Risk* es una forma de riesgo de portafolio que surge cuando la posibilidad de que una inversión se mueva más de tres desviaciones estándar de la media es mayor a lo que se esperarían en una distribución normal.

⁶ Intencionalmente se evitó incorporar dos “cisnes negros”: el *crash* de 1987 y el “error de diciembre” de 1994.

El coeficiente de asimetría promedio fue $S=0.1688$, con un rango de -0.7159 (Canadá) a $+0.2165$ (Filipinas). Treinta y uno de los 38 índices (81.58%) tuvieron un coeficiente de asimetría negativo y 7 (18.42%) lo tuvieron positivo.

El promedio general de la curtosis fue 6.8444 ($K_{max}=13.62$ de Brasil, $K_{min}=2.36$ de Taiwán). Siete de 38 índices (18.42%) tuvieron curtosis menor a 5.0 y nueve índices (23.68%) tuvieron curtosis mayor a 8.0. No parece existir sistematización entre la curtosis y la desviación estándar (pendiente de la regresión lineal=0.0004, $R^2=0.068$).

Tabla 5.8 Cuatro Momentos Centrales de Pearson y Desviación de valores extremos en 38 índices bursátiles												
ÍNDICE	Australia	Sudáfrica	ÍNDICE	ACWI	MSCI WI	EM-Asia	EM-Latam	EM-Europe	StoxxEur 600	Promedios		
Media	0.021%	0.049%	Media	0.019%	0.019%	0.007%	0.027%	0.024%	0.018%	0.019%		
Max	6.07%	7.27%	Max	8.90%	9.10%	12.65%	15.35%	18.60%	9.41%	12.34%		
Min	-8.55%	-12.63%	Min	-7.37%	-7.33%	-8.62%	-15.06%	-19.92%	-7.93%	-11.04%		
Desvest	0.96%	1.25%	Desvest	0.99%	1.00%	1.39%	1.75%	1.90%	1.21%	1.37%		
C. Asimetría	-0.589	-0.477	C. Asimetría	-0.383	-0.371	-0.202	-0.425	-0.336	-0.185	-0.317		
Curtosis	6.834	6.203	Curtosis	7.797	7.730	5.225	10.111	10.643	5.304	7.802		
Datos	4,808	4,752	Datos	4,943	4,943	4,943	4,943	4,717	4,937	4,904		
MAX/SD	6.332	5.783	MAX/SD	8.966	9.068	9.087	8.782	9.754	7.737	8.899		
MIN/SD	8.932	10.081	MIN/SD	7.422	7.299	6.191	8.614	10.449	6.517	7.749		
ÍNDICE	DJIA	S&P500	Nasdaq Com	Nasdaq 100	Russell 2000	Willshire 5k	Brasil	México	Chile	Canadá	Promedios	
Media	0.027%	0.027%	0.031%	0.040%	0.028%	0.028%	0.056%	0.061%	0.024%	0.025%	0.035%	
Max	10.51%	10.96%	13.25%	17.20%	8.75%	10.80%	28.82%	12.15%	9.06%	9.37%	13.09%	
Min	-8.20%	-9.47%	-10.17%	-11.11%	-12.45%	-9.59%	-17.23%	-14.31%	-6.24%	-9.79%	-10.86%	
Desvest	1.17%	1.24%	1.65%	1.91%	1.48%	1.24%	2.11%	1.49%	0.77%	1.12%	1.42%	
C. Asimetría	-0.155	-0.239	-0.056	0.095	-0.335	-0.299	0.214	0.047	-0.092	-0.716	-0.154	
Curtosis	7.702	7.816	5.076	5.080	5.064	7.505	13.628	6.981	8.992	9.349	7.719	
Datos	4,784	4,784	4,784	4,784	4,784	4,784	4,698	4,777	4,741	4,780	4,770	
MAX/SD	8.960	8.791	8.028	8.963	5.903	8.689	13.632	8.094	11.659	8.374	9.109	
MIN/SD	6.987	7.595	6.156	5.784	8.407	7.716	8.136	9.540	8.019	8.748	7.709	
ÍNDICE	Gran Bretaña	Suiza	Suecia	Holanda	Alemania	España	Francia	Portugal	Turquía	Polonia	Promedios	
Media	0.014%	0.023%	0.031%	0.013%	0.029%	0.023%	0.016%	0.022%	0.114%	0.038%	0.032%	
Max	9.38%	10.79%	9.88%	10.03%	10.80%	13.48%	10.59%	10.11%	17.77%	13.53%	11.64%	
Min	-9.26%	-8.11%	-8.07%	-9.59%	-8.87%	-9.59%	-9.47%	-10.65%	-19.98%	-13.54%	-10.71%	
Desvest	1.19%	1.22%	1.41%	1.46%	1.53%	1.50%	1.46%	1.11%	2.60%	1.51%	1.50%	
C. Asimetría	-0.136	-0.092	-0.027	-0.136	-0.126	-0.011	-0.019	-0.346	0.155	-0.198	-0.093	
Curtosis	5.858	5.692	3.820	5.845	4.288	4.821	4.555	8.685	5.931	7.316	5.681	
Datos	4,800	4,778	4,770	4,842	4,818	4,795	4,836	4,794	4,512	4,731	4,768	
MAX/SD	7.860	8.831	7.008	6.863	7.060	8.990	7.223	9.086	6.793	8.953	7.867	
MIN/SD	7.760	6.633	5.718	6.563	5.799	6.387	6.456	9.572	7.641	8.957	7.149	
ÍNDICE	Japón	Hong Kong	Singapur	Corea	Taiwán	India	China	Tailandia	Indonesia	Filipinas	Promedios	
Media	-0.003%	0.022%	0.009%	0.017%	0.014%	0.043%	0.024%	0.004%	0.051%	0.020%	0.020%	
Max	13.23%	17.25%	12.87%	11.28%	6.52%	15.99%	9.40%	11.35%	13.13%	16.18%	12.72%	
Min	-12.11%	-14.73%	-9.22%	-12.80%	-6.98%	-11.81%	-10.44%	-16.06%	-12.73%	-13.09%	-12.00%	
Desvest	1.54%	1.69%	1.30%	1.54%	1.45%	1.62%	1.69%	1.64%	1.64%	1.46%	1.58%	
C. Asimetría	-0.320	0.083	-0.032	-0.283	-0.175	-0.113	-0.210	0.054	-0.199	0.216	-0.098	
Curtosis	5.542	10.047	8.306	4.215	2.368	5.500	4.849	6.992	7.548	10.870	6.624	
Datos	4,671	4,691	4,847	4,854	4,864	4,710	4,605	4,655	4,632	4,688	4,722	
MAX/SD	8.613	10.198	9.882	6.249	4.493	9.859	5.538	6.924	7.976	11.033	8.076	
MIN/SD	7.882	8.711	7.072	7.092	4.805	7.274	6.150	9.800	7.734	8.923	7.544	

Tabla 5.8 Estadísticos Sincrónicos de 38 Series Financieras (log-rendimientos).

Estadísticas en log-rendimientos diarios sincrónicos de 38 índices financieros (6 regionales, 32 nacionales). Se anota el número de dev. estándar del rendimiento más positivo (MAX/SD) y más negativo (MIN/SD) de cada serie. [Ep:Db].

El promedio de alejamiento de los rendimientos más extremos de la muestra de índices de países (en número de σ) fue de 7.9σ , con un máximo general de 13.63σ y un mínimo de 4.493σ . En 8 de 72 oportunidades (38 índices \times 2 colas) (10.53%) se tuvo alejamiento máximo menor a 6σ (en azul en la Tabla 5.8). De estos 8 casos, 4 fueron en la cola derecha (ganancias) y 4 en la izquierda (pérdidas).

Quince de 72 casos (19.74%), alcanzaron valores extremos mayores a 9σ (en rosado en la Tabla 5.8) y otros dieciséis (21.05%) superaron 8.5σ (total 40.79%) (en verde). De estos 31 casos, 20 se encuentran en la cola derecha (64%) y 11 en la cola izquierda (35.4%), de modo que podemos considerar que los excesos son asimétricos, siendo más frecuentes los de la

cola derecha. Visto de otra forma, el 52% de los extremos de la cola derecha rebasaron 8.5σ mientras que sólo 28.95% de los extremos de la cola izquierda lo hicieron.

Con el propósito de contrastar los datos anteriores, se generaron 30 series sintéticas de 4,800 rendimientos con distribución normal. Se crearon tres grupos de 10 series cada uno. Los tres grupos se generaron con media de cero, y cada grupo con desviación estándar de 1.475%, 2.11% y 2.6% respectivamente. Estos niveles de volatilidad corresponden a la volatilidad promedio de los índices, a la volatilidad máxima registrada (Turquía) y a un punto intermedio entre los dos niveles. Se hicieron las mismas medidas ya comentadas. Los resultados se muestran en la Tabla 5.9. Los promedios de cada grupo se han anotado a la derecha.

Tabla 5.9 Cuatro momentos centrales de Pearson y desviación de valores extremos en 30 series sintéticas normales											
DS=1.475%	SIM 11	SIM 12	SIM 13	SIM 14	SIM 15	SIM 16	SIM 17	SIM 18	SIM 19	SIM 20	Promedios
Media	-0.0605%	0.0386%	0.0015%	0.0169%	-0.0173%	-0.0087%	-0.0253%	0.0042%	-0.0229%	-0.0115%	-0.0085%
Max	5.07%	5.88%	5.64%	4.99%	5.49%	5.03%	5.88%	5.38%	7.87%	4.62%	5.58%
Min	-5.64%	-13.99%	-4.70%	-5.30%	-4.95%	-5.64%	-5.03%	-13.99%	-5.30%	-5.38%	-6.99%
Desv. Est.	1.46%	1.48%	1.45%	1.49%	1.45%	1.45%	1.47%	1.49%	1.49%	1.45%	1.47%
Asimetría	0.052	-0.175	-0.040	-0.016	0.040	-0.021	0.003	-0.158	0.049	-0.059	-0.032
Curtosis	-0.053	1.604	-0.045	-0.051	-0.088	0.048	0.147	1.630	0.073	-0.079	0.319
MAX/DS	3.519	3.944	3.889	3.338	3.804	3.482	4.021	3.620	5.296	3.188	3.810
MIN/DS	3.907	9.418	3.246	3.545	3.435	3.903	3.440	9.415	3.570	3.714	4.759
DS=2.11%	SIM 1	SIM 2	SIM 3	SIM 4	SIM 5	SIM 6	SIM 7	SIM 8	SIM 9	SIM 10	Promedios
Media	-0.0203%	-0.0288%	-0.0062%	0.0145%	0.0142%	-0.0435%	0.0224%	0.0402%	-0.0473%	-0.0093%	-0.0064%
Max	7.23%	7.89%	7.08%	6.74%	7.89%	11.32%	6.79%	11.32%	7.89%	7.23%	8.14%
Min	-7.29%	-7.74%	-6.85%	-7.23%	-8.11%	-8.46%	-8.11%	-7.23%	-20.12%	-6.74%	-8.79%
Desv. Est.	2.10%	2.14%	2.08%	2.09%	2.11%	2.13%	2.13%	2.12%	2.15%	2.09%	2.11%
Asimetría	0.002	0.026	-0.047	-0.024	0.031	-0.007	-0.043	0.063	-0.060	0.018	-0.004
Curtosis	-0.084	0.072	-0.078	-0.057	0.039	0.154	0.066	-0.044	1.452	-0.022	0.150
MAX/DS	3.456	3.706	3.411	3.219	3.727	5.338	3.183	5.319	3.690	3.460	3.851
MIN/DS	3.485	3.634	3.303	3.454	3.827	3.995	3.800	3.391	9.372	3.225	4.149
DS=2.6%	SIM 21	SIM 22	SIM 23	SIM 24	SIM 25	SIM 26	SIM 27	SIM 28	SIM 29	SIM 30	Promedios
Media	-0.0231%	0.0019%	0.0102%	-0.0072%	-0.0332%	0.0252%	-0.0011%	-0.0106%	-0.0327%	0.0292%	-0.0041%
Max	9.54%	10.42%	9.26%	8.78%	9.07%	9.16%	9.16%	9.99%	9.07%	8.21%	9.26%
Min	-10.42%	-8.91%	-24.79%	-9.16%	-9.16%	-10.42%	-9.99%	-8.98%	-8.53%	-9.07%	-10.94%
Desv. Est.	2.61%	2.59%	2.63%	2.63%	2.65%	2.63%	2.59%	2.61%	2.64%	2.60%	2.62%
Asimetría	0.057	0.065	-0.166	-0.002	-0.020	-0.008	-0.057	0.022	0.005	0.004	-0.010
Curtosis	0.011	0.040	1.555	-0.040	-0.069	-0.006	-0.057	0.051	-0.038	-0.036	0.141
MAX/DS	3.660	4.028	3.518	3.342	3.429	3.476	3.534	3.837	3.443	3.147	3.541
MIN/DS	4.000	3.443	9.421	3.486	3.464	3.958	3.854	3.452	3.239	3.476	4.179

Tabla 5.9 Estadísticos de 30 Series Sintéticas Normales. Estadísticas en 4,800 rendimientos simulados en 30 series sintéticas con distribución normal. Se anota el número de desviaciones estándar de los datos más positivos (MAX/SD) y más negativos (MIN/SD) de cada serie. Elaboración propia, simulaciones con Excel.

Dado que las series sintéticas tuvieron, por definición y por proceso, distribución normal, la curtosis fue muy cercana a cero (K_{max} 1.63, K_{min} -0.088, K_{media} 0.203). Las medias de rendimientos fueron cercanas a cero, (μ_{max} =0.0402% μ_{min} =-0.0605%), y las desviaciones estándar obtenidas fueron muy cercanas a los valores con los que se generó la serie sintética aleatoria.

Con este ejercicio buscamos poner en evidencia que el alejamiento tan pronunciado de los datos observados en los índices bursátiles es muy improbable en series aleatorias normales. En este ejercicio el promedio de alejamiento de los valores extremos fue 4.048σ , el máximo 9.42σ y el mínimo 3.14σ , lo que contrasta con lo observado en los índices bursátiles con un alejamiento extremo promedio de 7.9σ , máximo de 13.63σ y mínimo de 4.49σ (Tabla 5.9b).

En el caso de los índices internacionales, observamos que el 17.19% de los eventos (colas, en este caso), los rendimientos extremos se alejaron más de 9σ de la media. Sólo 12.5% se alejaron menos de 6σ y ninguno lo hizo menos de 4.493σ . En cambio, en las series sintéticas aleatorias del mismo número de datos, con volatilidad similar y con distribución normal,

únicamente 4 casos de 60^7 (6.67%) rebasaron 9σ . Además, 93.33% (56 de 60) no rebasaron 6σ . Lo más destacable es que el 88.33% (53/60) de los eventos (colas) quedaron menos alejados que el valor mínimo (4.493σ) registrado en las series empíricas (Tabla 5.9b).

Tabla 5.9b Resultado Comparativo de Eventos Extremos								
Índices Internacionales (64)				Sintéticos Normales (60)				
	Max	Promedio	Min	Max	Promedio	Min		
$ \sigma $	13.632	7.901	4.493	9.421	4.048	3.147		
Clase	>9DS	$9 < x < 6$	<6DS	<4.493DS	>9DS	$9 < x < 6$	<6DS	<4.493DS
Casos	11	45	8	0	4	0	56	53
%	17.19%	70.31%	12.50%	0.00%	6.67%	0.00%	93.33%	88.33%

Tabla 5.9b Eventos Extremos en 38 Series Empíricas y 30 Sintéticas Normales. Resultados de eventos extremos (a dos colas) expresados como una variable aleatoria tipificada. Elaboración propia, Datos de Bloomberg y simulaciones con Excel.

Finalmente, se realizó un último ejercicio con el propósito de determinar el grado de distorsión que genera la idea de una marcha aleatoria en las expectativas si se espera que la dispersión de los rendimientos tenga densidad de distribución normal. Específicamente hemos buscado resaltar la diferencia que existe entre la probabilidad empírica de encontrar eventos alejados más de tres desviaciones estándar a la izquierda de la media comparado con la probabilidad teórica que se esperaría observar en caso de que la dispersión de los rendimientos fuese normal⁸.

La siguiente tabla (Tabla 5.10) muestra los datos generales de las series de rendimientos (izquierda) y de caídas desde un máximo reciente (derecha). Se anota el promedio, el máximo y el mínimo de todas las mediciones de las dos series. N representa el número de eventos (log-rendimientos o caídas individuales), $Media$ es el valor medio, $Desvest$ la desviación estándar, $Caída\ max$ corresponde al valor más negativo, $Zmin$ el número de desviaciones estándar a la izquierda de la media correspondiente a la Caída máxima y $Curtosis$, el valor del exceso de curtosis de las series.

Tabla 5.10 Estadísticos Generales de los 38 Índices Bursátiles Estudiados							
Rendimientos Diarios (38 índices)				Caídas de Máximo de 6 meses (38 índices)			
	PROMEDIO	MÁXIMO	MÍNIMO		PROMEDIO	MÁXIMO	MÍNIMO
N	8,650	32,358	3,513	N	317	1,147	111
Media	0.05%	0.01%	0.18%	Media	-3.84%	-7.94%	-2.12%
Desvest	1.38%	2.73%	0.76%	Desvest	6.84%	12.30%	4.14%
Caída max	-13.85%	-33.33%	-6.05%	Caída max	-52.88%	-77.62%	-32.48%
Z min	-10.580	-25.561	-5.246	Z min	-7.436	-10.306	-4.792
Curtosis	12.415	52.328	3.053	Curtosis	22.140	64.709	7.925

Tabla 5.10 Estadísticos Generales de los 38 Índices Bursátiles Estudiados. A la izquierda se muestran los estadísticos de los rendimientos diarios, a la derecha los de las caídas desde el máximo de 6 meses. Elaboración propia, datos de Bloomberg.

El rendimiento más negativo en un día fue del índice Hang Seng de Hong Kong (-33.33%) y el rendimiento más negativo expresado en forma estandarizada fue del índice AS30 de Australia (-25.56σ). En cuanto a las caídas acumuladas debajo del máximo reciente de 6 meses, la más profunda fue del IPC de México (-77.62%) y expresada en forma

⁷ Aunque son 30 series aleatorias, son 60 colas puesto que la dispersión extrema se contabiliza hacia ambos lados.

⁸ Para esta prueba se utilizó la muestra de 38 índices bursátiles del ejercicio previo.

estandarizada, fue del índice S&P500 (-10.306σ). En estas series de rendimientos la curtosis media fue $K_{med}=12.41$, la más baja $K_{min}=3.053$, la más alta $K_{max}=52.328$.

La Tabla 5.11 muestra la frecuencia de presentación de índices con eventos que, cuando menos una vez, rebasaron el nivel de -3σ hasta -10σ desviaciones estándar a la izquierda de la media (columna *Corte*). A la izquierda de la tabla se anotan los resultados de los log-rendimientos diarios de las series y a la derecha, las caídas acumuladas.

Tabla 5.11 Frecuencia de Índices con Eventos Extremos					
Rendimientos Diarios (38 índices)			Caídas del Máximo de 6/12 (38 índices)		
Incidencia de "Eventos de Cola"			Incidencia de "Eventos de Cola"		
Corte	Eventos +	Porcentaje	Corte	Eventos +	Porcentaje
-3σ	38	100%	-3σ	38	100%
-4σ	38	100%	-4σ	38	100%
-5σ	38	100%	-5σ	37	97.37%
-6σ	37	97.37%	-6σ	29	76.32%
-7σ	29	76.32%	-7σ	22	57.89%
-8σ	21	55.26%	-8σ	14	36.84%
-9σ	17	44.74%	-9σ	8	21.05%
-10σ	11	28.95%	-10σ	2	5.26%

Tabla 5.11 Frecuencia de Índices con Eventos de Cola Extremos. A la izquierda el número (y porcentaje) de índices cuyos rendimientos negativos diarios rebasaron al menos una vez, el nivel de corte indicado. A la derecha, el número (y porcentaje) de los índices cuyas caídas desde un máximo de 6 meses (6/12) rebasaron el nivel de corte indicado. Elaboración propia con datos de Bloomberg.

En la Tabla 5.11 (1/2 izquierda) se muestra que las 38 series tuvieron al menos un día de rendimiento negativo que rebasó -5σ a la izquierda de la media y todas menos una, tuvieron al menos un rendimiento negativo inferior a -6σ . Poco más de 3/4 partes de las series alcanzaron -7σ ; más de la mitad alcanzaron -8σ y más de una cuarta parte alcanzaron a rebasar -10σ . En cuanto a las caídas acumuladas (1/2 derecha), encontramos que todas las series rebasaron -4σ a la izquierda de la media, 97% rebasaron -7σ , 3/4 partes rebasaron -6σ , más de la mitad cayeron más de -7σ y más del 20% alcanzan un nivel mayor a -9σ .

Las Tablas 5.12a y 5.12b tienen como objetivo comparar la frecuencia de eventos que podemos esperar según el modelo teórico de normalidad $p(t)$ con la frecuencia de eventos observados empíricamente $p(e)$ para cada nivel de desviación de la media, desde -3σ hasta -10σ . Las probabilidades teóricas $p(t)$ han sido estimadas utilizando la fórmula de distribución normal estandarizada para valores de z equivalentes a las desviaciones anotadas al margen de la tabla (-3 a -10). Dichos valores son iguales para las dos tablas 5.12a y 5.12b. Los valores de las tres columnas centrales, Promedio, Máxima y Mínima, son las probabilidades empíricas calculadas contando la frecuencia de rendimientos negativos (o de caídas para la Tabla 5.12b) observados en cada nivel de corte en las 38 series bursátiles⁹.

En la columna titulada $p(e)/p(t)$ se muestra la razón de eventos empíricos $p(e)$ contra teóricos esperados bajo el supuesto de normalidad $p(t)$. Los valores reportados en esta columna representan cuántas veces se presentaron los eventos en los índices bursátiles comparados con la incidencia teórica normal esperada. Obsérvese, por ejemplo, que se encontraron 6,054

⁹ Para determinar esta incidencia primero se expresa cada rendimiento de la serie como una variable aleatoria tipificada, es decir, cada rendimiento de la serie se expresa como función de la desviación estándar y en relación a la media de la serie (ver 4.6 Función de Densidad Normal y Variable Aleatoria Normal, Capítulo IV, pp 174-175). Posteriormente se cuenta el número de eventos (rendimientos o caídas) que rebasan el umbral elegido y esa cifra se divide entre el número total de eventos en cada serie (índice).

veces más rendimientos negativos mayores a -5σ de lo esperado, y 850,738 veces más rendimientos negativos mayores a -6σ de lo esperado. Al avanzar hacia el lado izquierdo de la distribución (hacia abajo en la tabla 5.12a) se acentúa aún más la alta incidencia de eventos de cola, a tal grado que, en -8σ el nivel teórico se rebasa 288,000 millones de veces y en -9σ el nivel teórico se excede ¡806 billones de veces!

Tabla 5.12a Probabilidad de "Eventos de Cola" teórica (t) vs empírica (e)

RENDIMIENTOS de 38 series		p(e)			p(e)/p(t)
σ	p(t)	PROMEDIO	MÁXIMA	MÍNIMA	
-3	0.13499%	0.986%	1.396%	0.504%	7.3
-4	0.003167%	0.398%	0.530%	0.120%	126
-5	0.0000287%	0.174%	0.290%	0.015%	6,054
-6	0.0000010%	0.084%	0.171%	0.000%	850,738
-7	0.0000000013%	0.041%	0.118%	0.000%	321,685,221
-8	0.000000000006%	0.018%	0.059%	0.000%	288,422,840,690
-9	0.000000000000011%	0.009%	0.039%	0.000%	806,923,312,553,831
-10	0.00000000000000008%	0.005%	0.026%	0.000%	6,129,440,128,480,740,000

Tabla 5.12b Probabilidad de "Eventos de Cola" teórica (t) vs empírica (e)

CAÍDAS de 38 series		p(e)			p(e)/p(t)
σ	p(t)	PROMEDIO	MÁXIMA	MÍNIMA	
-3	0.13499%	3.639%	4.556%	2.597%	27.0
-4	0.003167%	2.095%	2.909%	1.105%	661
-5	0.0000287%	1.189%	2.008%	0.000%	41,490
-6	0.0000010%	0.546%	1.606%	0.000%	5,533,785
-7	0.0000000013%	0.270%	1.205%	0.000%	2,111,946,269
-8	0.0000000000062%	0.117%	0.803%	0.000%	1,882,771,762,929
-9	0.0000000000000011%	0.053%	0.402%	0.000%	4,733,769,990,831,850
-10	0.00000000000000008%	0.012%	0.299%	0.000%	15,207,899,159,207,400,000

Tabla 5.12 Probabilidad de "Eventos de Cola" en 38 índices (teórica vs empírica).

Estudio comparativo de la probabilidad teórica de eventos extremos (5.12a rendimientos negativos y 5.12b caídas profundas) con la incidencia empírica observada en 38 índices bursátiles estudiados sincrónicamente. Ep:dB.

En considerando las caídas (Tabla 5.12b) la incidencia empírica de eventos de cola fue aún más exagerada, comparándola con frecuencia la teórica normal. Por ejemplo, nótese que se encontraron 41,490 veces más caídas negativas mayores a -5σ de lo esperado, y 2,111 millones de veces más caídas de lo esperado mayores a -6σ . Si consideramos -10σ , las series empíricas llegaron a exceder las expectativas teóricas 15×10^{18} veces¹⁰.

En conclusión, confirmamos que la distribución de los rendimientos en los índices bursátiles de los mercados de capitales no es normal sino leptocúrtica¹¹. Esto traduce en la mayor frecuencia de eventos en valores cercanos a la media, comparado con la expectativa gaussiana, menor frecuencia de eventos en valores ubicados entre $+1\sigma$ y $+2\sigma$ de la media y entre -1σ y -2σ de la media, y la presencia de colas pesadas caracterizadas por elevada frecuencia de eventos alejados más de $\pm 3\sigma$ de la media, así como la presencia de eventos mucho más extremos (87.5% de las observaciones alcanzaron más de $\pm 6\sigma$ de la media).

En un intento por caracterizar a mayor detalle la leptocurticidad, hicimos la segregación de períodos y eventos de alta volatilidad de los de baja volatilidad. Este ejercicio mostró que al separar las dos poblaciones se reduce notablemente el valor de la K , tanto en las muestras de alta como en las de baja volatilidad. Esto sugiere que el carácter leptocúrtico no necesariamente es una propiedad inherente al fenómeno bursátil o una forma de distribución característica cuyas peculiaridades habrá que discernir, sino que simplemente pudiera ser, como lo han sugerido otros autores, el resultado de mezclar poblaciones con media de rendimientos similares y dispersión simétrica, pero con volatilidades muy distintas, es decir, el resultado de medir la curtosis en series de tiempo no estacionarias o heteroscedásticas.

5.4 Momentos Centrales en series de Rendimientos de Plazos Crecientes

Por último, exploramos el perfil estadístico de los rendimientos en plazos mayores a 1 día. Medimos la media de rendimientos, la desviación estándar, los movimientos extremos y la curtosis utilizando series de precios de cierre de 20 índices bursátiles: 2 regionales (MSCI ACWI y StoxEurope 600), 3 americanos (DJIA, IPC y BOVESPA), 8 europeos (FTSE de

¹⁰ Este número es 35 veces mayor que el número aproximado de segundos transcurridos desde el *Big Bang* (13,700,000,000 de años \times 365 días \times 24 horas \times 60 minutos \times 60 segundos = 4.32×10^{17}).

¹¹ Algo que no necesitaba confirmarse, pero queríamos tener nuestros números.

Londres, Suiza, Frankfurt, Italia, Francia, Irlanda, Turquía y Rep. Checa), 3 de la región Asia-Pacífico (Australia, Hong Kong, Japón) y 4 asiáticos (Corea, Taiwán, Filipinas y Bombay). Las series incorporan desde el primer día de operaciones en enero de 1988 hasta el 28 de noviembre de 2016¹². De los 18 países individuales, 8 son emergentes.

Se calcularon los log-rendimientos de 2, 5, 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250 y 500 días; se midió la media, la desviación estándar, los rendimientos estandarizados absolutos [Z_{max} (abs)] y la curtosis. Los resultados de las medias se muestran en la Tabla 5.13.

Como era de esperarse, a mayor plazo de rendimientos, mayor la media. Hubo dos casos que se apartaron de la norma: Turquía (en verde), cuya media creció en forma extraordinaria (alcanzó 174.75% para 500 días, equivalentes aproximadamente a 2 años) y Japón (en rosado), cuya media de rendimientos se mantuvo prácticamente plana (+0.009% a +1.252%) en todos los plazos.

Tabla 5.13 Media	MEDIA DE RENDIMIENTOS DE PLAZOS CRECIENTES										
	1	2	5	10	20	50	100	150	200	250	500
MSCI ACWI	0.023%	0.047%	0.119%	0.236%	0.473%	1.181%	2.340%	3.532%	4.734%	5.891%	11.949%
STOXEU600	0.027%	0.055%	0.134%	0.263%	0.526%	1.337%	2.714%	4.112%	5.534%	7.030%	14.769%
S&P500	0.036%	0.071%	0.175%	0.345%	0.687%	1.698%	3.452%	5.232%	7.061%	8.920%	18.757%
IPC	0.096%	0.196%	0.501%	1.007%	1.991%	4.883%	10.012%	15.138%	20.593%	26.528%	59.230%
BOVESPA	0.071%	0.142%	0.350%	0.679%	1.386%	3.501%	7.214%	10.799%	14.439%	18.354%	39.920%
FTSE	0.025%	0.049%	0.119%	0.235%	0.466%	1.160%	2.289%	3.397%	4.528%	5.667%	11.463%
SUIZA	0.030%	0.060%	0.148%	0.291%	0.581%	1.492%	3.045%	4.728%	6.406%	8.200%	17.952%
FRANKFURT	0.043%	0.085%	0.210%	0.417%	0.836%	2.089%	4.230%	6.369%	8.504%	10.681%	22.288%
ITALIA	0.012%	0.025%	0.062%	0.122%	0.258%	0.669%	1.394%	2.085%	2.925%	4.000%	10.598%
FRANCIA	0.030%	0.060%	0.146%	0.288%	0.578%	1.411%	2.824%	4.164%	5.543%	6.939%	13.986%
IRLANDA	0.033%	0.066%	0.165%	0.327%	0.648%	1.675%	3.444%	5.211%	7.010%	9.016%	19.005%
TURQUIA	0.169%	0.344%	0.877%	1.777%	3.682%	9.773%	21.420%	34.982%	51.358%	71.015%	174.757%
REP. CHECA	0.007%	0.016%	0.043%	0.095%	0.237%	0.771%	1.696%	2.913%	4.334%	5.882%	13.947%
HONG KONG	0.045%	0.089%	0.221%	0.438%	0.886%	2.267%	4.483%	6.563%	8.891%	11.259%	23.292%
AUSTRALIA	0.024%	0.048%	0.120%	0.238%	0.478%	1.213%	2.405%	3.504%	4.612%	5.732%	11.526%
JAPÓN	0.009%	0.018%	0.037%	0.066%	0.123%	0.252%	0.436%	0.605%	0.787%	1.035%	1.252%
COREA	0.031%	0.063%	0.156%	0.301%	0.605%	1.542%	3.160%	4.841%	6.600%	8.261%	12.705%
TAIWÁN	0.033%	0.067%	0.173%	0.346%	0.715%	1.821%	3.665%	5.184%	6.060%	6.735%	9.545%
FILIPINAS	0.040%	0.085%	0.216%	0.437%	0.912%	2.461%	5.149%	7.661%	10.242%	12.898%	25.512%
BOMBAY	0.074%	0.150%	0.377%	0.754%	1.560%	4.088%	8.312%	12.618%	16.817%	21.324%	46.322%
PROMEDIO	0.043%	0.087%	0.217%	0.433%	0.881%	2.264%	4.684%	7.182%	9.849%	12.768%	27.939%

Tabla 5.13 Media de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices). Se muestra la media de rendimiento de los distintos plazos de 20 índices y el promedio por cada plazo. Se han marcado Turquía en verde y Japón en rosado, por apartarse del grupo. Ep:dB.

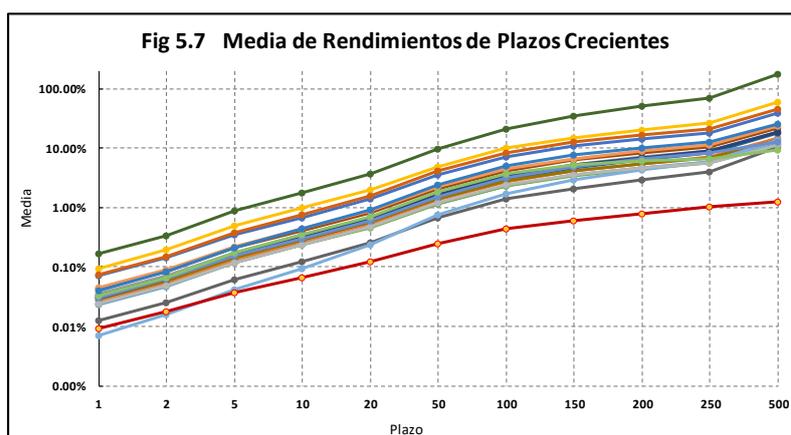


Figura 5.7 Media de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices). Gráfica de la media de rendimiento (ordenadas: escala logarítmica) de los distintos plazos (abscisas) para la serie completa de los 20 índices. Ep:dB.

¹² Hay cuatro excepciones: el BOVESPA inicia el 16-4-1996, el índice MIB de Italia, el 29-12-1989, el índice de Rep. Checa, el 5-4-1994 y el índice de Suiza el 1-7-1988.

La Figura 5.7 muestra la media de rendimientos de los 20 índices (escala semilogarítmica) en los distintos plazos. Cabe destacar que Turquía (en verde, trazo superior) y Japón (en rojo, trazo inferior) se apartan del grupo, si bien conservan la misma tendencia ascendente.

En la Tabla 5.14 se anota la desviación estándar de los log-rendimientos de distintos plazos. Nuevamente encontramos que, a mayor plazo de rendimientos, mayor la desviación estándar. El índice de Turquía, nuevamente se aparta del grupo ya que su desvest creció en forma extraordinaria, superando a todos los demás índices en todos los plazos (alcanzó 225.15% en 500 días contra un promedio de 48% para el mismo plazo). El índice de Australia fue el menos volátil en casi todos los plazos, seguido por el FTSE y por el MSCI ACWI.

Desvest.	DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE RENDIMIENTOS DE PLAZOS CRECIENTES										
	1	2	5	10	20	50	100	150	200	250	500
MSCI ACWI	0.90%	1.38%	2.21%	3.03%	4.31%	6.85%	9.69%	12.13%	14.11%	15.91%	22.93%
STOXXEU600	1.11%	1.58%	2.43%	3.28%	4.63%	7.56%	11.17%	14.15%	16.58%	19.12%	29.56%
S&P500	1.12%	1.53%	2.30%	3.06%	4.26%	6.50%	9.37%	11.82%	14.03%	16.15%	26.16%
IPC	1.54%	2.35%	3.85%	5.52%	8.04%	12.92%	19.51%	24.51%	29.49%	35.98%	69.16%
BOVESPA	2.08%	2.96%	4.51%	6.07%	8.78%	14.56%	21.29%	26.78%	31.51%	37.16%	60.24%
FTSE	1.10%	1.54%	2.33%	3.15%	4.34%	6.53%	8.91%	11.16%	12.89%	14.56%	21.60%
SUIZA	1.16%	1.67%	2.59%	3.48%	4.91%	7.84%	11.48%	14.75%	17.41%	20.25%	33.37%
FRANKFURT	1.41%	2.00%	3.09%	4.23%	5.92%	9.49%	13.86%	17.34%	20.23%	23.07%	35.33%
ITALIA	1.48%	2.10%	3.31%	4.64%	6.75%	10.73%	15.75%	19.51%	22.57%	25.67%	40.80%
FRANCIA	1.38%	1.95%	2.97%	4.01%	5.54%	8.68%	12.66%	15.94%	18.85%	21.82%	34.09%
IRLANDA	1.23%	1.80%	2.87%	4.00%	5.73%	9.79%	14.47%	18.19%	21.13%	24.38%	38.16%
TURQUIA	2.67%	3.96%	6.57%	9.65%	15.00%	27.32%	45.48%	65.79%	92.55%	127.08%	225.15%
REP. CHECA	1.36%	2.02%	3.23%	4.56%	6.74%	11.20%	16.15%	20.41%	23.94%	27.45%	44.75%
HONG KONG	1.61%	2.28%	3.59%	5.00%	7.18%	11.56%	16.26%	19.65%	23.31%	26.45%	38.73%
AUSTRALIA	0.92%	1.31%	2.05%	2.85%	4.04%	6.34%	9.29%	11.39%	13.21%	14.61%	19.42%
JAPÓN	1.50%	2.09%	3.18%	4.38%	6.21%	9.77%	14.21%	17.75%	20.81%	23.53%	32.58%
COREA	1.63%	2.38%	3.73%	5.17%	7.46%	12.38%	18.55%	24.41%	30.12%	34.03%	36.93%
TAIWÁN	1.69%	2.48%	4.10%	5.81%	8.71%	14.74%	21.56%	26.81%	29.59%	30.82%	42.72%
FILIPINAS	1.48%	2.27%	3.73%	5.35%	8.02%	13.66%	20.12%	24.62%	28.05%	31.45%	45.84%
BOMBAY	1.69%	2.50%	4.02%	5.73%	8.64%	14.87%	21.77%	28.37%	33.71%	39.69%	67.78%
PROMEDIO	1.45%	2.11%	3.33%	4.65%	6.76%	11.16%	16.58%	21.28%	25.70%	30.46%	48.27%

Tabla 5.14 Desviación Estándar de Rend. De Plazos Crecientes (20 índices).

Desvest de rendimiento de los distintos plazos para la serie completa de los 20 índices y el promedio general por cada plazo. Se han marcado Turquía en verde. Ep:dB.

La Figura 5.8a muestra la información de la tabla anterior en forma gráfica en escala semi-logarítmica. Destaca la mayor volatilidad de Turquía (trazo superior, en verde). La Figura 5.8b es un diagrama de dispersión de la misma información en escala log-log. Se ha trazado la línea de regresión potencia y se anota en el recuadro la fórmula de la regresión y el extraordinariamente alto valor del coeficiente de determinación ($R^2=0.9992$). El exponente de x en la fórmula (0.4998) corresponde al exponente de escalamiento de la volatilidad al aumentar el plazo para el cálculo de rendimientos. Este valor, principio conocido en finanzas como $f(x) = \sqrt{x}$, ya había sido identificado por Bachelier (1900) y por Einstein (1905).

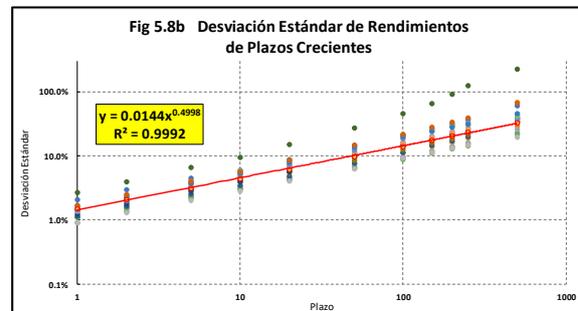
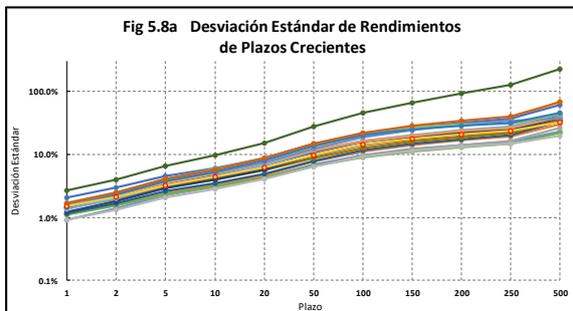


Figura 5.8 Desviación Estándar de Rend. de Plazos Crecientes (20 índices). En 5.8a se muestra la gráfica de la desvest de rendimiento (ordenadas: escala logarítmica) de los distintos plazos (abscisas) para la serie completa de los 20 índices. En 5.8b se muestra un diagrama de dispersión de los mismos datos en escala log-log. Ep:dB.

En la Tabla 5.15 se anotan los valores Z_{max} (abs) con rendimientos de distintos plazos de las 20 series bursátiles equivalentes a la máxima dispersión observada fuera de la media de rendimientos y expresados en unidades de desviación estándar. Se muestra disminución progresiva de la dispersión al aumentar el plazo en el cálculo de los rendimientos.

Tabla 5.15	VALOR Z MÁXIMO (ABS) DE RENDIMIENTOS DE PLAZOS CRECIENTES										
z max	1	2	5	10	20	50	100	150	200	250	500
MSCI ACWI	10.273	9.033	9.147	9.077	7.414	5.942	5.152	4.894	4.817	3.877	3.775
STOXXEU600	8.829	8.315	8.920	7.049	5.906	4.815	3.565	3.477	3.388	3.026	3.231
S&P500	10.349	8.568	8.220	8.559	6.779	6.374	4.789	4.496	4.220	3.677	2.894
IPC	8.714	9.763	11.806	11.863	10.222	6.487	5.969	4.103	4.131	4.449	4.977
BOVESPA	16.019	13.686	9.844	10.041	8.619	7.865	5.259	4.333	4.347	6.111	4.899
FTSE	8.949	7.883	9.073	7.287	6.416	4.802	4.359	3.913	3.708	3.505	2.710
SUIZA	9.790	10.195	8.672	6.524	5.908	4.775	3.457	3.438	3.247	3.067	3.546
FRANKFURT	8.031	7.169	7.056	6.026	5.063	3.982	3.725	3.338	3.336	3.360	3.612
ITALIA	8.434	7.601	7.222	5.460	5.000	5.451	4.652	4.379	4.478	4.565	4.121
FRANCIA	8.080	7.278	7.510	5.989	4.918	4.024	3.540	3.407	3.144	3.639	3.029
IRLANDA	10.610	9.385	9.526	7.828	6.086	4.927	4.068	3.877	3.582	3.216	2.794
TURQUIA	7.230	10.442	7.767	5.961	6.390	6.976	6.861	6.608	7.015	7.052	5.009
REP. CHECA	10.956	11.633	10.409	6.657	6.261	4.668	4.009	4.024	3.286	3.319	3.533
HONG KONG	13.529	9.766	8.348	6.989	5.838	4.531	4.543	4.219	4.113	4.276	4.139
AUSTRALIA	8.929	7.859	7.961	7.170	5.647	5.189	4.098	4.309	3.921	3.725	3.035
JAPÓN	9.436	8.833	8.558	6.956	6.423	4.634	4.084	4.264	4.052	3.252	3.080
COREA	7.404	7.272	7.102	8.454	7.498	6.991	5.843	7.131	8.114	6.773	4.562
TAIWÁN	5.604	5.606	5.982	6.932	5.532	5.978	5.013	5.952	7.653	6.377	8.110
FILIPINAS	11.865	8.535	6.533	6.049	6.209	5.896	4.685	4.694	4.566	4.688	3.724
BOMBAY	10.219	8.278	8.310	8.414	8.153	8.141	6.577	6.834	7.050	7.933	6.745
PROMEDIO	9.6626	8.8549	8.3982	7.4642	6.5142	5.6224	4.7124	4.5844	4.6084	4.4942	4.0763

Tabla 5.15 Valor Z_{max} (abs) de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices). Valor absoluto de los desplazamientos extremos alejados de la media (en unidades de desvest) de los distintos plazos para la serie completa de los 20 índices y el promedio de cada plazo. Se han marcado en amarillo los casos atípicos. Ep:dB.

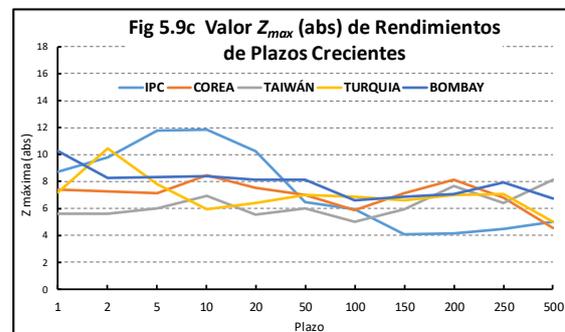
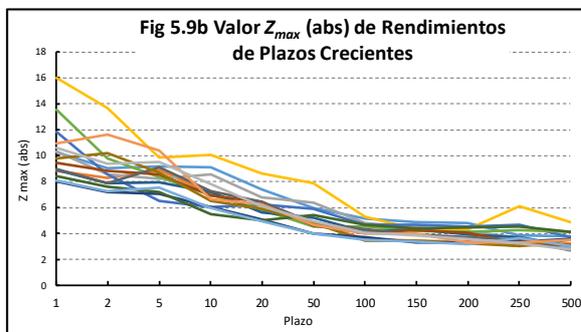
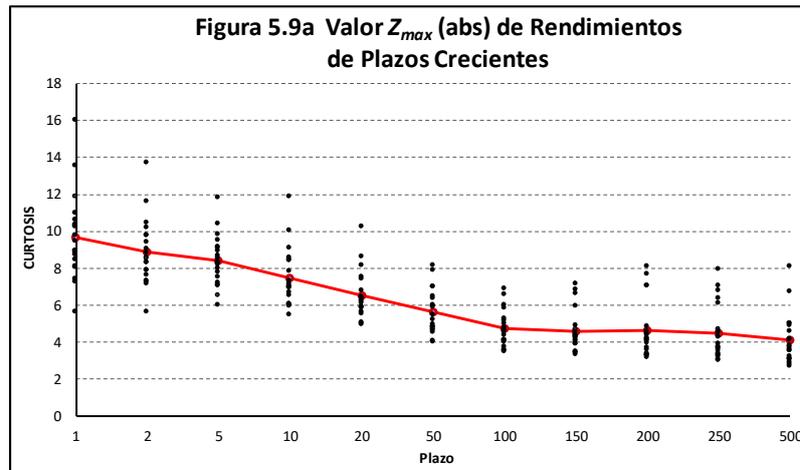


Figura 5.9 Valor Z_{max} (abs) de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices). En 5.9a, valor Z_{max} (abs) de las 20 series completas de índices calculadas con rendimientos de plazos crecientes (puntos negros). La línea roja une los promedios de Z_{max} (abs) para cada plazo. En 5.9b y 5.9c se han segregado los casos típicos (5.9b) de los atípicos (5.9c). [Ep:dB]

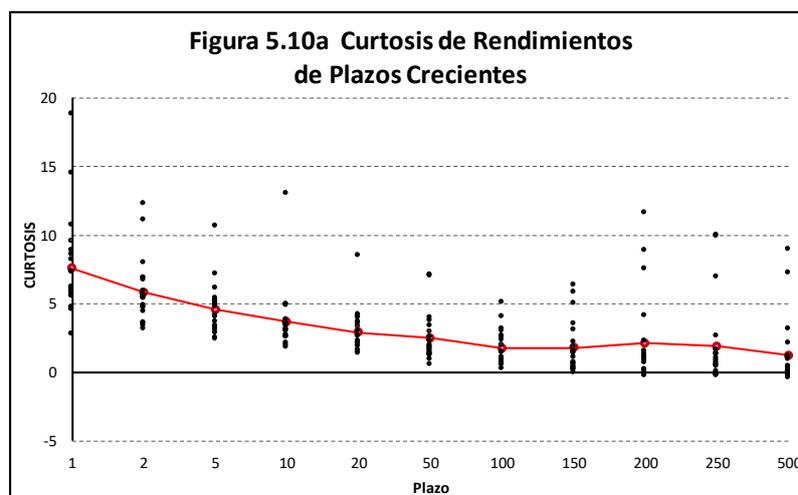
Cinco índices (el 25%) no mostraron la clara tendencia de la mayoría de tener menor dispersión de los rendimientos al aumentar el plazo de estos (IPC de México y los índices de Turquía, Corea, Taiwán y Bombay; todos países con economías emergentes), sino que las dispersiones se mantuvieron bastante altas a pesar de alcanzar rendimientos hasta de 2 años (500 días), lo que lógicamente coincide con lo observado en la curtosis.

En la Tabla 5.16 se anotan los valores de la curtosis de las 20 series bursátiles calculada con rendimientos de plazos crecientes. Se observa disminución progresiva de la dispersión al aumentar el plazo para el cálculo de los rendimientos, con algunas excepciones (en amarillo).

Tabla 5.16	CURTOSIS DE RENDIMIENTOS DE PLAZOS CRECIENTES										
CURTOSIS	1	2	5	10	20	50	100	150	200	250	500
MSCI ACWI	8.216	5.906	5.060	4.840	3.981	3.749	3.118	3.075	2.242	1.330	0.019
STOXXEU600	6.150	4.681	4.068	2.991	2.123	1.634	0.695	0.380	0.208	0.029	0.020
S&P500	8.839	5.587	5.213	4.908	3.640	3.381	2.572	2.195	1.486	1.008	-0.022
IPC	7.340	6.893	10.627	13.019	8.475	2.228	2.313	1.364	1.067	1.597	2.103
BOVESPA	18.789	12.253	7.132	4.937	3.011	1.810	0.569	0.187	-0.061	0.507	1.071
FTSE	5.979	4.830	4.079	2.711	1.920	1.424	0.934	0.702	0.704	0.414	-0.178
SUIZA	7.303	6.826	4.896	3.120	2.140	1.312	0.231	-0.026	-0.123	-0.183	0.377
FRANKFURT	4.719	3.503	2.878	2.571	1.888	1.232	0.693	0.312	0.074	-0.161	0.124
ITALIA	5.627	3.593	2.392	1.963	1.629	1.311	1.451	1.044	1.041	1.268	0.938
FRANCIA	4.696	3.383	2.506	1.823	1.346	0.902	0.651	0.166	-0.085	-0.208	-0.170
IRLANDA	8.593	6.684	5.382	3.443	2.601	1.943	1.460	1.419	1.079	0.852	-0.047
TURQUIA	4.550	5.349	4.027	3.525	4.005	7.039	5.055	5.800	8.867	10.008	3.162
REP. CHECA	10.725	11.104	6.155	3.410	2.648	1.846	1.058	0.573	-0.226	-0.109	0.430
HONG KONG	14.476	7.938	4.777	3.049	2.254	1.379	0.893	0.648	0.687	0.545	0.254
AUSTRALIA	5.901	4.401	3.072	2.577	1.514	1.602	1.431	1.546	1.277	1.341	0.065
JAPÓN	5.797	4.689	3.645	2.105	1.417	0.537	0.537	0.238	-0.048	-0.286	-0.430
COREA	5.499	5.344	4.108	3.847	3.492	4.000	4.008	6.337	11.627	9.903	1.146
TAIWÁN	2.783	3.134	3.235	2.967	2.617	2.571	2.661	4.987	7.513	2.633	8.922
FILIPINAS	9.509	5.500	3.351	2.605	3.287	2.907	1.933	1.846	0.818	0.694	-0.236
BOMBAY	6.221	5.418	4.842	3.583	4.182	7.075	3.003	3.489	4.127	6.916	7.254
PROMEDIO	7.5855	5.8508	4.5723	3.6997	2.9086	2.4941	1.7633	1.8141	2.1136	1.9050	1.2401

Tabla 5.16 Curtosis de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices). Curtosis de las 20 series completas de índices bursátiles calculadas con rendimientos de plazos crecientes de 1 a 500 días. Se marcan en amarillo los casos atípicos $E_p: dB$.

En la Figura 5.10a se representa en forma gráfica la información de la Tabla 5.16 (en rojo los promedios de curtosis para cada plazo de rendimientos). Se puede apreciar que la curtosis de las series bursátiles tiene una suave tendencia a disminuir conforme aumenta el plazo utilizado para el cálculo de los rendimientos, aunque hay varios casos que se alejan del comportamiento típico.



En la Figura 5.10b se muestra la información de los 15 índices cuyo comportamiento se ajusta con bastante precisión a la tendencia comentada. Incluso 13 de estos índices alcanzaron valores de curtosis discretamente negativos o prácticamente de cero, es decir, que

la curtosis calculada con rendimientos de plazos mayores (superiores a 200 días) es prácticamente mesocúrtica para la mayoría de los índices.

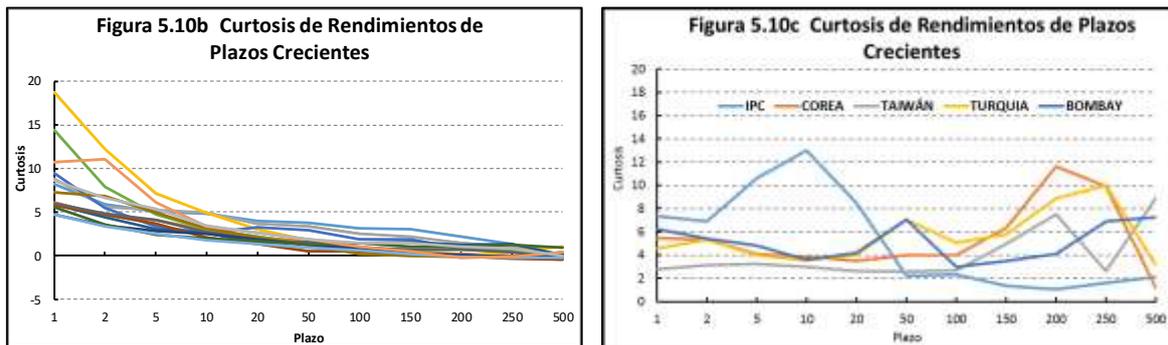


Figura 5.10 Curtosis de Rendimientos de Plazos Crecientes (20 índices). En 5.10a se representan las curtosis de las 20 series completas de índices bursátiles calculadas con rendimientos de plazos crecientes de 1 a 500 días (puntos negros). La línea une los puntos que representan el promedio de curtosis para cada plazo. En 5.10b y 5.10c se han segregado los casos típicos (5.10b) de los atípicos (5.10c). Ep:dB.

El IPC de México tuvo un pico en la curtosis para plazos de 5, 10 y 20 días, mismo que desapareció a partir de 50 días. El índice de Bombay mostró un pico modesto en los rendimientos de 50 días y tras descender en las marcas de 100, 150 y 200 días, volvió a ascender en 250 y 500 días.

Llama la atención que los mismos índices que tuvieron comportamiento atípico en cuanto a los rendimientos extremos, también mostraron un desempeño distinto a la norma en la curtosis.

Proponemos como explicación provisional, que el descenso observado en la curtosis de series de tiempo financieras (índices bursátiles) para log-rendimientos de de plazos cada vez más largos resulta de la dilución ocurrida en la dispersión de los datos alrededor de la media cuando se incorporan datos de plazos más largos en el cálculo del rendimiento. En otras palabras, al hacer el cálculo de los rendimientos de días progresivamente más alejados entre sí se genera un efecto de dilución ya que se incorporan en un cálculo eventos con rendimientos absolutos altos y bajos (días con cambios grandes y días con cambios pequeños en el precio de los activos) de manera que la diferencia entre períodos de alta y baja volatilidad se hace menos marcada conforme se forman “paquetes” más grandes de rendimientos diarios (al calcular rendimientos de períodos progresivamente mayores). Como resultado, se diluye la mezcla de dichos períodos, mezcla a la que hemos atribuído el aumento del cuarto momento central de Pearson.

5.5 Prueba de Jarque-Bera de Normalidad

Antes de dejar este segmento, quisimos utilizar una de las pruebas econométricas clásicas de normalidad; la prueba de Jarque-Bera. La prueba se basa en el estudio de los residuos de la regresión por mínimos cuadrados ordinarios. Calcula el coeficiente de asimetría A y la curtosis K de los residuos y utiliza el siguiente estadístico de prueba JB :

$$JB = n \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \quad [89]$$

Puesto que en una distribución normal el coeficiente de asimetría tiene un valor de 0 y la curtosis es 3, bajo la hipótesis nula de que los residuos están normalmente distribuidos, Jarque y Bera (1987) demostraron que los residuos se acercan asintóticamente a una

distribución X^2 con 2 grados de libertad. Si el valor p del estadístico X^2 calculado es suficientemente pequeño, se puede rechazar la hipótesis de que los residuos están normalmente distribuidos, pero si el valor p es razonablemente alto, no se rechaza el supuesto de normalidad.

Con el propósito de observar la diferencia entre los dos grupos de series de tiempo: las 48 series de log-rendimientos diarios de índices bursátiles internacionales y las 24 series sintéticas generadas con Excel, con medias y desvest similares a las empíricas, pero con distribución normal, se midieron los cuatro momentos centrales y el estadístico JB . Los resultados se muestran en la Tabla 5.17 a y b (series empíricas) y la Tabla 5.18 (series sintéticas). Todas las series tuvieron 3,370 datos.

Tabla 5.17a Prueba Jarque-Bera de Normalidad. Índices 1						Tabla 5.17b Prueba Jarque-Bera de Normalidad. Índices 2					
	MEDIA	DESVEST	C. ASIMETR	CURTOSIS	J-BERA		MEDIA	DESVEST	C. ASIMETR	CURTOSIS	J-BERA
ALEMANIA	0.019%	1.521%	0.0437	5.0181	3523.963	ITALIA	-0.015%	1.492%	-0.0456	8.0989	3651.758
AMEX COMP	0.031%	1.146%	-0.4387	14.7164	30421.05	JAPON	0.014%	1.504%	-0.4918	7.5758	8167.023
AUSTRALIA	0.014%	0.990%	-0.5352	6.4335	5952.717	MALASIA	0.027%	0.744%	-0.9237	13.0972	24487.59
AUSTRIA	0.018%	1.506%	-0.3159	7.1929	7295.636	MERVAL	0.099%	2.038%	-0.3733	4.6968	3164.222
BELGICA	0.005%	1.305%	0.0257	6.1933	5367.261	MSCI ACWI	0.016%	1.052%	-0.3740	8.4004	9953.753
BOVESPA	0.037%	1.774%	-0.0805	4.7782	3197.567	NASDAQ COMP	0.026%	1.412%	-0.0967	5.4520	4164.012
CHILE	0.037%	0.775%	-0.1784	11.4774	18454.57	NORUEGA	0.040%	1.446%	-0.6246	6.5317	6488.602
COLOMBIA	0.068%	1.293%	-0.3427	13.3051	24842.96	NVA. ZELANDA	0.031%	0.677%	-0.4243	5.3359	4084.405
COREA	0.030%	1.427%	-0.4571	5.8499	4905.275	PERU	0.072%	1.470%	-0.5340	11.2458	17860.08
DINAMARCA	0.032%	1.139%	-0.3986	6.6110	6204.679	POLONIA	0.039%	1.246%	-0.3785	3.5599	1852.872
ESPAÑA	0.005%	1.496%	0.1298	5.8919	4866.545	PORTUGAL	0.002%	1.113%	-0.2391	9.4783	12604.74
FILIPINAS	0.055%	1.264%	-0.6070	7.8073	8736.458	REP. CHECA	0.026%	1.433%	-0.5462	14.6057	30025.79
FINLANDIA	-0.004%	1.532%	-0.1320	3.7363	1962.31	RUSIA	0.056%	2.126%	-0.2232	17.5184	42984.69
FRANCIA	-0.003%	1.492%	0.0651	5.5007	4235.719	RUSSELL 2000	0.026%	1.557%	-0.3174	5.1702	3796.315
G. BRETAÑA	0.006%	1.217%	-0.1322	7.3858	7643.045	SHANGHAI	0.020%	1.555%	-0.1506	4.4355	2764.851
GRECIA	-0.034%	1.792%	-0.1673	4.8301	3279.505	SINGAPUR	0.021%	1.124%	-0.2881	7.1175	7135.33
HOLANDA	-0.006%	1.484%	-0.0351	6.8645	6594.349	SUDAFRICA	0.045%	1.215%	-0.1443	3.6537	1878.817
HONG KONG	0.022%	1.465%	0.0498	10.2367	14666.89	SUECIA	0.020%	1.357%	-0.0019	4.4609	2783.719
HUNGRIA	0.024%	1.567%	-0.1027	6.7714	6421.764	SUIZA	0.011%	1.186%	0.0419	6.8769	6618.475
INDIA	0.063%	1.485%	-0.0680	9.0321	11419.07	TAIWAN	0.015%	1.292%	-0.2696	3.3374	1598.482
INDONESIA	0.076%	1.391%	-0.7313	7.5291	8232.616	THAILANDIA	0.048%	1.319%	-0.8325	12.3859	21860.35
IPC, MEXICO	0.055%	1.265%	0.0670	5.9326	4927.031	TORONTO	0.018%	1.098%	-0.6829	11.3855	18404.39
IRLANDIA	-0.003%	1.442%	-0.5903	8.0521	9268.647	TURQUIA	0.055%	1.888%	0.1875	7.3880	7657.679
ISLANDIA	-0.004%	13.705%	8.4355	1602.6890	3.60E+08	VIETNAM	0.027%	1.477%	-0.0566	2.1046	620.8645

En la Tabla 5.17 se anotan el nombre del país al que representa el índice, la media de rendimientos, la desviación estándar, el coeficiente de asimetría, el exceso de curtosis y el valor del estadístico JB . No se incluye el valor p ya que en todos los casos fue cero.

Es evidente que todas las series son leptocúrticas, una sola, Islandia, fue fuertemente asimétrica y todas tuvieron un estadístico JB muy alto ($JB_{min} = 620.86$). Como ya se comentó, el valor p en todos los índices fue cero, luego entonces, podemos considerar que podemos rechazar con confianza la H_0 de que los residuos tienen una distribución normal, es decir, que según esta prueba ninguna de las series empíricas tiene distribución normal.

En la Tabla 5.18 se muestran los resultados de las 24 series sintéticas. Aquí nos sorprende encontrar que 4 de las series (16.66%, marcadas en amarillo) tienen estadístico JB más alto de lo esperado (entre 24.72 y 785.09) y un valor $p = 0$. Además, tres de ellas (la serie J, P y X) tienen discreta leptocurtosis. Eventos que si bien inesperados, tampoco son de gran trascendencia dado que las series son simulaciones pseudo-aleatorias y podría esperarse algo como lo observado, es decir, casos aislados con discreta leptocurtosis y valor del estadístico JB que no permite rechazar la H_0 .

En conclusión, la prueba de JB fue capaz de identificar que ninguna de las series empíricas tiene distribución normal. Algo que, si bien ya habíamos demostrado, quisimos confirmar con una prueba econométrica clásica.

Tabla 5.18 Prueba Jarque-Bera de Normalidad. Sintéticos Normales						
	MEDIA	DESVEST	C. ASIMETR	CURTOSIS	J-BERA	p
A	0.154%	1.752%	-0.0197	-0.0156	0.254518	0.8805
B	0.137%	1.743%	-0.0633	-0.0454	2.510517	0.2850
C	0.072%	1.716%	0.0557	-0.1543	5.046524	0.0802
D	0.016%	1.508%	-0.0370	-0.0531	1.165208	0.5584
E	0.024%	1.182%	0.0299	-0.0155	0.533805	0.7657
F	0.036%	0.979%	-0.0040	-0.0672	0.662585	0.7180
G	-0.008%	1.524%	0.0191	0.0768	0.972204	0.6150
H	0.024%	1.290%	0.0844	0.3914	24.72502	0.0000
I	0.053%	1.786%	-0.0225	0.0427	0.508412	0.7755
J	0.042%	0.778%	-0.1501	2.3760	785.0955	0.0000
K	0.003%	1.575%	-0.0057	0.0709	0.671785	0.7147
L	0.108%	1.470%	0.1144	0.0206	7.238064	0.0268
M	0.049%	1.390%	0.0191	-0.0058	0.207477	0.9015
N	0.022%	1.450%	-0.0179	-0.0948	1.455559	0.4830
O	0.012%	1.233%	0.0495	-0.0427	1.618436	0.4452
P	0.029%	1.527%	-0.2375	2.0434	602.4038	0.0000
Q	-0.049%	1.769%	0.0772	0.0293	3.376887	0.1848
R	0.037%	1.459%	0.0132	0.0152	0.12032	0.9416
S	-0.044%	1.687%	-0.0177	-0.0397	0.409121	0.8150
T	0.058%	1.229%	0.0206	-0.1386	2.934965	0.2305
U	0.010%	1.481%	0.0308	0.0148	0.543019	0.7622
V	0.077%	1.294%	0.0476	-0.1587	4.777382	0.0918
W	0.045%	1.416%	-0.0095	0.0787	0.860114	0.6505
X	0.036%	1.144%	-0.230	2.303	758.7600	0.0000

Si la distribución no es normal, el siguiente paso es disertar sobre su estacionariedad, y si no es estacionaria, entonces buscaremos saber si hay evidencia de memoria en las series de tiempo bursátiles. Si hay memoria, aunque sea de manera intermitente, tendremos que diseñar un método para separar los períodos con distintos regímenes de operación para describirlos. El propósito no es sólo explicar las características de las series de tiempo, sino, sobre todo, entender los procesos que las generan. Ese es el contenido del resto de esta tesis.

CPÍTULO VI. SERIES DE TIEMPO NO-ESTACIONARIAS

Uno de los argumentos prominentes del modelo convencional es que las fluctuaciones de precios resultan del efecto directo del flujo aleatorio de información. Bajo este supuesto, las series de tiempo financieras pueden representarse adecuadamente como una marcha aleatoria, reflejo de la secuencia ídem en la información. Si agregamos el elemento de eficiencia en la incorporación de la información en los precios, —otro supuesto del modelo convencional— tenemos un proceso en el que podemos representar los rendimientos sucesivos como una serie de variables aleatorias independientes. Entonces, el valor que pueden adoptar los rendimientos podrá explicarse mediante alguna función de probabilidad de distribución.

Si se toma a la serie de rendimientos como una variable aleatoria se suele aceptar que los procesos que determinaron dicha variable en el pasado serán similares en el futuro, es decir, que podemos confiar en que los mismos procesos operarán de forma estable y consistente a lo largo del tiempo. En tal caso, la variable aleatoria se toma como una función definida en un espacio de estados cuyo resultado es un valor numérico, una función medible y estable a lo largo del tiempo¹.

Para poder modelar una serie de tiempo, es decir, para poder identificar y describir un patrón de comportamiento de la variable aleatoria que sea útil para predecir un valor teórico futuro de la variable —un rendimiento o precio futuro— la serie deberá ser estacionaria. Después de todo, si podemos pronosticar cómo cambiará una serie pocos pasos hacia el futuro y sabemos su valor actual, podemos pronosticar sus valores en el futuro lejano agregando a los valores presentes los cambios que el modelo sugiere (Dickey, 2005).

Por dos razones relevantes sería básico determinar si las series financieras son o no estacionarias: La primera razón es metodológica: de no ser las series estacionarias, no deberán utilizarse ciertos instrumentos econométricos que así lo requieren, ya que, de utilizarse, los resultados obtenidos serían muy cuestionables (por ejemplo, los procesos $MA(q)$, $AR(p)$, $ARMA(p, q)$). Por esto, para ciertos propósitos, los métodos econométricos exigen “transformar” las series no estacionarias en estacionarias. Sobre todo, se insiste en la necesidad de convertir las series heteroscedásticas en homoscedásticas² para modelarlas (Gujarati, 1997)³.

La segunda razón es conceptual: de no ser estacionarias las series, tendría que investigarse seriamente qué determina la no estacionariedad dado que dicha condición pudiera deberse a que los procesos que generan las fluctuaciones de precios —los regímenes bajo los cuales operan los participantes del mercado— no son estables; es decir, son diversos y cambiantes. En tal caso, habría que identificar al menos dos regímenes de operación; uno de ellos, aquel

¹ Deseamos reiterar una vez más que lo que nos interesa de la definición de las series de tiempo como estacionarias o no estacionarias es en tanto que dichas series reflejan que probablemente hay un solo proceso —si son estacionarias— o varios procesos —si no lo son— determinando las propiedades estadísticas observadas en las series a lo largo del tiempo. No estamos interesados (ni capacitados) en hacer una discusión metodológica econométrica de fondo ya que, como se ha comentado en el Capítulo II. Marco Epistemológico, no nos interesan las series de tiempo en tanto objetos matemáticos sino en cuanto pueden ser el reflejo (output) de lo que sucede (los procesos que generan las fluctuaciones de precios) dentro de la caja negra (el mercado).

² El término *homoscedástico*, (del griego *ετερο* - otro o diferente, y *σκεδαννυμι* - dispersión) aplicado a una serie de variables aleatorias quiere decir literalmente que todas las variables tienen la misma varianza finita a lo largo del tiempo. Equivale a decir que tienen homogeneidad de varianza. *Heteroscedástico* es precisamente lo contrario, es decir, que la varianza no es finita o no es homogénea a lo largo del tiempo (McCulloch, 1985).

³ La heteroscedasticidad es un problema más importante cuando se hace un estudio transversal que cuando se analiza una serie de tiempo longitudinal.

que genera la aleatoriedad en las fluctuaciones de precios y que supuestamente deriva de la incorporación de información aleatoria —el modelo convencional que ya tenemos— y otro diferente, más estructurado, como podría ser aquel que genera la presencia de tendencias o un comportamiento cíclico, un comportamiento con regresión a la media u otro patrón distinto a la marcha aleatoria, sabida cuenta de que muchos otros regímenes pueden implicar la presencia de memoria, de auto-recursividad o procesos auto-referenciados.

Recordemos que un fenómeno estadístico que evoluciona en el tiempo de acuerdo con leyes probabilísticas recibe el nombre de proceso estocástico. Las series de tiempo que se analizan son realizaciones particulares producidas por los mecanismos probabilísticos subyacentes (los procesos que ocurren dentro de la “caja negra”) del sistema que se estudia. En otras palabras, al hacer el análisis de series de tiempo específicas, estas serán consideradas como realizaciones de un proceso estocástico (Box, 2008).

Cuando se busca hacer una inferencia estadística de correlación entre dos variables aleatorias diferentes resulta muy importante constatar que cada una de las series de tiempo que las representan es estacionaria, dado que, si existe autocorrelación en ellas, si las medias y varianzas no son estables, o si ambas series comparten una tendencia, podría llegarse a la conclusión equivocada de que el comportamiento de ambas variables está correlacionado, siendo que la correlación identificada entre las dos series podría ser espuria (Gujarati, 1997).

La presencia de tendencias en las dos series podría ser una de las razones más importantes para generar la falsa impresión de que dos series de variables están correlacionadas. Por ello, la primera maniobra que debe aplicarse al estudiar este tipo de cuestiones es quitar el efecto de la tendencia en ambas series de tiempo. Hay varios métodos para quitar la tendencia a una serie de tiempo y todos ellos se basan en el principio de hay una línea de tendencia que se puede ajustar a la serie de tiempo completa, misma que representa la “tendencia”⁴.

Se remueve la tendencia de una serie de tiempo (maniobra llamada *detrending* en inglés), mediante uno de los cuatro siguientes métodos, cuando se desea remover una característica (la tendencia) que se piensa que pudiera distorsionar u oscurecer la relación o variable de interés, o como paso preparatorio de las series de tiempo para el análisis mediante métodos que suponen estacionariedad. En esta tesis se utilizan los dos primeros métodos.

a) **Diferenciación:** consiste en calcular las primeras diferencias (la diferencia o la razón entre dos valores sucesivos de cada serie) y repetir las pruebas econométricas pertinentes sobre la nueva serie diferenciada.

b) **Regresión:** consiste simplemente en abstraer a cada uno de los valores de la serie original, los valores de la línea de regresión (por mínimos cuadrados ordinarios) del mismo segmento. Este último método se utiliza cuando se considera que el segmento bajo estudio tiene una tendencia lineal simple (monotónico o con misma pendiente) a todo lo largo de la longitud del segmento.

c) **Filtración:** calcular un promedio móvil (simple o exponencial) a la serie de tiempo podría ser suficiente para remover la o las tendencias de corto plazo de un segmento y dejar una sola tendencia que pudiera removerse mediante la regresión. El método también recibe el nombre de *filtrado digital*.

⁴ Tendencia en una serie de tiempo es un cambio lento y gradual en alguna propiedad de la serie a lo largo del intervalo total bajo investigación.

d) **Polinomiales por Pieza.** Una alternativa al ajuste de una curva a toda la serie temporal (*curve fitting*) es ajustar polinomios de tiempo a diferentes partes de la serie temporal. Los polinomios que se utilizan de esta manera se conocen como *polinomiales por pieza*.

Identificar una tendencia en una serie de tiempo es un procedimiento complicado y muchas veces subjetivo, ya que fluctuaciones o ciclos de baja frecuencia⁵ pueden confundirse con tendencias. Lo que pareciera ser una tendencia en un segmento corto, en el largo plazo resulta ser una fluctuación de baja frecuencia. De igual manera, podemos ver a la serie de tiempo completa como el segmento de una serie desconocida infinitamente larga y no podríamos estar seguros de que un cambio observado en la media en el segmento estudiado no es parte de una fluctuación de baja frecuencia incrustada en un proceso estacionario. Desgraciadamente, si seguimos esta línea de disertación estaremos ignorando la propiedad fractal de las series de tiempo ya que negaríamos la posibilidad de que existan tendencias de corto, mediano y largo plazo, lo que sería de esperarse en un fenómeno con auto-semejanza a diferentes escalas.

Si nos interesa descubrir la existencia de “tendencias”⁶ en las series de tiempo, parece contraproducente comenzar aplicando los métodos necesarios para borrar cualquier evidencia de que hay tendencias, en un intento por hacer estacionaria la serie. Desde este punto de vista, “volver” estacionaria una serie empírica implica “desnaturalizar” el fenómeno, con lo que se perdería la posibilidad de entenderlo cómo es, con sus características propias, por incómodas que resulten desde la perspectiva econométrica. En otras palabras, si forzamos la apariencia de estacionariedad en una serie financiera podríamos estar “maquillando” el objeto de estudio, removiendo sus “imperfecciones”⁷ (mismas que sólo son imperfecciones desde la óptica de i.i.d.) ocultando la expresión de su esencia.

En este capítulo se busca establecer si las series de tiempo son o no estacionarias utilizando el método gráfico. Si bien este método es el menos pretencioso, consideramos que refleja justo aquella propiedad de las series de tiempo financieras que buscamos poner en evidencia, es decir, que los procesos que determinan las fluctuaciones de precios no son homogéneos o constantes (estacionarios), sino que, como resultado de lo heterogéneo y cambiante de los procesos que lo determinan, las series mismas son heterogéneas. luego estadísticamente cambiantes (Iardanova, 2016).

La Figura 6.1 muestra a qué nos referimos en la exposición previa. Las dos gráficas de la izquierda (A y B, en azul) representan los log-rendimientos diarios estandarizados (valor z) del índice Dow Jones Industrial, del año 1897 al 2016 ($N=32,534$, $\mu=0.0188\%$, $\sigma=1.0962\%$, $S=-0.9397$ $K=31.24$). A la derecha (C y D, en gris) se representan los log-rendimientos diarios estandarizados de una simulación de números aleatorios con distribución normal, generados para que tengan media y desviación estándar iguales a las de la serie empírica. La serie sintética que se obtuvo ($N=32,534$, $\mu=0.0157\%$, $\sigma=1.0925\%$, $S=0.0148$, $K=-0.0284$) tiene el mismo número de datos (N) y su media (μ) y desviación

⁵ No por nada, la batalla entre los analistas técnicos (creyentes en las tendencias) y fundamentales (negadores de las tendencias) lleva ya 50 años y no parece terminar.

⁶ Intencionadamente se anota “tendencias” en plural, pues consideramos que en las series de tiempo bursátiles suele existir no una sino múltiples tendencias, tanto alcistas como bajistas y de distintos grados de pendiente y duración.

⁷ Se han aplicado términos como “anomalías”, “aberraciones”, “eventos extraños”, “ruido”, “errores”, “choques”, “perturbaciones” o cualquier otra forma que legitime el considerar que no pertenece al comportamiento esperado (y esperable o pronosticable) del fenómeno, postura que consideramos probablemente inadecuada dado que permite desechar todo aquello que no queremos o sabemos modelar.

estándar (σ) son muy parecidas a las del DJIA. Sin embargo, la serie sintética difiere de la empírica en el coeficiente de asimetría (S), en la curtosis (K) y en la frecuencia de valores extremos (Tabla 6.1) así como en la distinta apariencia que tiene a la inspección visual.

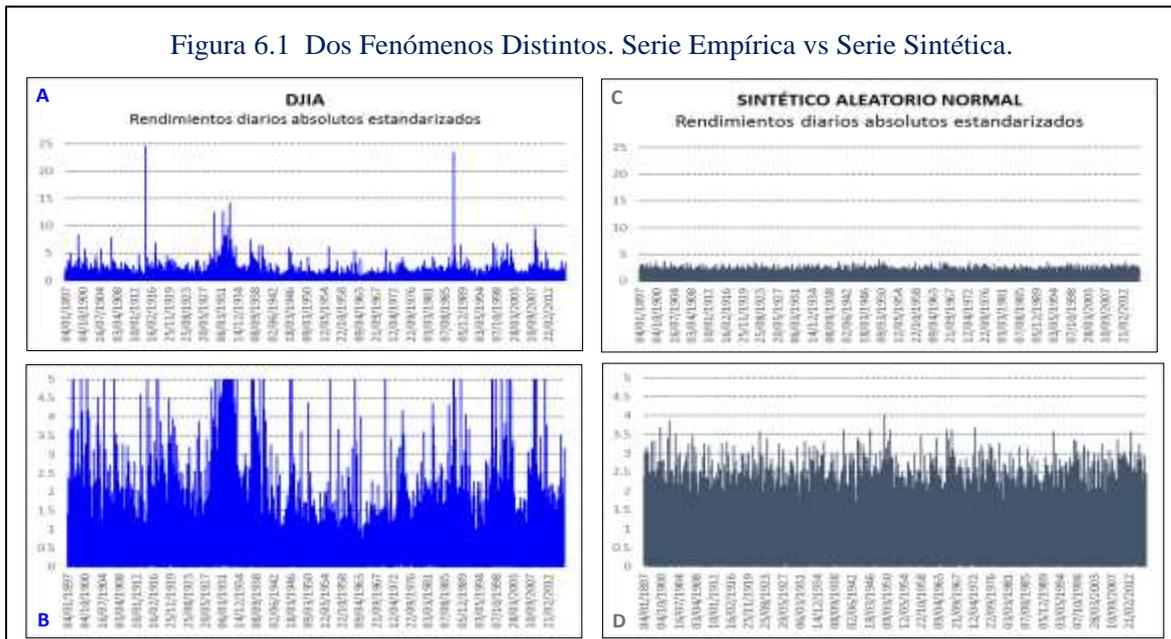


Figura 6.1 Rendimientos diarios (absolutos estandarizados), DJIA vs Sintético. Rendimientos diarios (absolutos estandarizados) del índice DJIA (1897-2016) en dos escalas verticales (A y B, en azul). El eje de las ordenadas representa el valor $|z|$ de cada rendimiento. En C y D (en gris) se representa la misma información de una simulación de 32,534 números aleatorios con igual media y desviación estándar del DJIA, pero con distribución normal. Elaboración propia: datos de Bloomberg, simulación con Excel [Ep:dB,sE].

Frecuencia de Valores Extremos de Rendimientos				
Tabla 6.1	Serie Empírica (DJIA)		Serie Sintética (normal)	
z máxima	24.483		4.026	
$n > 3z$	505	1.552%	84	0.258%
$n > 3.5z$	326	1.002%	12	0.037%
$n > 4z$	220	0.676%	1	0.003%
$n > 5z$	98	0.301%	0	0.000%
$n > 6z$	52	0.160%	0	0.000%
$n > 7z$	28	0.086%	0	0.000%
$n > 8z$	19	0.058%	0	0.000%
$n > 9z$	11	0.034%	0	0.000%
$n > 10z$	7	0.022%	0	0.000%
$n > 11z$	6	0.018%	0	0.000%
$n > 12z$	5	0.015%	0	0.000%
$n > 13z$	3	0.009%	0	0.000%
$n > 14z$	3	0.009%	0	0.000%
$n > 15z$	2	0.006%	0	0.000%

Tabla 6.1 Eventos Extremos en Rendimientos del DJIA vs Sintético. Frecuencia de eventos de cola registrados en las dos series de la Figura 6.1. Nótese que en la serie Sintética hubo un solo evento alejado de la media más de 4σ (z_{max} 4.026), mientras que en la serie empírica hubo 220 casos (z_{max} 24.48). [Ep:dB,sE].

A observar las gráficas de la Figura 6.1 parece que se trata de fenómenos esencialmente distintos. La serie empírica, a la izquierda (en azul), muestra gran irregularidad en la dispersión de los rendimientos entre 1σ y 4σ , así como la presencia de frecuentes picos moderados y escasos picos extraordinariamente altos ($>20\sigma$). En dicha serie empírica el 1%

de los casos supera 3.5σ y se observan dos eventos desviados de la media más de 15σ (Figura 6.1A). Por el contrario, la serie sintética, a la derecha (en gris), es relativamente homogénea. Todos los rendimientos están debajo de 5σ , y en el acercamiento (Figura 6.1D) se observa que la dispersión se concentra entre 2σ y 3.5σ , con muy escasos eventos sobre 3.5σ (12 casos o 0.037%). En la Tabla 6.1 se muestra la dispersión en cada una de las series.

6.1 Estacionariedad de la Media de Rendimientos

En el siguiente ensayo se calcularon los cuatro momentos centrales de los log-rendimientos diarios $x_{t,\tau}$ del IPC (de 6-I-1975 al 5-IX-2014, $N=9,904$). Se obtuvo $\mu_{IPC}=0.124\%$, $\sigma_{IPC}=1.733\%$, $S_{IPC}=0.092$ y $K_{IPC}=20.377$. Con Excel se generó una serie sintética de rendimientos x_s ($N_s=9,904$), con igual media y desviación estándar que la serie empírica completa y con distribución normal. La media y desviación estándar ($\mu_s=0.135\%$, $\sigma_s=1.742\%$) obtenidas en la simulación fueron muy crecenas a las programadas y la serie fue simétrica y mesocúrtica ($S_s=0.0079$ y $K_s=-0.0524$), como se esperaba por ser normal.

Se hicieron mediciones segmentadas en ambas series con ventanas τ de 5 a 1000 días. Se calcularon los cuatro momentos centrales para cada ventana. Se obtuvo un número de mediciones m_τ para los distintos tamaños de ventana desde $m=9,900$ para $\tau=5$, hasta $m=8,905$ para $\tau=1,000^8$. En cada serie τ de rendimientos promedio se calculó la media y se registró el valor máximo y mínimo obtenidos.

En la gráfica de los resultados se hizo evidente que los promedios de rendimientos de la serie empírica (Fig 6.2a) medidos con ventanas pequeñas tuvieron amplia dispersión, misma que disminuyó, y tendió a la media, conforme aumentaba el tamaño de las ventanas. La dispersión fue menor en la serie sintética (Fig 6.2b). La diferencia entre las dos series tendió a desaparecer a partir de ventanas mayores a 50 días, lo cual era de esperarse dado el efecto de “dilución” que se provoca al hacer más amplias las ventanas de observación. En ambas series μ_{max} , μ_{med} y μ_{min} , convergen a la μ de la serie completa.

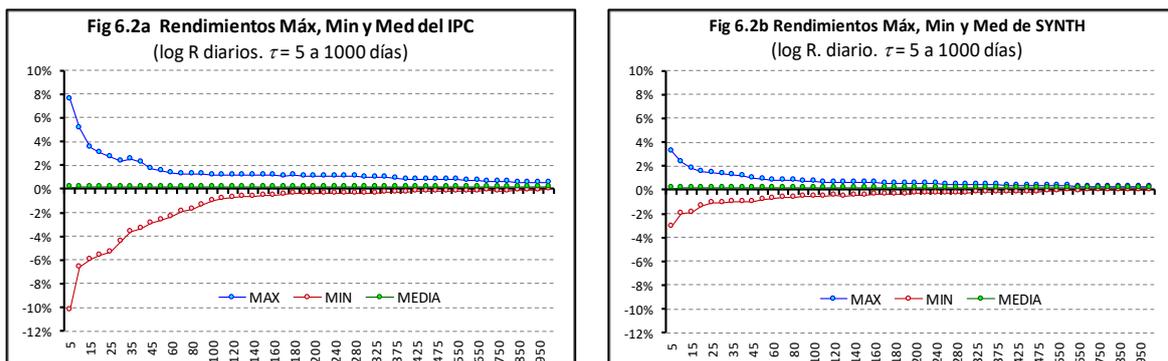


Figura 6.2 Promedios de Rendimientos (Max, Min, Med), IPC vs Sintético. Dependiendo la magnitud de las ventanas de barrido τ (eje horizontal), los rendimientos diarios promedio (μ_{max} , μ_{med} y μ_{min} , eje vertical) tienen comportamiento distinto entre la serie empírica (6.2a IPC) y la serie sintética (6.2b Simulación NI) [Ep:dB,sE].

⁸ Las ventanas se “barrieron” desde la primera serie completa hacia abajo, hasta alcanzar el último dato de las series de rendimientos, tanto empíricos como sintéticos generándose así m_τ mediciones por cada tamaño de ventana τ de tal manera que $m_\tau = n - (\tau - 1)$.

Para determinar visualmente si había estacionariedad, en las dos series se graficaron las medias de los log-rendimientos a lo largo del tiempo, con ventanas de distintos tamaños. En las Figuras 6.3, 6.4, 6.5 y 6.6 se muestran los resultados con $\tau = 20, 50, 100$ y 240 días respectivamente, para el IPC (a) y para la serie sintética (b).

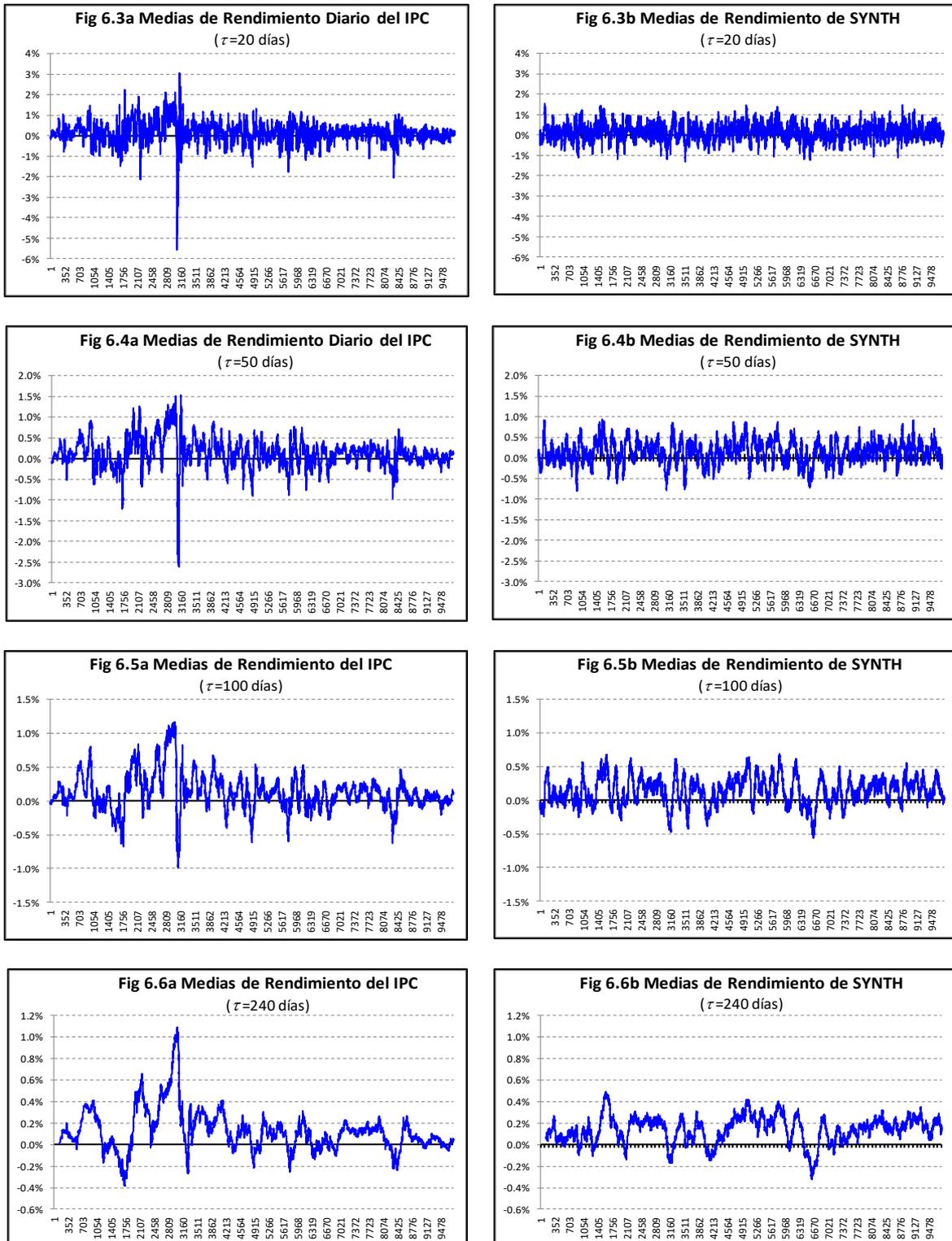


Figura 6.3 a 6.6 Barrido de Media de log-Rendimientos, IPC vs Sintético. En las series “a” datos empíricos (IPC), en las series “b” datos sintéticos normales. Se muestran resultados con ventanas $\tau=20, 50, 100$ y 240 días. [Ep:Db,sE]

No es difícil advertir que la media de rendimientos en la serie sintética oscila dentro de límites estrechos (figuras 6.3b, 6.4b, 6.5b y 6.6b), mientras que la media de los rendimientos del IPC tiene un comportamiento más irregular y muestra picos positivos y negativos, lo cual se observa con ventanas de distintos tamaños.

6.2 Estacionariedad de la Desviación Estándar de los Rendimientos

A continuación, se hizo un ejercicio con las desviaciones estándar σ de los log rendimientos diarios. Como en el ensayo anterior, primero se graficaron las σ_{max} , σ_{med} y σ_{min} calculadas con distintas ventanas τ de 5 a 1,000 días. Los resultados se muestran en las Fig 6.7a y 6.7b, para el IPC y la simulación sintética respectivamente.

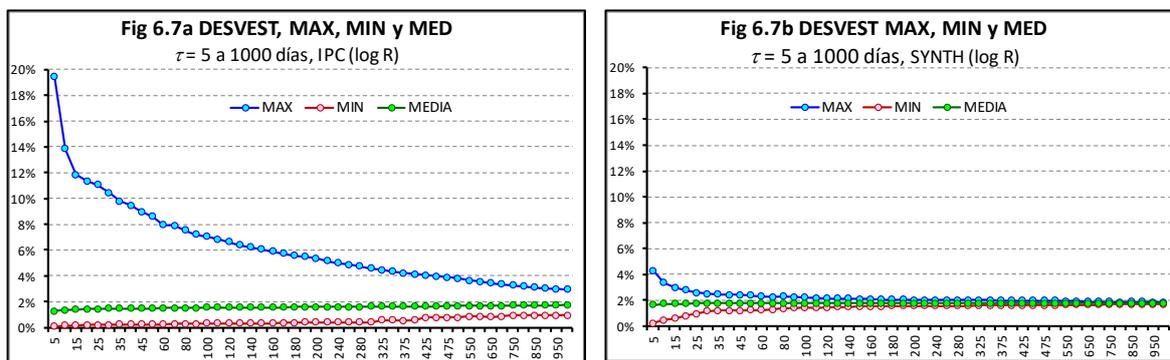
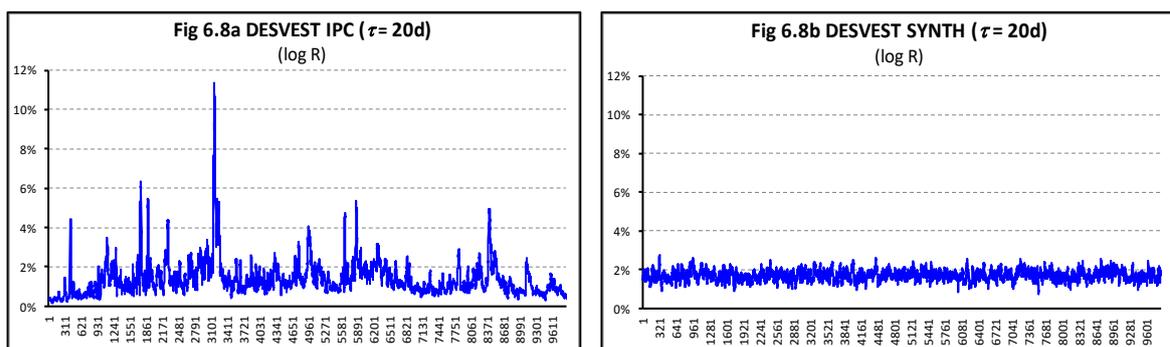


Figura 6.7 Desviación Estándar Promedio (Max, Min, Med). IPC vs Sintético.
 Resultados de la medición de σ con ventanas τ de 5 a 1000 días. Se muestran los valores σ_{max} , σ_{med} y σ_{min} de cada tamaño de ventana: IPC (a) y serie sintética (b).

Una vez más, al hacer las gráficas de los valores σ_{max} , σ_{med} y σ_{min} obtenidos, fue evidente que los datos extremos se alejaron más en la serie del IPC (Fig 6.7a) que en los sintéticos (Fig 6.7b) y en ambas series, al aumentar el tamaño de la ventana τ , los valores máximos y mínimos se aproximaron a la media, dado el efecto de dilución ya comentado.

En la serie sintética (6.7b), aunque la σ no fue exactamente igual a lo largo del tiempo, cuando se calculó con ventanas pequeñas ($\tau < 50$) osciló dentro de límites muy estrechos, mientras que, en la serie del IPC (6.7a), el estadístico es muy inestable. El “barrido” de valores de σ con ventanas τ de 20, 50, 150 y 240 días se muestran en las Figuras 6.8, 6.9, 6.10 y 6.11, a y b. La intermitencia en el nivel de volatilidad de los rendimientos es una de las características más relevantes de las series de tiempo bursátiles y en esta tesis es relevante en la argumentación que haremos en las Conclusiones.



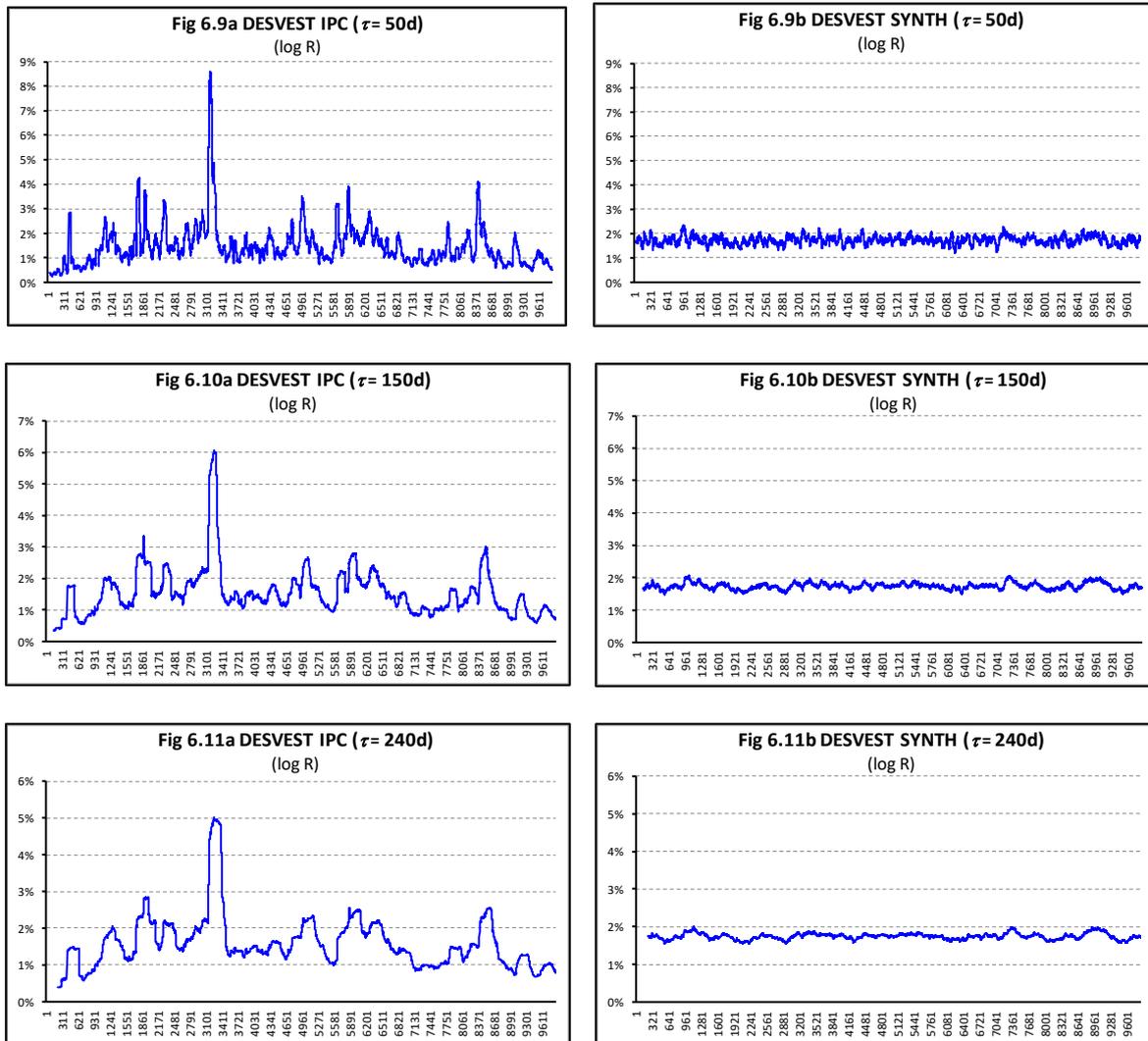


Figura 6.8 a 6.11 Barrido de la DESVEST de log-Rendimientos, IPC vs Sintético. En las series “a” datos empíricos (IPC), en las series “b” datos sintéticos normales. Se muestra σ de las ventanas $\tau = 20, 50, 150$ y 240 días. [Ep:dB,sE]

Recordemos que la desviación estándar de las series completas es $\sigma_{IPC} = 1.7334\%$ y $\sigma_s = 1.7422\%$ respectivamente. Cualquiera que sea el o los procesos que determinan la volatilidad en la fluctuación de precios, es evidente que en la serie sintética son estables (estacionarios) mientras que en el índice bursátil son cambiantes (no estacionarios).

6.3 Estacionariedad de la Auto-Covarianza de 1^{er} Orden

A continuación, se midió la auto-covarianza de primer orden a lo largo de las dos series: la de log-rendimientos del IPC y la serie sintética. En las Figuras 6.12a y 6.12b se muestra la gráfica de las auto-covarianzas máximas, mínimas y medias (rezago $\lambda = 1$ día) generadas con ventanas con $\tau = 5$ a 1000 días.

Nuevamente, fue evidente que los datos extremos de auto-covarianzas medidas con ventanas pequeñas se dispersan más en la serie empírica (Fig 6.12a) que en la sintética (Fig 6.12b).

En ambas series, al aumentar el tamaño de la ventana τ , los valores máximos y mínimos convergen y se aproximan a la media.

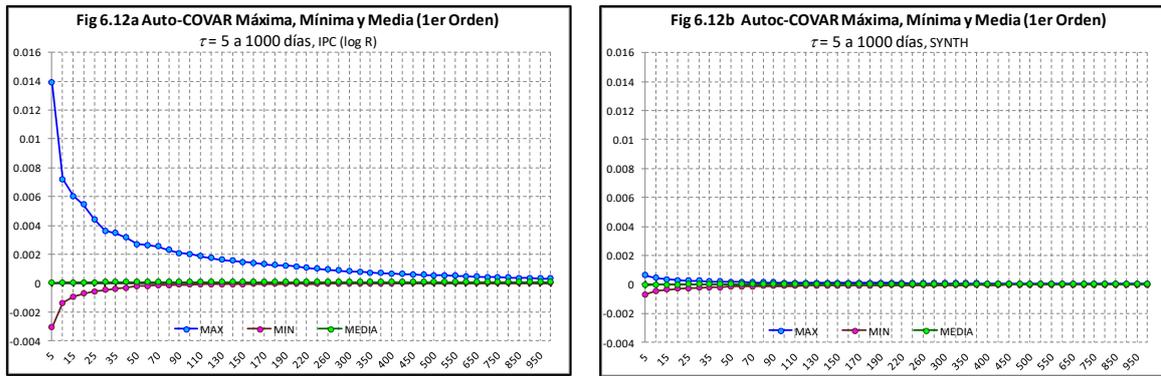
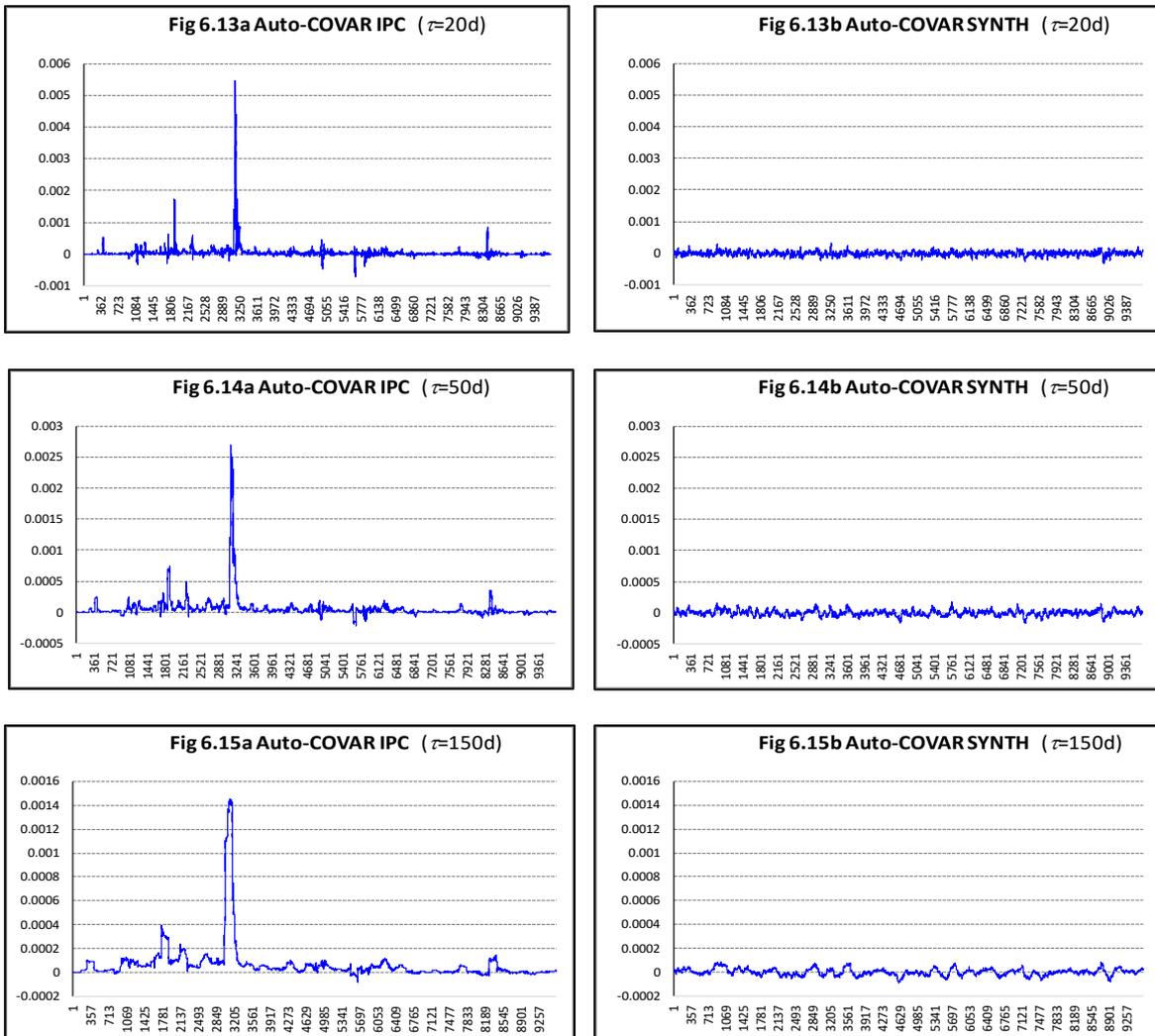


Figura 6.12 Auto-Covar 1er Orden (Max, Min, Med). IPC vs Sintético.
 Resultados de la medición de auto-covarianza de 1er orden con ventanas τ de 5 a 1000 días. Se muestran los valores del IPC (a) y de la serie sintética (b). [Ep:dB,SE]

El barrido de la auto-covarianza de 1er orden a lo largo del tiempo (Fig 6.13 a 6.16) muestra que, en la serie sintética (b) el valor del estadístico oscila dentro de límites muy estrechos, mientras que, en la serie del IPC (a), es inestable y muestra picos irregulares.



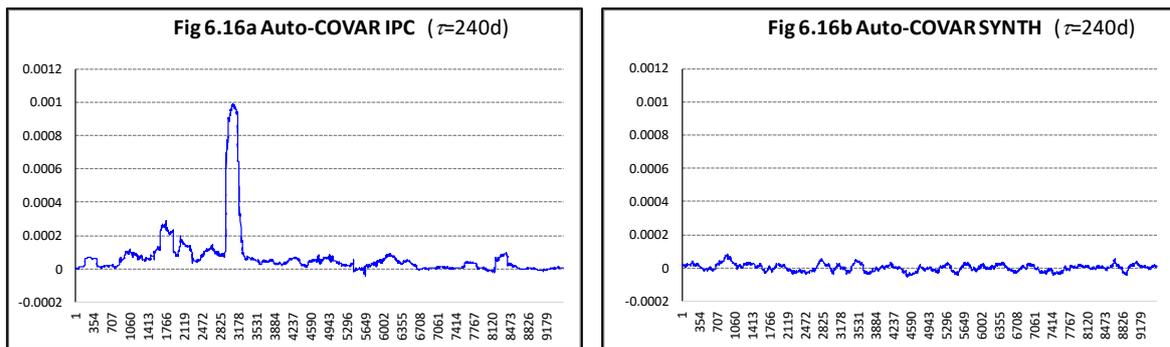


Figura 6.13 a 6.16. Barrido de Auto-covarianza de 1er orden, IPC vs Sintético.
 En las series “a” datos empíricos (IPC), en las series “b” datos sintéticos normales.
 Se muestra la auto-covarianza con ventanas $\tau=20, 50, 150$ y 240 días. [Ep:dB,sE]

En la serie del IPC que abarca más de 40 años solo hay un pico grande evidente en todas las ventanas, sin embargo, hay un modesto número de picos medianos y muchos picos pequeños, sobre todo evidentes cuando se usan ventanas pequeñas. Se muestra el resultado con ventanas de τ de 20, 50, 150 y 240 días.

6.4 Estacionariedad en la Auto-Correlación de 1er Orden

En el siguiente ejercicio medimos la auto-correlación ρ de 1er orden en las dos series. En las Figuras 6.17a (IPC) y 6.17b (Sintético normal) se muestra la gráfica de ρ_{max} , ρ_{min} y ρ_{med} (rezago $\lambda = 1$ día) generadas con ventanas $\tau = 5$ a 1000 días.

Es importante notar que, a diferencia de los ensayos previos, al medir la auto-correlación de 1er orden, no se manifestó mucha diferencia entre las series del IPC y las series de la simulación cuando se usaron ventanas pequeñas ($\tau = 5$ a 50 días). Sin embargo, conforme las ventanas aumentan de tamaño surgió un patrón diferente muy interesante: los valores máximo y mínimo de la serie sintética (6.17b) convergen hacia cero, como es de esperarse en un proceso estocástico i.i.d., y aunque las auto-correlaciones máximas y mínimas no han convergido en cero en la mayor ventana registrada ($\tau=1,000$ días), la media de la serie sintética se mantiene precisamente en cero a partir de ventanas mayores a 50 días, lo que sugiere que las altas auto-correlaciones, positivas y negativas, detectadas con ventanas pequeñas pudieran ser espurias.

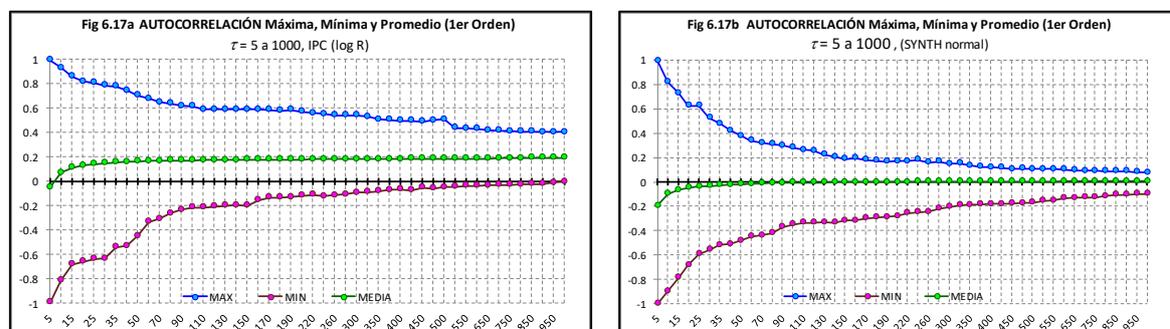
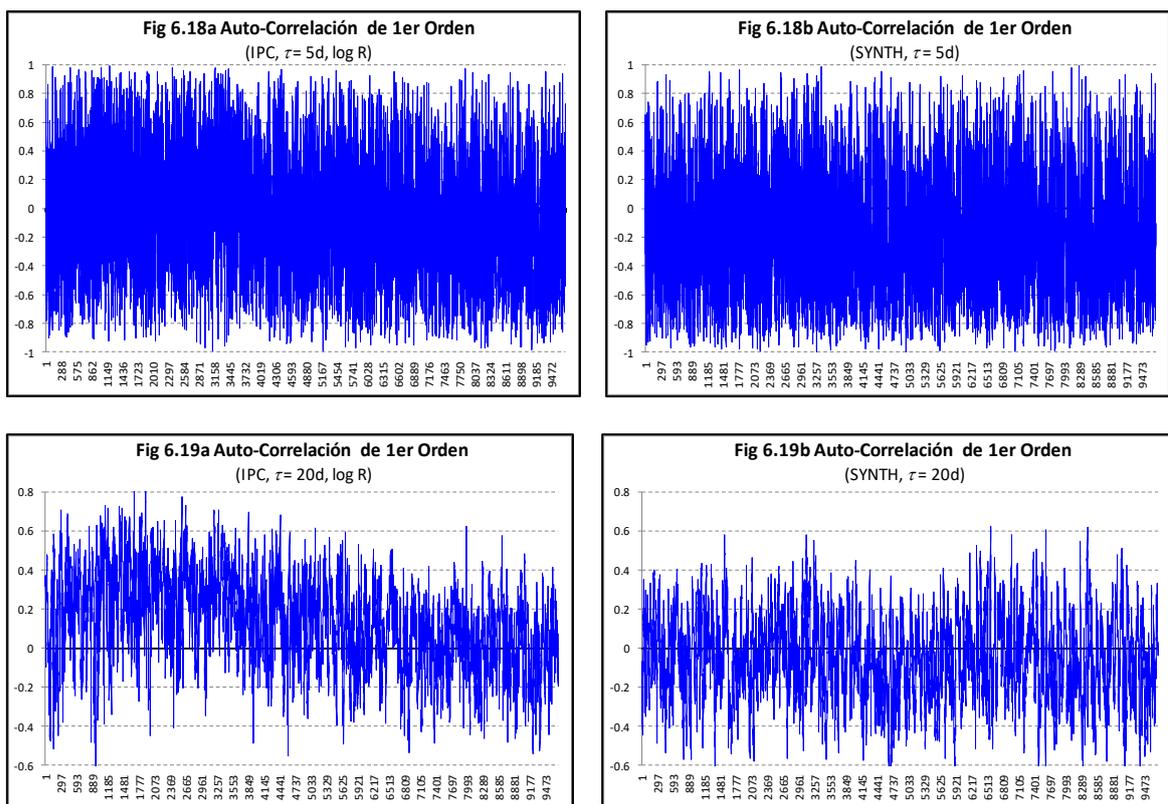


Figura 6.17 Auto-correlación 1er Orden (Max, Min, Med). IPC vs Sintético.
 Resultados de la medición de auto-correlación de 1er orden con ventanas τ de 5 a 1000 días. Se muestran los valores del IPC (a) y de la serie sintética (b). [Ep:dBMV,sE]

En cambio, en la serie del IPC (6.17a) no hay una convergencia tan clara entre los valores de auto-correlación máxima y mínima al aumentar el tamaño de las ventanas. Incluso, para ventanas de 500 días y mayores, los valores máximo y mínimo de auto-correlación ya no parecen convergir, sino que se estabilizan en 0.4 y 0.0 respectivamente. Además, resulta notable descubrir que a partir de ventanas de 100 días y mayores el valor medio de las auto-correlaciones del IPC se mantiene alrededor de 0.2 sin tendencia a converger hacia cero. Esto sugiere que la secuencia de rendimientos empíricos dista mucho de ser perfectamente independiente. Más bien, parece haber determinismo con suave persistencia, lo que hace relevante una exploración de señales de memoria.

En las Figuras 6.18, 6.19, 6.20 y 6.21 se representa el “barrido” de las auto-correlaciones de 1^{er} orden de los log-rendimientos del IPC (a) comparándolos con las de la serie sintética (b) para ventanas $\tau = 5, 20, 120$ y 240 días (~1 semana, 1 mes, 1 semestre y 1 año).

Lo primero que resulta extraño en estas gráficas es la muy amplia variabilidad en la autocorrelación obtenida con ventanas pequeñas ($\tau = 5$ días), desde niveles próximos a -1 hasta cercanos a $+1$, en un vaivén continuo con patrón prácticamente indistinguible entre la serie empírica (6.18a) y la sintética (6.18b), cuando pudiera pensarse que en la serie sintética la auto-correlación debería ser inexistente y que el valor del estadístico debería ser muy cercano a cero⁹. Con ventana de $\tau = 20$ días, sigue observándose una amplia oscilación en ambas series (6.19a y 6.19b), con auto-correlaciones entre -0.4 y $+0.6$.



⁹ Probablemente este fenómeno detectado habla más del propio método de medición y su debilidad para efectivamente detectar correlaciones auténticas cuando el número de datos que se utilizan es pequeño, que de la auto-correlación de la serie de tiempo bajo estudio.

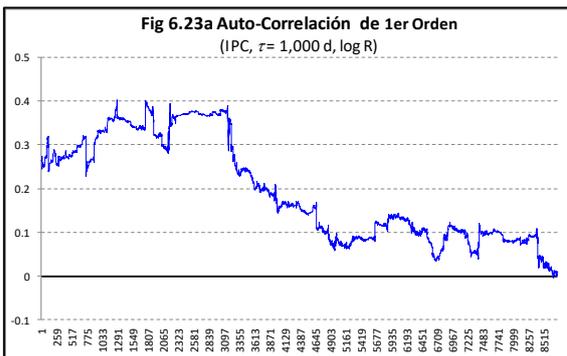
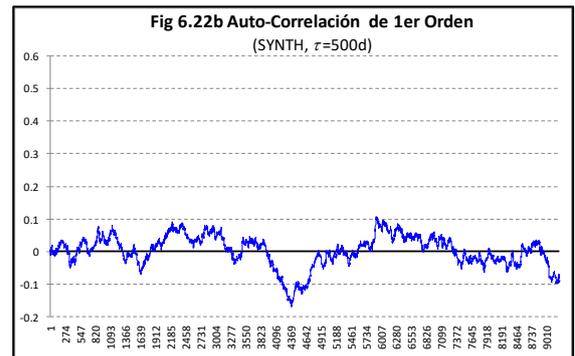
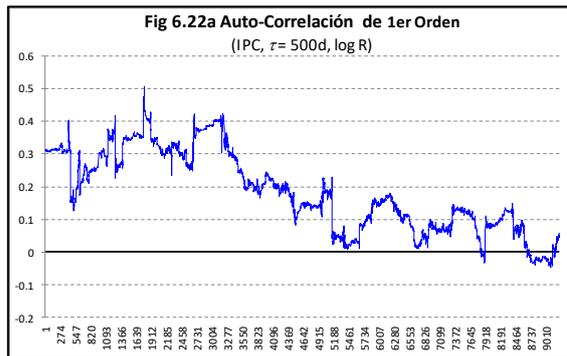
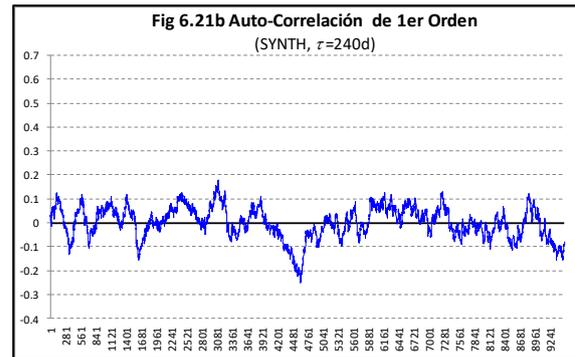
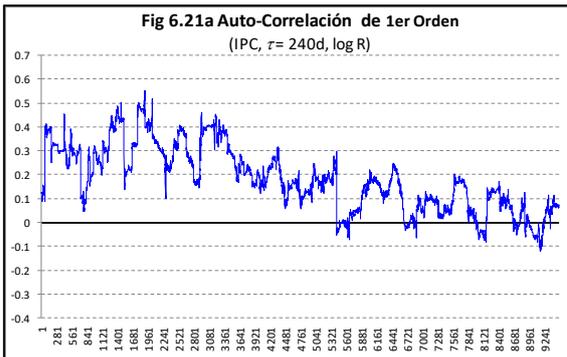
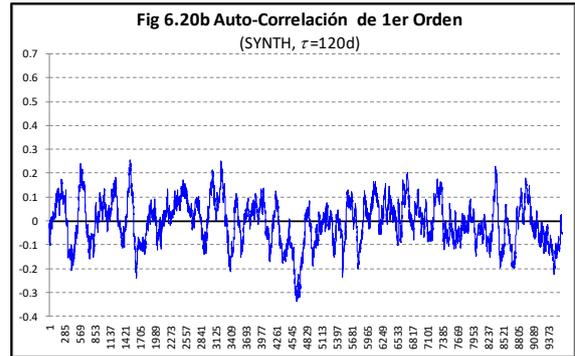
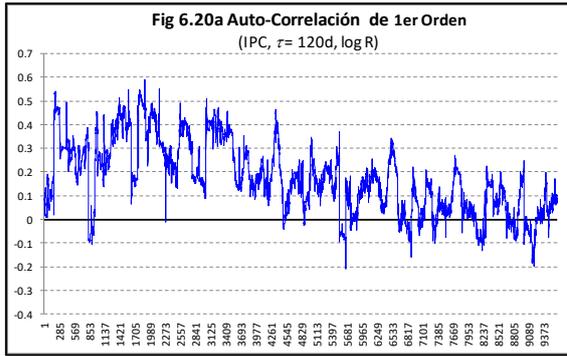


Figura 6.18 a 6.23 Barrido de Auto-correlación de 1er orden, IPC vs Sintético. Series “a” datos empíricos (IPC), series “b” datos sintéticos normales. Se muestra la auto-correlación con ventanas $\tau=5, 20, 120, 240, 500$ y 1000 días. [Ep:dBMV,sE]

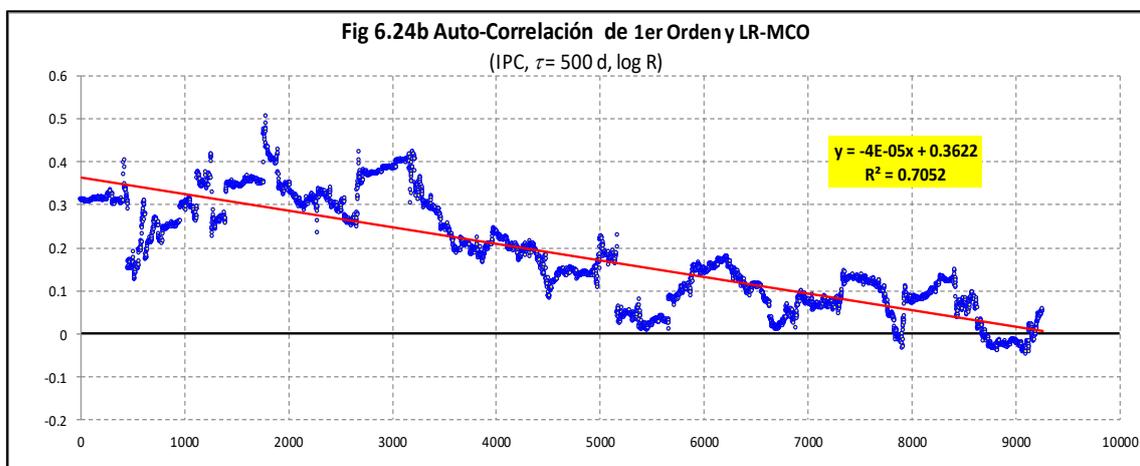
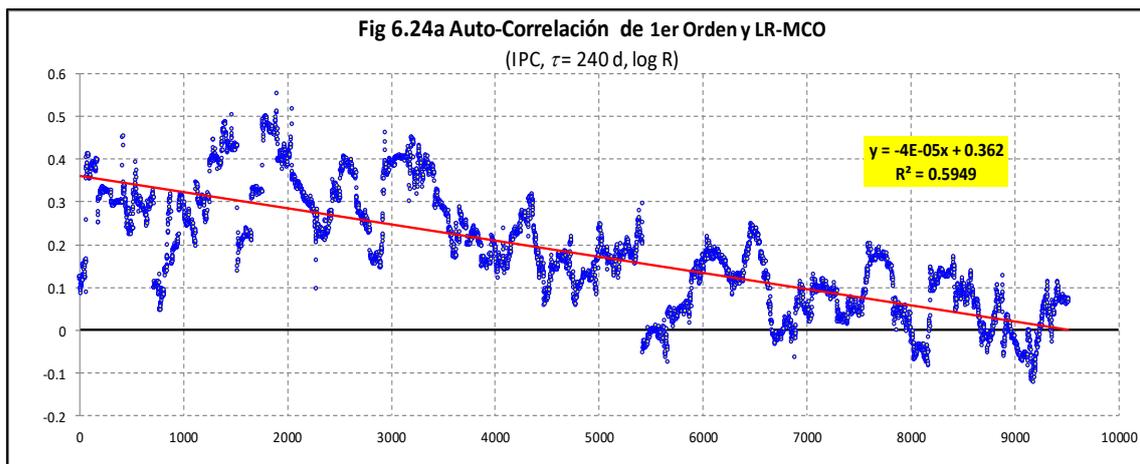
Al utilizar ventanas tan amplias como $\tau=120$ se detecta la diferencia entre las dos series. La serie sintética (Figura 6.20b) muestra oscilaciones de la auto-correlación centradas alrededor de cero (rango de -0.336 a $+0.255$ con media en -0.0047), mientras que desde el día 1,100 hasta el 4,400 la serie empírica (Figura 6.20a) se mantiene oscilando alrededor de $+0.3$, sin

cruzar una sola vez el cero. En $\tau=120$ la serie empírica tuvo un rango de -0.208 a $+0.589$ con media en $+0.173$.

En mediciones con $\tau=240$ la serie empírica se mantuvo en valores alrededor de 0.3 en el primer tercio del trazo y no tocó el cero antes del día $5,420$ de la serie (Figura 6.21a). Con $\tau=500$, alcanzó por primera vez el cero el día $7,845$ (Figura 6.22a), y con $\tau=1,000$, nunca lo cruzó (Figura 6.23a). En comparación, la serie sintética de auto-correlaciones osciló alrededor de cero en todos los tamaños de ventana y los rangos fueron bastante estrechos; de -0.168 a $+0.107$ para $\tau=500$ y de -0.097 a $+0.077$ para $\tau=1,000$ (Fig. 6.22b y 6.23b).

En las Figuras 6.21a, 6.22a y 6.23a llama la atención la tendencia decreciente de la auto-correlación de 1^{er} orden del IPC al paso del tiempo. Esto inicia aproximadamente en el dato número $1,200$ que corresponde a enero de 1980. Previo a esa fecha la auto-correlación se mantuvo a niveles altos (con $\tau = 500$ días alcanzó $\rho=0.5$).

Para hacer más clara la tendencia que acabamos de comentar se construyeron como diagramas de dispersión las Figuras 6.24a ($\tau=240$), 6.24b ($\tau=500$) y 6.24c ($\tau=1,000$), y se les calculó la línea de regresión por MCO. En el recuadro amarillo de cada una se muestra la ecuación de la regresión y el valor del coeficiente R^2 , mismo que, sobre todo en la Figura 6.24c ($R^2=0.802$) consideramos es suficientemente alto para invitar a una exploración más a fondo de dicha tendencia decreciente.



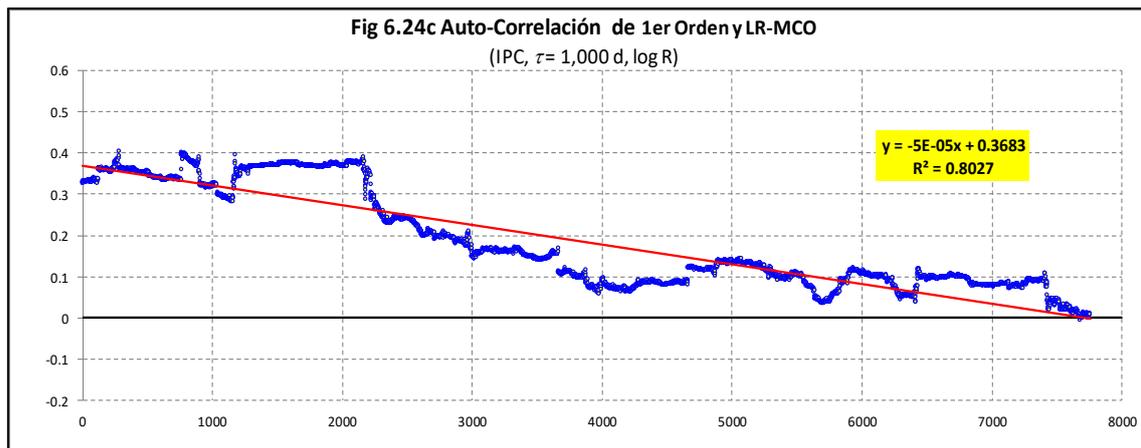


Figura 6.24a, b y c. Auto-correlación de 1er orden y L. de Regresión, IPC. Auto-correlación de rendimientos del IPC a lo largo del tiempo, de 1975 a 2016. Se ha agregado la línea de regresión por MCO. En 6.24a $\tau=240$ días, en 6.24b $\tau=500$ días y en 6.24c $\tau=1,000$ días. En 6.24c se removieron los primeros 1,000 datos en un intento por mejorar la bondad de ajuste (R^2 de 0.74 a 0.80). En el recuadro de cada una se anota la fórmula de la regresión y el valor del coeficiente R^2 [Ep:dbMV]

Volveremos a tocar el punto anterior en el Capítulo VIII, Exponente de Hurst. Por ahora, baste mencionar que lo mostrado en las Fig 6.24a, 6.24b y 6.24c, sugiere el desvanecimiento progresivo de la auto-correlación de 1er orden a lo largo de los años o, dicho de otra forma, la desaparición progresiva de persistencia o de memoria de largo plazo.

6.5 Estacionariedad de Varianza y las Co-Varianzas con Rezagos Distintos

En las Figuras 6.25a (IPC) y 6.25b (sintética normal) se muestran los niveles máximos que alcanzan las varianzas de las series completas con ventanas τ de 5 a 100 días. Sin importar el tamaño de la ventana, la varianza permanece muy baja en la serie sintética ($\sigma^2 < 0.0015$) mientras que, la del IPC se mantiene más alta para todas las ventanas probadas ($\sigma^2 > 0.0049$).

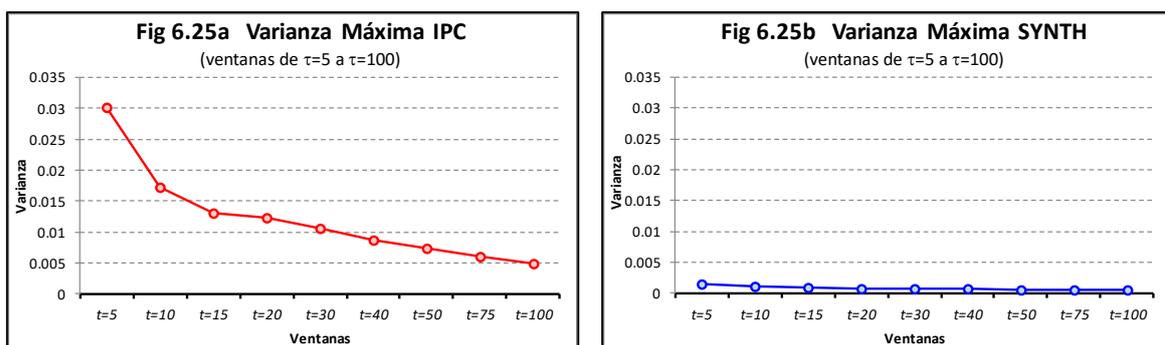


Figura 6.25 Varianza Máxima de log-Rendimientos, IPC vs Sintético. Resultados de la medición de varianza máxima con ventanas τ de 5 a 100 días. Se muestran los valores del IPC (a) y de la serie sintética (b). [Ep:dbMV,sE]

Posteriormente revisamos los valores medio, máximo y mínimo de la auto-covarianza de las dos series, IPC y Sintética, con ventanas τ de distintos tamaños y con rezagos λ de distinta

magnitud (en las Figuras 6.26a y b y 6.27a y b, se muestran resultados para τ de 5 a 100 días con $\lambda=10$ días y $\lambda=50$ días respectivamente).

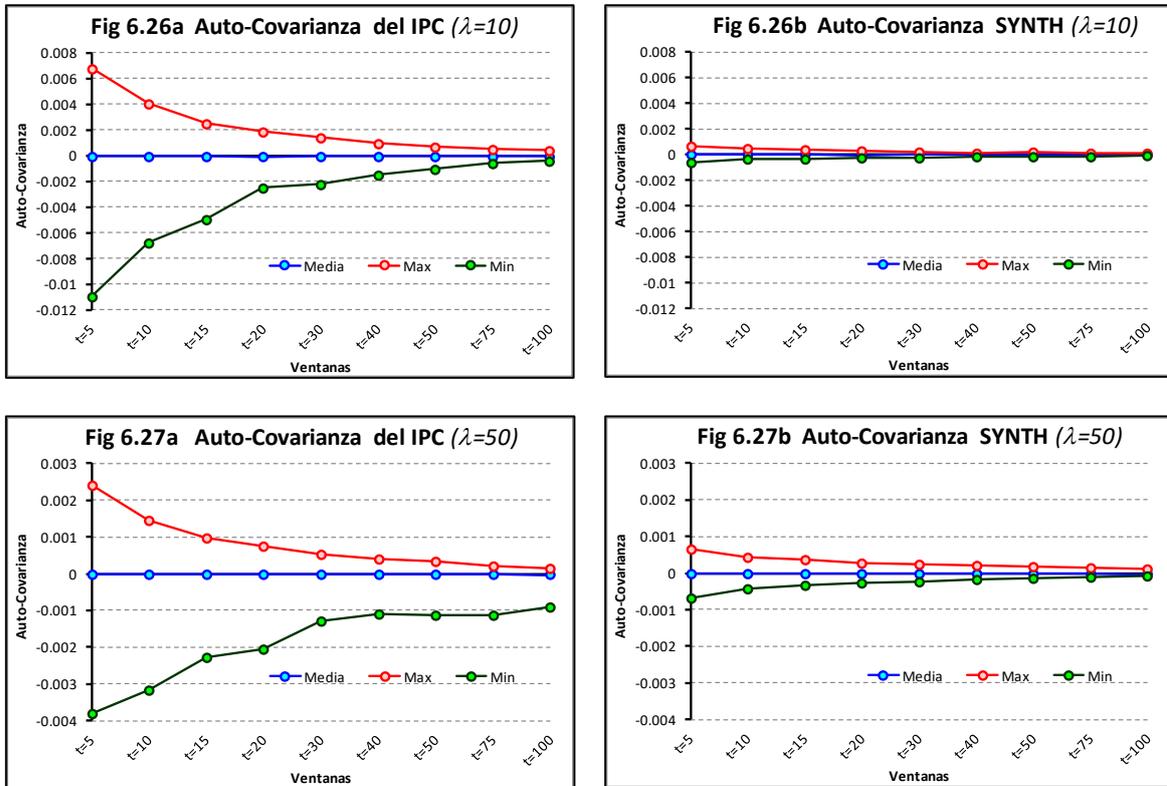
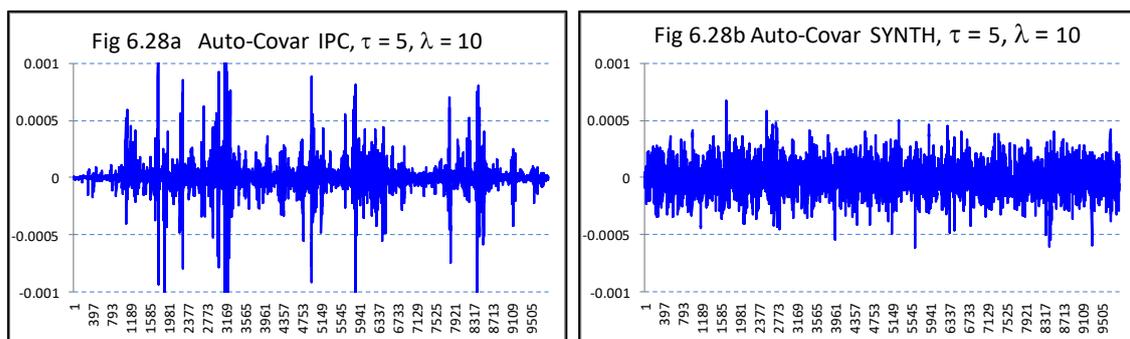


Figura 6.26 y 6.27 Auto-covarianza IPC vs Sintética ($\lambda=10$ y 50). Auto-covarianza máxima mínima y media de log-rendimientos diarios del IPC (a) vs una serie sintética normal (b). $\lambda=10$ y 50 días, $\tau=5$ a 100 días. [Ep:dbMV,sE]

Es evidente el comportamiento diferente de la serie del IPC (Fig 6.26a y 6.27a), donde observamos una amplia variación en los valores de la auto-covarianza para ventanas pequeñas ($\tau < 15$ días), comparado con la mínima dispersión de los valores alrededor de cero para la auto-covarianza de las series sintéticas (Fig 6.26b y 6.27b).

En las siguientes gráficas se muestra el comportamiento de la auto-covarianza a lo largo del tiempo para varias combinaciones de tamaños de ventanas (τ) y para distintos tiempos de rezago (λ), tanto para la serie del IPC (a) como para la serie sintética normal (b).



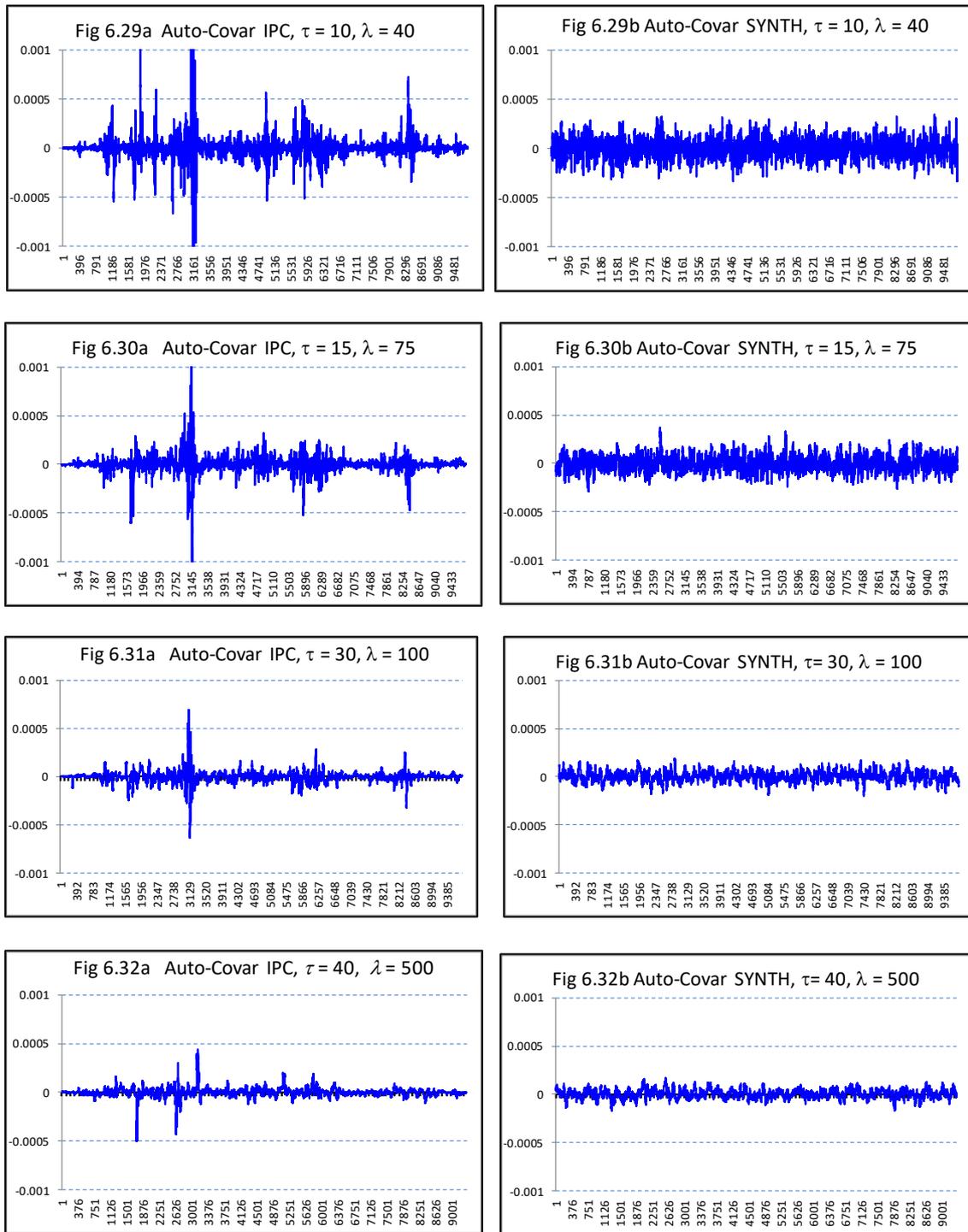


Figura 6.28 a 6.32 Auto-covarianza IPC vs Sintética ($\lambda=10-500, \tau=5-40$). Auto-covarianza de los log-rendimientos diarios del IPC (a) vs una serie sintética normal (b), medida con diferentes días de rezago λ (10 a 500 días), y diferentes ventanas de observación τ (5 a 40 días). [Ep:dbMV,sE]

Resulta evidente la diferencia entre la consistencia del registro que muestra la serie sintética i.i.d. en la que los cambios apenas rebasan valores de ± 0.0005 para ventanas pequeñas ($\tau = 10$ y 15 días) y de ± 0.0001 para ventanas más abiertas ($\tau = 30$ y 40 días), comparado con la intermitencia que muestra el nivel de auto-covarianza de la serie del IPC, donde hay picos positivos y negativos de auto-covarianza a lo largo del trazo.

En la figura 6.33a se muestra que la variabilidad (desviación estándar) de las auto-covarianzas del IPC es relativamente alta cuando se calcula con rezagos breves y ventanas pequeñas, y disminuye conforme aumentamos el período de rezago para ventanas menores a 20 días. Esto no se observa con ventanas de mayor tamaño donde la volatilidad de la auto-covarianza es baja, independientemente del tamaño de los rezagos. En la Figura 6.34a se observa que al aumentar el tamaño de las ventanas τ , para un mismo tiempo de rezago λ también se nota una disminución en la variabilidad de las auto-covarianzas.

En la simulación aleatoria normal (Figura 6.33b), al modificar el rezago λ la variabilidad de las auto-covarianzas se mantiene constante sin importar el período de rezago o el tamaño de ventana utilizada, todo ello sugiere estacionariedad. En esta misma serie, al aumentar el tamaño de las ventanas para niveles de rezago fijos (Figura 6.34b) se muestra una disminución muy suave en la variabilidad de la auto-covarianza, la cual es prácticamente igual para todos los plazos de rezago λ .

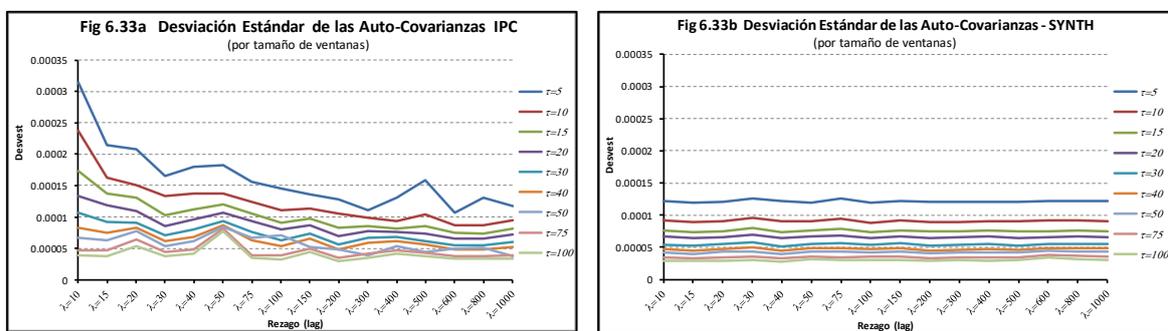


Figura 6.33 a y b. Desvest. de Auto-covarianzas. IPC vs Sintética por τ de 5 a 100. Auto-covarianza de los log-rendimientos diarios del IPC (a) vs una serie sintética normal (b), medida con diferentes días de rezago λ (10 a 1000 días), y diferentes ventanas de observación τ (5 a 100 días). [Ep:dbMV,sE]

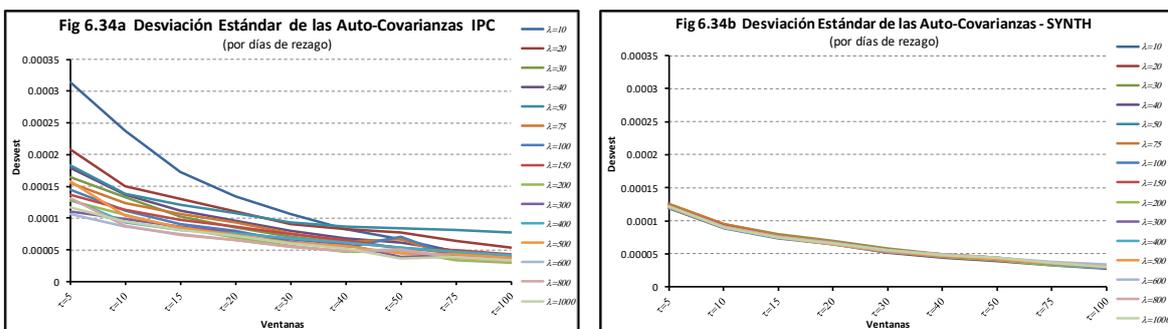


Figura 6.34 Desvest. de Auto-covarianzas. IPC vs Sintética por λ de 10 a 1000. Auto-covarianza de los log-rendimientos diarios del IPC (a) vs una serie sintética normal (b), medida con diferentes ventanas de observación τ (5 a 100 días) y diferentes días de rezago λ (10 a 1000 días), y. [Ep:dbMV,sE]

Estos hallazgos sugieren que hay cierto grado de memoria de corto a mediano plazo (menos de 20 días de operación) que podría justificar la creencia de que existen tendencias de corto y mediano plazo, como lo sostiene el análisis técnico, probablemente consecuencia del establecimiento de bucles de retroalimentación positiva de breve duración.

6.6 Estacionariedad de la Curtosis

Hasta este punto hemos hecho la medición de los cuatro momentos centrales en series completas o en subgrupos completos de datos. A continuación, hacemos varios estudios del cambio en la curtosis aplicando ventanas de observación desplazadas a lo largo del tiempo y con rendimientos medidos con plazos distintos. La curtosis de los rendimientos del IPC del 4 de enero de 1975, al 21 de noviembre de 2014 (9,957 datos) fue de $K=20.3537$, la media de rendimientos $\bar{x} = 0.1233\%$, la $\sigma = 1.7295\%$ y el c. de asimetría 0.094 (Fig 6.32).

En este nuevo ejercicio medimos la K con una ventana de 50 días, barrida a lo largo de toda la serie de datos. Obtuvimos 9,864 distintas mediciones de la K . El valor máximo observado fue $K_{max} = 45.42$, $K_{min} = -1.19$ y $K_{media} = 1.65$. Este último dato sugiere que para hacer evidente la leptocurticidad se requiere de plazos de observación largos, lo que es consistente con la idea comentada en el Capítulo V de que la distribución leptocúrtica pudiera ser el resultado de mezclar períodos de alta y baja volatilidad como si pertenecieran al mismo universo de datos.

La Fig 6.32 muestra el gráfico resultante. Es evidente la inconsistencia en el valor de la K dado que la ventana sólo puede observar los valores de la secuencia cambiante de 50 rendimientos consecutivos. En la gráfica podemos observar once períodos durante los cuales la K alcanza o rebasa el valor de 10 (picos altos). En dos ocasiones se rebasó el valor de 40, y en tres ocasiones alcanzó niveles alrededor de 20. Hay múltiples picos pequeños con K negativa. La mayoría de las mediciones (9,164 o 92.9%) tuvieron $K < 5$.

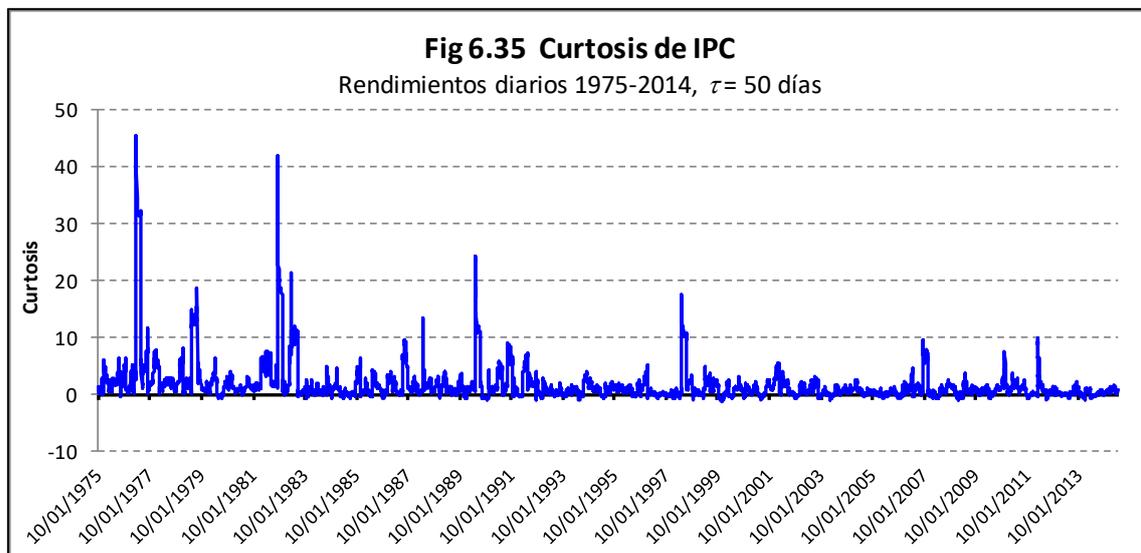


Figura 6.35 Barrido de la Curtosis del IPC $\tau = 50$ días. Registro de la curtosis de log-rendimientos diarios del IPC. Barrido con ventanas de 50 días. [Ep:dbMV]

A continuación, quisimos saber cómo sería la K_{media} y los picos máximos y mínimos si hacíamos la medición con ventanas de tamaños distintos. Para ello, “barrimos” ventanas cuyo tamaño se incrementó de 5 en 5 días desde 5 hasta 300 y medimos la K máxima, mínima y promedio de la serie de mediciones hechas con cada ventana. Los resultados se grafican en la Fig 6.33a. El pico de K_{max} de los rendimientos diarios (en rojo), fue creciendo a paso rápido desde un nivel $K = 4.98$ con la ventana $\tau = 5$ días, hasta $K = 164.47$ con una ventana $\tau = 300$ días. No hubo evidencia de que el incremento en la curtosis se detuviera a ese nivel.

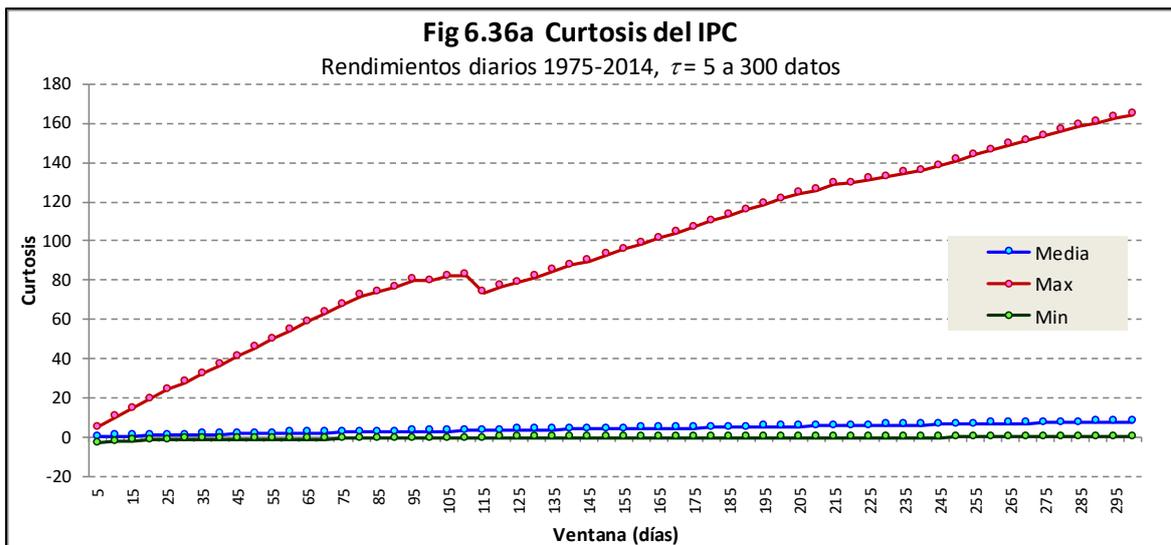


Figura 6.36a Barrido de Curtosis del IPC, Distintas Ventanas ($\tau = 5$ a 300 días). Registro de la curtosis máxima, mínima y media de los log-rendimientos diarios del IPC. Barrido con ventanas de 5 a 300 días. [Ep:dbMV]

La curtosis mínima y el promedio se modificaron poco. La K_{min} registrada con las diferentes ventanas creció desde -3.323 , con ventana de 5 días, hasta niveles cercanos a cero a partir de una ventana de 120 días (Fig 6.33b, en verde). Con ventanas más amplias se modificó muy poco. La K_{media} aumentó progresiva y consistentemente en forma casi lineal, desde un mínimo de 0.11, con ventana de 5 días, hasta un máximo de 7.77, con ventana de 300 días (Fig 6.33c, en azul).

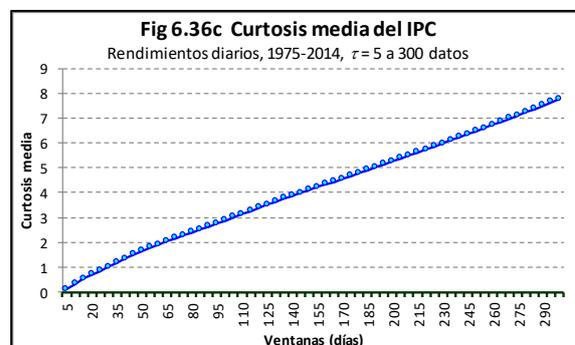
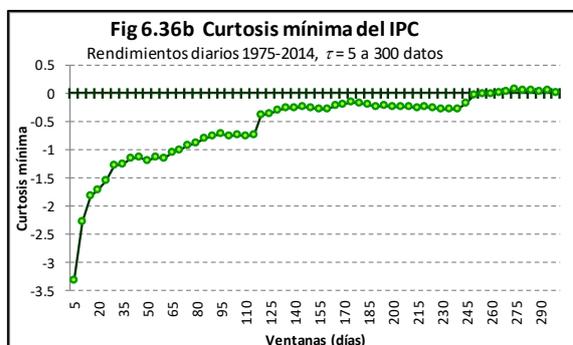


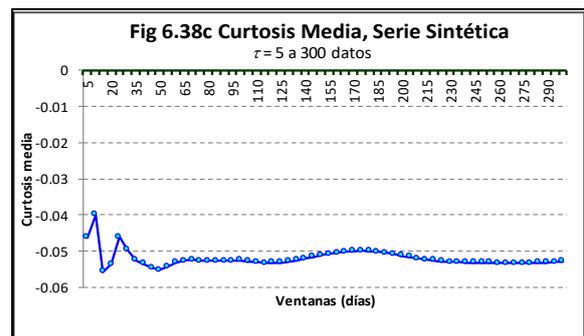
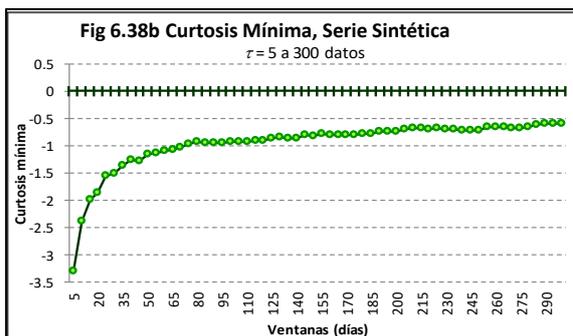
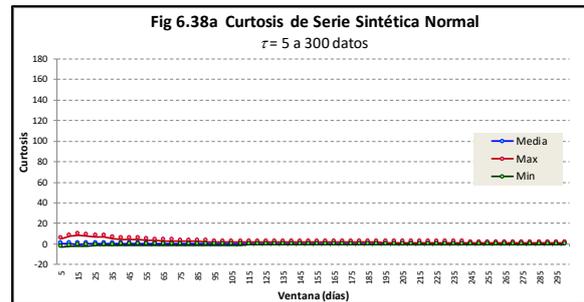
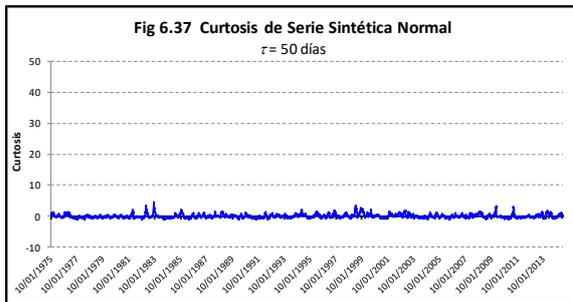
Figura 6.36b y 6.36c Barrido de Curtosis (K_{min} y K_{med}) del IPC, Distintas Ventanas ($\tau = 5$ a 300 días). Registro de la curtosis mínima (b) y media (c) de los log-rendimientos diarios del IPC. Barrido con ventanas de 5 a 300 días. [Ep:dbMV]

Con el propósito de darle el peso adecuado a esta información, repetimos el mismo ejercicio anterior cambiando la serie de log-rendimientos del IPC por una serie sintética aleatoria con distribución normal y con media y desviación estándar similares a las del IPC.

Los estadísticos de 9,957 datos fueron los siguientes: de $K=-0.0432$, $\bar{x} = 0.1066\%$, la $\sigma = 1.7258\%$ y el c. de asimetría -0.03695 .

A continuación, se presentan las Figuras 6.37, 6.38a, 6.38b y 6.38c, equivalentes a las Figuras 6.35, 6.36a, 6.36b y 6.36c. Cabe hacer notar que las tres primeras gráficas de las series sintéticas normales están elaboradas en las mismas escalas que las series empíricas, incluso se han dejado las fechas (ficticias, desde luego) en la Figura 6.37. Por razones obvias,

la escala de las ordenadas de la Figura 6.38c se ha modificado, dado que los valores de la curtosis media de la serie sintética oscila alrededor de valores muy cercanos a -0.05 (-0.0557 a -0.0399) y sería prácticamente imposible observarla en la escala utilizada en la Fig 6.36c.



Las diferencias entre las dos series son notables en tres de las cuatro series. Sólo el gráfico de la Curtosis Mínima (6.34b vs 6.36b) son muy parecidas, pero las otras tres sugieren muy fuertemente que se tratan de dos fenómenos distintos. Uno estable, la serie sintética normal, otro inestable, la serie empírica de rendimientos del IPC.

La siguiente tarea fue investigar cuál era el comportamiento de la curtosis si aumentábamos (escalábamos) el plazo para medir el rendimiento, de modo que no fuera el rendimiento de un día, sino de plazos progresivamente mayores.

Aquí nos vimos con un problema metodológico: En matemáticas una variable puede ser continua o discreta. Si puede adoptar cualquier valor real que esté entre cualesquiera dos valores reales que adopta, se dice que es continua. Si sólo puede adoptar ciertos valores de tal manera que hay valores que no puede adoptar, entonces es discreta. Estrictamente hablando, los precios de los activos en el mercado de capitales son discretos ya que la diferencia mínima entre dos precios contiguos de un activo bursátil es el tamaño de una puja.

Además, las variables que evolucionan en el tiempo pueden ser continuas o discretas en el tiempo. Los precios de las acciones considerados como variables en el tiempo no son estrictamente continuas ni precisamente discretas. Podrían considerarse continuas en el tiempo durante las horas en las que está abierto el mercado ya que en todo momento existe un precio de oferta y uno de demanda. Esto es un concepto adecuado sólo si hay mucha operación y profundidad en el mercado. Sin embargo, los precios de mercado son variables discretas en el tiempo entre el momento en que cierra el mercado al final de una sesión de subasta y el inicio de la siguiente sesión.

Aquí no termina el problema ya que, si suponemos que se trata de un fenómeno estocástico, discreto en el tiempo y sólo tomamos los precios de cierre, no es claro si el método es legítimo dado que, en una serie de tiempo así generada se atraviesan fines de semana, días festivos y algunos días con media jornada de trabajo, lo que hace que los plazos de medición

no sean perfectamente equidistantes en el tiempo. Incluso en escalas inferiores a un día, las fluctuaciones de precios son distintas si sólo consideramos el movimiento que ocurre intra-día, es decir, entre la apertura y el cierre de una sesión de remates, e ignoramos los cambios que se dan entre el último precio de una sesión y el primero de la siguiente sesión (datos no mostrados).

A continuación, estudiamos las diferencias que se generan si hacemos un barrido de datos de rendimientos de cierto tamaño, digamos 20 días, situación en la que los datos de la serie original se imbrican o traslapan en las sucesivas mediciones, y comparamos los resultados con mediciones hechas sin traslapar los datos (*non-overlapping*), es decir, dando “saltos” del tamaño del plazo de rendimiento deseado, en este caso, de 20 días. En ambas situaciones cada observación de la serie utilizada para estimar la K corresponde al rendimiento de 20 días, pero en el caso del barrido, las observaciones son de todas las diferencias posibles de 20 días (80 mediciones en una serie de 100 datos) mientras que, en el segundo caso, sin traslape de los datos, sólo habría 5 mediciones en la serie de 100 datos.

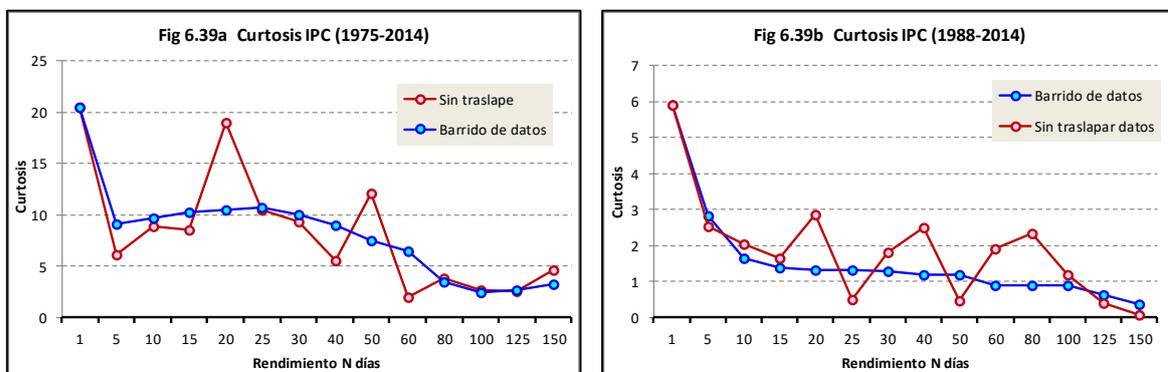


Figura 6.39 Curtosis de Rendimientos del IPC, r_1 a r_{150} días (con y sin traslape).
 En “a” se incluye la serie de 1975 a 2014, en “b” de 1988 a 2014. [Ep:dbmv]

En la Figura 6.39a se muestran los resultados obtenidos de la medición hecha con la serie completa de valores de cierre del IPC, de 1975 a 2014. Dada la irregularidad registrada en el trazo sin traslape (en color rojo), buscamos suavizar la serie removiendo tanto los grandes picos de rendimientos registrados antes del *crash* bursátil de 1987¹⁰, como los datos del propio *crash*, por lo que modificamos el ejercicio utilizando los 6,252 datos que van del 20 de septiembre de 1988 al 19 de septiembre de 2014 (26 años completos). Como se muestra en la gráfica de la derecha (Fig 6.39b), el efecto es parecido al del registro de 1975-2014 (gráfica de la izquierda) aunque, como se esperaba, poco más suave.

Proponemos que estas dos gráficas, una vez más, sugieren que la leptocurticidad depende de mezclar poblaciones o muestras con media y coeficiente de asimetría similar, pero con varianzas distintas, fenómeno que es más evidente al tomar muestras sin traslape y que en muestras en que los datos son barridos, existe un efecto “difuminador” al migrar paulatinamente, de un día en un día, desde una zona de alta volatilidad a otra de baja volatilidad. Por ello, en las dos series “sin traslape” hay varios picos de leptocurticidad que no se observan en las dos series “de barrido”.

¹⁰ Rendimientos de +19.43% el 2/IX/1976; +25.78% el 18/II/1982; +18.98% el 21/IX/1982; +11.94% el 22/IX/1982; +10.15% el 6/IV/1984 y el *crash* bursátil desde octubre de 1987 hasta marzo de 1988, con rendimientos extremos de +23.57% y -20.24%.

6.7 Prueba de Estacionariedad de Dickey-Fuller Aumentada

Como en el Capítulo V, antes de dejar este segmento, quisimos utilizar una de las pruebas econométricas clásicas de estacionariedad; la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) para raíz unitaria (Dickey, 1979, 2005). En el Capítulo IV, sección 4.7 titulada “Pruebas de Raíz Unitaria sobre Estacionariedad”, se explica la base teórica del modelo. Al aplicar la prueba a una serie de tiempo, se asume como hipótesis nula la presencia de una raíz unitaria en la serie de tiempo ($H_0=X$ tiene raíz unitaria), por lo tanto, que la serie no es estacionaria. Por el contrario, si se logra rechazar esta H_0 se acepta que la serie es ESTACIONARIA.

Una condición necesaria para aceptar los resultados de la prueba ADF, es demostrar que la serie de tiempo bajo análisis no tiene auto-correlación, es decir, que no existe relación entre valores que estén separados entre sí por un plazo dado. La prueba más conocida para detectar correlación serial es la desarrollada por James Durbin y Geoffrey Watson (Durbin, 1951) misma que consiste en la razón de la suma de las diferencias al cuadrado de residuales sucesivos sobre la suma de residuales al cuadrado (Fórmula #90).

$$d = \frac{\sum_{t=2}^T (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T e_t^2} \quad [90]$$

En la ecuación 90, e_t es el residuo (error) asociado con cada observación en el tiempo t y T es el número de observaciones. Dado que d es aproximadamente igual a $2(1-r)$, donde r es la auto-correlación de los residuos de la muestra, $d = 2$ indica que no hay autocorrelación serial de los residuos. El valor de d siempre está entre 0 y 4, pero en el presente ensayo hemos aceptado valores entre 1.85 y 2.15 para aceptar que la serie no está correlacionada. De no lograr alcanzarse esta condición al hacer la prueba de primeras diferencias, es decir, si se detecta que los errores están correlacionados serialmente en el tiempo, la inferencia estadística estándar que se aplica a las regresiones es inválida dado que los errores estándar estarían sesgados. Para corregir esto se recurre a hacer rezagos o retardos (*lags*) hasta evitar la auto-correlación en los errores.

Una ventaja del estadístico d de Durbin-Watson es que está basado en el estudio de los residuales estimados (errores esperados), que aparecen sistematizados en el análisis de regresión al fijar límites para poner a prueba la hipótesis nula de que los errores no están correlacionados serialmente, contrastándola con la hipótesis alterna de que siguen un proceso AR(1) (auto-regresivo de 1er orden) (Durbin, 1950, 1951).

En el ensayo realizados en una muestra de 48 índices bursátiles internacionales que se describe a continuación, primero se resolvió el problema de la auto-correlación serial, cuando existió¹¹. Posteriormente se practicó la prueba de Dickey-Fuller aumentada¹². Los resultados de la prueba se anotan en la Tabla 6.2a y 6.2b.

Los resultados practicados en 24 simulaciones de números aleatorios generadas con Excel, con media y desvest similares a las de las series empíricas, se anotan en la Tabla 6.3.

¹¹ En 25 de 48 casos de las series de tiempo de índices bursátiles analizadas fue necesario hacer retardos de 1 a 25 períodos.

¹² Las pruebas del estadístico d de Durbin-Watson y Dickey-Fuller Aumentada se realizaron sobre 3,370 observaciones utilizando el software EViews 8 de IHS Global Inc. Irvine, CA, USA.

Tanto en las series empíricas como en las sintéticas se emplearon 3,370 datos (log-rendimientos o números aleatorios). Los valores de los momentos centrales de las series son los mismos de las Tablas 5.17a, 5.17b y 5.18 del Capítulo V.

	Estadístico-t	Probabilidad	D-Watson	λ
ALEMANIA	-2.468	0.344	2.020	0
AMEX COMP	-2.025	0.587	2.012	0
AUSTRALIA	-1.736	0.735	2.032	0
AUSTRIA	-1.389	0.864	1.920	0
BELGICA	-1.300	0.888	2.000	2
BOVESPA	-1.548	0.813	2.076	0
CHILE	-1.372	0.869	1.993	1
COLOMBIA	-0.905	0.954	2.005	1
COREA	-2.480	0.338	1.970	0
DINAMARCA	-1.151	0.919	2.000	1
ESPAÑA	-1.753	0.727	2.028	0
FILIPINAS	-1.455	0.845	1.997	5
FINLANDIA	-1.883	0.663	1.993	0
FRANCIA	-1.971	0.617	2.000	1
G. BRETAÑA	-2.748	0.217	2.000	1
GRECIA	-1.140	0.921	1.999	1
HOLANDA	-2.137	0.524	2.024	0
HONG KONG	-2.625	0.269	2.050	0
HUNGRIA	-1.599	0.794	1.919	0
INDIA	-2.445	0.356	1.999	1
INDONESIA	-2.645	0.260	2.007	3
IPC, MEXICO	-2.654	0.256	1.996	1
IRLANDA	-0.885	0.956	1.912	0
ISLANDIA	-1.512	0.826	2.001	10

	Estadístico-t	Probabilidad	D-Watson	λ
ITALIA	-1.506	0.828	2.059	0
JAPON	-1.431	0.852	2.052	0
MALASIA	-2.333	0.416	1.999	1
MERVAL	-1.478	0.837	1.998	25
MSCI ACWI	-2.001	0.600	1.988	1
NASDAQ COMP	-1.530	0.819	2.094	0
NORUEGA	-1.824	0.693	1.986	0
NVA. ZELANDA	-0.521	0.983	1.995	1
PERU	-0.933	0.951	2.001	1
POLONIA	-1.654	0.771	1.999	1
PORTUGAL	-1.270	0.895	2.000	1
REP. CHECA	-1.583	0.800	2.003	2
RUSIA	-1.993	0.605	2.023	0
RUSSELL 2000	-1.970	0.617	2.000	1
SHANGHAI	-1.612	0.788	1.996	4
SINGAPUR	-1.943	0.631	2.011	0
SUDAFRICA	-2.498	0.329	2.004	0
SUECIA	-2.057	0.569	2.026	0
SUIZA	-1.647	0.774	1.971	0
TAIWAN	-2.642	0.262	1.920	0
THAILANDIA	-1.743	0.732	1.967	0
TORONTO	-2.199	0.489	2.037	0
TURQUIA	-2.897	0.164	2.026	0
VIETNAM	-1.683	0.759	2.001	5

	Estadístico-t	Probabilidad	D-Watson	λ
A	-1.528	0.820	2.097	0
B	1.874	1.000	2.027	0
C	-1.073	0.932	1.924	0
D	-1.679	0.761	2.042	0
E	-1.146	0.920	1.970	0
F	0.477	0.999	2.019	0
G	-2.383	0.388	1.969	0
H	-3.013	0.129	1.978	0
I	-1.405	0.860	2.001	0
J	-2.304	0.431	1.994	0
K	-2.853	0.179	2.026	0
L	1.453	1.000	2.013	0
M	-2.094	0.548	2.009	0
N	-3.041	0.121	2.056	0
O	-1.434	0.851	1.992	0
P	-1.836	0.687	1.964	0
Q	-2.304	0.431	1.994	0
R	-3.024	0.126	2.086	0
S	-5.016	0.000	1.925	0
T	-4.763	0.001	1.945	0
U	-1.961	0.622	1.967	0
V	-2.683	0.244	1.907	0
W	-1.065	0.933	2.030	0
X	-1.253	0.898	1.979	0

	S. Empíricas	S. Sintéticas
Nivel de 1%	-3.96076	-3.96082
Nivel de 5%	-3.41114	-3.41117
Nivel de 10%	-3.12740	-3.12741

En el recuadro se anotaron los niveles críticos de la prueba para rechazar la H_0 en los niveles de 1%, 5% y 10%. En las tablas se registra el país que representa cada índice bursátil, el valor del estadístico-t, el p-valor que arroja la prueba (la probabilidad de que el rechazo de H_0 sea un error), el valor del estadístico d de Durbin-Watson alcanzado tras haber hecho o no, retardos, y finalmente, el número de retardos λ que fue necesario aplicar para corregir la auto-correlación serial.

Como se muestra en las Tabla 6.2a y 6.2b, dados los altos niveles de probabilidad para los valores del estadístico- t ($p > 0.05$) en ninguno de los índices se rechazó la H_0 de que en la serie existe raíz unitaria, es decir, según la prueba ADF las 48 series empíricas tienen raíz unitaria, por lo tanto, no son estacionarias.

La Tabla 6.3 corresponde a las 24 series sintéticas con distribución normal. En ninguna existió auto-correlación serial por lo que el estadístico d de Durbin-Watson está en la zona segura en todos los casos y no fue necesario hacer ningún retardo.

Los resultados de la prueba ADF en las series sintéticas son similares a los de las series empíricas, es decir, no se rechaza la H_0 de la existencia raíz unitaria por lo que se acepta que las series no son estacionarias, con dos excepciones (8.33%): las series “S” y “T”. Estas dos series tienen valores del estadístico- t a la izquierda de los niveles críticos de la prueba, con significancia de 1%, 5% y 10%, y ambas series tienen un p -valor suficientemente bajo ($p < 0.05$) para rechazar con bastante seguridad la H_0 , luego entonces, podemos concluir que estas dos series no tienen raíz unitaria, luego son estacionarias.

6.8 Recapitulación

Quizás debimos comenzar el Capítulo VI con esta aclaración: Estrictamente hablando, la estacionariedad no es una propiedad de las series de tiempo, sino una propiedad del o los procesos que generan a las series de tiempo. Si las propiedades estadísticas de un conjunto de datos —una realización— son constantes a lo largo del tiempo (media, varianza, auto-covarianza, etcétera), el proceso (no la realización) es llamado estacionario.

En forma estricta es imposible decir si una serie de tiempo dada (una realización observable) fue generada por un proceso estacionario, aunque haciendo ciertos supuestos podremos intentar acercarnos a la verdad.

De manera intuitiva, estacionariedad quiere decir que no hay puntos en el tiempo que permitan distinguir un momento dado en el proceso, dada la consistencia de las propiedades estadísticas de la observación. Ciertamente, el que podamos aplicar este criterio a un proceso particular depende de a qué consideremos fijo o variable en el proceso que tenemos entre manos y en la realización que estamos estudiando.

Una causa típica de no-estacionariedad es la presencia de parámetros dependientes del tiempo, mismos que permiten distinguir puntos específicos en el tiempo dado el valor de esos parámetros.

Para explicar este argumento me permito presentar el siguiente ejemplo:

Consideremos el ruido que llega a nuestra habitación desde la calle al pasar un camión frente a la ventana en un momento dado. Evidentemente el ruido que escuchamos demuestra que el conjunto de sonidos que alcanzan nuestra habitación desde la calle no es generado por un proceso estacionario. La amplitud promedio de ruido que registramos alcanza un nivel máximo cuando el camión cruza justo frente a nuestra ventana. Podemos distinguir exactamente el momento en que pasó el camión y ese momento es único y distinto al resto del día.

Por otro lado, el ruido que llega a nuestra habitación debido al tráfico de automóviles en la calle, en general, es un proceso estacionario, si ignoramos la dependencia temporal que

tiene la intensidad del tráfico, ya que hay menos tráfico durante la noche o en días festivos, y más tráfico en las mañanas y al atardecer. No obstante, así considerado el ruido en su conjunto, ya no hay puntos distintivos en el tiempo. Aunque es posible encontrar fluctuaciones amplias en registros individuales, estos se desvanecen cuando consideramos el conjunto de todas las realizaciones del proceso.

Incluso, si en un momento dado pasa un camión haciendo un ruido más intenso, es decir, si hay una perturbación, esta no impacta en forma alguna el ruido de fondo del resto del día, por lo que podemos confiadamente aceptar que eso que escuchamos al pasar el camión fue una perturbación y nada más.

Creemos haber demostrado con suficiente solidez, que lo que observamos en las series bursátiles no es la incidencia ocasional de perturbaciones que desaparecen y que las cosas vuelven a estar como antes, ni tampoco es una ciclicidad justificable bajo el supuesto, muy débil, de que existen ciclos económicos, sino que las realizaciones que observamos ponen en evidencia que son generadas por distintos procesos (distintos regímenes de organización), todos ellos inherentes al fenómeno bursátil, y creemos que es un error considerar que el fenómeno es estable y homogéneo, solo interrumpido por perturbaciones exógenas.

CAPÍTULO VII. FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN

Al llegar a este punto de la tesis hemos confirmado que las series de tiempo bursátiles no tienen distribución normal sino leptocúrtica y que tienen gran cantidad de casos alejados más de $\pm 5\sigma$ de la media. Algo completamente ajeno a lo que se esperaría observar en la distribución de los rendimientos bajo el supuesto de normalidad y difícilmente explicable como efecto de perturbaciones repetidas.

Basados en evidencia múltiple, propusimos que la leptocurticidad es debida a la mezcla de períodos con media de rendimientos y coeficiente de asimetría semejantes, pero con diferente volatilidad. Posteriormente quedó demostrado que las series no son estacionarias, por ende, tampoco son estacionarios los procesos que las determinan. Es decir, que probablemente son varios los procesos que generan las realizaciones observadas.

En el Capítulo VI, llamó nuestra atención el comportamiento de la auto-correlación de 1er orden utilizando ventanas mayores a 240 días (Figura 6.24). En el presente capítulo daremos seguimiento al asunto de la auto-correlación de 1er orden y comenzaremos a buscar patrones que nos ayuden a comprender mejor la naturaleza de las fluctuaciones de precios de los activos en los mercados de capitales.

Consideramos relevante notar que, a diferencia de lo que ocurre con muestras tomadas de un universo (como las simulaciones aleatorias que hemos presentado antes) en la que cada caso o evento es independiente de los demás, las series de tiempo son datos ordenados secuencialmente, por lo tanto, en esa secuencia pudiera encontrarse información útil en forma de patrones de los cuales derivar intuición sobre los procesos que los generan. Reconocemos que no podemos observar los procesos, sino sólo identificar los patrones que aquellos generan en sus realizaciones.

7.1 Función de Auto-correlación del IPC

La primera prueba que hicimos para investigar si existe relación entre los cambios de precio de períodos sucesivos, es decir, para buscar evidencia de memoria en las series de tiempo, fue la auto-correlación de los rendimientos de las series utilizando rezagos progresivamente mayores; método conocido como función de auto-correlación¹.

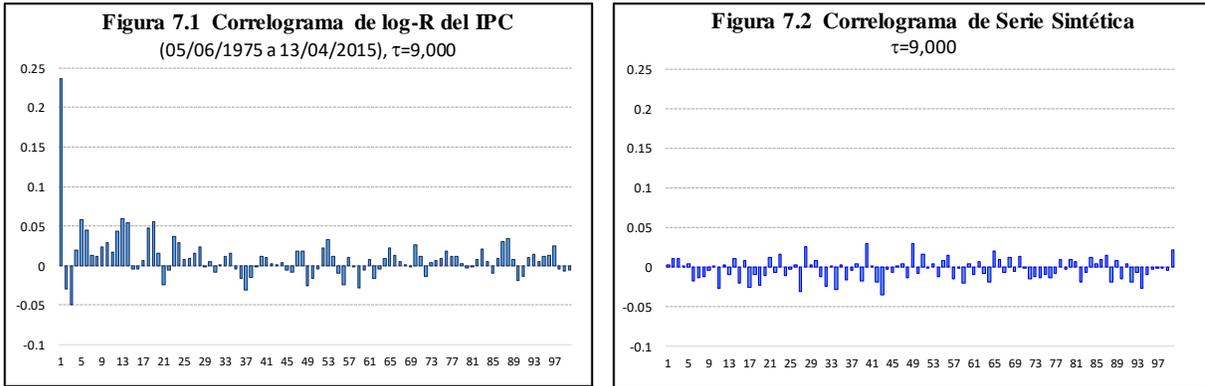
Podemos definir función de auto-correlación (ACF) a la representación matemática del grado de semejanza que existe entre una serie de tiempo, comparada con una versión rezagada de sí misma, a lo largo de intervalos de tiempo sucesivos. Para ello se utiliza la misma fórmula empleada para estimar la correlación entre dos series distintas, pero se aplica a la misma serie en dos ocasiones, una en su forma original (x_t) y otra con rezagos de uno o más períodos ($x_{t-\lambda}$).

Ya mencionamos en el Capítulo III. Marco Teórico-Conceptual, que el modelo convencional describe a las series de tiempo bursátiles como una marcha aleatoria con propiedad de Markov, es decir, que el valor futuro de una variable (el precio de mañana de un activo) depende exclusivamente del precio del activo un día previo (el precio de hoy) más un componente aleatorio. Por lo tanto, se dice que una marcha aleatoria no tiene memoria más allá de su posición

¹ Existen otros estudios y pruebas estadísticas con similares propósitos como el análisis de densidad espectral y las pruebas de corridas o de cadenas, pero van más allá de los objetivos de esta tesis.

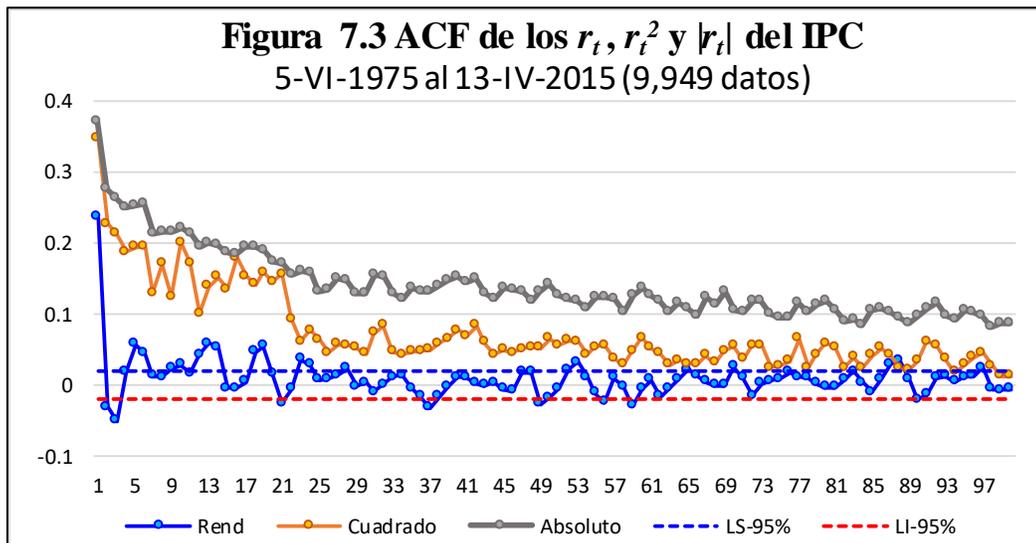
actual. En este capítulo y el siguiente trataremos de falsear la existencia de la propiedad de Markov en las series de tiempo bursátiles, cuando menos falsearla como principio general.

Se calculó la Función de Auto Correlación (ACF) de los log-rendimientos del IPC con rezagos $\lambda=1-100$ días. En la Figura 7.1 se muestra el resultado. En la Figura 7.2 se muestra el equivalente para una serie sintética con distribución normal y con media y desviación estándar similares a las del IPC. Ambas series de 9,000 datos.



Los primeros hallazgos observados en la Figura 7.1 y 7.2 fueron los esperados: un pico inicial de auto-correlación ($\rho = 0.25$) en el IPC ($\lambda=1$), seguido por rápido decaimiento a partir de $\lambda=2$. En cambio, en la serie sintética aleatoria no existió ningún pico en ningún plazo. Ciertamente el pico en $\lambda=1$ es muy breve y bastante pequeño, pero denota que probablemente la asignación de precios no es precisamente un proceso de Markov, o cuando menos no en forma absoluta. Después de todo, ¿estamos encontrando una correlación $\rho = 0.25$ en una serie de 9,000 rendimientos empíricos! Ese “probablemente” nos motivó a proseguir con la siguiente línea de exploración.

Inspirados en el trabajo de Zhuanxin Ding, Granger y Engle (Ding, 1993) de la Universidad de California, San Diego, calculamos nuevamente la ACF de la serie del IPC ($N = 9,949$), pero ahora lo hicimos no sólo con los log-rendimientos (r_t), sino que además calculamos la ACF de (r_t^2) y de ($|r_t|$) desde $\lambda = 1$ hasta $\lambda = 100$ días. Los resultados están graficados en la Figura 7.3.



En la Figura 7.3 se han trazado tres correlogramas; en azul el de los log-rendimientos (r_t), en naranja el de los log-rendimientos al cuadrado (r_t^2) y en gris el de los log-rendimientos absolutos ($|r_t|$). En líneas punteadas se incluyen los intervalos de confianza de 95% para las auto-correlaciones estimadas de la muestra, bajo el supuesto de que el proceso r_t es independiente e idénticamente distribuido (i.i.d.). La fórmula utilizada $\pm 1.96/\sqrt{N}$ arroja como valores ± 0.01965017 , mismos que se marcaron en la gráfica de la Figura 7.3.

Con esta nueva perspectiva podemos revisar el correlograma (ρ_λ) de r_t una vez más. Lo primero que muestra es que la auto-correlación de 1^{er} orden ($\lambda=1$) es $\rho_{\lambda 1} = 0.2362$, claramente alejada de la banda de 95% de confianza para aceptarla como i.i.d., por lo tanto, aunque la auto-correlación no es muy fuerte, es suficientemente alta para sugerir que en r_t hay memoria. A pesar de que es corta, quizás es suficiente para tener información y valor predictivo en cuanto a los precios sucesivos.

En $\lambda=2$ y $\lambda=3$ de r_t , tenemos las siguientes auto-correlaciones: $\rho_{\lambda 2} = -0.0236$ y $\rho_{\lambda 3} = -0.0500$. Ambas están fuera de la banda y significativamente debajo de ella. La auto-correlación de 2^o orden e incluso la de 3^o, posiblemente representa una “regresión a la media” en los rendimientos.

Es muy relevante que el 27% de los 100 primeros rezagos de auto-correlación de r_t salen de la banda de confianza del 95% para i.i.d. (22% por arriba y 7% por debajo). Esto, de ninguna manera es compatible con la realización de un proceso i.i.d. y una marcha aleatoria. Si r_t es un proceso i.i.d., entonces cualquier transformación de r_t es también un proceso i.i.d.. Tal sería el caso de r_t^2 y $|r_t|$. El error estándar de la auto-correlación muestral de $|r_t|$ será $1/\sqrt{N} = 0.01002$ si r_t tiene una varianza finita. El mismo error estándar es aplicable para la auto-correlación de la muestra de r_t^2 , en tanto que r_t también tienen curtosis finita.

En la Figura 7.3, se muestra que las auto-correlaciones muestrales de r_t^2 y $|r_t|$ no sólo están casi todos fuera del intervalo de confianza del 95% sino que todos son positivos en rezagos muy largos. Además, las auto-correlaciones de la muestra para $|r_t|$ son mayores que las auto-correlaciones para r_t^2 en cada rezago, cuando menos hasta 100 rezagos. Está claro que el proceso que genera los rendimientos del IPC de la BMV no es un proceso i.i.d.

7.2 Función de Auto-Correlación de Índices Internacionales

En la tercera fase de esta exploración se calcularon las funciones de auto-correlación de 45 índices internacionales y de 15 series sintéticas aleatorias con distribución normal. Dichas pruebas se hicieron sobre r_t , sobre r_t^2 y sobre $|r_t|$. con retardo o rezago (λ) desde uno hasta 250 períodos. Los hallazgos se compararon con series sintéticas aleatorias con distribución normal y con número de eventos, media y desvest similares a las de las series empíricas estudiadas.

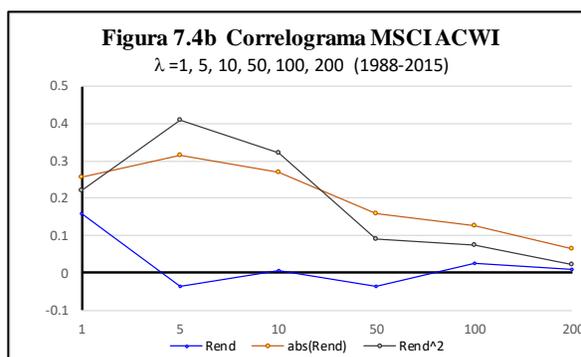
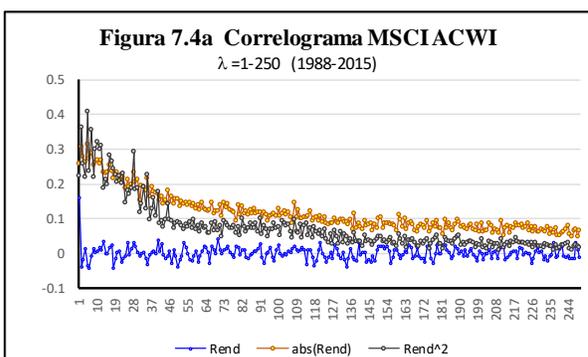
De las series empíricas, 9 fueron de índices regionales, 6 de índices estadounidenses, 13 de otros países con economías desarrolladas y 17 de países con economías emergentes. En la Tabla 7.1 se muestra el número de datos estudiados en cada índice, la fecha de inicio del primer valor de cierre (FECHA INICIO) y la fecha del último valor de cierre (FECHA FINAL).

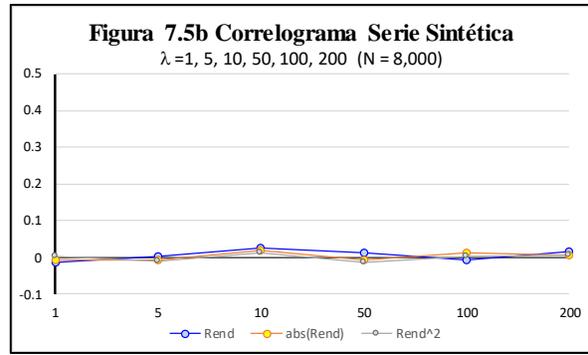
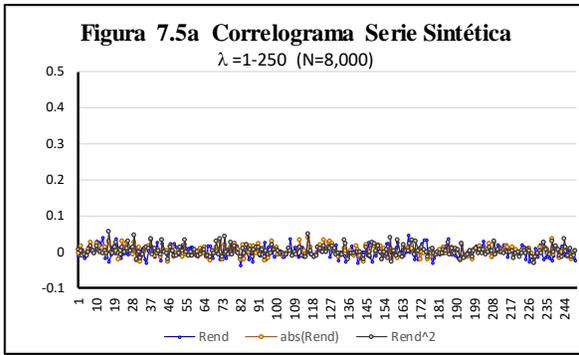
El número máximo de períodos fue 16,345 (el S&P500) y la más corta fue 2,404 (el índice MSCI EAFE). El promedio de datos estudiados fue de 7,268. En el caso de las series aleatorias el número máximo de datos fue 10,000, el mínimo 2,816 y el promedio 5,959.

Tabla 7.1 Series Empíricas para Estudio de Función de Autocorrelación							
ÍNDICE	DATOS	FECHA INICIO	FECHA FINAL	ÍNDICE	DATOS	FECHA INICIO	FECHA FINAL
MSCI ACWI	7,083	03/01/1988	21/04/2015	CANADÁ	9,663	01/09/1976	15/05/2015
MSCI WI	7,773	10/06/1985	21/04/2015	AUSTRALIA	8,927	31/12/1979	22/04/2015
STOXX EURO 600	7,295	31/12/1986	22/04/2015	JAPÓN	10,565	05/01/1970	22/04/2015
EUROSTOXX 50	4,151	22/01/1999	22/04/2015	HONG KONG	11,192	01/12/1969	22/04/2015
MSCI EAFE	2,404	15/02/2006	15/05/2015	SINGAPUR	6,861	28/12/1987	15/05/2015
MSCI EM	2,460	30/11/2005	15/05/2015	SUDÁFRICA	4,967	02/07/1995	15/05/2015
MSCI EM EUROPE	5,000	02/01/1995	22/04/2015	MÉXICO	10,057	03/01/1975	22/04/2015
MSCI EM ASIA	7,111	31/12/1987	21/04/2015	BRASIL	5,444	14/04/1993	22/04/2015
MSCI EM LATAM	7,041	01/01/1988	21/04/2015	CHILE	6,314	02/01/1990	22/04/2015
DJIA	7,422	01/01/1986	22/04/2015	COLOMBIA	3,368	03/07/2001	22/04/2015
S&P 500	16,345	08/05/1950	22/04/2015	HUNGRÍA	6,063	02/01/1991	22/04/2015
Wilshire 5000	6,564	31/03/1989	22/04/2015	GRECIA	7,056	02/01/1987	15/05/2015
NASDAQ Comp.	11,150	05/02/1971	22/04/2015	RUSIA	4,388	22/09/1997	22/04/2015
Russell 2000	6,960	10/09/1987	22/04/2015	POLONIA	5,535	16/04/1991	22/04/2015
S&P 1500	5,186	31/10/1994	15/05/2015	TURQUÍA	6,585	04/01/1988	22/04/2015
REINO UNIDO	7,845	02/04/1984	22/04/2015	COREA	9,494	07/05/1980	22/04/2015
ALEMANIA	8,661	08/12/1980	22/04/2015	INDIA	8,224	03/04/1979	22/04/2015
FRANCIA	7,027	09/07/1987	22/04/2015	TAIWÁN	13,262	04/01/1967	22/04/2015
ITALIA	6,421	29/12/1989	22/04/2015	FILIPINAS	7,013	02/01/1987	15/05/2015
ESPAÑA	7,128	05/01/1987	15/05/2015	MALASIA	8,617	07/05/1980	15/05/2015
SUIZA	6,736	01/07/1988	22/04/2015	INDONESIA	6,414	30/12/1988	15/05/2015
NORUEGA	4,857	29/12/1995	15/05/2015	TAILANDIA	6,200	31/12/1989	14/05/2015
HOLANDA	8,223	03/01/1983	15/05/2015				

En las siguientes cuatro gráficas se muestra la función de auto-correlación realizada con los log-rendimientos (r_t , en azul), los log-rendimientos absolutos ($|r_t|$ en amarillo) y el cuadrado de log-rendimientos (r_t^2 , en gris). A la izquierda se han representado rezagos (λ) desde 1 hasta 250 días. A la derecha, para mayor claridad y énfasis, se muestran con el mismo código de colores los datos con $\lambda = 1, 5, 10, 50, 100$ y 200 días de las mismas series de la izquierda.

Las dos series superiores corresponden al índice MSCI ACWI (7,800 datos) y las inferiores a una serie sintética aleatoria de 8,000 datos.

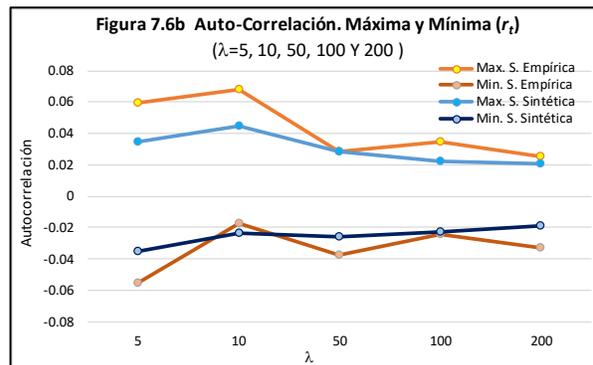
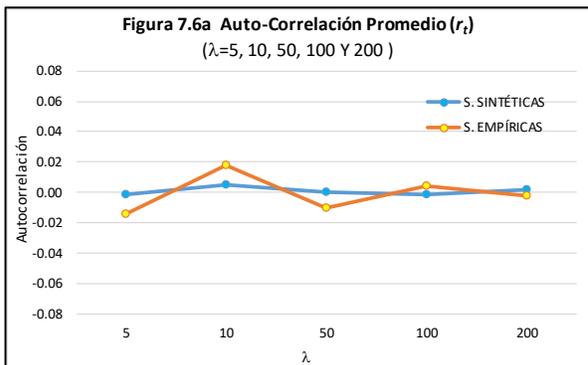




En la serie empírica (Figura 7.4a y 7.4b) se muestra la notable diferencia que existe entre cada una de las tres formas de cálculo y en los niveles altos sostenidos en las series r_t^2 y $|r_t|$, lo que contrasta claramente con la condición prácticamente idéntica y en valores próximos a cero de las tres formas de cálculo en la serie sintética (7.5a y 7.5b). Además, en la serie empírica se pueden observar grados diversos de auto-correlación en r_t^2 y $|r_t|$, con decaimiento lento y persistencia de auto-correlación significativa, aún al final de los 250 días de rezago en $|r_t|$.

Aunque la serie r_t^2 tiene un decaimiento más rápido, el comportamiento es claramente distinto al de la serie r_t en la que a partir del $\lambda=2$ la auto-correlación es prácticamente nula e indistinguible de la observada en las series sintéticas aleatorias, mismas que por definición tiene la propiedad de Markov, es decir, carecen de memoria.

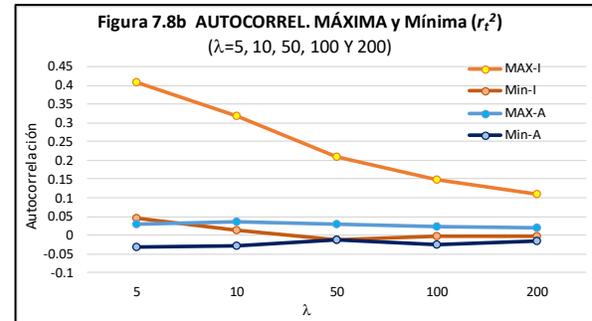
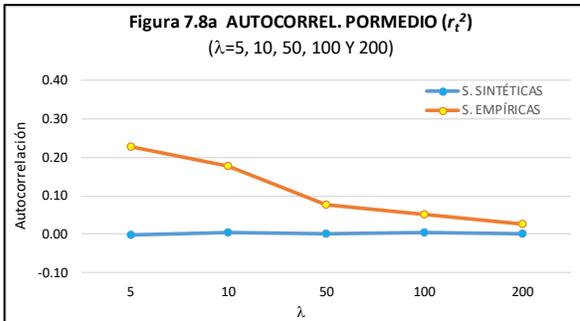
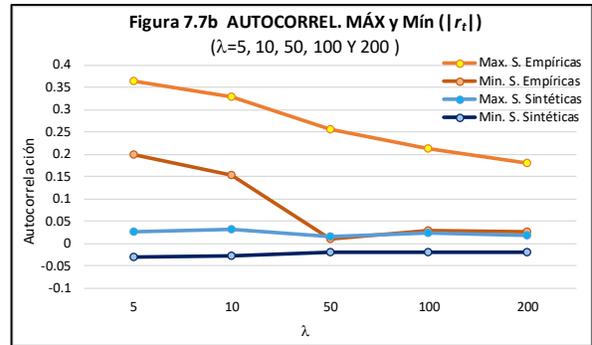
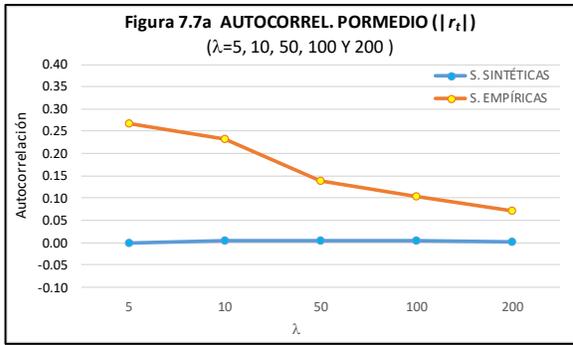
En las siguientes dos gráficas se muestra la comparación de los valores promedio (Figura 7.6a) y de los valores máximo y mínimo (Figura 7.6b) de las funciones de auto-correlación para los log-rendimientos (r_t) con rezagos $\lambda = 5, 10, 50, 100$ y 200 períodos. Las series sintéticas aleatorias se representan en azul y las series empíricas en naranja. Nótese que no hay diferencias relevantes en los rezagos mostrados (aunque sí las hay en $\lambda = 1^2$).



En las siguientes cuatro gráficas se vuelven a hacer las comparaciones anteriores pero el par superior (Figura 7.7a y 7.7b) corresponde a las funciones de auto-correlación de $|r_t|$ y el par inferior corresponde (Figura 7.8a y 7.8b) a r_t^2 .

A diferencia de lo que se observó en r_t , en $|r_t|$ y en r_t^2 es grande la diferencia entre las series empíricas y las series sintéticas aleatorias, sobre todo para los valores promedio y máximos.

² Datos no mostrados en las gráficas referidas.



En la Tabla 7.2 se muestran los valores promedio, máximo y mínimo de la auto-correlación con rezagos $\lambda = 5, 10, 50, 100$ y 200 periodos, para $r_t, |r_t|$ y r_t^2 para las series empíricas y para las series sintéticas.

		SERIES EMPÍRICAS			SERIES SINTÉTICAS		
	λ	Promedio	Máxima	Mínima	Promedio	Máxima	Mínima
RENDIMIENTOS	5	-0.014	0.059	-0.055	-0.0013	0.0344	-0.0356
	10	0.018	0.068	-0.017	0.0049	0.0447	-0.0236
	50	-0.010	0.029	-0.037	0.0005	0.0283	-0.0258
	100	0.004	0.035	-0.024	-0.0013	0.0221	-0.0226
	200	-0.003	0.025	-0.033	0.0015	0.0205	-0.0185
RENDIMIENTOS ABSOLUTOS	5	0.268	0.364	0.199	0.0004	0.0264	-0.0319
	10	0.233	0.328	0.154	0.0058	0.0305	-0.0277
	50	0.137	0.256	0.010	0.0040	0.0156	-0.0202
	100	0.102	0.211	0.029	0.0053	0.0245	-0.0205
	200	0.072	0.179	0.025	0.0012	0.0180	-0.0213
CUADRADO DE RENDIMIENTOS	5	0.228	0.409	0.045	-0.0011	0.0287	-0.0317
	10	0.179	0.320	0.012	0.0055	0.0350	-0.0273
	50	0.077	0.210	-0.011	0.0009	0.0293	-0.0130
	100	0.052	0.150	-0.004	0.0035	0.0229	-0.0260
	200	0.027	0.110	-0.002	0.0000	0.0206	-0.0152

7.3 Patrones de Comportamiento de la Función de Auto-Correlación

Una vez hecha la representación gráfica de todas las series de índices y simulaciones aleatorias se advirtió que las series sintéticas eran prácticamente iguales entre sí y que ninguna mostraba auto-correlación en ninguna de las tres formas de cálculo ni en ninguno de los rezagos. Al contrario, las gráficas de las series empíricas mostraron la presencia de cinco patrones distintos con las siguientes características:

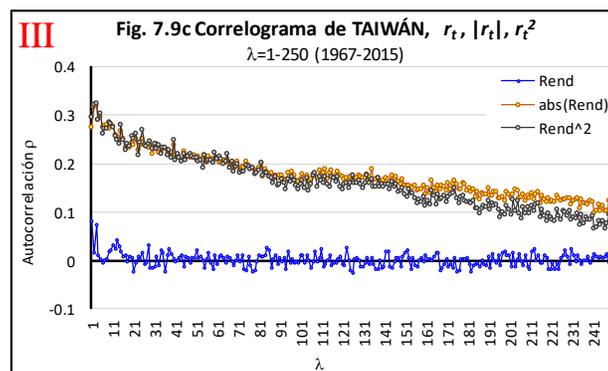
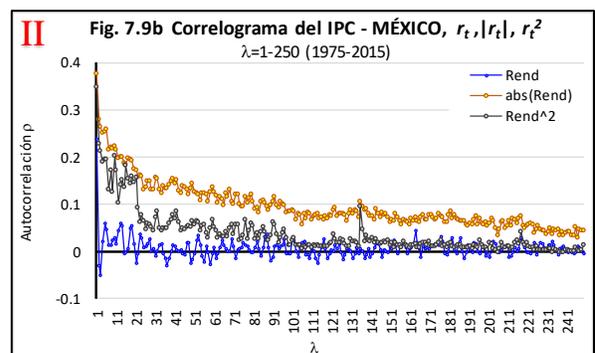
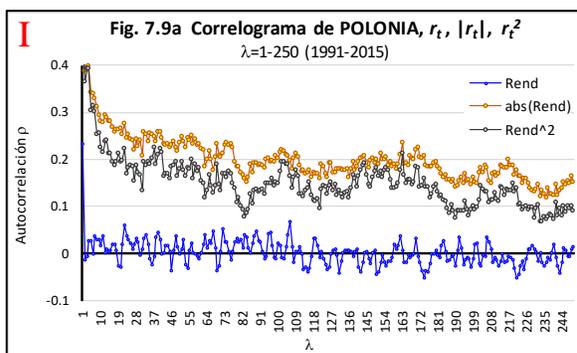
Patrón I. Persistencia de niveles medios de auto-correlación ($\rho > 0.1$) de $|r_t|$ y r_t^2 a lo largo de todo el correlograma, siendo un poco inferior el nivel de auto-correlación de r_t^2 .

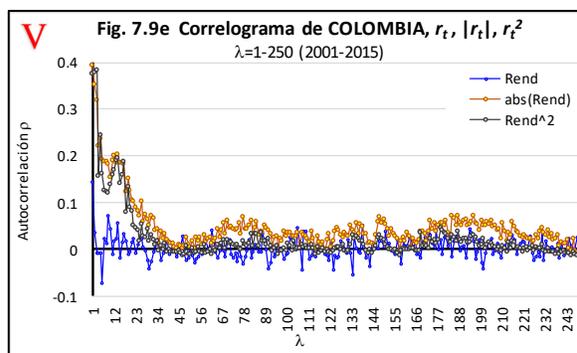
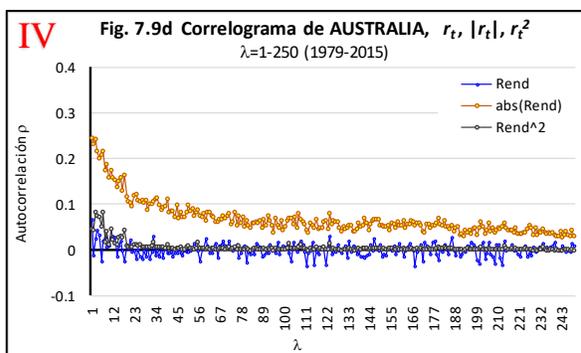
Patrón II. Persistencia de niveles bajos ($\rho > 0.05$) de auto-correlación de $|r_t|$ y r_t^2 . El nivel de auto-correlación de r_t^2 decae rápidamente (es cercano a cero a partir de $\lambda=100$), pero persiste un modesto grado de auto-correlación ($\rho \sim 0.05$) en $|r_t|$ a lo largo de todo el correlograma.

Patrón III. Inicia con niveles altos de auto-correlación ($\rho \sim 0.3$) tanto en $|r_t|$ como en r_t^2 . Persiste la correlación de niveles medios-altos ($\rho > 0.15$) en ambas series con decaimiento muy lento. La auto-correlación es prácticamente igual para r_t^2 y para $|r_t|$ hasta rezagos cercanos a $\lambda=150$. Persistencia de niveles medios ($\rho > 0.1$) en ambas series a lo largo de todo el correlograma.

Patrón IV. El comportamiento de la auto-correlación de $|r_t|$ permanece en niveles modestos a lo largo del correlograma ($\rho > 0.05$) pero el nivel de r_t^2 decae rápidamente y desde un rezago $\lambda=20$ es prácticamente igual a cero.

Patrón V. Los niveles de auto-correlación de $|r_t|$ y r_t^2 decaen rápidamente y a partir de rezagos tan cortos como $\lambda=35$ ambos (sobre todo r_t^2) son muy cercanos a cero.





En las gráficas anteriores se muestran los perfiles típicos de los cinco patrones. De ellos, el Patrón III sólo se observó en un caso, el Índice de Taiwán. El segundo patrón más raro es el Patrón I, con tres casos, el índice WIG de Polonia, el Kospi de Corea y el Nasdaq Composite de EEUU. En los patrones IV y V encontramos 9 índices en cada uno. El patrón II fue el más común al presentarse en 23 índices, incluyendo el IPC de México, así como índices regionales, índices de países desarrollados y de países emergentes.

No hemos intentado explicar qué pudiera generar los distintos patrones de comportamiento y no parece existir una forma clara de sistematizarlos de acuerdo con el grado de desarrollo económico o el número de activos que existen en cada índice. Es posible que el Patrón II y V sean variantes de un mismo proceso, pero las diferencias tan claras halladas en los patrones I, III y IV, en los que se agrupan 13 índices, invitan a buscar una explicación. Deberá ampliarse la muestra e investigarse idiosincrasias en los mercados en cuanto a sus reglamentos generales, el número de activos listados y operados, la distribución de los participantes (inversionistas) por su tamaño y predominio o peculiaridades en la cultura institucional de los *brokers-dealers*, en los *market-makers*, en los sistemas de operación, la posibilidad de hacer apalancamiento, etcétera, para tratar de explicar las diferencias.

En la Tabla 7.3 se anotan los índices que se clasificaron en cada uno de los patrones.

Tabla 7.3 Clasificación de Índices Bursátiles por Patrón de Auto-Correlación				
I (n=3)	II (n=23)	III (n=1)	IV (n=9)	V (n=9)
WIG Polonia	MSCI ACWI	I. de Taiwán	AORD Australia	MSCI LATAM
Nasdaq Comp	MSCI WI		DJIA USA	MSCI EUROPE
KOSPI Corea	MSCI EAFE		S&P 500 USA	MSCI EMI
	STOXX Europe 600		BOVESPA Brasil	Colombia
	Euro Stoxx 50		Hong Kong	IGPA Chile
	Wilshire 5000		NIKKEI Japón	MIBTEL Italia
	Russell 2000		Indonesia	CAC Francia
	S&P 1500		Malasia	Suiza
	DAX Alemania		Grecia	Filipinas
	FTSE Gran Bretaña			
	Holanda			
	Noruega			
	TSE Canadá			
	IBEX España			
	IPC México			
	BUX Hungría			
	MICEX Rusia			
	Turquía			
	Singapur			
	JSE Sudáfrica			
	SENSEX India			
	Tailandia			

En el presente estudio, en un buen número de índices bursátiles, se ha confirmado lo que antes fue detectado por Bollerslev (1993) y por Ding (1993), es decir, que hay mucha mayor auto-correlación en las series de $|r_t|$, que en la serie de r_t . Incluso la serie de r_t^2 mostró altos niveles de auto-correlación con rezagos extensos.

La exploración visual del trazo de los 45 índices permitió clasificarlos en cinco grupos (Tabla 7.3) de acuerdo a los patrones de persistencia y decaimiento de la auto-correlación de las series de r_t^2 y de $|r_t|$, siendo interesante notar que en algunos casos (Patrón I y III) la auto-correlación de ambas series decayó en forma similar, mientras que en otras (Patrón II y V) el decaimiento de la serie r_t^2 fue mucho más rápido que el de $|r_t|$.

En todos los índices estudiados —y en ninguna de las series sintéticas aleatorias— se detectaron niveles altos de auto-correlación de 1er orden en los rendimientos, aunque en casi todos, este pico se desvaneció a los pocos días. Asimismo, todos los índices mostraron niveles altos de auto-correlación ($\rho = 0.2$) de los rendimientos absolutos en rezagos de 1 a 5 días, y en la mayoría de los casos, dichos niveles se mantuvieron hasta rezagos de 20 días.

En cuatro índices agrupados en los Patrones I y III se observaron niveles superiores de auto-correlación de $|r_t|$ en rezagos hasta de un año.

La frecuencia de niveles elevados de auto-correlación en series de r_t^2 fue menos pronunciada y menos constante, pero pudo detectarse en los índices con Patrón I, II, III y V, en rezagos de cuando menos 20 períodos y mucho más (un año) en los 4 índices del Patrón I y III.

Se ha puesto en evidencia que esta propiedad es homogénea sólo en el hecho de que existe clara auto-correlación en r_t^2 y $|r_t|$ en rezagos cortos, pero hay una amplia variación en la forma y velocidad en que decae la correlación al aumentar los rezagos.

Cado que, al obtener el valor absoluto de los rendimientos, así como al elevarlos al cuadrado se les quita el signo, es decir, la dirección, pero no la magnitud, consideramos que los hallazgos confirman la presencia de memoria de largo plazo en la volatilidad de los precios de los índices, pero no en los propios rendimientos. En el próximo capítulo se investiga más a fondo el fenómeno de memoria aplicando el modelo de Hurst.

CAPÍTULO VIII. EXPONENTE DE HURST

El primero método aplicado para explorar la presencia de memoria en las series de tiempo financieras fue la función de auto-correlación de los log-rendimientos, los log-rendimientos absolutos y los log-rendimientos al cuadrado de series de tiempo de 45 índices bursátiles. Los resultados (Capítulo VII) mostraron presencia de auto-correlación de largo plazo en los log-rendimientos al cuadrado (r_t^2) y en los log-rendimientos absolutos ($|r_t|$) en todas las series analizadas, lo que se interpretó como memoria de largo plazo de la volatilidad.

Esto sugiere que la alta volatilidad es una propiedad emergente resultado de un patrón de comportamiento que permanece vigente durante bastante tiempo (semanas o meses), distinto del patrón que siguen los agentes en condiciones de baja volatilidad y desde luego incompatible con la idea de marcha aleatoria, i.i.d. con la propiedad de Markov y con la idea de mercados perfectamente eficientes.

Hemos buscado explicar ese cambio de conducta de la siguiente manera. Dado que los precios de los activos en el mercado secundario de capitales son determinados por la dinámica de interacción entre demandantes (compradores) y ofertantes (vendedores), tenemos que suponer que dicha dinámica es generada por cambios en las expectativas sobre los futuros flujos de caja, utilidades, ingresos o dividendos (o todos juntos), de las empresas cuyas acciones son intercambiadas. Si las expectativas se tornan más optimistas es de esperar que el contingente de demandantes se haga más numeroso y más asertivo en sus demandas (esté dispuesto a pagar un precio mayor por adquirir las acciones) lo que eventualmente deberá reflejarse en un precio al alza. Por el contrario, si las expectativas se tornan más pesimistas, podemos esperar que el contingente de ofertantes crezca y/o se haga más asertivo (esté dispuesto a vender aceptando un precio menor) lo que eventualmente se reflejará en un precio que desciende¹.

Los motivos por los que cambian las expectativas están relacionados con información, pero la situación dista mucho de ser lineal y mucho menos “eficiente”, condición esta última que, de sí, parecería imposible de definir. Bajo los supuestos de la hipótesis de la eficiencia de los mercados en su forma débil, toda información con poder de inducir una respuesta en los agentes (hacer que operen para modificar sus portafolios de inversión) necesariamente ha de ser exógena al mercado, es decir, no estará contenida en el cambio mismo de los precios, sino que, de manera indispensable, tendrá que ser información financiera de las empresas o información económica o de otro tipo, con potencial impacto económico y/o financiero.

Proponemos que la dispersión de los rendimientos deberá reflejar en forma proporcional la dispersión en las expectativas. Por lo tanto, si las expectativas son bastante homogéneas, las fluctuaciones en los precios se darán dentro de rangos de valores estrechos. Reducido esto al absurdo, si las expectativas son totalmente homogéneas (uno de los supuestos “absurdos” del modelo convencional) entonces no habría contraparte para un demandante o para un ofertante, luego entonces, no habría operación ni volumen ni cambio en el precio.

¹ En las dos frases previas el término “eventualmente” significa “cuando la masa crítica de demandantes o de ofertantes, respectivamente, sea suficientemente grande para superar la presión contraria de los ofertantes o demandantes.

Por otro lado, en la medida en que las expectativas se hagan más heterogéneas, el rango de valores en el precio (y la volatilidad) se hará más amplio dado que esa misma heterogeneidad estará reflejada en la existencia de ofertantes y demandantes dispuestos a operar en precios más alejados, hacia arriba y debajo, del nivel de “equilibrio” previo. Este nivel puede corresponder a un promedio de los precios manejados en el pasado reciente, al precio de cierre del período anterior o a otro valor de referencia más o menos fijo que tenga cada agente.

En contra de los paradigmas del mercado eficiente, pensamos que las fluctuaciones de precios son una parte relevante de la información que determina cambios en las expectativas de los participantes, tanto si hay tendencias en el cambio de precios como si hay aumento de volatilidad, o ambas situaciones simultáneas. Cualquiera de estas condiciones representará una forma de “memoria” ya que, bajo nuestra propuesta, la respuesta a ellas representa una continuación de lo mismo. Es decir, que la volatilidad genera más volatilidad y una tendencia sólida tendrá cierto ímpetu para extenderse, cuando menos hasta llegar a un nivel “de bifurcación” en el que las fuerzas antagonistas (bajistas si la tendencia es alcista y viceversa) podrán generar una transición de fase. Esto será discutido con mayor amplitud en el Capítulo X. Auto-Organización en los Mercados.

Después de haber completado el estudio de las series financieras mediante la Función de Auto-Correlación, el siguiente método elegido en esta tesis para explorar la presencia de memoria de largo plazo² es el análisis de rango estandarizado (*R/S Analysis*)³ o exponente H de Harold E. Hurst (1951, 1965).

La forma habitual en la que se hace esta medición es estática, es decir, se toman series completas de rendimientos sucesivos y se hace una única medición de dicho parámetro en la serie completa para formar un criterio a partir de ese único valor. En este capítulo se hace este procedimiento como un abordaje preliminar. Sin embargo, se emplea también una forma dinámica en la que se hacen barridos de los datos con ventanas de distintas magnitudes, en un intento por identificar picos intermitentes de persistencia (bucles de retro-alimentación positiva) o anti-persistencia (bucles de retro-alimentación negativa) en las series de tiempo financieras.

En la medición dinámica del exponente H se aplica el método de análisis de rango estandarizado en segmentos sucesivos de los r_t utilizando ventanas (τ) de tres tamaños: 1000 días, 500 días y 250 días. El barrido se hace con saltos o rezagos (λ) cada 20 días, desde el inicio de las series a nuestra disposición (muchos de ellos desde el momento en que se crearon los índices) hasta el final de la serie al momento del estudio.

El exponente H sólo puede adoptar valores entre 0 y 1. $H=0.5$ indica que las fluctuaciones de la serie son aleatorias; $0.5 < H < 1$ indica que hay persistencia, es decir, que hay una fuerza que tiende a extender los movimientos en la dirección previa. Si $0 < H < 0.5$ estamos ante un caso de anti-persistencia, es decir, hay una fuerza contraria a la dirección del movimiento previo, como sucede

² El exponente de Hurst también provee una medida de fractalidad en las series de tiempo ya que la dimensión fractal D refleja la medida topológica de un conjunto a diferentes escalas y se puede determinar a través del exponente de Hurst como $D=2-H$.

³ También llamado análisis de rango re-escalado, coeficiente de Hurst, exponente de Hurst o parámetro de Hurst.

cuando hay “reversión a la media”, es decir, un rendimiento positivo más probablemente será continuado por uno negativo y vice versa.

Mientras más se aleje el exponente H de 0.5, mayor será la fuerza de la persistencia (tendencia) o anti-persistencia. Ello hace que el precio futuro de un activo bursátil sea más predecible (Qian, 2004). La presencia de persistencia en las series indicaría que existe memoria de largo plazo, lo cual aportaría evidencia en contra de la forma débil de la eficiencia de los mercados ya que estaría demostrando dependencia no lineal en el primer momento de la distribución, por lo tanto, un componente potencialmente predecible en la dinámica de las series. Este hecho también pondría en duda la legitimidad de la modelación lineal y de las pruebas estadísticas de los precios basadas en los modelos convencionales.

8.1 Estudio Piloto del Exponente de Hurst

La primera forma (estática) de medición del exponente de Hurst se practicó en una muestra piloto de 31 índices internacionales y se comparó con 20 series sintéticas aleatorias. En la Tabla 8.1 se anotan los datos generales de las series empíricas y en la 8.2 los de las series sintéticas: el número de datos en cada serie y valor del exponente H de la serie respectiva: r_t , $|r_t|$ y r_t^2 .

Tabla 8.1 Series Empíricas y Exponente H (estático)					
ÍNDICE	Fecha Inicio	N	H (r_t)	H ($ r_t $)	H (r_t^2)
MSCI ACWI	03/01/1988	7,083	0.5563	0.8875	0.8377
MSCI WI	10/06/1985	7,773	0.5614	0.8554	0.7962
EM EUROPE	02/01/1995	5,000	0.5717	0.8420	0.7898
EM ASIA	31/12/1987	7,111	0.5797	0.8954	0.8228
EM LATAM	01/01/1988	7,041	0.5365	0.8135	0.7683
E STOXX 50	22/01/1999	4,151	0.5424	0.8818	0.8424
STOXX E 600	31/12/1986	7,295	0.5774	0.8672	0.8091
S&P500	29/08/1975	10,000	0.5544	0.8579	0.7537
Wilshire 5k	31/03/1989	6,565	0.5802	0.9084	0.8450
DJIA	01/01/1986	7,423	0.5413	0.8385	0.7257
NASDAQ	29/08/1975	10,000	0.5892	0.8982	0.8379
RUSSELL 2K	10/09/1987	6,961	0.5185	0.9216	0.8442
FRANCIA	27/10/1987	6,953	0.5321	0.8294	0.7846
ALEMANIA	04/08/1983	8,000	0.5620	0.8504	0.7929
ITALIA	12/11/1990	6,200	0.5850	0.8489	0.7912
FTSE 100	05/12/1986	7,169	0.5320	0.8511	0.7931
SUIZA	20/07/1988	6,723	0.5738	0.8379	0.7723
JAPÓN	12/04/1972	10,000	0.5841	0.8773	0.7854
AUSTRALIA	31/08/1983	8,000	0.5635	0.8154	0.7004
HONG KONG	16/10/1974	10,000	0.5291	0.7957	0.6689
TAIWÁN	12/05/1978	10,000	0.5890	0.9053	0.8792
INDIA	05/04/1980	8,000	0.5714	0.8493	0.7850
COREA	20/01/1982	9,000	0.5753	0.8966	0.8590
RUSIA	29/05/1998	4,220	0.5800	0.8732	0.7960
TURQUÍA	07/07/1989	6,200	0.5750	0.8485	0.7987
HUNGRÍA	03/04/1991	6,000	0.5931	0.8437	0.7755
POLONIA	31/12/1991	5,500	0.6463	0.9097	0.8724
IPC	01/04/1975	10,000	0.6402	0.8547	0.7635
BOVESPA	30/01/1995	5,000	0.5370	0.8265	0.7670
CHILE	21/06/1990	6,200	0.6268	0.8294	0.7723
COLOMBIA	12/10/2001	3,300	0.6411	0.8152	0.7563
Promedio		7,189	0.5725	0.8589	0.7931
Máximo		10,000	0.6463	0.9216	0.8792
Mínimo		3,300	0.5185	0.7957	0.6689

La muestra de las series empíricas consistió en 7 índices regionales, 5 estadounidenses, 5 de Europa desarrollada, 4 de Europa emergente, 3 de Asia-Pacífico (desarrolladas), 3 de Asia emergente y 4 de América Latina. En número mínimo de eventos fue 3,300 datos (Colombia) y el máximo de 10,000 (IPC, S&P500, Japón y Taiwán) (media 7,189). La muestra de series sintéticas aleatorias consistió en 20 simulaciones con características similares en cuanto al número de eventos en cada serie, media de rendimientos y desviación estándar. La serie sintética más corta fue de 2,816 datos y la más larga de 10,000 (media 5,411).

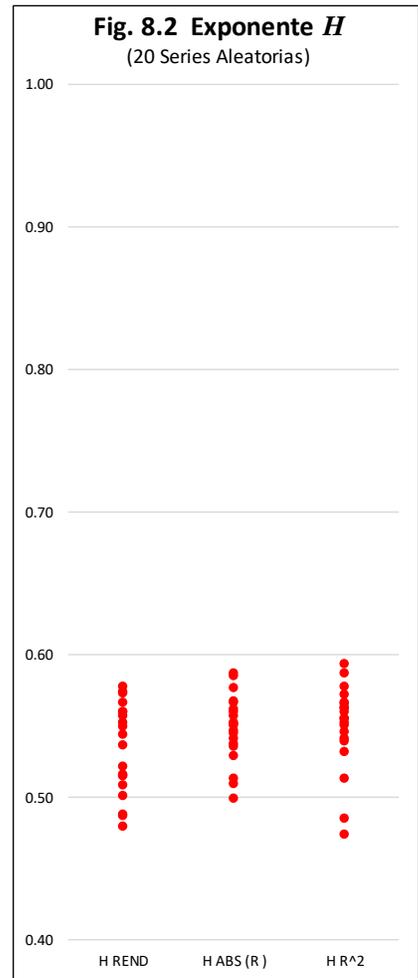
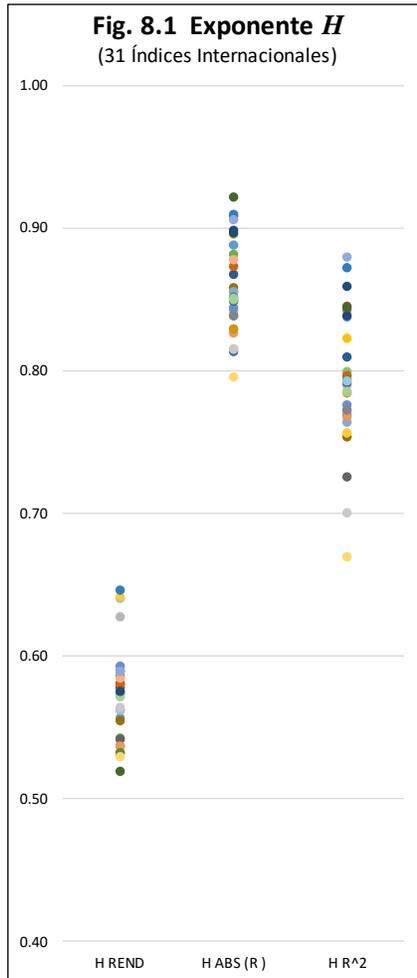
ÍNDICE	N	H (r_t)	H ($ r_t $)	H (r_t^2)
RAND1	9,000	0.4867	0.5473	0.5553
RAND2	10,000	0.5440	0.5510	0.5555
RAND3	8,000	0.5601	0.5530	0.5722
RAND4	7,168	0.5777	0.5453	0.5324
RAND5	6,953	0.5148	0.5291	0.5526
RAND6	6,722	0.5370	0.5100	0.5137
RAND7	6,200	0.5216	0.5418	0.5411
RAND8	6,000	0.5662	0.5356	0.5506
RAND9	5,500	0.5528	0.5665	0.5780
RAND10	5,000	0.4884	0.5868	0.5873
RAND11	4,600	0.5600	0.5605	0.5400
RAND12	4,220	0.5155	0.5374	0.5629
RAND13	3,900	0.5012	0.5678	0.5940
RAND14	3,300	0.5739	0.5766	0.5670
RAND15	2,816	0.5577	0.5852	0.5654
RAND16	2,816	0.5088	0.4993	0.4737
RAND17	3,300	0.4800	0.5570	0.5464
RAND18	3,900	0.5157	0.5135	0.4856
RAND19	4,220	0.5495	0.5623	0.5627
RAND20	4,600	0.5731	0.5514	0.5601
Promedio	5,411	0.5342	0.5489	0.5498
Máximo	10,000	0.5777	0.5868	0.5940
Mínimo	2,816	0.4800	0.4993	0.4737

En las Figuras 8.1 y 8.2 se representan gráficamente los resultados de los exponentes H para las series empíricas y sintéticas respectivamente. Es inmediatamente evidente en la gráfica de las series empíricas que el valor del exponente H es mayor a 0.8 para los $|r_t|$ y mayor a 0.7 para los r_t^2 , lo que se interpreta como señal fuerte de persistencia, es decir, que hay memoria de largo plazo para la volatilidad, misma que determina que días de alta volatilidad sigan a días de alta volatilidad y días de baja volatilidad sigan días de baja volatilidad, independientemente del sentido o dirección alcista o bajista del movimiento de cada día.

En contraste, el exponente H de los r_t tuvo valores bajos, entre 0.5185 y 0.6463 con media de 0.5725. Estrictamente, estos niveles no son los de una serie aleatoria con propiedad de Markov, pero tampoco se pueden considerar niveles francamente persistentes. No obstante, sugieren que una búsqueda más minuciosa pudiera ser productiva.

En la Figura 8.2 queda claro que en las series sintéticas no existe diferencia en el exponente H entre las tres presentaciones: r_t , $|r_t|$ y r_t^2 , igual a lo notado en el Capítulo VII al realizar los correlogramas. Si aceptamos que las series sintéticas son por definición aleatorias, deberían tener exponente H=0.5, por lo tanto, el pequeño sesgo que notamos en estas series —centradas en alrededor de 0.54 en lugar de centrarse en 0.5— sugiere la existencia de un pequeño sesgo esencial

del modelo, lo que pone en duda, aunque no descarta, la reflexión del párrafo anterior con respecto al significado de la media del exponente H alrededor de 0.572 en las series de r_t empíricas.



Al recordar lo que sucede con otras propiedades estadísticas de las series de tiempo financieras, advertimos que ciertas características, como la falta de estacionariedad, se hacen evidentes al barrer ventanas de observación correspondientes a un fragmento del total de la serie, lo que descubre que los valores de ciertos parámetros ascienden y descienden alrededor de un valor medio que obtenemos como estadístico si hacemos la medición en la serie completa.

8.1 Escalamiento del Exponente H para Rendimientos de Mayor Plazo

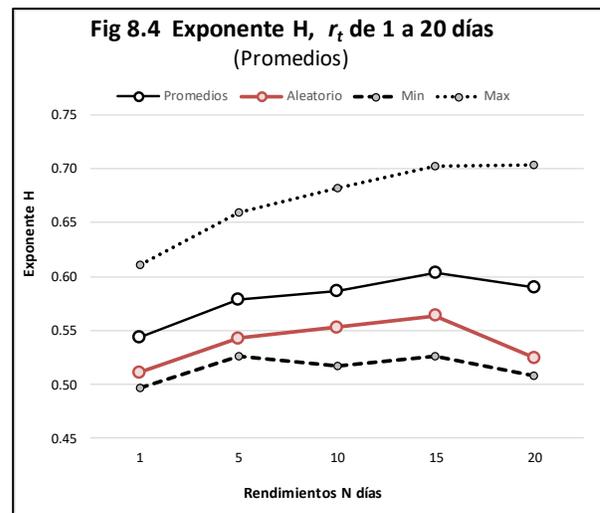
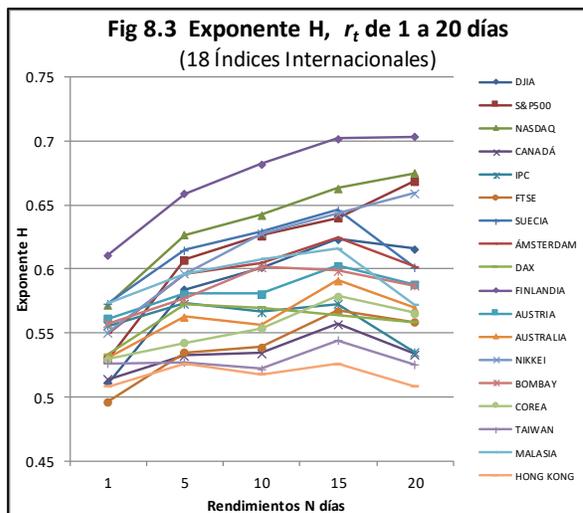
En las Figuras 8.3 y 8.4 se presentan los resultados del estudio del exponente H medido con rendimientos de 1, 5, 10, 15 y 20 días. Este estudio sólo se hizo en los r_t , y no en $|r_t|$ ni en r_t^2 ya que precisamente buscamos entender más a fondo cómo leer los patrones sutiles que hemos detectado hasta aquí, es decir, la discreta elevación del exponente H en series r_t .

A partir de una dispersión de valores del exponente H , entre 0.5 y poco más de 0.6, en el estudio de rendimientos diarios, conforme se amplían los plazos para el cálculo de rendimientos, hay un incremento consistente en el valor del exponente H , y dentro del rango de plazos estudiado, se

detectó que alcanza un máximo en la marca de 15 días (Finlandia, $H_{15}=0.702$) para decrecer un poco hacia la marca de rendimientos de 20 días (no se exploraron plazos mayores).

Otras dos características observadas al extender el plazo para calcular r_t son: 1) la consistencia en el nivel de cada índice; por ejemplo, los mismos tres índices —Finlandia, Nasdaq Composite y Suecia— conservan los tres valores más altos en los cuatro plazos comentados, y los mismos cuatro índices —Hong Kong, Taiwán, Canadá y el FTSE de Londres— conservan los cuatro valores más bajos. 2) La dispersión de los valores en la muestra aumenta conforme aumenta el plazo de rendimientos entre 1 y 15 días.

En la Figura 8.4 se grafican los valores de los exponentes H del grupo. Se presenta el promedio, el máximo y el mínimo de cada plazo de rendimientos y se anotan los resultados obtenidos de una serie sintética aleatoria para comparación. Parece claro que aquellos índices con valores más bajos (Hong Kong, Taiwán, Canadá) son indistinguibles en este aspecto, de un proceso aleatorio, pero la mayoría de los índices muestran persistencia en las series de rendimientos.



Proponemos las siguientes explicaciones tentativas de las características detectadas:

1. El aumento del valor del exponente H al aumentar el plazo de rendimientos indica que la persistencia es más clara en plazos mayores dado que la memoria tiene un efecto más intenso, por lo tanto, el valor predictivo también debe ser mejor en plazos mayores (lo cual se ha mencionado muchas veces en los pisos de remate y las casas de bolsa, pero prácticamente no se ha demostrado ni explicado).
2. La consistencia del lugar ocupado por cada índice dentro de la dispersión de los valores del exponente H al aumentar los plazos de rendimiento sugiere que el nivel de persistencia y de memoria en las series es una propiedad inherente a cada índice y probablemente a cada activo cuya característica de memoria de largo plazo se investiga.
3. La propiedad de memoria de largo plazo en las series de tiempo es marcadamente heterogénea, por lo tanto, las conclusiones no deben generalizarse indiscriminadamente ya que, incluso con rendimientos de 15 días, se detectaron índices internacionales con niveles del exponente H indistinguibles en este sentido, de una serie aleatoria.

Antes de hacer un estudio dinámico del exponente H de los r_t , expandimos la muestra de mediciones estáticas para incluir una muestra más amplia de índices internacionales y regionales. Además, agregamos índices sectoriales (n=12) y acciones individuales (n=137) de distintos mercados.

8.3 Estudio Ampliado del Exponente de Hurst

A partir de los resultados anteriores decidimos extender el ejercicio incorporando la medición de 72 índices bursátiles y 137 acciones de cinco mercados distintos (Tablas 8.3 y 8.4).

De los índices bursátiles, 7 son regionales, 11 estadounidenses, 21 de países emergentes, 21 de países desarrollados y 12 sectoriales. De las series accionarias, 29 pertenecen al Dow Jones Industrial Average (USA *large-caps*), 29 al Índice Russell 2,000 (USA *small-caps*), 29 al FTSE 100 de Londres, 25 al IPC de México y 25 al BOVESPA de Brasil. La mayoría de las series (132 de 137 o 96.35%) tienen 2,561 datos cada una, y todas terminan en mayo de 2015. Las 5 series restantes (3.65%) constan de 2,306 datos.

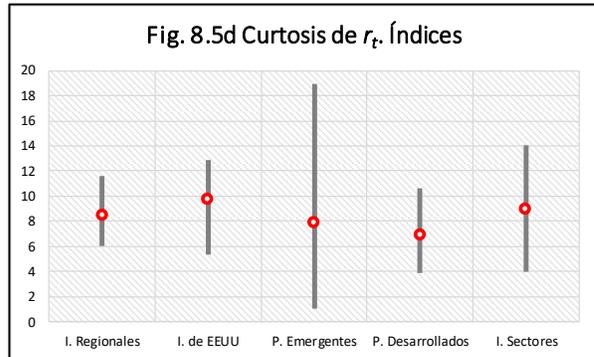
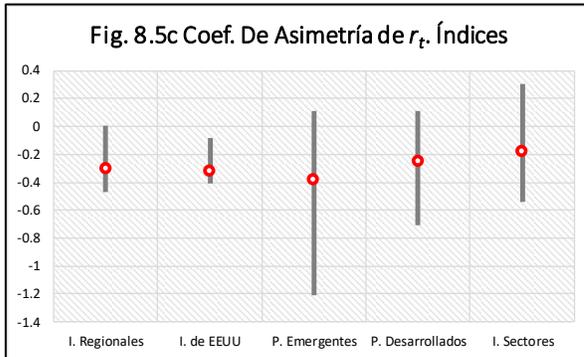
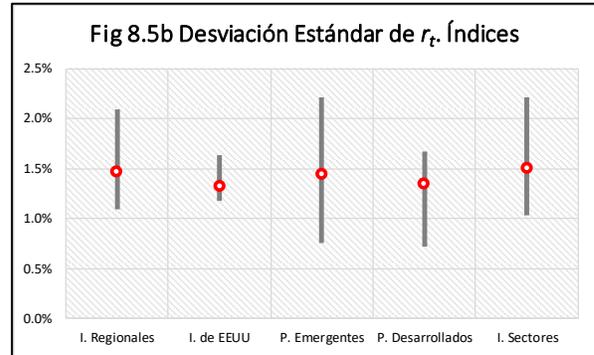
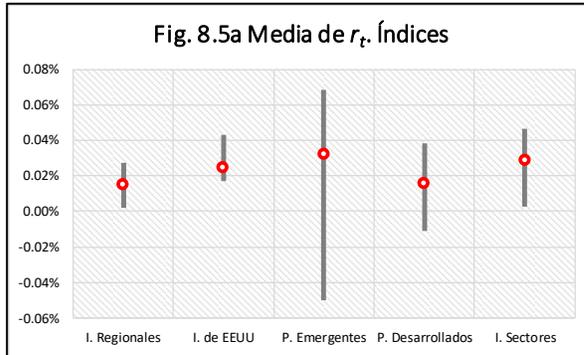
Con los precios de cierre diarios se calcularon los r_t , $|r_t|$ y r_t^2 y a partir de ellos, los cuatro momentos centrales de r_t así como los exponentes H y los coeficientes de determinación R^2 de la regresión potencia de r_t , $|r_t|$ y r_t^2 .

Tabla 8.3 ÍNDICES DE LA MUESTRA AMPLIADA				
Regionales	I. EEUU	Emergentes	Desarrollados	Sectoriales
MSCI ACWI	WILSHIRE	IPC	HOLANDA	CONSTRUCCIÓN
MSCI WI	RUSSELL 2K	IMC 30	ALEMANIA	TRANSPORTE
ESTOXX 50	S&P 1500	BRASIL	ESPAÑA	MAT BASICAS
STOXXE 600	DJIA	IGPA	ITALIA	BIEN. CONSUMO
EM ASIA	S&P 500	COLOMBIA	FRANCIA	SERV. CONSUMO
MSCI LATAM	NASDAQ C	GRECIA	FINLANDIA	FINANCIERO
EM EUROP	RUSSELL 2K	HUNGRÍA	BÉLGICA	SALUD
	NYSE COMP	R. CHECA	IRLANDA	INDUSTRIA
	S&P 100	TURQUÍA	PORTUGAL	PETRÓLEO Y GAS
	AMEX COMP	RUSIA	AUSTRIA	TECNOLOGÍA
	NASDAQ 100	POLONIA	FTSE	TELECOM
		TAILANDIA	DINAMARCA	UTILITIES
		VIETNAM	SUIZA	
		COREA	SUECIA	
		SHANGHAI	NORUEGA	
		TAIWÁN	AUSTRALIA	
		BOMBAY	NEW ZELAND	
		INDONESIA	HONG KONG	
		MALASIA	NIKKEI	
		FILIPINAS	SINGAPUR	
		SUDÁFRICA	CANADÁ	

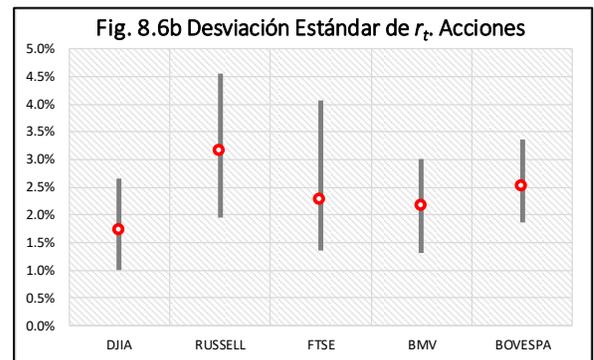
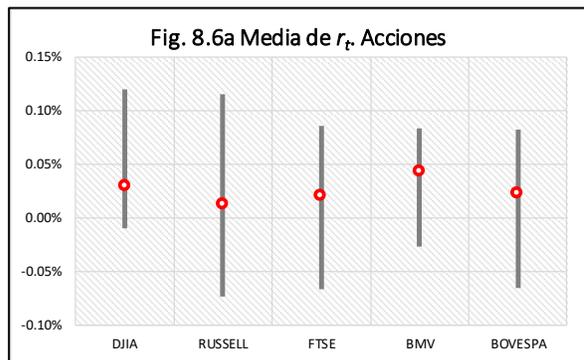
Tabla 8.4 ACCIONES DE LA MUESTRA AMPLIADA				
DJIA	RUT 2K	FTSE	IPC	BOVESPA
AAPL	ABAX	AZN	AC	ENBR
AXP	AIRM	BCS	ALFA	TBLE
BA	BJRI	BHP	AMXL	ITAUB
CAT	CAMP	BP	ARA	BBDC
CVX	CRMT	CRH	ASUR	GOLL
CSCO	DAKT	DEO	AUTLAN	GOAU
KO	ESCA	GSK	AZTECA	CRUZ
DD	EXAC	LYG	BIMBO	CYRE
XOM	GAIA	PRU	CEMEX	NAUT
GE	ICUI	PUK	COMERCI	VALE3
GS	JBSS	RIO	ELEKTRA	USIM
HD	MCBC	UL	FEMSA	VIVT
INTC	NATL	VOD	GFINBURSA	EMBR
IBM	NUTR	TRIB	GFNORTE	CSNA
JPM	OFIX	TSCO	GMEXICO	CCRO
JNJ	PRAA	IHG	GRUMA	BBAS
MCD	RMBS	WPP	ICA	SUZB
MRK	TCBI	SNN	ICH	BRKM
MSFT	UTEK	SHPG	KIMBER	VALE
NKE	WTFC	RUK	KOF	GGBR
PFE	AKS	PSO	PEÑOLES	PETR
PG	AXE	CUK	SIMEC	BRFS
TRV	CSH	BTI	SORIANA	LREN
MMM	ETH	BT	TLEVISA	LAME
UNH	KKD	BBL	WALMEX	LIGT
UTX	NCI	ARMH		
VZ	ODP	ABF		
WMT	RYL	NGG		
DIS	WGO	RDS.A		

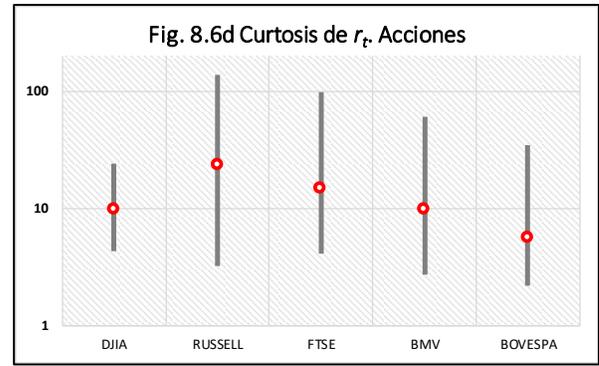
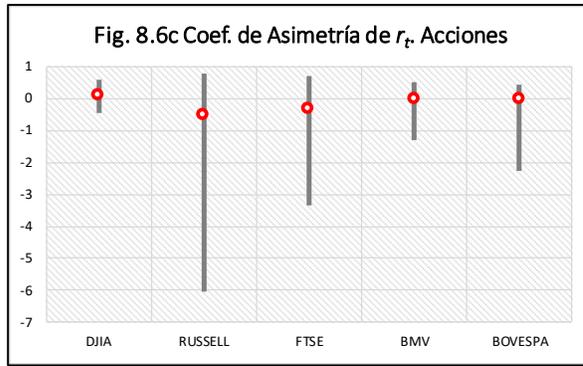
Con este abordaje más amplio comenzamos a buscar patrones de comportamiento que nos ayudaran a dilucidar los posibles procesos subyacentes.

En las Figuras 8.5a, 8.5b, 8.5c y 8.5d se muestran los resultados de los cuatro momentos centrales de los cinco grupos de índices bursátiles: Índices Regionales, I. de EEUU, de países Emergentes, de países Desarrollados y de Sectores de la Industria. Las barras grises verticales denotan los valores extremos (máximo y mínimo) y el círculo rojo, el promedio.



Lo valioso que enseñan estas gráficas es lo siguiente: 1) Existe más amplia dispersión de valores de los cuatro momentos en los índices de países emergentes comparada con los demás grupos; 2) No parece haber consistencia entre la volatilidad y el rendimiento medio en los cinco grupos de índices; 3) Exceptuando la curtosis, los índices estadounidenses tienen la menor dispersión de valores; 4) La volatilidad media de los cinco grupos es muy parecida (1.35%–1.51%); 5) El coeficiente de asimetría tiene un discreto sesgo negativo en todos los grupos (menos marcado en los índices sectoriales); 6) Todos los grupos de índices son leptocúrticos (medias 6.97–9.74) con gran dispersión de valores en el grupo de índices de países emergentes ($K=0.993$ – 18.95).

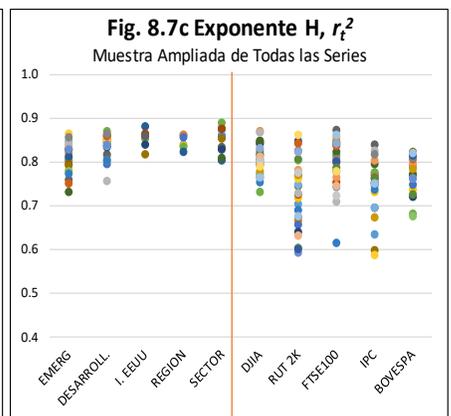
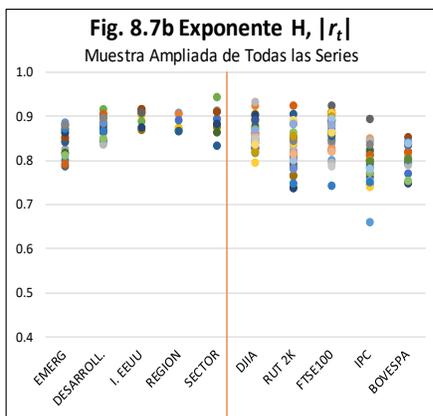
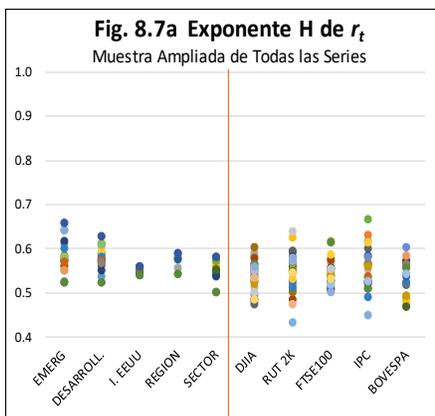




En las Figuras 8.6a, 8.6b, 8.6c y 8.6d se muestran los resultados de los momentos centrales de los cinco grupos de acciones bursátiles: acciones del índice DJIA, del Russell 2,000, del FTSE100 de Londres, de la Bolsa Mexicana de Valores y del BOVESPA de Brasil. Las barras verticales denotan los valores extremos de cada grupo y el círculo rojo, el promedio.

La revisión de los resultados de las series accionarias muestra lo siguiente: 1) Las acciones del Russell 2,000 tienen la mayor variabilidad entre los grupos accionarios, sobre todo en el coef. de asimetría; 2) La heterogeneidad en los valores de todos los estadísticos es mucho mayor en los grupos de acciones que los que se encontraron en los grupos de índices; 3) La media de rendimientos es el parámetro más parecido entre los distintos grupos accionarios (rango 0.012%–0.0433%) e igualmente es el más parecido con los valores de los grupos de índices; 4) Como en el caso de los índices, en los grupos accionarios no existe relación aparente entre la variabilidad en los rendimientos y la media de los mismos; 5) La desviación estándar promedio es claramente más alta en los grupos accionarios que en los índices (la desviación estándar promedio más baja de las acciones es mayor a la más alta de los índices) y es mucho más heterogénea; 6) La variabilidad del coeficiente de asimetría de las acciones del Russell 2,000 es mucho mayor el de cualquiera de los demás grupos, seguido por las acciones del FTSE100; 7) El nivel medio de la curtosis de las acciones del Russell 2,000 ($K_{med}=23.98$) es superior a la media de los demás grupos y también tiene la mayor variabilidad (rango 3.19–138.15).

Las Figuras 8.7a, 8.7b y 8.7c muestran los valores del exponente H de los r_t , $|r_t|$ y r_t^2 de los 10 grupos que componen esta sección, es decir, los cinco grupos de índices bursátiles (a la izquierda de |) y los cinco grupos de acciones de distintos mercados (a la derecha de |).



Los resultados son muy interesantes. Como ya se observó en el estudio piloto al inicio de este capítulo, en los índices bursátiles el exponente H de los r_t osciló entre 0.5 y poco más de 0.6. Ahora hemos encontrado que el valor más alto ($H_{\max}=0.6583$) se encontró en el grupo de países emergentes —el grupo más disperso—, mientras que el valor mínimo ($H_{\min}=0.5016$) se presentó en el grupo de índices sectoriales. Por otro lado, en todos los grupos de acciones la dispersión fue mucho más amplia que en los índices. El valor más alto en los grupos de acciones ($H_{\max}=0.6668$) se encontró en el IPC, el grupo más disperso, mientras que el valor mínimo ($H_{\min}=0.4344$) se presentó en el grupo de acciones del Russell 2,000. En 4 de los 5 grupos accionarios hubo al menos dos casos con exponente H discretamente inferior a 0.5.

En los resultados de los $|r_t|$ sólo un valor del exponente H en el grupo del IPC ($H_{\min}=0.6605$) estuvo por debajo de 0.7. En los 10 grupos de la muestra se encontraron casos con $H>0.8$ y en 7 grupos (70%) hubo casos con $H>0.9$. El valor más alto registrado fue en el grupo de acciones del DJIA ($H_{\max}=0.9332$). En la Figura 8.7b se muestra, que la dispersión de valores fue más grande en los grupos de acciones que en los de índices. De éstos, los que tuvieron menos dispersión fueron el grupo de índices de EEUU y el de los índices regionales.

Por último, en el estudio de los r_t^2 , los valores del exponente H fueron mucho más dispersos y no tan altos como en el de los $|r_t|$. En esta prueba, ninguno de los grupos tuvo un exponente H que alcanzara 0.9. Es curioso que todos los grupos tuvieron niveles máximos de H similares. Se ubicaron entre 0.82 y 0.886. Tres de los grupos accionarios (Russell 2,000, FTSE100 e IPC) fueron los más dispersos en los r_t^2 . Los valores de H variaron desde muy cercanos a 0.6 hasta pasados 0.83. El grupo con menor dispersión fue el de los índices regionales.

En conclusión, consideramos que ha quedado sólidamente demostrada la existencia de memoria de largo plazo a través de la determinación del exponente H en los log-rendimientos absolutos ($|r_t|$) y en los log-rendimientos al cuadrado (r_t^2) de series de tiempo de activos bursátiles de diversa naturaleza (índices regionales, índices internacionales, índices sectoriales, acciones *large-caps* y acciones *small-caps* de países desarrollados y acciones de países emergentes).

Aunque la existencia de memoria no ha quedado plenamente demostrada en los estudios de exponente H en los log-rendimientos (r_t), hemos encontrado niveles de clara persistencia ($H>0.6$) en algunos índices de países emergentes y desarrollados y en acciones del Russell 2,000, el IPC, el FTSE100 y el BOVESPA, asunto que será explorado más a fondo en el siguiente apartado.

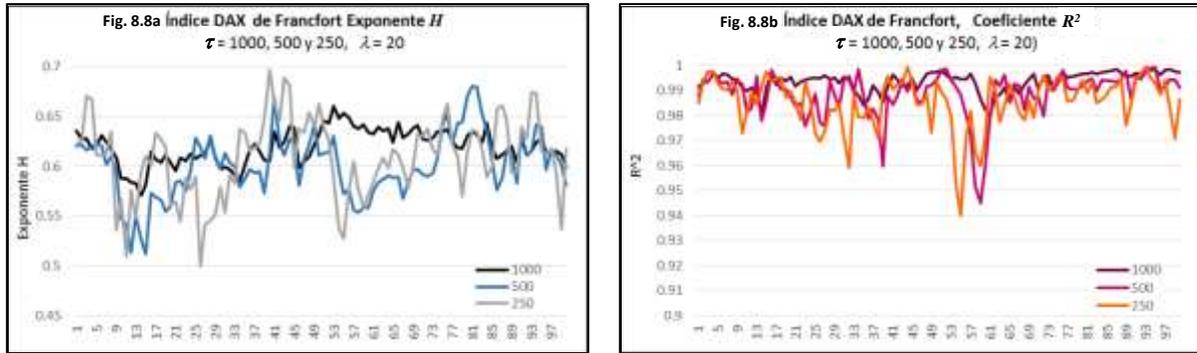
8.4 Estudio Dinámico del Exponente de Hurst

Los hallazgos del ejercicio anterior hicieron obligatoria la medición dinámica del exponente H y el estadístico R^2 (coeficiente de determinación) en las series de r_t . Inicialmente se hizo una prueba piloto con el índice DAX de Frankfurt con ventanas $\tau = 250, 500$ y 1,000 días, desplazados a lo largo de 100 “saltos” dados cada $\lambda = 20$ días.

Los resultados se muestran en la Figura 8.8a. Se representa el valor secuencial del exponente H a lo largo de 100 períodos saltando cada 20 días. En gris $\tau = 250$ días, en azul $\tau = 500$ días y en negro $\tau = 1,000$ días. Es importante notar que, aunque el exponente H de la serie completa es de 0.562, y a pesar de que en la medición dinámica los valores oscilan alrededor de $H \sim 0.6$, los tres

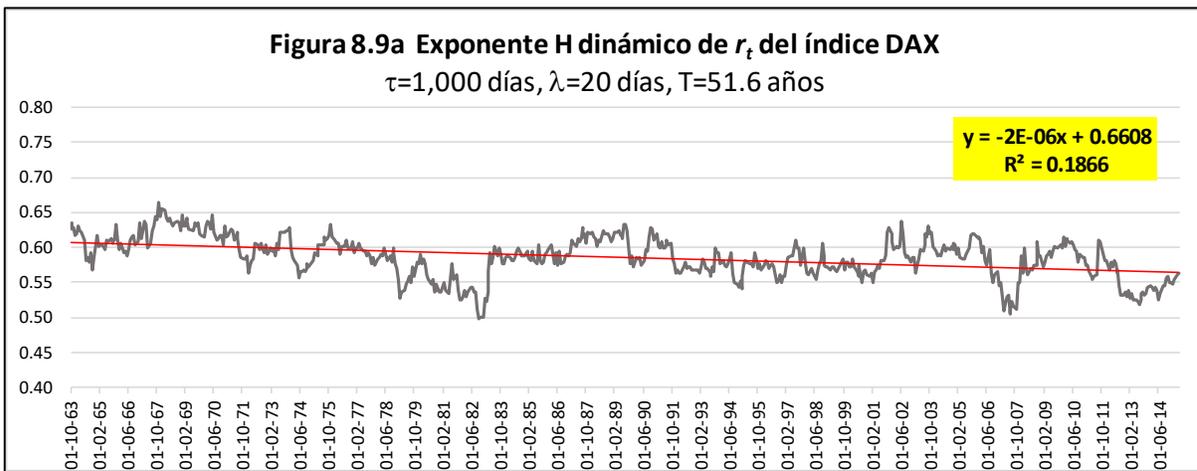
tamaños de ventana permiten observar picos intermitentes de persistencia (memoria) que superan el nivel $H > 0.65$. Como era de esperarse, mientras más corto sea el plazo de la ventana elegida, más amplias fueron las oscilaciones observadas⁴.

En la Figura 8.8b se muestra el valor del coeficiente R^2 que corresponde a los trazos del exponente H de la figura 8.8a. Queda claro que aún con la ventana de 250 días (en naranja), la bondad de ajuste es excelente pues sólo se encontraron tres ocasiones (de 100) en las que la R^2 cayó debajo de 0.97.

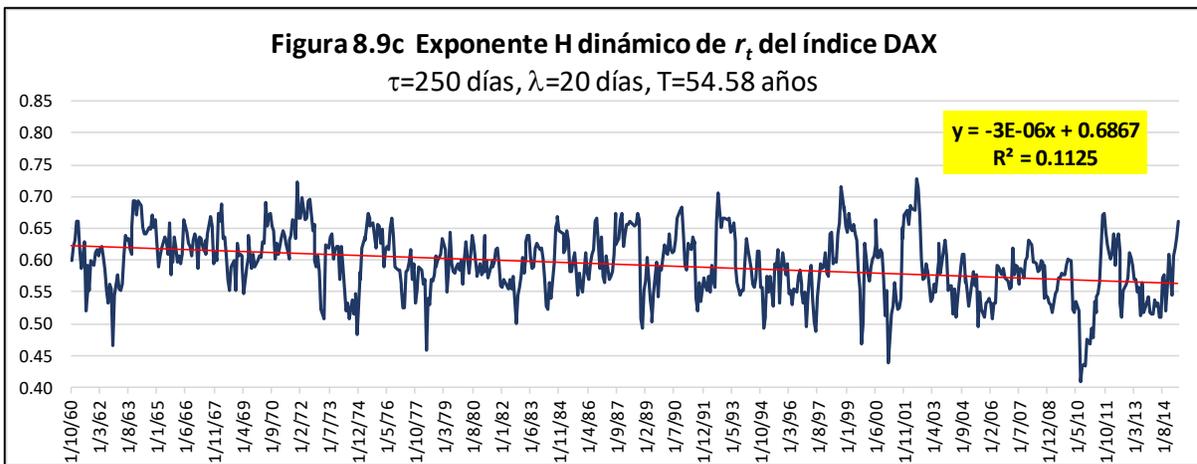
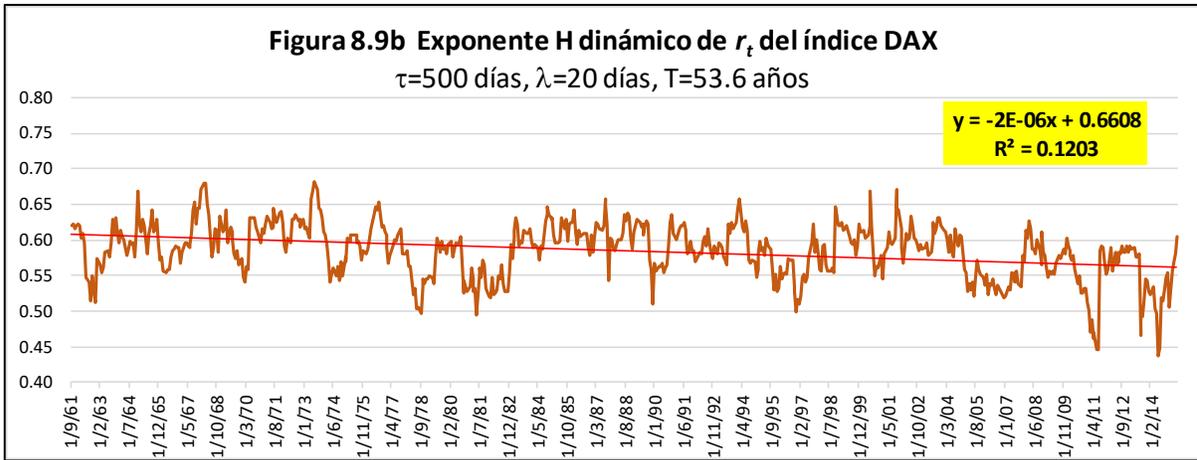


Los resultados anteriores nos permitieron formalizar metodológicamente el estudio dinámico del exponente H y ampliar la muestra con el propósito de tener resultados consistentes y comparables entre los distintos índices bursátiles.

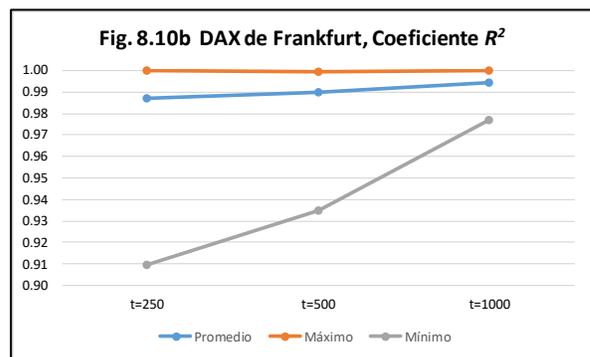
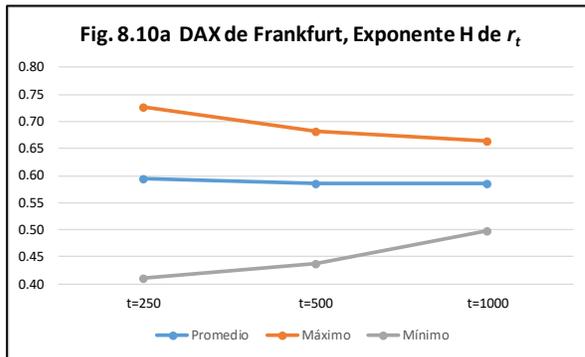
Primero se hizo una prueba amplia con el mismo índice DAX. Comenzando el 14 de octubre de 1960 se midió el exponente H y el coeficiente R^2 con los 250 log-rendimientos (r_t) previos; el 28 de septiembre de 1961 se hizo lo mismo con los 500 r_t previos y el 2 de octubre de 1963 se repitió la prueba con los 1,000 r_t previos. A partir de esos comienzos se hicieron mediciones cada 20 días hasta completar la tarea el 4 de mayo de 2015, con los tres tamaños de ventana. Se hicieron 650 mediciones con $\tau = 1,000$, seiscientos setenta y cinco con $\tau = 500$ y 687 con $\tau = 250$. Las Figuras 8.9a, 8.9b y 8.9c muestran los resultados.



⁴ Recordemos que 250 días son aproximadamente un año, 500 días son dos años y 1,000 días, cuatro años.



En las Figuras 8.10a y 8.10b se representan los valores promedio (azul), máximo (naranja) y mínimo (gris) del exponente H y del coeficiente R^2 de las pruebas anteriores para los tres tamaños de ventanas. En las Tablas 8.5a y 8.5b se muestran los valores promedio, máximo y mínimo del exponente H y del coeficiente R^2 de la serie completa.



Los hallazgos fueron alentadores ya que a pesar de que, como se anota en la tabla 8.5a (entre corchetes), el valor del exponente H para la serie completa de r_t fue de 0.5620, los máximos obtenidos con las ventanas elegidas pusieron en evidencia la presencia de picos del exponente H que mostraban presencia clara aunque transitoria, de persistencia con promedios muy cercanos a 0.6 y picos superiores a 0.66 en los tres tamaños de ventanas ($\tau = 250, 500$ y 1000).

Tabla 8.5a Exponente H, Índice DAX, Frankfurt (650 pasos, $\lambda=20$) [0.5620]			
	$\tau=250$	$\tau=500$	$\tau=1000$
Promedio	0.59348	0.58493	0.58564
Máximo	0.72725	0.68242	0.66347
Mínimo	0.41023	0.43720	0.49845

Tabla 8.5b Coeficiente R^2 , Índice DAX, Frankfurt (650 pasos, $\lambda=20$) [0.9973]			
	$\tau=250$	$\tau=500$	$\tau=1000$
Promedio	0.98687	0.99001	0.99415
Máximo	0.99982	0.99964	0.99972
Mínimo	0.90934	0.93497	0.97710

Una vez desarrollado el método se hizo un estudio amplio con 41 series financieras evaluadas con el esquema previo ($\tau = 250, 500$ y $1,000$ días; $\lambda=20$ días; $T = 25$ años, desde 1990 hasta 2015).

Los resultados mostraron dos patrones distintos de comportamiento del exponente H a través del tiempo. El primero, con suave tendencia alcista, se muestra en las gráficas 8.12a, 8.12b y 8.12c, del índice DJIA 1ª sección (1897-1924). Los valores H oscilaron discretamente y evolucionaron a lo largo de los períodos de estudio con pendiente positiva ($+2 \times 10^{-6}$ anotada en el recuadro amarillo de la Figura 8.12a). Al mismo tiempo, los valores promedio y máximo del exponente H para los tres tamaños de ventana fueron superiores a 0.6, con picos (máximos) de 0.735, 0.706 y 0.674 respectivamente para ventanas de 250, 500 y 1,000 días (Figura 8.11 y Tabla 8.6).

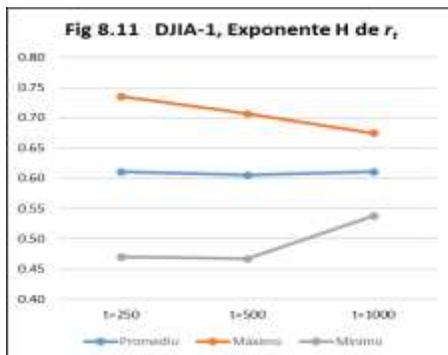


Tabla 8.6 DJIA-1 Exp. H (650 pasos, $\lambda=20$) [0.5414]			
	$\tau=250$	$\tau=500$	$\tau=1000$
Promedio	0.61040	0.60492	0.61067
Máximo	0.73508	0.70642	0.67406
Mínimo	0.46989	0.46694	0.53751

Tabla 8.7 Exponente H, Niveles Alcanzados			
DJIA-1	1000	500	250
total	362	388	400
arriba 0.8	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	0%
arriba 0.7	0%	0%	4.75%
arriba 0.65	7.46%	9.54%	23.75%
arriba 0.60	68.23%	56.96%	58.25%

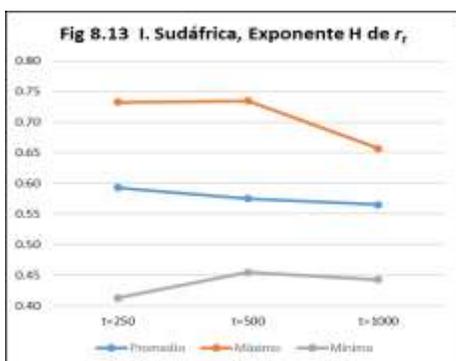


La Tabla 8.7 muestra una forma de presentar la información que nos permitió comparar los distintos índices estudiados. Se hizo la cuenta de eventos (mediciones del exponente H) que superaron umbrales sucesivamente más altos, y se presentaron como porcentaje del total de mediciones hechas. Por ejemplo, la tabla muestra que en la serie del DJIA-1 se hicieron 400 mediciones con $\tau = 250$. De ellas, el exponente H no superó el nivel de 0.75 en ningún caso; 4.75% de las veces fue $H > 0.7$; 23.75% de las ocasiones superó $H > 0.65$ y 58.25% rebasó el nivel $H > 0.6$. Obviamente, el 41.75% de las mediciones ($1 - 0.5825 = 0.4175$) no alcanzó el nivel de 0.6. Esta

información será analizada con mayor detalle y en forma comparativa en la siguiente sección 8.5 Ineficiencia de los Mercados y Exponente de Hurst (página 250).

El segundo patrón de comportamiento (distinto de la discreta pendiente alcista en el exponente H, observado en el DJIA-1) consistió en una tendencia descendente de H a lo largo del tiempo. Este patrón se presentó en el 87.41% de los casos.

En las gráficas siguientes se muestran los resultados del Índice de Sudáfrica. Hay dos elementos que destacar en este ensayo: en primer lugar, la altura de los valores máximos y promedio. Los máximos superan 0.7 con ventanas de 250 y 500 días (los promedios se ubican entre 0.562 y 0.592). La segunda característica muy relevante, evidente en las Figura 8.14a, 8.14b y 8.14c es la tendencia decreciente del nivel del exponente H a lo largo del tiempo, lo que se ha representado con una línea de regresión (en rojo) en las tres gráficas (pendiente -2×10^{-5} , -3×10^{-5} y -2×10^{-5} para $\tau=1,000$, 500 y 250 respectivamente). Nótese el muy buen nivel que alcanzó el coeficiente R^2 en las tres series (0.6318, 0.6395 y 0.5101 respectivamente).



[0.5555]	$\tau=250$	$\tau=500$	$\tau=1000$
Promedio	0.59274	0.57510	0.56525
Máximo	0.73283	0.73488	0.65680
Mínimo	0.41294	0.45460	0.44273

	1000	500	250
I. Sudáfrica	199	224	236
total	199	224	236
arriba 0.8	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	0%
arriba 0.7	0%	0.89%	8.47%
arriba 0.65	1.01%	10.71%	22.88%
arriba 0.60	34.17%	44.20%	43.22%



En la Tabla 8.10 se han anotado los resultados acumulados del ensayo dinámico completo: la pendiente de inclinación y el coeficiente R^2 de la línea de regresión del valor del exponente H vs el tiempo total del estudio. El propósito de la tabla es permitir identificar qué tan prevalente es la tendencia descendente en la memoria a lo largo del tiempo, en los índices bursátiles.

Se han marcado en azul aquellas pendientes que resultaron positivas (17 de 135 o 12.59%). De ellas, 8 se encontraron en $\tau=1,000$ días, 5 en $\tau=500$ y 4 en $\tau=250$ días. Es interesante notar que 13 de los 17 registros con pendiente positiva se dieron en los índices Dow Jones Industrial (segmentos 1, 2 y 4) y S&P500 (segmentos 1 y 2). Otros dos casos se registraron en los índices regionales MSCI ACWI (1 caso) y MSCI WI (1 caso). Los otros tres casos con pendiente suavemente

positiva se dieron en el índice *Straits Times* de Singapur (uno en $\tau=1,000$ otro en $\tau=500$ y el tercero en $\tau=250$).

Tabla 8.10 Pendiente y R^2 de la Regresión del Exponente H vs Tiempo						
	1000		500		250	
	Pendiente	R^2	Pendiente	R^2	Pendiente	R^2
MSCI ACWI	3E-06	0.0382	-3E-06	0.0695	-5E-06	0.1044
MSCI WI	1E-06	0.0096	-4E-06	0.1167	-6E-06	0.1373
DJIA-1	2E-06	0.0326	3E-06	0.00005	2E-06	0.00001
DJIA-2	1E-06	0.0088	7E-07	0.0015	-7E-07	0.0015
DJIA-3	-7E-08	0.00007	7E-07	0.0019	-6E-08	0.000008
DJIA-4	2E-06	0.0361	-7E-07	0.0035	5E-08	0.00001
S&P500-1	2E-07	0.0005	2E-06	0.0082	2E-06	0.0119
S&P500-2	2E-06	0.0455	-1E-06	0.0095	-1E-07	0.0015
WILSHIRE 5000	-2E-06	0.016	-6E-06	0.1309	-6E-06	0.092
NASDAQ COMP.	-1E-05	0.3627	-1E-05	0.2777	-1E-05	0.246
RUSSELL 2000	-2E-05	0.6076	-2E-05	0.6049	-2E-05	0.5034
CANADA	-3E-06	0.0609	-2E-06	0.0263	-4E-06	0.0565
EM LATAM	-1E-05	0.5822	-1E-05	0.374	-1E-05	0.244
MÉXICO	-1E-05	0.73	-8E-06	0.413	-7E-06	0.1816
BRASIL	-1E-05	0.3632	-7E-06	0.1273	-4E-06	0.0408
CHILE	-1E-05	0.4961	-1E-05	0.4552	-2E-05	0.4278
COLOMBIA	-9E-06	0.1779	-1E-05	0.1614	-2E-05	0.0967
STOXXE 600	-8E-06	0.358	-1E-05	0.3884	-1E-05	0.2074
ALEMANIA	-2E-06	0.1866	-2E-06	0.1203	-3E-06	0.1125
SUIZA	-3E-06	0.1152	-5E-06	0.1104	-6E-06	0.0901
FRANCIA	-4E-06	0.1146	-8E-06	0.2996	-7E-06	0.1427
GRAN BRETAÑA	-8E-06	0.3484	-1E-05	0.4081	-1E-05	0.2737
NORUEGA	-2E-05	0.5304	-2E-05	0.3177	-1E-05	0.176
ESPAÑA	-9E-06	0.4482	-1E-05	0.4787	-1E-05	0.2864
ITALIA	-4E-06	0.0725	-6E-06	0.1127	-5E-06	0.0683
HOLANDA	-5E-06	0.2098	-6E-06	0.2097	-6E-06	0.1053
EM EUROPE	-1E-05	0.3625	-8E-06	0.1989	-6E-06	0.0466
POLONIA	-9E-08	0.00002	-7E-06	0.1171	-8E-06	0.1114
RUSIA	-1E-05	0.2392	-1E-05	0.3619	-1E-05	0.1534
TURQUÍA	-4E-06	0.1057	-3E-06	0.06	-8E-06	0.1463
HUNGRÍA	-2E-05	0.5225	-2E-05	0.5069	-2E-05	0.3301
GRECIA	-3E-06	0.0594	-5E-06	0.0849	-5E-06	0.0766
AUSTRALIA	-6E-06	0.1827	-8E-06	0.3505	-6E-06	0.1898
SINGAPUR	2E-06	0.0135	5E-07	0.0012	1E-06	0.0058
HONG KONG	-3E-06	0.1419	-3E-06	0.1421	-3E-06	0.1085
JAPÓN	-1E-06	0.0248	-1E-06	0.0238	-2E-06	0.0429
EM ASIA	-1E-05	0.3239	-9E-06	0.2501	-7E-06	0.1073
INDONESIA	-1E-05	0.2622	-1E-05	0.243	-1E-05	0.2334
MALASIA	-1E-06	0.0127	-2E-06	0.0123	-2E-06	0.0098
TAILANDIA	-2E-06	0.0219	-3E-06	0.0313	-6E-06	0.0776
TAIWÁN	-3E-06	0.1393	-4E-06	0.1421	-4E-06	0.0877
FILIPINAS	-1E-05	0.4325	-1E-05	0.3452	-1E-05	0.2441
BOMBAY	-4E-06	0.1782	-4E-06	0.1201	-2E-06	0.0289
COREA	-1E-06	0.0127	-2E-06	0.0159	-5E-06	0.0701
SUDÁFRICA	-2E-05	0.6318	-3E-05	0.6395	-2E-05	0.5101

En naranja se han destacado los casos con fuerte pendiente negativa (-2×10^{-5}) y en amarillo, aquellos con pendiente negativa de moderada intensidad (-1×10^{-5}). Por ahora baste señalar que, con algunas excepciones, los casos con moderada o marcada pendiente decreciente en el exponente H se concentran en índices de países con economías emergentes mientras que los casos con pendiente positiva se dieron exclusivamente en índices de países con economías desarrolladas. En el contexto de la siguiente sección se integra a fondo esta información.

8.5 Ineficiencias en los Mercados y el Exponente de Hurst

Las Tablas 8.11a y 8.11b tienen información muy importante del exponente H en 41 índices regionales e internacionales. Las series de tiempo se seleccionaron en forma sincrónica de 1990 a 2015, con duración muy parecida entre ellas. Las mediciones se hicieron con ventanas $\tau=1,000$, 500 y 250 y el barrido se hizo con $\lambda=20$. Las dos tablas componen un único espectro que va desde el extremo izquierdo de la 8.11a hasta el extremo derecho de la 8.11b.

Con el propósito de hacer la comparación de los distintos índices se ideó una forma de evaluación basada en el modelo de umbrales ascendentes comentado con detalle al describir la Tabla 8.7 y mostrado también en la Tabla 8.9. Esa misma forma de evaluación se ha utilizado en las tablas 8.11a, 8.11b, 8.12a y 8.12b.

En la parte superior de las tablas se anota la clave del índice o nombre del país que representa. En el segundo nivel, etiquetado como “total”, se anota el número de mediciones que se hicieron. Los valores registrados en el centro de la tabla corresponden al porcentaje de mediciones que mostraron valores superiores a los anotados (en el extremo izquierdo) para cada una de las tres ventanas.

En las tablas 8.11a y 8.11b se han ordenado los índices de izquierda a derecha desde aquellos que muestran valores más bajos del exponente H para las tres ventanas hasta los que tienen valores más altos, es decir, a la izquierda están los índices bursátiles cuyas series de tiempo tienen mayor grado de aleatoriedad en su desempeño y a la derecha, los que tienen valores más altos en el exponente H, por lo tanto, los índices con mayor grado de persistencia o memoria.

Tabla 8.11a Exponente H secuencial de 1990 a 2015 (r_t) ($\lambda =20, \tau =1,000, 500$ y 250)

	1000	FTSE	S&P500	WILEK	JAPÓN	DIJA	FRANCIA	DAX	HOLANDA	ESPAÑA	NASDAQ	RUT 2K	MSCI WI	STOXES	ACWI	SUDÁFRICA	AUSTRALIA	RUSIA	BRASIL	SUIZA	POLONIA
total	267	267	267	267	267	267	267	267	267	267	267	267	267	267	267	199	267	170	223	267	228
arriba 0.8	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
arriba 0.7	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	3.59%	0%	0%	0.88%
arriba 0.65	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0.37%	4%	0.37%	4.12%	0%	0%	0.37%	1.01%	4%	0%	4.48%	0%	17.54%	
arriba 0.60	0.37%	1.87%	2.62%	3.37%	5.24%	5.62%	16.10%	24.34%	26.59%	26.97%	27.34%	29.59%	33.71%	33.33%	34.17%	34.83%	37.06%	38.12%	38.95%	45.61%	

	500	S&P500	DIJA	WILEK	FTSE	FRANCIA	JAPÓN	DAX	NASDAQ	MSCI WI	AUSTRALIA	ESPAÑA	ACWI	STOXES	HOLANDA	SUIZA	ITALIA	COREA	RUSIA	SUDÁFRICA	CANADA
total	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	292	195	224	292	
arriba 0.8	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
arriba 0.75	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
arriba 0.7	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0.68%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0.00%	0%	0.89%	0.00%	
arriba 0.65	0%	0%	0%	1.03%	0.00%	0%	1.03%	4.79%	2.05%	8.22%	7.53%	1.03%	4.45%	1.37%	4.45%	11.30%	4.45%	4.10%	10.71%	7.19%	
arriba 0.60	4.79%	5.48%	10.27%	11.30%	11.99%	20.55%	24.32%	26.71%	27.40%	29.45%	30.14%	31.85%	31.85%	34.93%	36.30%	40.75%	41.44%	44.10%	44.20%	44.52%	

	250	S&P500	DIJA	WILEK	FRANCIA	FTSE	DAX	STOXES	JAPÓN	SUIZA	SUDÁFRICA	HOLANDA	IPC	AUSTRALIA	NASDAQ	ESPAÑA	ITALIA	RUT 2K	MSCI WI	COREA	CANADA
total	304	304	304	304	304	304	304	304	304	236	304	304	304	304	304	304	304	304	304	304	
arriba 0.8	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
arriba 0.75	0%	0%	0.00%	0%	0.00%	0.66%	1.32%	2.30%	0.66%	1.64%	8.47%	0%	0%	0%	1.32%	0%	0%	2.96%	0%	0%	
arriba 0.7	0.33%	0.33%	0.66%	0.00%	0.66%	1.32%	2.30%	0.66%	1.64%	8.47%	0.33%	0%	1.64%	1.84%	11.84%	4.28%	4.93%	11.84%	1.32%	0.66%	
arriba 0.65	2.63%	3.62%	5.59%	5.59%	6.25%	10.53%	13.82%	6.25%	15.46%	22.88%	11.18%	1.64%	11.84%	11.18%	14.80%	19.74%	27.30%	10.86%	13.49%	25.66%	
arriba 0.60	11.51%	15.46%	20.72%	21.05%	23.36%	29.61%	31.58%	34.21%	41.12%	43.22%	43.75%	43.75%	44.08%	44.74%	48.68%	49.01%	50.33%	50.66%	50.99%		

MITAD IZQUIERDA DEL ESPECTRO

Tabla 8.11b Exponente H secuencial de 1990 a 2015 (r_t) ($\lambda = 20$, $\tau = 1,000$, 500 y 250)

1000	COREA	CANADA	INDIA	HONG K.	ITALIA	TURK	IPC	TAIWAN	NORUEGA	HUNGRIA	EM LATAM	FILIPINA	SIGAPUR	EM EUROPE	COLOMBIA	TAILANDIA	EM ASIA	GRECIA	INDONESIA	MALASIA	CHILE	
total	267	267	267	267	267	267	267	267	193	254	267	267	267	201	120	267	267	267	267	267	267	
arriba 0.8	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0.37%	0%	0%	0.39%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	6.74%	0%	1.87%	
arriba 0.7	0%	0%	0%	0%	0%	2.62%	2.62%	0.52%	14.17%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	7%	0%	14.23%	0%	16.85%	
arriba 0.65	0.37%	1.12%	1.50%	0%	1.50%	0.75%	20.60%	1.50%	25.39%	18.90%	10.86%	14.23%	21.35%	4.98%	0%	3.00%	48.31%	11.99%	22.85%	22.47%	56.93%	
arriba 0.60	45.69%	45.69%	47.57%	49.06%	50.94%	51.31%	54.31%	57.30%	57.51%	59.84%	60.67%	60.67%	61.80%	63.18%	65.83%	66.67%	70.79%	75.28%	76.78%	77.90%	93.63%	

500	RUT 2K	HK	IPC	POLONA	NORUEGA	TAIWAN	BRASIL	INDIA	TURK	TAILANDIA	EM EUROPE	SIGAPUR	HUNGRIA	FILIPINA	EM LATAM	GRECIA	INDONESIA	COLOMBIA	MALASIA	EM ASIA	CHILE
total	292	292	292	253	218	292	248	292	292	292	226	279	292	292	292	292	292	145	292	292	292
arriba 0.8	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0.36%	0%	0%	0%	0%	1.71%	0%	0%	0%	0.34%
arriba 0.75	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	7.53%	0%	0%	0%	9.93%	0%	0%	0%	9.25%	
arriba 0.7	4.11%	0%	1.71%	2.37%	2.29%	0%	1.61%	0.34%	0.34%	0%	0.88%	0.68%	12.19%	3.08%	2.40%	17.81%	0%	0.68%	10.27%	31.51%	
arriba 0.65	16.78%	5.82%	11.99%	13.04%	22.94%	13.36%	7.66%	12.33%	9.59%	22.95%	12.83%	10.96%	20.43%	25.00%	25.00%	23.63%	40.75%	19.31%	24.66%	43.15%	63.01%
arriba 0.60	45.21%	46.92%	47.26%	47.43%	47.71%	48.97%	49.19%	50.68%	53.08%	57.88%	57.96%	58.78%	59.93%	61.64%	63.36%	63.36%	66.90%	69.52%	70.55%	93.15%	

250	NORUEGA	BRASIL	ACWI	TAIWAN	RUSSIA	HK	POLONA	TURK	SIGAPUR	INDIA	FILIPINA	HUNGRIA	EM EUROPE	TAILANDIA	EM LATAM	GRECIA	MALASIA	INDONESIA	EM ASIA	COLOMBIA	CHILE
total	230	261	304	304	207	304	265	304	304	304	291	238	304	304	304	304	304	304	157	304	
arriba 0.8	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1.03%	0%	0%	0%	0%	4.28%	0%	0%	2.63%	
arriba 0.75	0.87%	0%	0.33%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1.64%	6.53%	0.42%	0.33%	0.33%	0.66%	1.97%	0.64%	16.78%		
arriba 0.7	7.83%	0.77%	1.97%	4.61%	3.38%	0.33%	3.40%	3.95%	2.63%	0.99%	14.47%	12.71%	7.98%	5.26%	6.25%	7.89%	2.63%	23.68%	18.09%	17.83%	41.78%
arriba 0.65	26.09%	11.88%	9.87%	24.34%	16.43%	15.13%	22.26%	25.66%	23.68%	23.36%	30.59%	29.21%	30.25%	23.36%	35.20%	32.57%	31.25%	44.41%	45.07%	48.41%	75.33%
arriba 0.60	52.61%	52.87%	52.96%	53.95%	54.11%	56.25%	57.74%	61.51%	62.50%	63.16%	64.14%	64.26%	64.29%	69.08%	69.74%	70.07%	75.33%	75.99%	77.30%	78.34%	92.43%

MITAD DERECHA DEL ESPECTRO

Se han marcado en fondo de color gris los nombres de los índices de países con economías desarrolladas, en fondo color rosado los índices regionales y en fondo amarillo los países con economías emergentes. Además, se han marcado con tonos distintos de azul y rojo los valores que representan el porcentaje de eventos que superan cierto nivel. El extremo azul del espectro representa lo más aleatorio, es decir, lo que no tiene exponente H elevado. El extremo rojo representa lo más persistente, es decir, con mayor proporción de picos con exponente H elevado.

Resulta altamente sugerente que la tabla 8.11a, misma que representa la mitad izquierda del espectro (los más aleatorios), está mayoritariamente poblada por índices de países con economías desarrolladas o índices regionales que los representan, mientras que la tabla 8.11b, que representa la mitad derecha (los más deterministas o persistentes) está ocupada por países con economías emergentes o índices regionales de países emergentes⁵. En la Tabla 8.12 se anota el número de casos y los porcentajes que representan de los totales de cada mitad del espectro.

Tabla 8.12 Concentración de Índices de Países Desarrollados y Emergentes por Nivel del Exponente H												
Mitad Izquierda del Espectro							Mitad Derecha del Espectro					
Desarrollados		Emergentes		Regionales		τ	Desarrollados		Emergentes		Regionales	
14	70.0%	4	20.0%	2	10.0%	1,000	5	23.81%	16	76.19%	0	0.00%
15	75.0%	3	15.0%	2	10.0%	500	4	19.05%	17	80.95%	0	0.00%
16	80.0%	3	15.0%	1	5.0%	250	3	14.29%	17	80.95%	1	4.76%

⁵ Los índices regionales EM LATAM, EM EUROPE y EM ASIA son exclusivos de países con economías emergentes por lo que se han contabilizado como tales. El índice MSCI WI es exclusivo de países con economías desarrolladas por lo que se ha incluido bajo ese rubro. Los demás índices regionales, ACWI y STOXXE6 tienen una muestra mixta de los dos, por lo tanto, se contabilizan bajo el rubro de Regionales.

Queda claro que hay una fuerte relación entre los niveles que alcanza el exponente H dinámico de las series de rendimientos de un índice bursátil y el grado de desarrollo económico del país —o quizás sea el grado de madurez del mercado de dicho país— dado que entre el 70% y el 80% de los casos que tienen bajos niveles históricos del exponente H son de países desarrollados, mientras que entre el 76% y el 80% de los casos con altos niveles históricos de H son de países emergentes.

Una primera interpretación de los resultados sugiere que hemos presentado una prueba objetiva de algo que siempre se ha supuesto, es decir, el mayor grado de eficiencia de los mercados con economías desarrolladas, lo que puede identificarse en las series de tiempo financieras como un mayor grado de aleatoriedad, o si se quiere, menor grado de persistencia (niveles históricos del exponente H de los r_t cercano a 0.5).

Hemos encontrado que, con el paso del tiempo, los índices bursátiles —y por ende los mercados— tienden a adquirir mayor grado de eficiencia. Esto se manifiesta a través del nivel decreciente del valor medio del exponente de Hurst. El fenómeno es muy notorio en los índices de países emergentes, pero es cierto aún para índices de países desarrollados⁶.

Las razones de la menor eficiencia (o mayor grado de persistencia o memoria de largo plazo) en los índices emergentes puede ser atribuida a diversos factores entre los que podemos destacar los siguientes:

- Limitado número de participantes (poca profundidad en el mercado)
- Alto nivel de interdependencia en las expectativas de los participantes (agentes más homogéneos)
- Limitado número de empresas listadas (imposibilidad de arbitraje)
- Presencia de empresas claramente dominantes u oligopólicas
- Existencia de participantes dominantes
- Información asimétrica, distorsionada u oculta (competencia imperfecta)
- Altos costos por la información y por operación (“costos de fricción”)
- Sesgos regulatorios que favorecen a ciertos grupos
- Impunidad de agentes que operan con información privilegiada
- Alta proporción de operadores seguidores de tendencia (*herd behavior*)

Para terminar este capítulo se agrega un último ensayo realizado con las dos series que mostraron tener pendiente discretamente positiva en la regresión del exponente H contra el tiempo, es decir, el DJIA y el S&P500.

Llamó mucho nuestra atención el comportamiento de estos dos índices, distinto a la casi totalidad de los demás, ya que la pendiente alcista sugería que quizás en ellos no había una tendencia a “hacerse más eficientes” con el paso del tiempo, lo cual era claramente contra intuitivo.

Dado que teníamos acceso a series de larga duración de estos dos índices (118 años del DJIA y 65 años del S&P500), pudimos fragmentarlas para repetir el mismo estudio anterior y hacer comparaciones dentro del mismo índice.

⁶ Las excepciones a esta regla son dos índices regionales: el MSCI WI y el MSCI ACWI, dos índices estadounidenses: el DJIA y el S&P500, y el índice *Straits Times* de Singapur.

Como se muestra en las Tablas 8.13a y 8.13b, los hallazgos sugieren que, a pesar de que la línea de regresión de varios de los segmentos de estos índices tuvo pendiente positiva o prácticamente neutra (ver Tabla 8.10), al hacer el estudio comparativo de los distintos segmentos mediante el método de umbrales progresivos utilizado en las tablas 8.7, 8.9, 8.11a y 8.11b, se pudo demostrar muy claramente la mayor aleatoriedad de la serie 2 del S&P500 (1982–2015) comparada con la serie 1 del mismo índice (1950–1982).

Los resultados de los cuatro segmentos del DJIA no son completamente unívocos, no obstante, es claro en los tres tamaños de ventana, que el mayor grado de aleatoriedad está en el 4° y último segmento (1986–2015) y que el mayor grado de persistencia, determinismo o memoria corresponde al 1^{er} segmento (1897–1924), el más antiguo. Por su parte, el 2° y el 3^{er} segmento (1924–1952 y 1952–1986 respectivamente) no respetan la misma sistematización.

Tabla 8.13a Exp. H en S&P500			Tabla 8.13b Exp H en el DJIA				
$\tau=1000$	S&P500-1	S&P500-2	$\tau=1000$	DJIA-1	DJIA-2	DJIA-3	DJIA-4
total	360	360	total	362	364	406	322
arriba 0.8	0%	0%	arriba 0.8	0%	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	arriba 0.75	0%	0%	0%	0%
arriba 0.7	0%	0%	arriba 0.7	0%	0%	0%	0%
arriba 0.65	13.33%	0%	arriba 0.65	7.46%	1.37%	1.72%	0%
arriba 0.60	66.67%	1.39%	arriba 0.60	68.23%	30.49%	56.90%	4.35%
$\tau=500$	S&P500-1	S&P500-2	$\tau=500$	DJIA-1	DJIA-2	DJIA-3	DJIA-4
total	385	385	total	388	389	431	347
arriba 0.8	0%	0%	arriba 0.8	0%	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	arriba 0.75	0%	0%	0%	0%
arriba 0.7	3%	0%	arriba 0.7	0%	0%	0%	0%
arriba 0.65	18.44%	0%	arriba 0.65	9.54%	4.63%	11.60%	0%
arriba 0.60	54.81%	5.19%	arriba 0.60	56.96%	36.76%	48.96%	5.48%
$\tau=250$	S&P500-1	S&P500-2	$\tau=250$	DJIA-1	DJIA-2	DJIA-3	DJIA-4
total	397	397	total	400	401	443	359
arriba 0.8	0%	0%	arriba 0.8	0%	0%	0%	0%
arriba 0.75	0%	0%	arriba 0.75	0%	0%	0.23%	0%
arriba 0.7	7.05%	0.25%	arriba 0.7	4.75%	1.50%	2.26%	0.28%
arriba 0.65	29.22%	3.02%	arriba 0.65	23.75%	12.97%	20.77%	3.34%
arriba 0.60	58.69%	13.85%	arriba 0.60	58.25%	49.38%	55.08%	16.16%

CAPÍTULO IX. ESTUDIO CRÍTICO DEL MODELO CAPM,

Uno de los pilares del modelo convencional que explica el comportamiento de los mercados, que presume tener valor prescriptivo y predictivo, es el *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) de Sharpe (1963), Lintner (1965), Mossin (1966) y Treynor (1961, 1962). Uno de los supuestos de este modelo es que los activos generan utilidades para los inversionistas (premio por riesgo) como función lineal de una única variable que es el riesgo sistémico de cada activo. El modelo propone que la beta (β) es la medida adecuada de dicho riesgo sistémico.

Para el CAPM, la β equivale a la pendiente de la línea de regresión de los rendimientos del portafolio de mercado contra los rendimientos del activo en cuestión, de tal manera que representa la sensibilidad del precio de un activo al conjunto de todas las variables “económicas”, comparada con la sensibilidad del “portafolio de mercado” al mismo conjunto de todas las variables. La β puede calcularse como la covarianza del activo contra el portafolio de mercado entre la varianza del portafolio de mercado (fórmula #90).

Dado que el portafolio de mercado es un concepto ideal —supuestamente es el conjunto de todos los activos del mercado, incluyendo el capital humano, en proporción igual al que tienen en el mercado (algo imposible de determinar, cuantimás de valorar)—, debe ser sustituido por un índice bursátil que adopte el papel de proxy del mercado. Ahí comienzan los problemas ya que, aun suponiendo que el modelo tuviera méritos (demostraremos que no tiene muchos) un índice del mercado pudiera ser un muy mal sustituto del portafolio del mercado.

Para atacar el punto previo, en la Tabla 9.1 mostramos la lista de las 35 acciones que componen actualmente al IPC (23-dic-2016), proxy del mercado preferido en México. Se anota el número progresivo de la acción (#), la clave de pizarra (Nombre), el precio de cierre del mismo día (Precio Último), el número de acciones que existen de cada emisora (Acciones Flotantes), el valor de capitalización de cada emisora, la ponderación (Influencia) de cada una de las acciones en el índice¹ y tras ordenarlas por ponderación de mayor a menor, se anota el porcentaje acumulativo progresivo (Influencia Total Acumulada) de las acciones previas (recordemos que el IPC sólo comprende 35 de las aproximadamente 175 acciones listadas en la BMV). En la última columna (% Acciones Acumuladas) se anota el porcentaje acumulado de la muestra desde la acción que recibe el #1, la de mayor valor de capitalización, hasta el punto correspondiente. Se considera que las 35 acciones de la muestra son el 100%.

En la misma Tabla 9.1, en color gris, se marcan las primeras 12 acciones por valor de capitalización. Estas acciones representan el 34.29% de la muestra (12/35), mientras que les corresponde el 74.98% del peso o influencia en el cálculo del índice. Esta disparidad o sobreponderación relativa tiene dos efectos muy importantes: en primer lugar, hace imposible hacer una diversificación completa del riesgo específico de cada una de las acciones más pesadas. En segundo lugar, resulta absurdo pensar que 12 emisoras representen el 75% de un proxy que puede ser equivalente al portafolio de mercado, el cual es utilizado para calcular la β . Demostraremos que, a pesar de la sencillez, elegancia y belleza del CAPM, no parece poder justificarse su aplicación práctica.

¹ El IPC es un índice compuesto por una muestra de 35 acciones nacionales listadas en la Bolsa Mexicana de Valores, cada una de las cuales se pondera en el índice por su valor de capitalización de tal forma que el índice es un promedio ponderado del valor de capitalización de la muestra completa.

Dada la importancia de la β en el modelo convencional en los mercados financieros y su frecuente uso en la práctica contemporánea de construcción de portafolios de inversión, investigamos su estabilidad a lo largo del tiempo utilizando distintos tamaños de ventanas de observación (τ). Asimismo, cuantificamos el poder explicativo de la β bajo distintas condiciones (desde el punto de vista de la R^2 de la regresión R_i / R_m).

Tabla 9.1, Acciones que componen al IPC y su ponderación (23-XII-2016)							
#	Nombre	Precio Ultimo	Acciones Flotantes	Valor Capitalización	Influencia en el IPC	Inf. Total acumul.	% Acciones acumul.
1	FEMSA UBD	\$ 156.39	2,161,177,770	\$ 337,986,591,450	12.20%	12.20%	2.86%
2	AMX L	\$ 12.87	24,539,094,456	\$ 315,818,145,649	11.40%	23.60%	5.71%
3	GFNORTE O	\$ 99.91	2,496,356,607	\$ 249,410,988,605	9.00%	32.60%	8.57%
4	CEMEX CPO	\$ 16.05	14,004,887,248	\$ 224,778,440,330	8.11%	40.71%	11.43%
5	TLEVISA CPO	\$ 85.99	2,445,199,226	\$ 210,262,681,444	7.59%	48.30%	14.29%
6	GMEXICO B	\$ 56.54	3,503,250,000	\$ 198,073,755,000	7.15%	55.45%	17.14%
7	WALMEX *	\$ 37.53	5,238,420,789	\$ 196,597,932,211	7.10%	62.55%	20.00%
8	ALFA A	\$ 26.30	3,584,350,000	\$ 94,268,405,000	3.40%	65.95%	22.86%
9	GAP B	\$ 167.08	405,322,500	\$ 67,721,283,300	2.44%	68.39%	25.71%
10	KOF L	\$ 129.94	497,298,032	\$ 64,618,906,278	2.33%	70.72%	28.57%
11	ASUR B	\$ 295.31	207,787,500	\$ 61,361,726,625	2.21%	72.94%	31.43%
12	SANMEX B	\$ 30.95	1,827,147,172	\$ 56,550,204,973	2.04%	74.98%	34.29%
13	GRUMA B	\$ 258.13	216,374,540	\$ 55,852,760,010	2.02%	77.00%	37.14%
14	KIMBER A	\$ 36.44	1,445,395,817	\$ 52,670,223,571	1.90%	78.90%	40.00%
15	BIMBO A	\$ 44.54	1,175,800,000	\$ 52,370,132,000	1.89%	80.79%	42.86%
16	GFINBUR O	\$ 30.31	1,660,139,132	\$ 50,318,817,091	1.82%	82.60%	45.71%
17	MEXCHEM *	\$ 47.68	1,050,000,000	\$ 50,064,000,000	1.81%	84.41%	48.57%
18	AC *	\$ 107.12	419,083,083	\$ 44,892,179,851	1.62%	86.03%	51.43%
19	PE&OLES *	\$ 387.28	99,368,937	\$ 38,483,601,921	1.39%	87.42%	54.29%
20	GCARSO A1	\$ 80.80	453,229,393	\$ 36,620,934,954	1.32%	88.74%	57.14%
21	PINFRA *	\$ 174.54	190,061,762	\$ 33,173,379,939	1.20%	89.94%	60.00%
22	GENTERA *	\$ 31.66	983,237,236	\$ 31,129,290,892	1.12%	91.06%	62.86%
23	ALSEA *	\$ 58.80	500,817,094	\$ 29,448,045,127	1.06%	92.12%	65.71%
24	LIVEPOL C-1	\$ 150.00	187,573,795	\$ 28,136,069,250	1.02%	93.14%	68.57%
25	IENOVA *	\$ 87.53	306,804,762	\$ 26,854,620,818	0.97%	94.11%	71.43%
26	VOLAR A	\$ 30.33	877,856,219	\$ 26,625,379,122	0.96%	95.07%	74.29%
27	OMA B	\$ 89.23	285,517,429	\$ 25,476,720,190	0.92%	95.99%	77.14%
28	LALA B	\$ 30.18	618,983,028	\$ 18,680,907,785	0.67%	96.66%	80.00%
29	ELEKTRA *	\$ 259.34	70,208,960	\$ 18,207,991,686	0.66%	97.32%	82.86%
30	OHLMEX *	\$ 20.00	779,483,371	\$ 15,589,667,420	0.56%	97.88%	85.71%
31	LAB B	\$ 21.38	681,676,691	\$ 14,574,247,654	0.53%	98.41%	88.57%
32	NEMAK A	\$ 18.80	616,149,465	\$ 11,583,609,942	0.42%	98.83%	91.43%
33	BOLSA A	\$ 26.95	415,092,303	\$ 11,186,737,566	0.40%	99.23%	94.29%
34	GFREGIO O	\$ 110.76	98,379,399	\$ 10,896,502,233	0.39%	99.62%	97.14%
35	ALPEK A	\$ 24.58	423,337,522	\$ 10,405,636,291	0.38%	100.00%	100.00%

Tabla 9.1 Acciones que Componen el IPC. Las acciones se han ordenado por valor de capitalización² de la mayor (#1- FEMSA UBD) a la menor (#35-Alpek A). Se anota la Clave de Pizarra de la acción (Nombre), el precio de cierre de la acción el día del corte (23 de diciembre de 2016), el número de acciones flotantes reportadas ese día, el valor de capitalización de la empresa, la ponderación que tiene dicha empresa en el IPC (Influencia en el IPC), la influencia total acumulada y el porcentaje del peso acumulado de las acciones hasta esa acción en particular. Elaboración propia con datos de la BMV.

² El *valor de capitalización* o *valor de mercado* de una empresa es una forma de medir el tamaño de la empresa en un momento dado, tomando en cuenta el número de acciones flotantes de la empresa (*outstanding shares*), multiplicado por el precio de mercado de la empresa. Esta forma de valuar a las empresas sólo es aplicable a empresas cuyas acciones se han colocado en el mercado secundario de capitales.

9.1 Inestabilidad de las Betas

La Figura 9.1 representa gráficamente el modelo CAPM y el concepto de la β . Según el modelo, el rendimiento esperado del activo i , es igual a la combinación de la tasa libre de riesgo R_f más el producto de la β por el exceso de rendimiento del mercado $E(R_m)$ sobre la tasa libre de riesgo, de tal manera que la esperanza de rendimiento de i , $E(R_i) = R_f + \beta (E(R_m) - R_f)$.

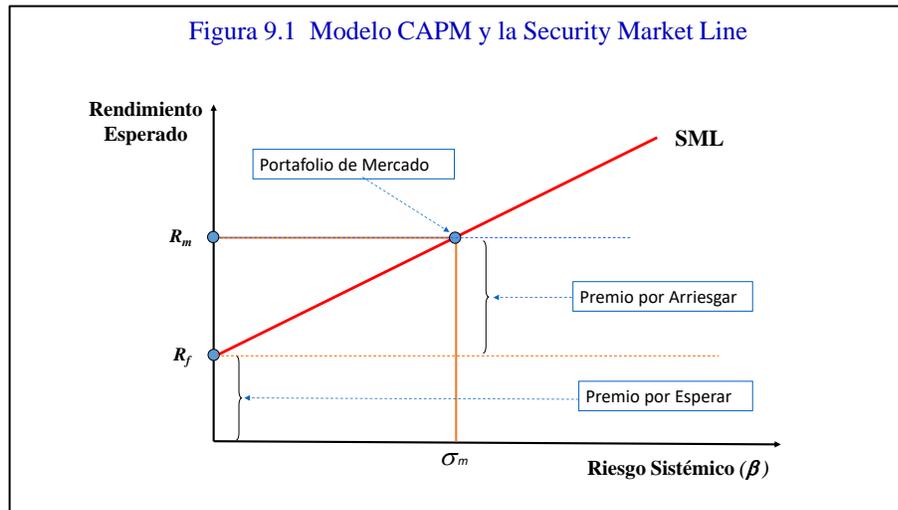


Figura 9.1 Modelo CAPM. La línea de regresión (SML) de los rendimientos históricos del mercado (abscisas) contra los rendimientos del activo (ordenadas) R_i/R_m puede representarse en el plano cartesiano como la “supuesta” relación entre riesgo sistemático (abscisas) y el rendimiento esperado (ordenadas). R_f = Tasa libre de riesgo. R_m = Rendimiento del mercado, σ_m = Desviación estándar del mercado. La pendiente de la línea del mercado accionario (*Security Market Line*) corresponde a la β . Elaboración propia basado en Sharpe (1963).

En la Figura 9.1 la pendiente de inclinación de la línea del mercado accionario o *Security Market Line*³ corresponde precisamente a la β , y el coeficiente R^2 marca la bondad de ajuste del modelo lineal que busca relacionar el riesgo sistemático (su medida es la β), con el rendimiento esperado $E(R_i)$. En otras palabras, una R^2 alta (>0.6) indica que los rendimientos del activo están razonablemente bien explicados como función de los rendimientos del mercado, mientras que una R^2 baja (<0.3) indica que, en el mejor de los casos, el modelo es pobre, es decir, que los rendimientos del activo no pueden explicarse como función de los rendimientos del mercado, por lo tanto, ni como función del riesgo sistemático.

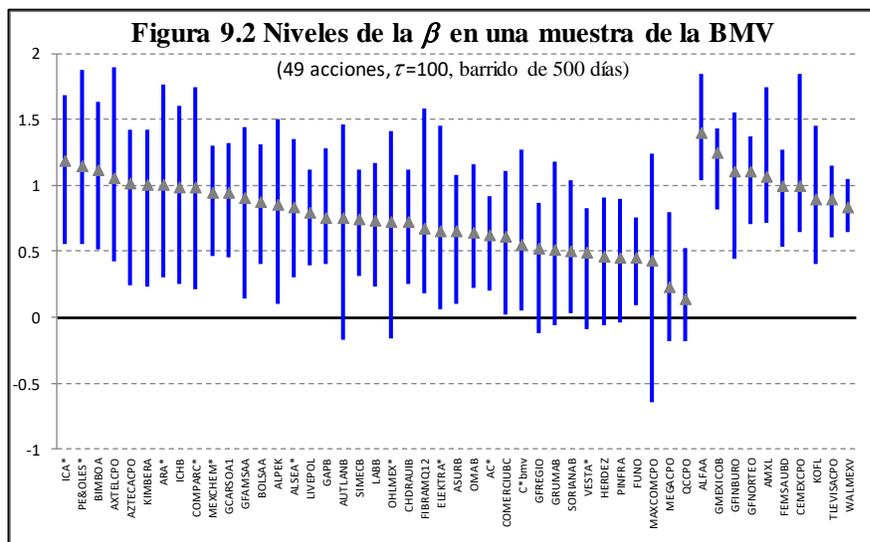
En un primer ensayo, cuantificamos el grado de confiabilidad que hay de que la β medida en un momento y bajo ciertas condiciones, siga siendo vigente en distintos plazos posteriores.

³ La SML, en su origen, corresponde a la regresión lineal por mínimos cuadrados ordinarios, de los rendimientos del portafolio de mercado o un proxy de él (abscisas), contra los rendimientos del activo bajo estudio (ordenadas). A partir de ello la relación se hace equivalente al riesgo (abscisas) contra el rendimiento del activo en cuestión (ordenadas), asignándole un valor de 1 al nivel de riesgo del portafolio de mercado, mismo que por definición, está perfectamente diversificado y sólo tiene riesgo sistemático, riesgo de mercado o riesgo no diversificable, por lo tanto, no tiene riesgo específico. El coeficiente de “y” en la fórmula de la regresión es la β del activo.

1. Se identificaron los componentes de la fórmula del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) y su peso relativo en el índice.
2. Se recabaron los precios de cierre del IPC y de 49 acciones que operan en la BMV desde el 2 de julio de 2012 hasta el 18 de noviembre de 2014.
3. Se calcularon los log-rendimientos diarios de los activos (599 datos de cada acción).
4. Se calculó la β y R^2 de cada acción utilizando ventanas τ de 100 días (~4.5 meses), barridas hasta el final de cada serie (500 mediciones sucesivas).
5. Se identificó la β y la R^2 máxima, mínima y promedio, de cada serie y de cada ventana, se graficaron y se hizo un análisis minucioso de los resultados.

En la Figura 9.2 se representan las β de todas las acciones de la muestra. Hay un grupo de 10 acciones (Alfa, Gmexico, Gfinbur, Gfnorte, AMXL, Femsa, Cemex, KOF, Tlevisa y Walmex) que tenían las 10 mayores ponderaciones en el IPC en el momento de hacer el estudio.

Lo más relevante en esta gráfica es la muy baja frecuencia de β negativas y de β mayores a 1 (ninguna β promedio fue negativa ni sobrepasó 1.5). Las dos acciones con β promedio más altas, Alfa y Gmexico, pertenecen al grupo de las 10 más pesadas. La β promedio de 30 de las 49 acciones (61.22%) está entre 0.5 y 1, la β promedio, más alta fue 1.404 (Alfa) y la más baja 0.1418 (QC CPO).

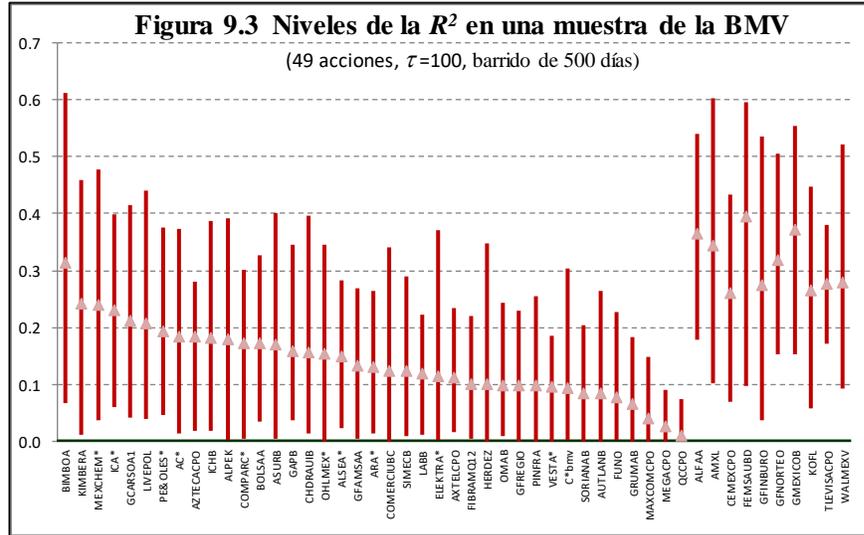


Dado que el modelo pretende que el nivel de riesgo (riesgo total en la acepción más amplia, riesgo sistémico según la versión restringida) es uno de los determinantes más importantes del rendimiento esperado, y que la relación entre riesgo y rendimiento es lineal, es de gran relevancia conocer qué tan bien se ajustan los datos a la línea de regresión, en otras palabras, para sustentar qué tan válido es el supuesto teórico de que el riesgo es determinante del rendimiento debemos identificar el grado de poder explicativo que tiene el modelo.

El coeficiente de determinación de Pearson, coeficiente R^2 o prueba de bondad de ajuste, refleja la fuerza del modelo. En otras palabras, la R^2 nos dice qué proporción o porcentaje del cambio total en la variable dependiente Y (el rendimiento) puede ser explicado por el modelo de regresión, es decir, por cambios en la variable independiente X (el riesgo). El valor de este coeficiente es una cantidad siempre positiva que puede adoptar valores de 0 a 1. $R^2=1$ significa un ajuste perfecto, es decir, $\hat{Y}_i = Y_i$, para cada i . Por otro lado, $R^2=0$ significa que no hay relación alguna entre la variable

dependiente y la variable explicativa o independiente, es decir, la mejor predicción de cualquier valor de Y es simplemente el valor de su media histórica.

En la Figura 9.3 se muestran los valores promedio, máximo y mínimo de la R^2 calculadas en las mismas regresiones de las 49 acciones de la BMV que se emplearon para calcular las β en la Figura 9.2. Aquí también se han separado las 10 acciones con mayor ponderación y se han utilizado ventanas $\tau=100$ días (~ 4.5 meses), barridas hasta el final de cada serie (500 pruebas).

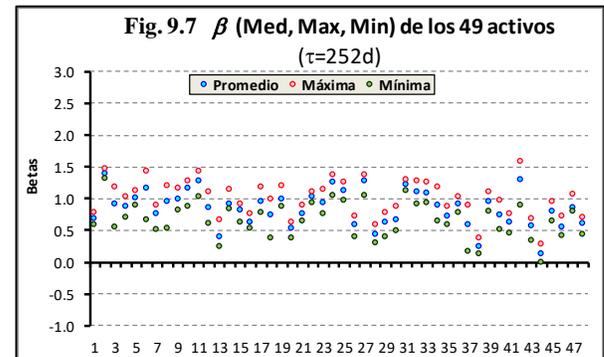
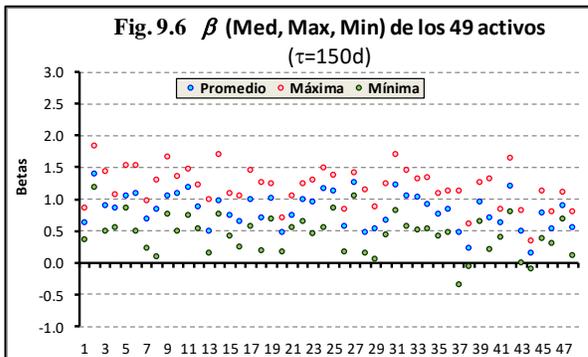
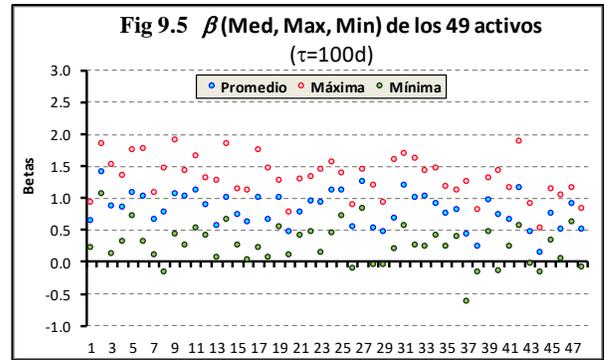
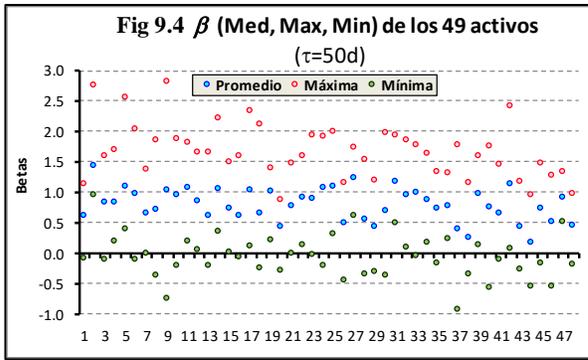


De entrada, resulta inquietante encontrar niveles de R^2 promedio muy bajos. El promedio más alto no logró alcanzar siquiera 0.4 (R^2 promedio de Gfinbur = 0.395). En segundo lugar, sólo uno de los activos que no están en el grupo de los 10 más pesados tuvo una R^2 promedio mayor a 0.25. Los 10 activos más pesados tuvieron una R^2 promedio mayor a 0.25. El promedio de las R^2 medias fue 0.174 y si se excluyen las 10 más pesadas, el promedio desciende a 0.138. Esto sugiere, cuando menos tentativamente, que el nivel de riesgo sistémico de las acciones de la BMV tiene un paupérrimo valor explicativo del rendimiento de los activos.

Los resultados del ejercicio anterior nos llevan a otra incógnita sobre la β : ¿De qué tamaño deberán ser las ventanas τ , y en qué forma cambia la β si cambiamos el tamaño de la ventana?

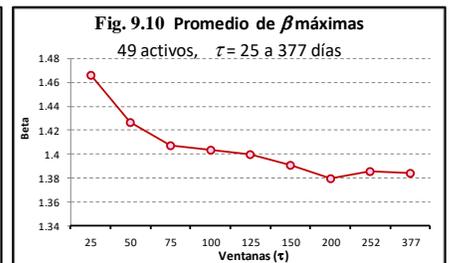
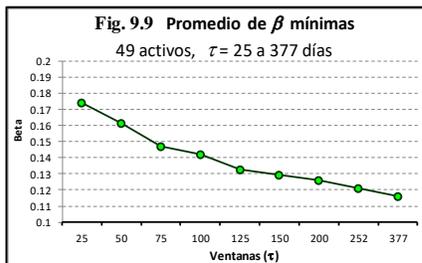
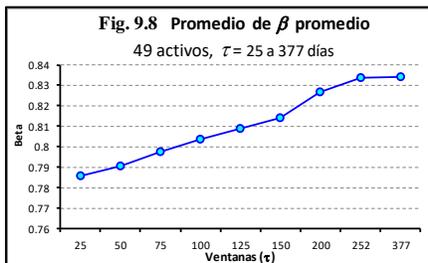
Para responder a esa pregunta se hizo el siguiente ejercicio. Utilizando las mismas 49 series de tiempo de acciones de la BMV se calculó la β con ventanas $\tau = 25, 50, 75, 100, 125, 150, 200, 252$ días (~ 1 año) y 377 días (~ 1.5 años). En las Figuras 9.4, 9.5, 9.6 y 9.7 se muestran los resultados de $\tau = 50, 100, 150$ y 252 días para las 49 acciones elegidas. En las figuras 9.8, 9.9 y 9.10 se muestra el resumen de la media de las β , la β máxima y las β mínima de todas las acciones y de todos los plazos (en orden alfabético). Los hallazgos se comentan adelante.

Las Figuras 9.4 a 9.7 muestran los efectos que resultan de modificar la ventana de observación τ en cada activo. Como era de esperarse, al aumentar el plazo de τ disminuyó la variabilidad de las β . Es importante notar que, si bien con τ de plazos mayores la β parece estabilizarse, la realidad es que simplemente la inestabilidad propia de la β queda disimulada por el efecto de dilución, lo que podría generar la muy falsa sensación de que ventanas mayores son más apropiadas (adelante volvemos a tocar este punto).



Consideramos que aún ventanas tan cortas como 50 días (poco más de 2 meses) son relevantes ya que, si se toma una posición en el mercado utilizando la β como elemento de juicio, el efecto podrá ser suficientemente positivo o negativo en 2 meses y si se elige la posición con base en una β calculada, digamos con rendimientos de 1 año (252 días), el efecto resultante podrá ser dramáticamente diferente al esperado, dada la inestabilidad que este ensayo demuestra.

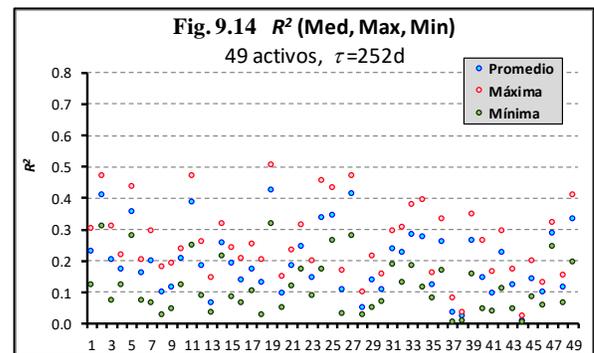
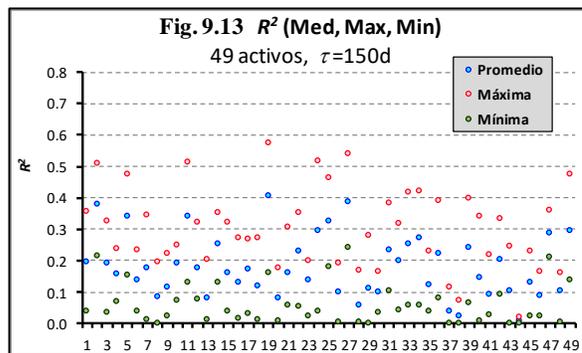
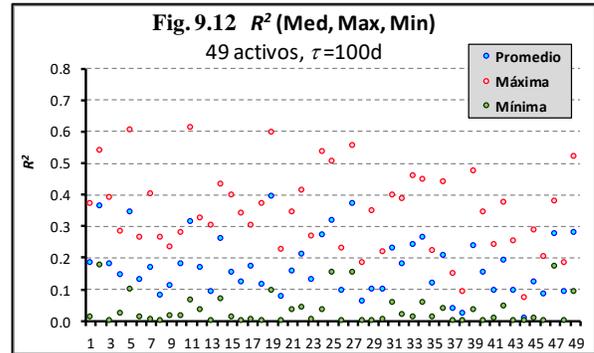
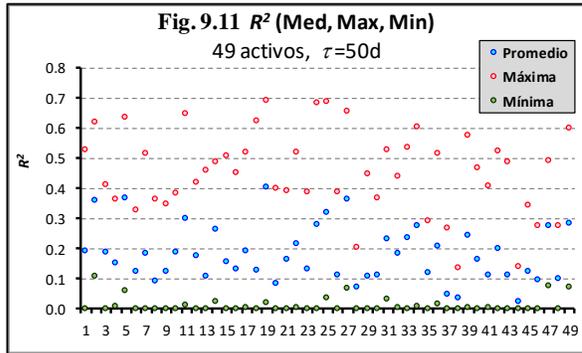
Las figuras 9.8, 9.9 y 9.10 muestran que la β promedio del conjunto de acciones estudiadas tiende a aumentar un poco (de 0.786 a 0.834) al aumentar τ , mientras que la β mínima y máxima tiende a decrecer modestamente (de 0.174 a 0.116 la mínima y de 1.466 a 1.379 la máxima).



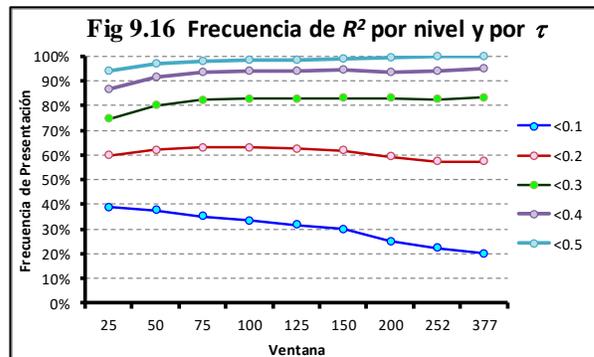
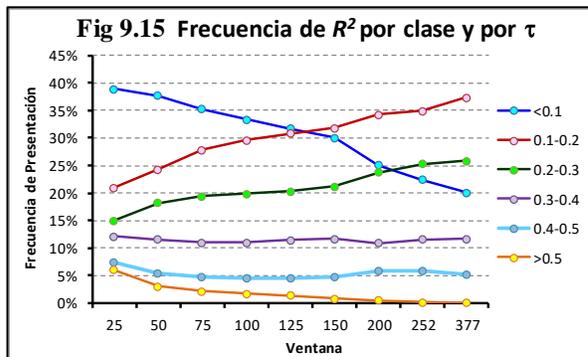
A continuación, se exploró el comportamiento de la R^2 de la regresión de los rendimientos del mercado contra los rendimientos de cada acción al modificar el tamaño de las ventanas. Utilizando las mismas 49 series de tiempo de acciones de la BMV se calculó la R^2 con ventanas $\tau = 25, 50, 75, 100, 125, 150, 200, 252$ días (≈ 1 año) y 377 días (≈ 1.5 años).

En las Figuras 9.11, 9.12, 9.13 y 9.14 se muestran los resultados para $\tau = 50, 100, 150$ y 252 días de las 49 acciones elegidas. En las figuras 9.15 y 9.16 se muestra de dos formas distintas la incidencia de R^2 de distintos niveles para todas las acciones y todas las ventanas de observación.

En la Figura 9.17 se muestra el promedio de las diferencias entre la R^2 máxima y R^2 mínima de todas las acciones utilizando las distintas ventanas τ . Los resultados se comentan después.



Las Figuras 9.11, 9.12, 9.13 y 9.14 muestran que la dispersión en el valor de la R^2 tiende a disminuir conforme se aumenta el tamaño de las ventanas de observación, no obstante, los valores se mantienen bajos en todos los tamaños de ventana τ . En esta muestra no se encontró ningún valor R^2 promedio mayor a 0.43. Sólo 4 de 196 pruebas (2%) tuvieron $R^2 > 0.4$.



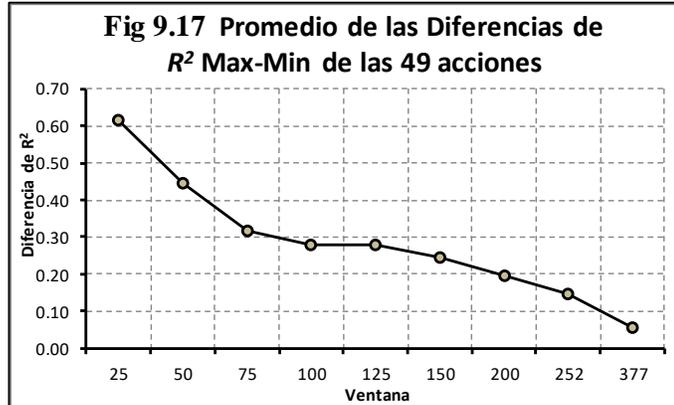
La Figura 9.15 es muy reveladora de lo que está sucediendo en el fondo. En esta gráfica se han agrupado los resultados en clases con distintos valores de R^2 con la intención de mostrar el porcentaje de casos que se encuentra en cada clase. El objetivo es mostrar los cambios que se presentan utilizando distintas ventanas de observación. Destaca la muy baja frecuencia de casos con valor de $R^2 > 0.5$ (en color naranja), apenas más de 5%, con ventana de 25 días y prácticamente inexistentes con ventanas mayores a 200 días. El porcentaje de casos con R^2 que se ubican en las

clases de 0.3 a 0.4, y de 0.4 a 0.5 (en color azul cielo y lila) se mantienen prácticamente constantes ($\approx 10\%$) sin importar el tamaño de la ventana utilizada.

La incidencia en otras clases, por ejemplo, $R^2 < 0.1$, R^2 entre 0.1 y 0.2 y R^2 entre 0.2 y 0.3, tiene un comportamiento diferente. Conforme se aumentó el tamaño de la ventana, la frecuencia de casos con R^2 ubicada entre 0.1 y 0.3 aumentó desde niveles cercanos a 20% ($\tau = 25$) hasta niveles que superan 35% ($\tau = 377$). Por el contrario, la frecuencia de casos con R^2 inferior a 0.1 disminuye desde niveles cercanos a 40% ($\tau = 25$) hasta 20% ($\tau = 377$).

En la Figura 9.16 se han definido niveles de corte progresivamente más elevados del valor de la R^2 con la intención de mostrar el porcentaje de casos ubicados debajo de cada nivel elegido. Se muestra, por ejemplo, que para la ventana $\tau = 25$, el 40% de los casos tienen $R^2 < 0.1$ (en azul marino), frecuencia que tiende a disminuir al aumentar el tamaño de la ventana, hasta alcanzar 20% en $\tau = 377$. Para niveles de corte más altos (R^2 entre 0.2 y 0.5), la incidencia aumentó discretamente al pasar de $\tau = 25$ a $\tau = 75$ y permaneció prácticamente constante para ventanas mayores a 75. Aproximadamente el 60% de las pruebas tienen $R^2 < 0.2$, 83% tienen $R^2 < 0.3$, 94% tienen $R^2 < 0.4$ y 99% tienen $R^2 < 0.5$.

En la Figura 9.17 se ha graficado el promedio de los rangos existentes entre la R^2 más alta y la más baja de las acciones (49 activos de la BMV) para cada tamaño de ventana $\tau = 25, 50, 75, 100, 125, 150, 200, 252$ y 377 días. Es evidente que el promedio de los rangos del valor de la R^2 decrece conforme aumenta el tamaño de la ventana, es decir, la R^2 se hace más “estable” al crecer τ , desde rangos con valor cercano a 0.6 para $\tau = 25$ hasta una diferencia de ≈ 0.05 para $\tau = 377$.



Estos hallazgos vuelven a confirmar dos características del modelo CAPM: 1) que a mayor tamaño de la ventana de observación para el cálculo de la β , el resultado obtenido (el valor de la β en sucesivas observaciones de un mismo activo) se hace más estable (algo que a nadie debe sorprender), y 2) que en el mejor de los casos, la prueba de bondad de ajuste de los datos empíricos con el modelo teórico (por lo tanto, el valor predictivo del modelo) es muy pobre dado que en 83% de las pruebas, el valor de la R^2 se mantuvo debajo de 0.3, sin importar el tamaño de la ventana utilizado.

Otra cantidad estrechamente relacionada con la R^2 es el coeficiente de correlación ρ , función que corresponde a la medida del grado de asociación entre dos variables.

La fórmula del coeficiente de correlación (fórmula [30] página 161, Capítulo IV) es precisamente la raíz cuadrada de la R^2 con signo \pm , es decir:

$$\rho = \pm\sqrt{R^2} \quad [88]$$

...por lo tanto, adopta signo positivo o negativo dependiendo del signo del término en el numerador en la fórmula siguiente:

$$\rho_{x,y} = \frac{Covar(x,y)}{\sigma_x\sigma_y} \quad [89]$$

El coeficiente de correlación puede adoptar valores entre -1 y $+1$. Asimismo, el indicador es simétrico, es decir, $\rho_{xy} = \rho_{yx}$. Lo más importante es que si “x” y “y” son estadísticamente independientes, entonces $\rho_{xy} = 0$.

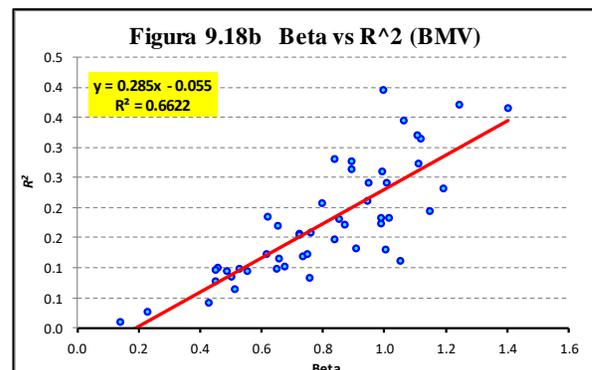
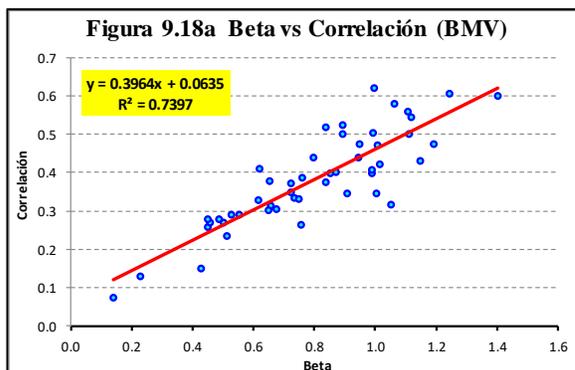
No debemos olvidar que el coeficiente de correlación es una medida de asociación lineal o dependencia lineal solamente, por lo tanto, no tiene valor en acreditar o descartar formas no lineales de relación entre variables. Desde luego que, aun existiendo una correlación lineal clara entre dos variables, ello no implica una relación de causalidad entre ellas.

En este punto es particularmente relevante recordar el parecido de la fórmula del coeficiente de correlación [89] con la de la β [90]:

$$\beta_{x,m} = \frac{Covar(x,m)}{\sigma_m\sigma_m} \quad [90]$$

No es difícil notar la semejanza entre los dos estadísticos; en el numerador de ambos está la covarianza de un activo (una acción) con otro (el índice de mercado), y en el denominador, está el producto de dos desviaciones estándar, en ambos casos una de ellas es de los rendimientos del índice del mercado. Si consideramos la ecuación [88], queda claro que mientras más baja sea la β de un activo (o de un portafolio), menor podría ser el coeficiente de correlación entre los rendimientos de dicho activo y los del índice del mercado, por lo tanto, la R^2 será también más baja y será más pobre el valor explicativo y predictivo del modelo.

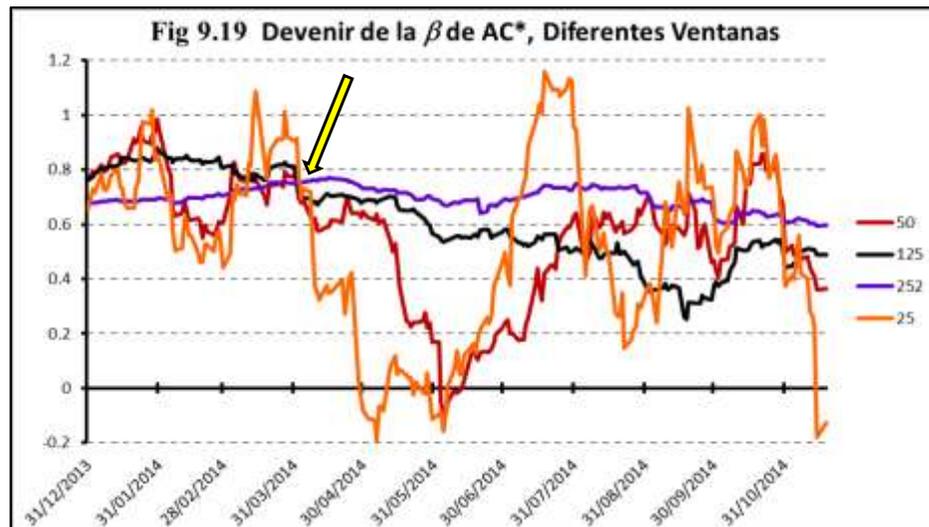
En las Figuras 9.18a y 9.18b se muestran las gráficas de dispersión de la beta contra la correlación y de la beta contra la R^2 de una muestra de 49 acciones listadas en la BMV. En ambos casos queda demostrada la relación directa entre la β y los otros dos estadísticos.



Bajo los supuestos convencionales se ha propuesto en forma acrítica que un portafolio con β_p baja (menor a 0.6, por ejemplo) puede proteger de movimientos descendentes del mercado dado que —se argumenta— si la $\beta_p=0.5$ y el mercado cae 10%, el portafolio sólo perderá 5% de su valor. La realidad es que el valor bajo de la β nos informa principalmente del pobre valor predictivo del modelo, no del efecto que debemos esperar. Bajo las condiciones del ejemplo anterior, lo más que podremos decir cuando tenemos un portafolio con β_p baja es que no tenemos mucha idea de cuál será el desempeño del portafolio, independientemente de lo que haga el mercado.

Con el propósito de destacar el serio problema de la β medida o “experimentada” durante plazos distintos, hemos preparado la Figura 9.19. En ella se representa gráficamente el devenir de la β de la acción Arca Continental (AC*) de la BMV calculada con $\tau=25$ días (naranja), 50 días (rojo), 125 días (negro) y 252 días (morado), plazos que corresponden, *grosso modo*, a 1 mes, 2 meses, 6 meses y 1 año.

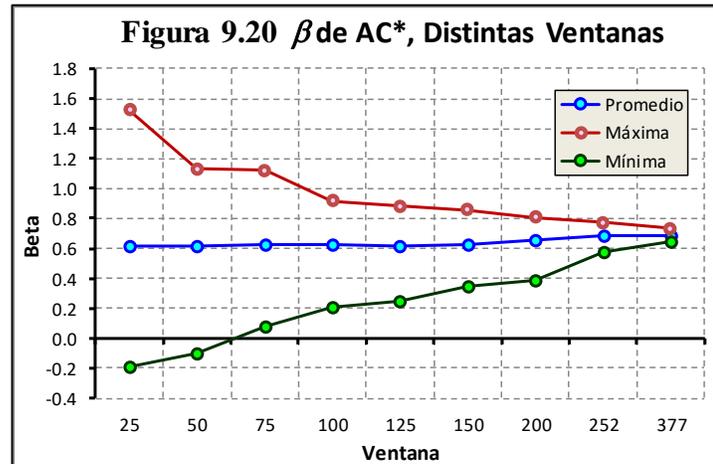
En la gráfica se ha marcado con una flecha el 4 de abril del 2014. Ese día las β calculadas con 25, 50, 125 o 252 rendimientos diarios previos eran muy parecidas (entre 0.68 y 0.75). Sin embargo, el resultado obtenido y la consistencia entre dicho resultado y la expectativa teórica hubiera sido muy diferente si la evaluación se hubiese hecho un mes después, el 5 de mayo, cuando β_{25} sería de -0.117 , mientras que las otras serían: $\beta_{50} = 0.616$, $\beta_{125} = 0.687$ y $\beta_{252}=0.729$. Un mes más tarde, el 4 de junio de 2014, los resultados hubieran sido $\beta_{25} = -0.157$, $\beta_{50} = -0.104$, $\beta_{125} = 0.534$ y $\beta_{252} = 0.672$.



En la Tabla 9.2 se muestra la variación de las β , calculadas con las 4 distintas ventanas mencionadas, en 5 fechas sucesivas separadas entre sí aproximadamente un mes. Resulta evidente no sólo la gran diferencia que puede obtenerse al calcular la β con ventanas distintas, sino la imposibilidad verdadera de aprovechar cualquier información que pudiera derivarse de la β dada la inestabilidad que muestra este parámetro, lo que, bajo los propios supuestos del modelo CAPM, traduce en una gran inestabilidad en la sensibilidad del precio de un activo a los factores de la economía, al comparársele con la sensibilidad del proxy del mercado.

Ventanas	$\tau=25$	$\tau=50$	$\tau=125$	$\tau=252$
04/04/2014	0.729	0.683	0.696	0.754
05/05/2014	-0.117	0.616	0.688	0.729
04/06/2014	-0.157	-0.104	0.535	0.672
04/07/2014	0.624	0.203	0.554	0.691
08/08/2014	0.669	0.646	0.525	0.745

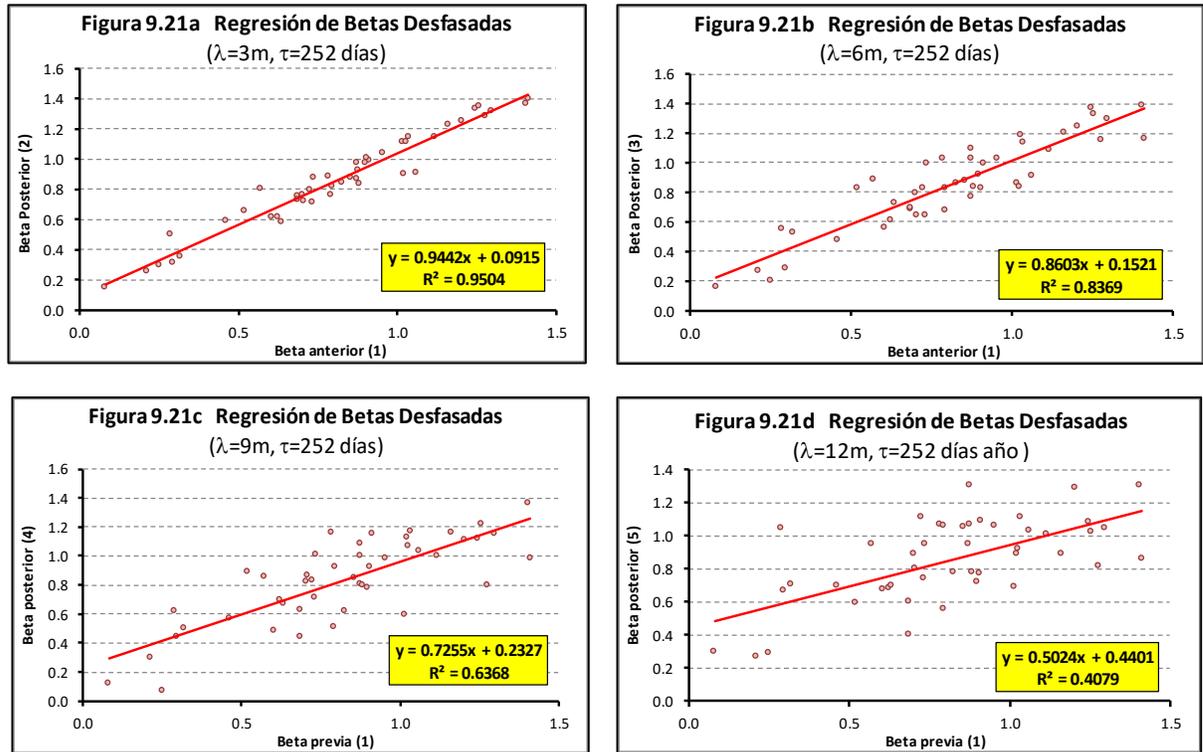
En la Figura 9.20 se representa gráficamente la dispersión de las β de AC* calculadas con diversas ventanas barridas desde el 19-04-2013 hasta el 18-11-2014. En la figura se corroboran dos ideas ya comentadas: 1) Mientras más amplia sea la ventana de observación τ , menor será la dispersión de las β medidas en distintos momentos, y 2) La media de las β permanece básicamente constante a lo largo del tiempo (alrededor de 0.64 para AC*). Esto podría sugerir que si la β tiende al valor de aquella calculada con las ventanas más amplias, la solución al problema de la inestabilidad del indicador es precisamente esa: calcularlo con la ventana más amplia posible.



Desde luego que si lo que se busca es una β que no se mueva, así se resuelve el problema. Sin embargo, si lo que se busca es lograr aprehender el poder predictivo del indicador, el argumento es falaz. Estabilizar la β ampliando la ventana equivale a la metáfora del hombre que simultáneamente mete cada uno de sus pies en dos baldes de agua. En uno el agua está a 0°C y en el otro a 80°C. Al preguntarle cómo está el agua, responde “tibia..., promedia 40°C”.

La inestabilidad de la β calculada con ventanas estrechas, digamos de 50 días, sólo indica una cosa, que la sensibilidad del precio de un activo a los movimientos del mercado (o al conjunto de los factores económicos que lo determinan) no es una propiedad estable. Además, recordemos que una β baja implica frecuentemente una ρ baja y esta, con alta probabilidad, implica una R^2 baja, es decir, representa bajo poder explicativo y predictivo del modelo. Una excepción a esta regla ocurre cuando el portafolio de β baja se ha construido utilizando los mismos activos que el índice del mercado (por ejemplo, un ETF cuyo subyacente sea el propio índice) pero diluido con una porción en efectivo. En este caso, se podrá obtener un portafolio con β baja al mismo tiempo que se conserva una alta correlación y una R^2 también alta, luego entonces, un alto poder predictivo.

En un estudio más sobre la inestabilidad de las β se calcularon los log-rendimientos del IPC y de 46 acciones de la BMV, (2 de enero de 2013 al 31 de diciembre de 2014). Las β ($\tau=252$ días) se calcularon cada 3 meses y en 5 ocasiones. Se hicieron las regresiones de las β del primer período con las del 2°, 3°, 4° y 5° períodos. Se reportan la pendiente y R^2 del ejercicio considerando a la β inicial como variable independiente y a las sucesivas como dependiente.

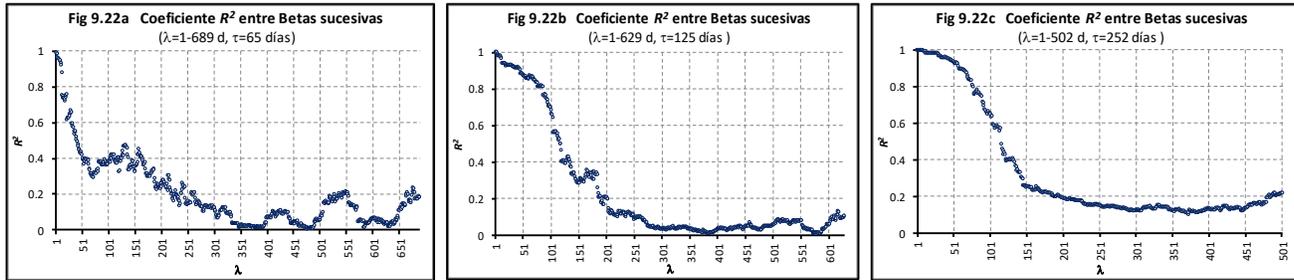


En las Figuras 9.21a a 9.21d se muestra cómo paulatinamente va perdiéndose la relación entre β medidas sucesivamente utilizando ventanas constantes. En un trimestre de separación (Fig 9.21a) la relación es muy buena ya que la pendiente es 0.944 y la $R^2=0.95$. Sin embargo, al aumentar el rezago la pendiente y la R^2 descienden, lo que prueba que la relación se pierde.

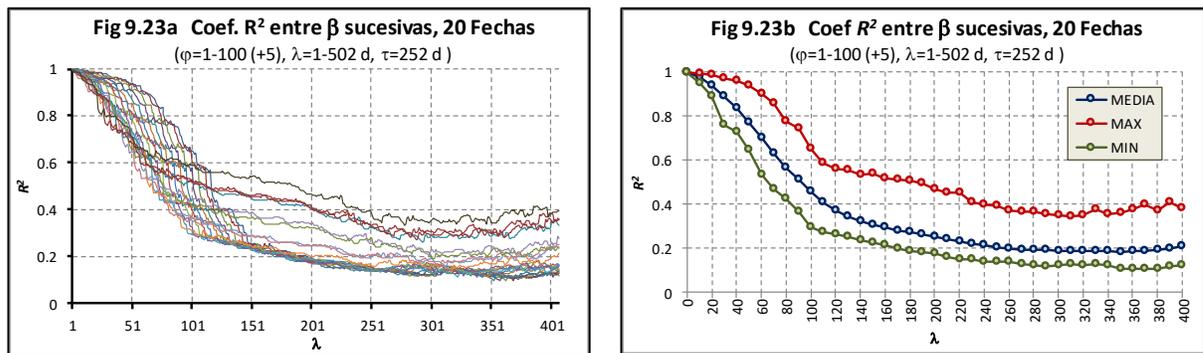
Para afinar más la información anterior se calcularon cotidianamente las betas con $\tau=65$ datos (1 trimestre), $\tau=125$ datos (1 semestre) y $\tau=252$ datos (1 año). Se midió la R^2 de las regresiones de β sucesivas con desfase diario ($\lambda=1$ a n) considerando la primera medición como variable independiente y a los sucesivos como variable dependiente. En las Figuras 9.22a, 9.22b y 9.22c se muestran las gráficas de la sucesión de coeficientes R^2 para cada tamaño de ventana.

Los resultados muestran claramente el decaimiento en la correspondencia entre las β calculadas en días sucesivos. Al utilizar la ventana de un trimestre (Fig 9.22a), con rezago de 72 días el valor de la R^2 ha caído de 0.991 que tenía con un día de rezago, hasta 0.295. Con ventana de un semestre (Fig 9.22b), el nivel de la R^2 entre β calculadas en días sucesivos se mantiene por arriba de 0.80 hasta el día 86 y a partir de ese momento decrece a velocidad constante hasta tocar un primer piso en 0.28, alrededor del día 150. Curiosamente, no hay gran diferencia en la R^2 entre las β sucesivas calculadas con $\tau=125$ o $\tau=250$ días. En la Fig 9.22c se muestra que la R^2 de la regresión de β sucesivas calculadas con $\tau=252$ se mantuvo sobre 0.8 hasta el día 78. Como en el caso anterior, a

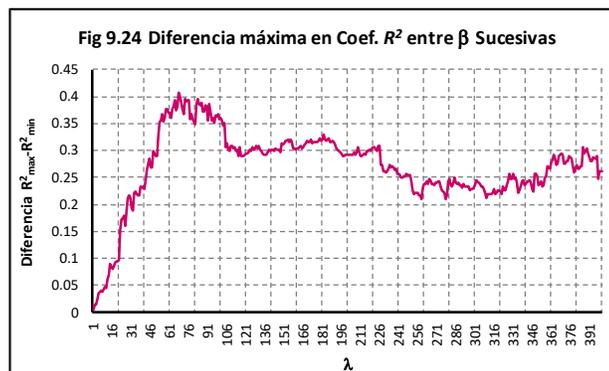
partir de entonces desciende en forma consistente hasta alcanzar un primer piso transitorio en 0.248, alrededor del día $\lambda=150$.



Dada la similitud que encontramos entre el decaimiento de la R^2 al aumentar el rezago de $\tau=125$ y de $\tau=252$, se buscó contestar la pregunta de qué tan estable es la situación que se observó en las gráficas anteriores. Para ello se tomaron 44 de las mismas acciones anteriores (se eliminaron 5 para tener datos de fechas completas) y se repitió el diseño, es decir, se calculó la R^2 de la regresión de β sucesivas de la muestra con desfase diario progresivo de $\lambda=1-400$ días. Esta vez se repitió el ejercicio 20 veces comenzando 5 días después ($\varphi=1-100$, de 5 en 5). Los resultados se muestran en la Figura 9.23a y el resumen (media, máxima y mínima) en la Figura 9.23b. En esta última figura no se incluyen las mediciones de cada día, como en la Fig 9.23a, sino que, por claridad y parsimonia, se ha seleccionado un resultado cada 5 días.



Este ensayo enseña que la velocidad con la que decae la R^2 al aumentar el desfase entre las β no es constante, sino que tiende a variar desde el día 1 hasta aproximadamente el día 70 cuando la variabilidad es máxima (diferencia de 0.4 entre la R^2 más alta y la más baja). Posteriormente la diferencia decrece y como se muestra en la Fig. 9.24, se estabiliza entre 0.2 y 0.3.



El resto de este capítulo se ha dedicado a explorar la estabilidad del coeficiente de correlación (ρ) medido con ventanas de observación de distintas longitudes. Posteriormente se ha explorado a detalle la solidez del supuesto convencional que propone que la pendiente de inclinación de la línea del mercado de capitales (SML) debe ser positiva dados los siguientes supuestos diseñados *ad hoc*:

- Los agentes (inversionistas) son racionales [no siempre y no mucho]
- Los agentes buscan maximizar sus utilidades [entre otros objetivos que persiguen]
- Los agentes tienen aversión al riesgo [no necesariamente y no siempre igual]
- Los agentes sólo aceptarán asumir un riesgo mayor si tienen la expectativa de obtener un rendimiento mayor (premio por riesgo) [expectativa que puede ser absurda]

9.2 Inestabilidad de las Correlaciones

La aplicación práctica del modelo Markowitz (1959), pilar sobre el que descansa la teoría moderna de portafolio, depende en buena medida de que la baja correlación entre los distintos activos que se incluyen en un portafolio eficiente sea estable. Por ello resulta importante investigar dicha estabilidad.

Se hicieron mediciones del coeficiente de correlación (ρ) entre todos los pares de activos (45) que se pueden formar con las 10 acciones de mayor peso en el IPC (aprox. el 74% del valor de cap. del índice) utilizando diferentes tamaños de ventana. Se calcularon los log-rendimientos diarios de las 10 acciones elegidas (2-II-2001 al 30-I-2015). Se obtuvieron $r_t=3,297$ datos.

En la Tabla 9.3 se muestra la matriz con los ρ de cada par de activos de la muestra utilizando para el cálculo de la serie completa (3,297 datos) a lo largo de 13 años y un mes.

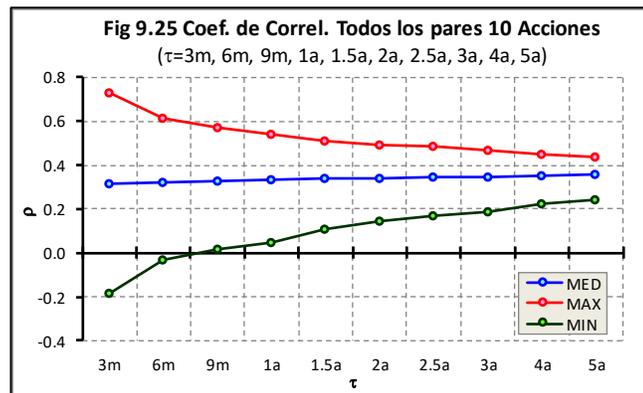
	ALFA	AMXL	FEMSA	CEMEX	GFINBUR	GFNORTE	GMEXICO	KOF	TLEVISA	WALMEX
ALFA	1									
AMXL	0.432	1								
FEMSA	0.390	0.458	1							
CEMEX	0.388	0.449	0.399	1						
GFINBUR	0.257	0.250	0.224	0.262	1					
GFNORTE	0.398	0.405	0.398	0.453	0.280	1				
GMEXICO	0.382	0.431	0.365	0.431	0.256	0.410	1			
KOF	0.205	0.243	0.432	0.258	0.160	0.195	0.227	1		
TLEVISA	0.406	0.519	0.478	0.454	0.255	0.384	0.397	0.275	1	
WALMEX	0.367	0.446	0.367	0.343	0.256	0.346	0.371	0.212	0.423	1

Excluyendo las auto-correlaciones, en un solo caso (AMXL-TLEVISA) ρ superó el valor de 0.5. El promedio de correlaciones es 0.3498, $\rho_{max}=0.519$, $\rho_{min}=0.1603$ (GFINBUR-KOF), lo que sugiere a primera vista que prácticamente cualquier combinación puede ser ventajosa para lograr portafolios eficientes en media y varianza, como lo prescribe Markowitz.

Desde luego que la historia no termina aquí. Recordemos que los datos de la tabla anterior se obtuvieron utilizando las series completas de r_t , es decir 3,297 datos, lo cual, suponemos, es el extremo “estable” del espectro. Por ello, la siguiente tarea es estudiar a nivel micro el fenómeno. Como en los casos anteriores, se hicieron barridos de todos los pares de ρ usando ventanas $\tau = 3$ meses, 6 meses, 1 año, 1.5 años, 2 años, 2.5 años, 3 años, 4 años y 5 años.

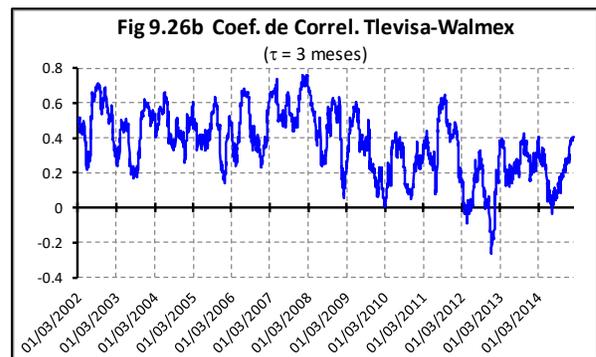
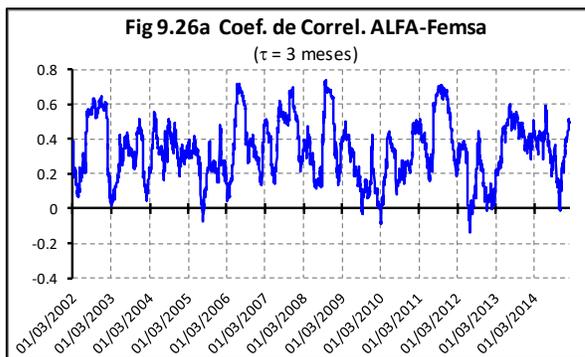
En la Tabla 9.4 se presenta un resumen de los resultados, complementado en forma gráfica con la Figura 9.25. Como era de esperarse, la variabilidad en los valores de ρ tendió a disminuir conforme se amplió el tamaño de τ mientras que la media se mantuvo aproximadamente estable alrededor de un valor muy próximo al obtenido de la serie completa ($\rho_{total}=0.3498$).

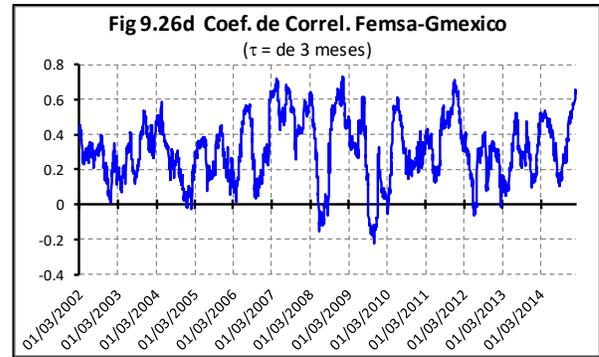
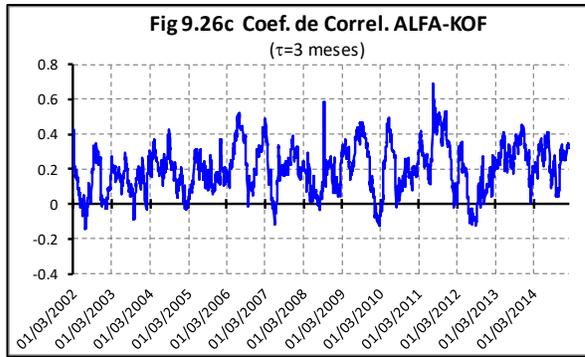
Tabla 9.4 Coef. de Correlación Promedio, Max, Min, y Diferencia Max-min										
Barridos de 45 pares de comparaciones de 10 acciones y 10 ventanas distintas										
	3m	6m	9m	1a	1.5a	2a	2.5a	3a	4a	5a
Promedio	0.314	0.323	0.328	0.331	0.336	0.339	0.342	0.346	0.353	0.359
Máximo	0.727	0.612	0.572	0.541	0.510	0.489	0.482	0.467	0.447	0.434
Mínimo	-0.187	-0.032	0.016	0.046	0.109	0.142	0.170	0.189	0.224	0.242
Dif. M-m	0.914	0.644	0.556	0.495	0.401	0.347	0.313	0.278	0.223	0.192



Es importante ilustrar lo que sucede con el coeficiente de correlación entre dos activos a nivel “micro” por así decirlo, ya que al construir un portafolio de Markowitz pudiera quedar la idea de que el ρ medido el día en que se construye dicho portafolio permanece constante o cuando menos medianamente estable.

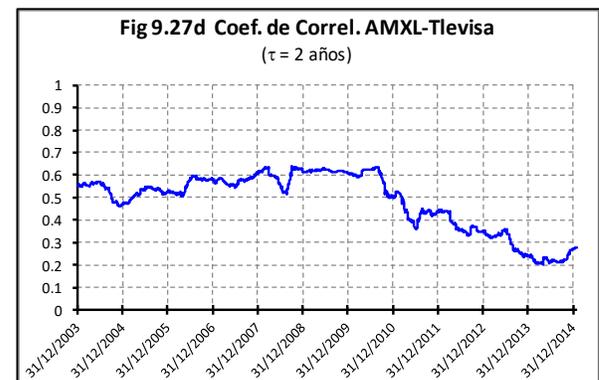
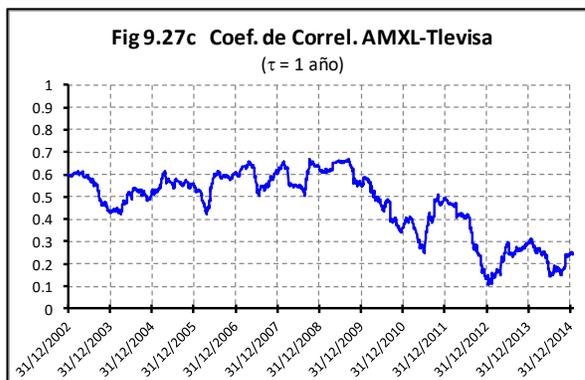
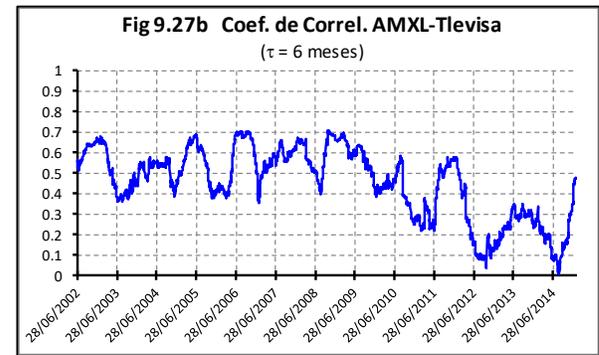
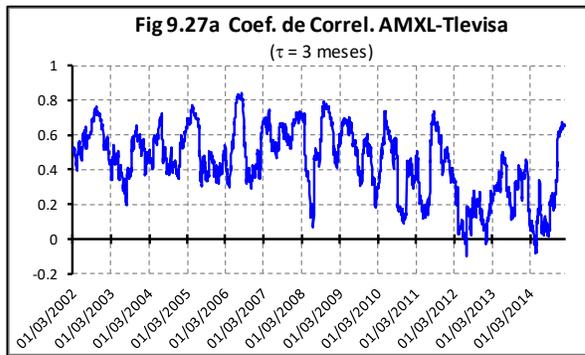
En las Figuras 9.26a, 9.26b, 9.26c y 9.26d se presenta el trazo del barrido del ρ de Alfa-Femsa, Tlevisa-Walmex, Alfa-KOF y Femsa-Gmexico, todos calculados con $\tau=3$ meses. En los cuatro trazos se observan migraciones súbitas desde niveles cercanos a 0.7 o 0.8, hasta niveles negativos inferiores a -0.1 y de regreso. Nuevamente estamos ante el mismo problema ya discutido al hablar de la β , es decir, que la inestabilidad del parámetro es de tal magnitud que, independientemente del valor que calculemos al momento de construir un portafolio de inversión, el resultado podrá ser dramáticamente distinto al esperado.





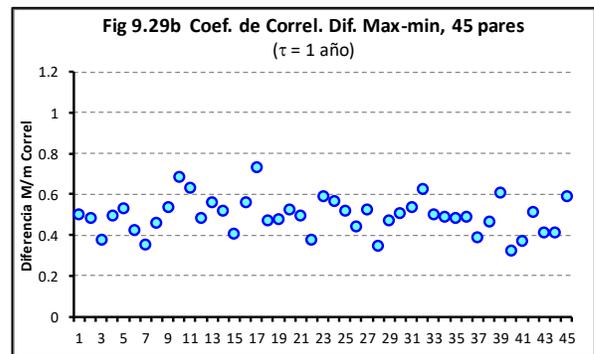
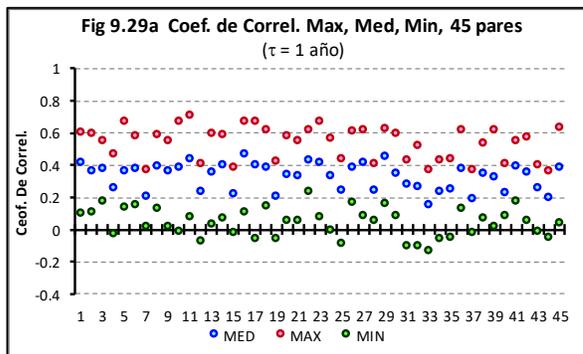
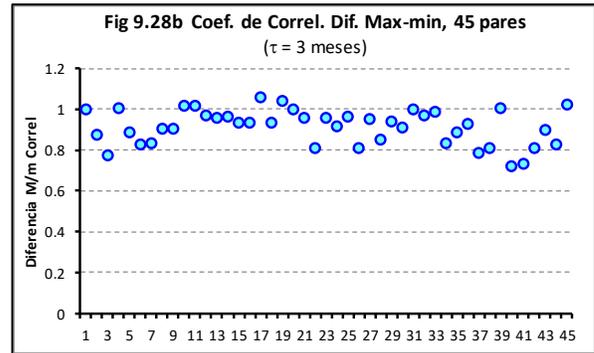
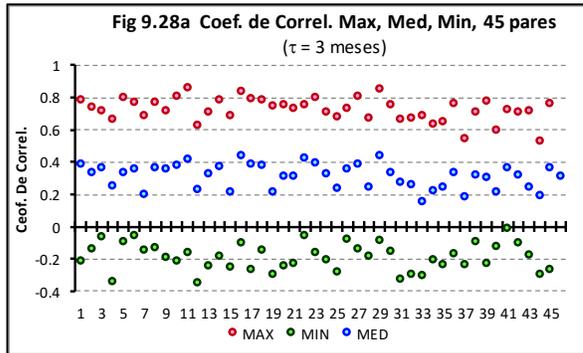
Se investigó el efecto obtenido al extender el tamaño de las ventanas de observación utilizadas para calcular la correlación. En las figuras 9.27a, 9.27b, 9.27c y 9.27d se muestran los trazos del barrido de la ρ de AMXL-Tlevisa obtenidos con $\tau = 3$ meses, 6 meses, 1 año y 2 años.

No es de extrañar la amplia oscilación de la correlación en el trazo de $\tau = 3$ meses, pero resulta notable que las oscilaciones en trazos de $\tau = 6$ meses y $\tau = 1$ año son bastante inestables. Incluso en el trazo con $\tau = 2$ años, el estadístico manifiesta su inestabilidad con un declive progresivo que lo lleva de $\rho = 0.63$ en septiembre de 2010 a $\rho = 0.2$ en abril de 2014.



Para terminar este segmento se muestra en las siguientes figuras el comportamiento de la ρ de cada uno de los 45 pares formados con las 10 acciones de la muestra. En la Figura 9.28a están los valores medio, máximo y mínimo, obtenidos con $\tau = 3$ meses y en la Figura 9.29a los obtenidos con $\tau = 1$ año. Frente a ellas, la Figura 9.28b y 9.29b muestran las diferencias entre $\rho_{max} - \rho_{min}$ de cada acción. Si bien hay variabilidad en la dispersión de valores entre las distintas acciones de la

muestra, en todos los casos la dispersión es amplia (diferencia 0.719 a 1.06 con $\tau = 3$ meses y 0.324 a 0.731 con $\tau = 1$ año).



9.2.1 Conclusiones

Encontramos que el coeficiente de correlación, como otras formas de descripción cuantitativa de distintas propiedades de las fluctuaciones de los precios es inestable y cambiante. Como otras mediciones, las correlaciones tienden a ser más estables conforme se hace más amplia la ventana de observación.

Con ventanas pequeñas ($\tau = 3$ meses) la diferencia promedio entre el valor máximo y mínimo del ρ fue de 0.914 para los 45 pares de activos estudiados. Este valor descendió a 0.644 cuando se midió con ventanas $\tau = 6$ meses, a 0.556 con $\tau = 9$ meses, 0.4947, con $\tau = 1$ año y alcanzó un valor mínimo de 0.1919 con ventanas $\tau = 5$ años.

Los valores calculados con datos de largo plazo (2 a 5 años) tampoco son completamente estables y aún entonces podemos encontrar variaciones importantes (con ventana de 5 años, 9 casos [20%] superan una diferencia máxima de 0.25 entre el ρ máximo y el ρ mínimo).

La inestabilidad en el coeficiente de correlación impide que el modelo de frontera eficiente de media y varianza de Markowitz sea aplicable en la práctica en la construcción de portafolios, cuando menos, si pretendemos tener un poder predictivo satisfactorio.

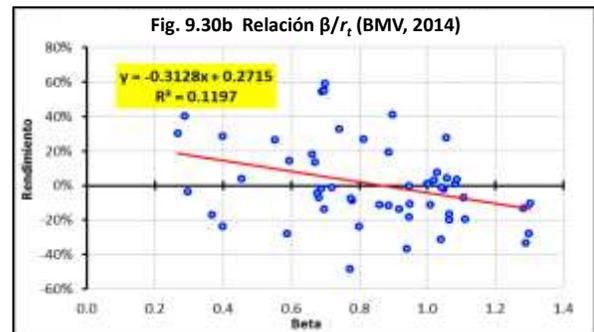
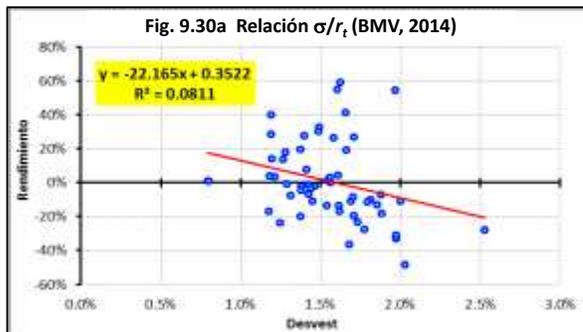
9.3 Estudio Crítico de la Existencia del Premio por Riesgo

Dado que el concepto de “premio por riesgo” es tan ubicuo en los modelos financieros bursátiles como el concepto de título accionario, parecería una broma el título de este tema, pero creemos que no lo es y que, como cualquier otro supuesto teórico, este deberá analizarse críticamente.

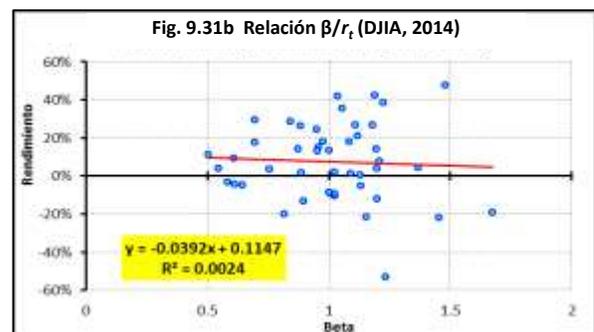
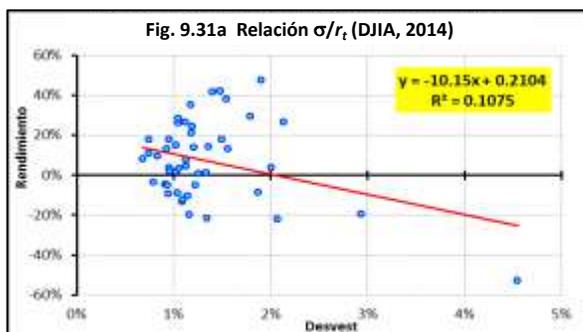
Al final del apartado 9.1 de este capítulo (pág. 268) enumeramos cuatro supuestos sobre los que “descansa” la “certeza” de que la línea del mercado de capitales (SML) del modelo CAPM debe tener pendiente positiva: a) los inversionistas son racionales; b) los inversionistas buscan maximizar sus utilidades; c) los inversionistas tienen aversión al riesgo, luego entonces d) los inversionistas sólo aceptarían invertir en un activo más riesgoso que otro, si existe una expectativa racional de obtener de esa manera mayores rendimientos.

En este segmento vamos a demostrar que no es estadísticamente demostrable que exista dicho “premio por riesgo”, es decir, que las inversiones en activos más riesgosos no están necesariamente asociadas con rendimientos superiores, cuando menos no lo hacen si consideramos que la desviación estándar (σ) o la β son medidas adecuadas del riesgo.

Las Figuras 9.30a y 9.30b representan diagramas de dispersión de la σ contra el rendimiento (r_i) y de la β contra el r_i . Para construir las gráficas se calculó el rendimiento de una muestra de 54 acciones de la BMV durante el año 2014 (las acciones fueron elegidas con fines exploratorios). Se midieron la σ y la β con los r_i diarios del mismo año.



Al notar la pendiente negativa de la línea de regresión en ambos trazos (y la R^2 tan extraordinariamente baja) supusimos que se trataba de un caso particular, una “excepción”, o como dirían los clásicos, “una anomalía”. La primera respuesta fue hacer otra prueba piloto similar, con 45 acciones del New York Stock Exchange, comparándolos con el índice DJIA. Los resultados del segundo ensayo se muestran en las gráficas 9.31a y 9.31b.



Una vez más, la pendiente de la regresión fue negativa y la R^2 ridículamente baja. Los hallazgos anteriores fueron razón suficiente para desarrollar un proyecto sistematizado con el propósito de investigar directamente dos cuestiones: a) cuál es el poder predictivo del modelo CAPM en la realidad y b) qué tan consistente es la presencia del “premio por riesgo” en los mercados.

9.3.1 Poder Predictivo del CAPM

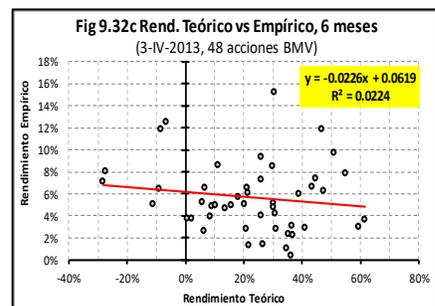
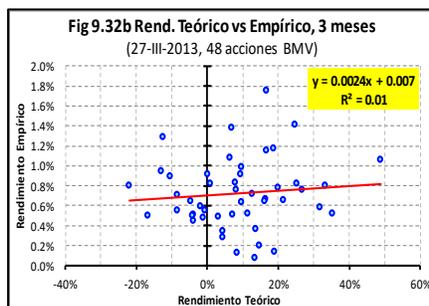
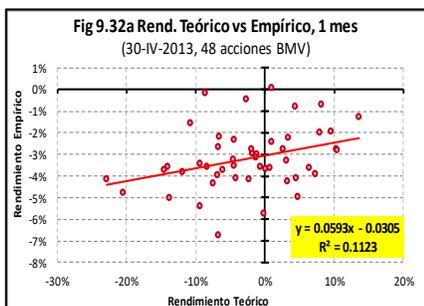
Para medir el poder predictivo del CAPM se diseñó un ensayo muy simple. Se midieron las β_t de 48 acciones de la BMV en el tiempo t tomando al IPC como proxy del mercado. Se midió el rendimiento de los activos al mes (r_{t+1m}), a los tres meses (r_{t+3m}) y a los 6 meses (r_{t+6m}) del momento en que se calculó la β_t y se compararon esos rendimientos empíricos con los rendimientos teóricos estimados utilizando el modelo CAPM.

Dado que los plazos para la prueba son cortos (1, 3 y 6 meses) se hizo una modificación a la versión original del CAPM [$E(R_i) = R_f + \beta(E(R_m) - R_f)$] bajo el supuesto de que, si ignoramos la tasa libre de riesgo (R_f) de la fórmula original, no debería haber ninguna alteración significativa, aunque habría una minúscula modificación de escala. La fórmula que utilizamos en el ensayo para estimar el rendimiento teórico quedó así: $E(R_i) = \beta \times R_m$.

El procedimiento consistió en recabar los precios de cierre del índice (IPC) y de la muestra accionaria, del 26-IV-2012 al 11-XII-2014 (N=663). Se calcularon los log-rendimientos diarios de todas las series (n=662). Las β_t se calcularon cada mes durante 22 meses consecutivos utilizando los 175 log-rendimientos previos a la fecha de cada prueba. Se hicieron 22 pruebas mensuales y 21 pruebas trimestrales y semestrales.

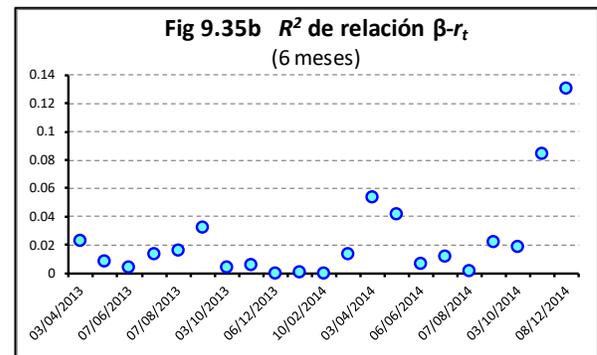
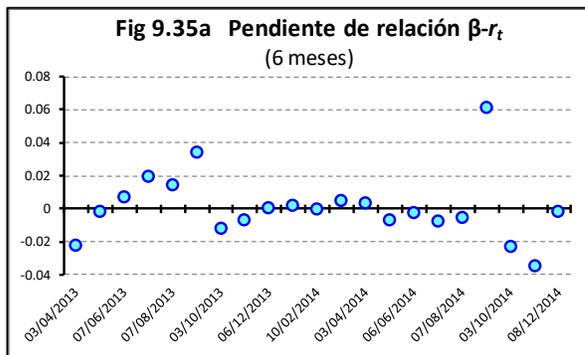
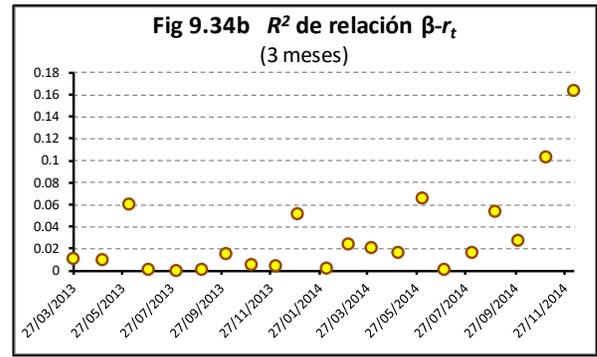
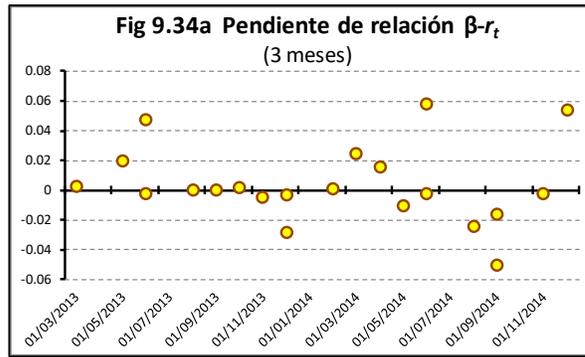
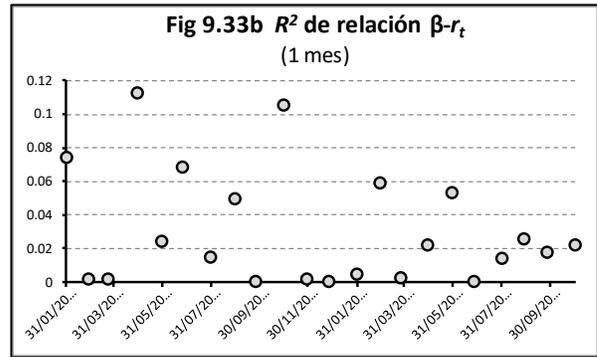
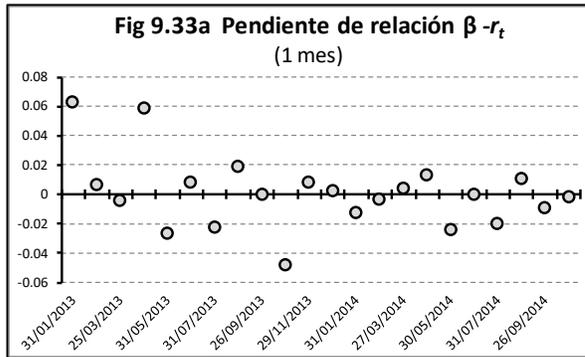
Cada prueba consistió en calcular el rendimiento mensual, trimestral y semestral del IPC y de las 48 acciones a partir de los precios de cierre diarios y compararlos con los rendimientos estimados mediante la fórmula $E(R_i) = \beta \times R_m$. Se elaboró un diagrama de dispersión contrastando los rendimientos esperados (variable independiente) contra los rendimientos obtenidos (variable dependiente). Se calculó la línea de regresión y se registró la pendiente de inclinación de esta y el coeficiente R^2 de cada regresión.

En las Figuras 9.32a, 9.32b y 9.32c se presentan ejemplos de los diagramas de rendimientos al mes, a los tres y a los seis meses. En los recuadros amarillos está anotada la fórmula de la línea de regresión y el coeficiente R^2 . Los valores de la pendiente de la línea y la R^2 de todas las pruebas se reúnen en las Figuras 9.33, 9.34 y 9.35.



En las tres figuras anteriores debemos destacar que no existe relación entre los rendimientos que predice el CAPM y los que suceden en la realidad, cuando menos no lo tienen en un mes, en 3 meses ni en 6 meses. No los tuvieron en ese mes, en esos 3 meses ni en esos 6 meses.

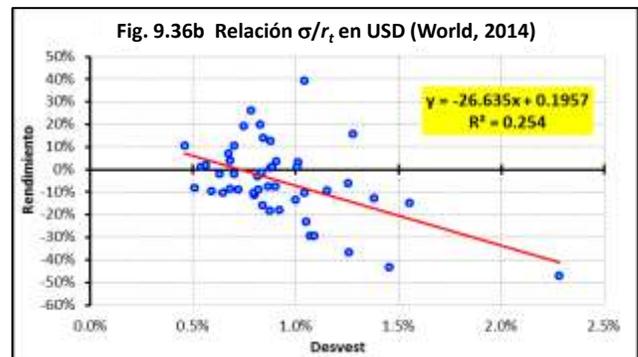
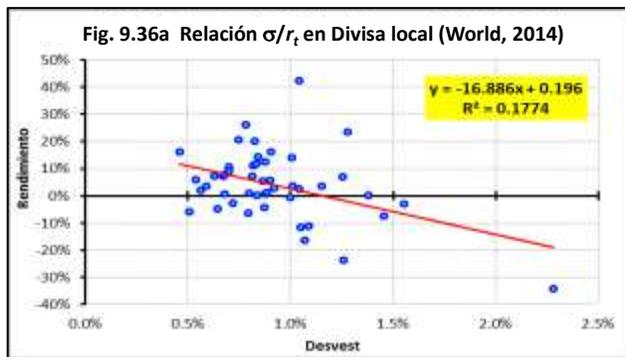
En los siguientes tres pares de figuras se muestran las pendientes de la línea de regresión (a) y los coeficientes R^2 (b) de cada una de las pruebas; Fig 9.33, de 1m, Fig 9.34 de 3m y Fig 9.35 de 6m.



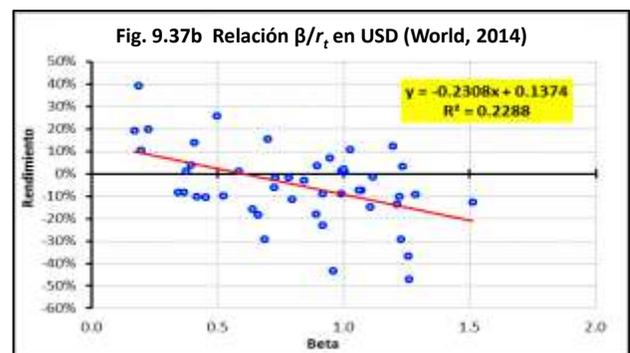
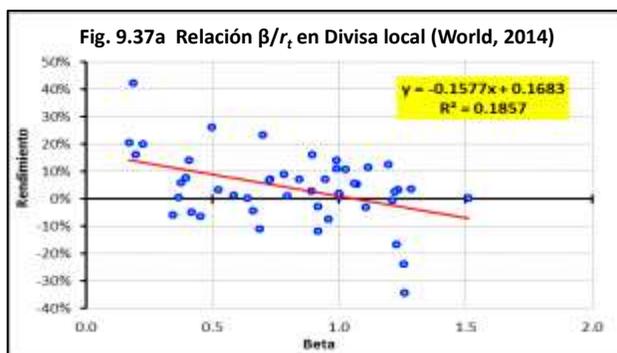
En cuando a la pendiente de las regresiones, se muestra que la mayoría de ellas se agrupan alrededor de cero en los tres plazos probados. En los tres plazos hay unos muy pocos casos que alcanzan el nivel de 0.06. Este valor es de sí sumamente bajo (prácticamente es la inclinación de la línea de regresión de la Figura 9.32a). Más chocante aun es el bajísimo nivel del coeficiente R^2 en todas las pruebas, mismo que en ningún caso alcanza siquiera 0.18. Todo esto permite sembrar una seria duda sobre si el CAPM tiene algún poder predictivo, cuando menos en lo que al mercado mexicano de capitales se refiere.

Para ver la capacidad de generalización del último concepto, se hicieron mediciones similares a las anteriores con una muestra de 46 índices bursátiles internacionales, con el propósito de probar si los hallazgos de los dos ejercicios anteriores eran una “anomalía” o si podían generalizarse a otros países. Para esto se adaptaron los dos modelos previos, es decir, se comparó el riesgo total (σ) y el riesgo sistémico (β) contra el rendimiento (en divisa local, así como en dólares US) y se compararon los rendimientos obtenidos con los que se proyectaban con el CAPM.

La Figura 9.36a muestra la relación riesgo total/rendimiento (cada índice expresado en su divisa local). La Figura 9.36b muestra la misma relación con todos los índices en dólares US. En ambos casos la pendiente de la línea de regresión es negativa, es decir, a mayor volatilidad el rendimiento fue menor, lo que va en contra del modelo financiero convencional. Peor todavía, la capacidad explicativa del modelo fue prácticamente nula ya que la R^2 en ambas mediciones fue mínima (0.1774 y 0.2540), lo que indica que la volatilidad total medida como desviación estándar, es una variable sin poder explicativo o predictivo, cuando menos durante el año 2014.



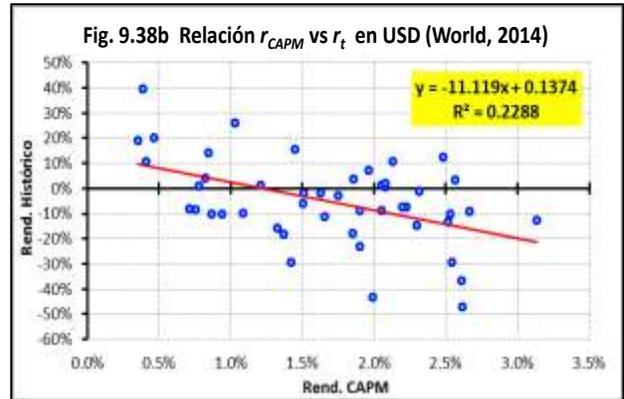
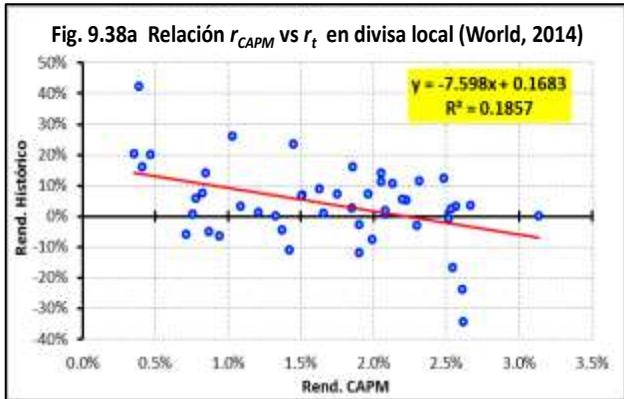
Al comparar la relación entre la β de los índices internacionales (utilizando al MSCI ACWI como proxy del mercado) y el rendimiento en el año los resultados fueron prácticamente iguales. Como se muestra en las Figuras 9.37a y 9.37b, en divisa local y dólares US respectivamente, la pendiente de la línea de regresión fue negativa y la R^2 muy baja (0.1857 y 0.2288).



A continuación, comparamos el rendimiento empírico de los índices durante el año 2014 con el rendimiento esperado según el modelo CAPM⁴. La comparación se hizo tanto en divisa local (Fig 9.38a) como en USD (Fig 9.38b). Nuevamente encontramos una relación discretamente negativa

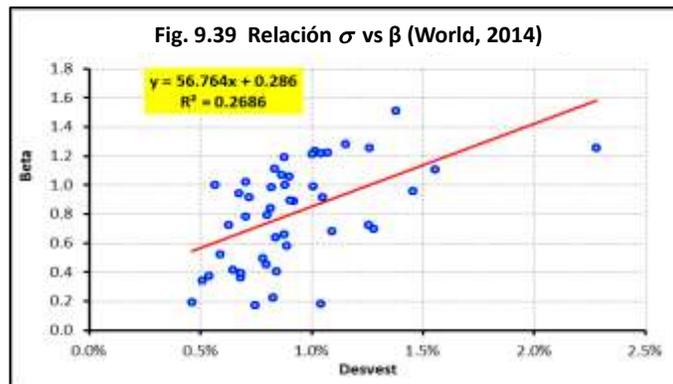
⁴ Se consideró que la tasa libre de riesgo fue de 0% para este ejercicio, por lo que el rendimiento esperado según el modelo CAPM fue calculado como el producto de la beta de cada activo por el rendimiento del MSCI ACWI.

entre las variables y un bajísimo nivel en la prueba de bondad de ajuste del cambio en la variable dependiente (el rendimiento) como función del cambio en la variable independiente (la β) ($R^2_{Local}=0.1857$ y $R^2_{USD}=0.2288$).



La teoría sugeriría que, dado el rendimiento positivo del MSCI ACWI en el año $r_t=+2.076\%$, a mayor β , debería haber habido mayor rendimiento, cuando menos en general. Los resultados mostrados en las dos figuras anteriores sugieren algo opuesto a lo que el modelo sugiere. Podríamos tratar de cambiar la realidad (o decir que son “anomalías”) pero consideramos más prudente asumir que quizás es un mal modelo.

La única relación positiva que encontramos durante el año 2014 fue la de la β con la σ , misma que se muestra en la Fig 9.39. Aquí sí encontramos que mayor β se asoció con mayor volatilidad, sin embargo, aún aquí, el valor explicativo de la volatilidad como determinante de la β es bastante limitado, ya que el coeficiente R^2 fue de 0.2686.



Estos hallazgos hablan muy desfavorablemente del modelo CAPM y del valor predictivo de la β , lo cual, ciertamente no es de sorprender, dados los supuestos tan inverosímiles sobre los que descansan dichos modelos, como son: la racionalidad de los agentes que operan en el mercado, la homogeneidad de dichos agentes en sus expectativas, en el grado de aversión al riesgo que tienen y en el horizonte de inversión en el que operan, la supuesta eficiencia de los mercados en la incorporación rápida e inesgada de información accesible a todos y el carácter aleatorio de la fluctuación de los precios y los índices del mercado de capitales, todos ellos cuestionables.

9.3.2 Existencia del Premio por Riesgo

El propósito de esta sección es hacer un cuestionamiento frontal a uno de los elementos más importantes de la teoría financiera convencional y al modelo CAPM, es decir, al concepto de *Risk-Premium* o Premio por Riesgo, mismo que sostiene que, en general, es racional (sensato, correcto, verdadero) esperar tener mayores rendimientos, en promedio, si se invierte en activos más riesgosos.

En este ensayo, en el rubro de rendimientos se consideran exclusivamente las ganancias de capital, es decir, ganancias logradas como apreciación de activos en los que se ha invertido en los mercados de capitales. No se tomarán en cuenta tasas de interés, cambios en la paridad cambiaria de divisas ni ganancia en forma de dividendos o cupones. La desviación estándar (σ) de los rendimientos se considera la medida adecuada del riesgo total y la β , la medida adecuada del riesgo sistémico, riesgo de mercado o riesgo no diversificable.

El estudio es amplio en tanto que se han elegido 381 distintos activos financieros que incluyen 238 acciones, 48 ETF⁵, 48 ADR⁶ y 47 índices bursátiles internacionales. Se han elegido otros siete índices bursátiles (anotados entre paréntesis a continuación) como proxy de cada uno de 7 mercados, a saber: Bolsa Mexicana de valores (IPC), New York Stock Exchange (S&P500), EEUU-Acciones Large Caps (S&P100), Industria Estadounidense (IVV), London Stock Exchange (FTSE 100), Mercados Bursátiles Latinoamericanos (MSCI LAEM), y Mercados Bursátiles Globales (MSCI ACWI).

En la Tabla 9.5 se anotan los nombres o clave de pizarra de todos los instrumentos del estudio, así como el mercado de que se trata y el proxy del mercado utilizado para calcular la β . En la Tabla 9.6 se hace un resumen de la información anterior, incluyendo la fecha de inicio de cada serie de precios y el número de datos que tiene cada serie. Todos los activos de un mercado en estudio tienen el mismo número de datos.

Se recabaron los precios de cierre de los índices utilizados para calcular las β , así como de todos los activos incluidos en el estudio, desde la fecha de inicio anotada en la Tabla 9.6 hasta el 14 de enero de 2015. El número de datos va desde 1,645 datos del NYSE hasta 3,370 de los índices internacionales a lo largo de 7 a 14 años. Se calcularon los rendimientos diarios de estos datos.

Utilizando ventanas de 3 meses, 6 meses, un año, año y medio, 2 años, 3 años, 5 años y 7 años⁷, se calcularon los rendimientos de esos plazos, la desviación estándar y la β . Se hicieron barridos

⁵ ETF o *Exchange Traded Fund* es un vehículo de inversión bursátil consistente, casi siempre, en un certificado de participación ordinaria (CPO) que puede comprarse y venderse durante la sesión de remates de un mercado bursátil como una acción. El CPO está respaldado por un fideicomiso que constituye un fondo de inversión. Los activos contenidos en un ETF buscan replicar las características de riesgo y rendimiento de un índice bursátil. En el caso presente, todos los ETF incluidos representan índices de sectores industriales estadounidenses.

⁶ ADR o *American Depositary Receipt* es un título que se utiliza como vehículo de inversión bursátil que respalda el depósito en un banco estadounidense, de acciones de compañías cuyas sociedades fueron constituidas fuera de los EEUU. Permiten a los inversionistas estadounidenses hacer inversiones en empresas extranjeras en dólares US sin tener que sacar su capital del país y permiten a las empresas extranjeras fondearse (hacerse de capital) en los Estados Unidos de América. Todos los ADR están denominados en USD.

⁷ En todos los mercados se exploró desde la ventana de 3 meses hasta la de 3 años. En los ADRs de América Latina se agregó la de 5 años y en los índices internacionales y los ETFs de los sectores de la industria se agregaron las ventanas de 5 y 7 años.

cotidianos de estos tres parámetros (r_t , σ_t y β_t) a lo largo de la serie completa, con las ventanas indicadas. Con las series de datos calculados se hicieron regresiones de las σ contra los r_t y de las β contra los r_t de cada día de operación. Se registró la pendiente y la R^2 de cada regresión.

Tabla 9.5 Grupos de Activos del Estudio de "Premio por Riesgo"							
BMV	NYSE	EEUU		INDUSTRIA	LSE	LATAM	WORLD
IPC	S&P500	S&P100		IVV	FTSE100	MSCI LAEM	MSCI ACWI
AC*	AA	AAPL	IBM	BBH	ABF	AKO.B	ALEMANIA
ALFAA	ABB	ABT	INTC	DIA	ARMH	AMX	AMEX COMP
ALSEA*	AMD	ACN	JNJ	ETF	AZN	ASR	AUSTRALIA
AMXL	ANF	AIG	JPM	IBB	BBL	BAK	AUSTRIA
ARA*	BBT	ALL	KO	IGM	BCS	BBD	BÉLGICA
ASURB	BCS	AMGN	LLY	IGN	BHP	BCH	BOVESPA
AUTLANB	BHP	AMZN	LMT	IGV	BP	BMA	CHILE
AXTELCPO	BIG	APA	LOW	IJJ	BP	BRFS	COLOMBIA
AZTECACPO	CHH	APC	MA	IJS	BT	BSAC	COREA
BIMBOA	CHS	AXP	MCD	IVE	BTI	BVN	DINAMARCA
BOLSAA	CLS	BA	MDLZ	IWM	CRH	CBD	ESPAÑA
C	CNK	BAC	MDT	IWN	CUK	CCU	FILIPINAS
CEMEXCPO	COH	BAX	MET	IWO	DEO	CIB	FINLANDIA
CHDRAUIB	CRH	BIIB	MMM	IWP	FLY	CIG	FRANCIA
COMERCUIBC	DB	BK	MO	IWS	GSK	CPL	G BRETAÑA
COMPARC*	DDD	BMY	MON	IXC	HSBA	CRESY	GRECIA
ELEKTRA*	DHI	BRK.B	MRK	IXG	IHG	CX	HOLANDA
FEMSAUBD	ED	C	MS	IXJ	IHG	ELP	HONG KONG
GAPB	ESS	CAT	MSFT	IXN	III.3	ENI	HUNGRÍA
GCARSOA1	ETR	CL	NKE	IXP	IRE	EOC	INDIA
GFAMSAA	FE	CMCSA	NOV	IYC	JMAT	FBR	INDONESIA
GFINBURO	FR	COF	NSC	IYE	LAND	FMX	IPC
GFNORTEO	FSLR	COP	ORCL	IYG	LLOY	GGAL	IRLANDA
GFREGIO	GFA	COST	OXY	IYH	LYG	GGB	ISLANDIA
GMEXICOB	GGB	CSCO	PEP	IYJ	NGG	GMK	ITALIA
GRUMAB	GME	CVS	PFE	IYK	PRU	GOL	JAPÓN
HERDEZ	GPS	CVX	PG	IYM	PSN	IBA	MALASIA
ICA*	GSK	DD	PM	IYR	PSO	ICA	MERVAL
ICHB	GT	DIS	QCOM	IYW	PUK	IRS	NASDAQ C
KIMBERA	HL	DOW	RTN	IYY	RBS	ITUB	NORUEGA
KOFL	HMC	DVN	SBUX	MDY	RDS.A	KOF	NVA. ZELANDA
LABB	HOG	EBAY	SLB	MTK	RDS.B	LFL	PERÚ
LIVEPOL	HRB	EMC	SO	PPH	RIO	PBR	POLONIA
MAXCOMCPO	IAG	EMR	T	QQQ	RIO	PZE	PORTUGAL
MEGACPO	JBL	EXC	TGT	RTH	RUK	SBS	REP. CHECA
MEXCHEM*	KBH	F	TWX	SLYV	RYAAY	SID	RUSIA
NAFTRAC02	KIM	FCX	TXN	SMH	SDR	SIM	RUSSELL 2K
OHLMEX*	KSU	FDX	UNH	SPYV	SHPG	SQM	SHANGHAI
OMAB	LAD	FOXA	UNP	VTI	SMIN	TEO	SINGAPUR
PE&OLES*	LEN	GD	UPS	VXF	SNN	TGS	SUDÁFRICA
PINFRA	LM	GE	USB	XLB	STAN	TS	SUECIA
QCCPO	LNG	GILD	UTX	XLB	TPK	TSU	SUIZA
SIMECB	PHG	GOOG	V	XLE	TRIB	TV	TAIWÁN
SORIANAB	PKD	GOOGL	VZ	XLF	TSCO	TX	THAILANDIA
TLEVISACPO	TRV	GS	WBA	XLI	UL	UGP	TORONTO
WALMEXV	TSO	HAL	WFC	XLK	VOD	VALE	TURQUÍA
		HD	WMT	XLU	VOD	VIV	VIETNAM
		HON	XOM	XLV	WPP	YPF	
		HPQ			WPPGY		

Tabla 9.6 Resumen de Datos Generales del Estudio de "Premio por Riesgo"				
Mercado en Estudio	# Activos	Proxy Mkt	Fecha de Inicio	# Datos
New York Stock Exchange	46	S&P 500	30/06/2008	1645
Bolsa Mexicana de Valores	46	IPC	30/06/2008	1646
Índice S&P 100	97	S&P 100	30/06/2008	1644
London Stock Exchange (LSE)	49	FTSE 100	31/12/2007	1773
ADRs de Latinoamérica	48	MSCI LAEM	31/12/2005	2277
Índices Internacionales	47	MSCI ACWI	31/12/2001	3370
ETFs del Sector Industria USA	48	IVV	31/12/2001	3292

Las Tablas 9.7a y 9.7b hacen acopio de los resultados obtenidos de todos los mercados y todos los activos y sólo se hace distinción por el tamaño de ventanas de observación y por la forma de medir el riesgo, sea con la β o con la σ . Lo primero a destacar es que se hicieron 91,912 regresiones de σ_i/r_i y 91,912 regresiones de β_i/r_i (total 183,824 regresiones). Una de las más importantes lecciones que podemos derivar de este estudio —y de muchos de los estudios que se incluyen en esta tesis— es que cualquier forma de generalización deberá acotarse ya que es difícil, si no es que imposible, encontrar alguna característica, propiedad o descripción que pueda aplicarse a todas las series de tiempo, a todos los tiempos, a todos los mercados, a todas las empresas o a todos los países.

Dicho lo anterior, reconocemos que la prima de riesgo no ha podido ser cabalmente demostrada, aunque tampoco podemos descartarla del todo. Como se resalta en la Tabla 9.7a (en fondo amarillo), sólo con ventanas menores a 2 años se observaron líneas de regresión σ_i/r_i en apenas el 53% de los casos ($\tau=1$ año y $\tau=1.5$ años), frecuencia que decayó bastante con ventanas de observación mayores. Si reducimos la señal que genera la pendiente positiva a aquellos casos que tuvieron $R^2>0.3$ (en fondo naranja) los porcentajes bajan a menos del 8% en todas las ventanas.

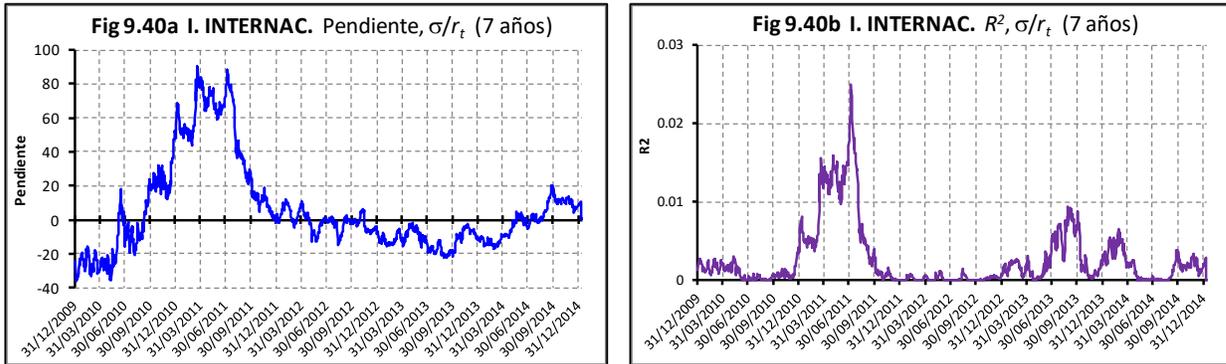
Tabla 9.7a Resultados Generales de la Prueba de "Premio por Riesgo" con la Desviación Estándar										
σ	Pendientes totales	Pendiente positiva	Pendiente positiva	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	Promedio de R^2	Máxima R^2	Mínima R^2
3 m	15,215	7803	51.28%	987	6.41%	1548	9.61%	0.13984	0.9213	6.22E-10
6 m	14,769	7699	52.13%	1076	6.88%	1611	10.12%	0.14230	0.8764	1.95E-11
1 a	13,885	7457	53.71%	1215	7.63%	1525	9.75%	0.14444	0.7761	2.55E-09
1.5 a	13,002	6949	53.45%	940	6.01%	1559	9.97%	0.13724	0.7266	4.11E-10
2 a	12,116	6066	50.07%	678	4.16%	943	5.85%	0.12865	0.6004	3.77E-10
3 a	10,340	3780	36.56%	251	1.48%	437	2.56%	0.08290	0.5403	1.23E-09
4 a	4,621	1857	40.19%	30	0.66%	4	0.09%	0.0938	0.5551	3.24E-09
5 a	5,131	1758	34.26%	47	0.77%	79	2.58%	0.0895	0.4600	4.75E-09
7 a	2,833	1253	44.23%	0	0.00%	0	0.00%	0.0656	0.4229	1.56E-09
Totales	91,912	44,622	48.55%	5,224	5.68%	7,706	8.38%	0.123	0.523	0.00000

Si recurrimos a la β como medida de riesgo sistemático, el panorama no mejora. En la Tabla 9.7b (en fondo amarillo), se muestra que con ventanas menores a 2 años la línea de regresión β_i/r_i se encuentra positiva entre 40% y 49% de los casos (ni siquiera la mitad), pero las frecuencias son mucho menores con ventanas de observación mayores a 2 años. Si reducimos la señal a aquellos casos con $R^2>0.3$ (en fondo naranja) los porcentajes bajan a menos de 5% en todas las ventanas.

Tabla 9.7b Resultados Generales de la Prueba de "Premio por Riesgo" con la β										
β	Pendientes totales	Pendiente positiva	Pendiente positiva	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	Promedio de R^2	Máxima R^2	Mínima R^2
3 m	15,215	6945	45.65%	660	4.04%	1008	5.80%	0.11291	0.8913	6.69E-10
6 m	14,769	6897	46.70%	669	4.07%	980	5.90%	0.11667	0.8615	2.19E-10
1 a	13,885	6803	49.00%	850	4.86%	1015	6.40%	0.11110	0.7737	5.86E-09
1.5 a	13,002	5943	45.71%	626	3.71%	834	5.24%	0.12160	0.7632	9.21E-09
2 a	12,116	5104	42.13%	409	3.11%	730	4.19%	0.11410	0.7591	1.44E-13
3 a	10,340	3087	29.85%	11	0.07%	608	3.42%	0.08327	0.6109	2.53E-09
4 a	4,621	1008	21.81%	4	0.09%	448	9.80%	0.0829	0.6022	9.89E-09
5 a	5,131	1313	25.59%	0	0.00%	503	8.24%	0.0739	0.5152	5.71E-09
7 a	2,833	492	17.37%	0	0.00%	488	15.95%	0.0886	0.5568	2.45E-10
Totales	91,912	37,592	40.90%	3,229	3.51%	6,614	7.20%	0.106	0.458	0.00000

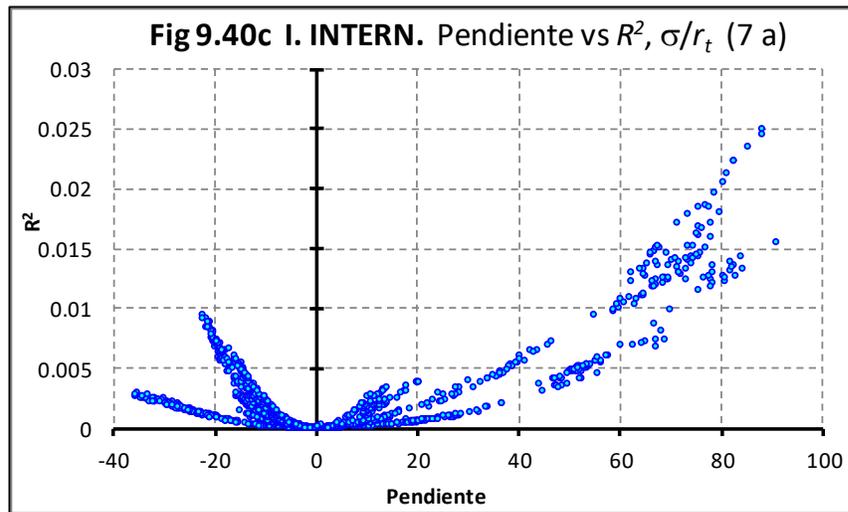
Resulta igualmente interesante observar lo que sucede en un mercado particular y con un tamaño de ventana específico. En la Figura 9.40a se muestra el registro gráfico de las pendientes de la

regresión σ/r_t medidas a lo largo del tiempo ($\tau=7$) años para el conjunto de Índices Internacionales. En la Figura 9.40b se muestra el valor R^2 de las mismas regresiones.



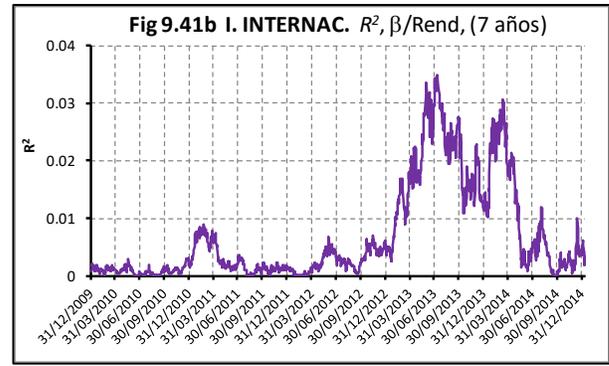
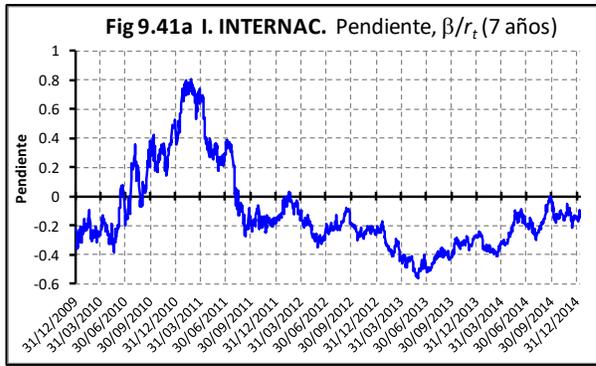
En la Figura 9.40a puede notarse que poco menos de la mitad de las mediciones (46.12%) el valor de la pendiente de la regresión fue positivo. En la Figura 9.40b se advierte que sólo hubo un pico en el que la R^2 superó el valor de 0.02, mientras que la mayor parte del tiempo (por lo tanto, de las pruebas realizadas), su valor permaneció debajo de 0.01.

En la Figura 9.40c se combina en un diagrama de dispersión la información de las dos gráficas anteriores. En el eje de las abscisas (horizontal) se representa el valor de la pendiente de inclinación de la línea de regresión, y en el eje de las ordenadas (vertical) se registra el valor del coeficiente R^2 de cada regresión. De acuerdo con la teoría, los eventos registrados en los mercados bursátiles deberían alojarse en la parte alta de la mitad derecha del gráfico, es decir que la pendiente debería ser positiva y el grado de explicación del modelo debería ser alto ($R^2 > 0.6$) o cuando menos moderado ($R^2 > 0.3$).



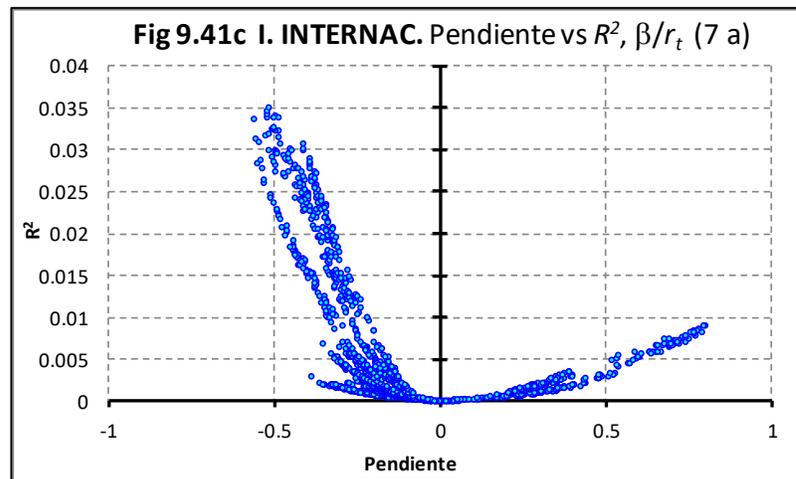
En la Figura 9.40c se muestra que ninguna de las mediciones con ventanas de 7 años, del grupo de Índices Internacionales, alcanzó un valor de $R^2 > 0.3$.

El grupo de Figuras 9.41 (a, b y c) muestra los resultados del mismo grupo de Índices Internacionales con $\tau=7$ años, pero ahora se explora la relación de las regresiones de β/r_t .



En la Figura 9.41a solo el 21.64% de las regresiones tuvo pendiente positiva. En la Figura 9.41b se advierte que hubo un pico fugaz en el que la R^2 superó el valor de 0.03 y desde luego, nunca estuvo siquiera cerca de alcanzar $R^2=0.3$. De hecho, gran parte del tiempo permaneció en $R^2<0.01$.

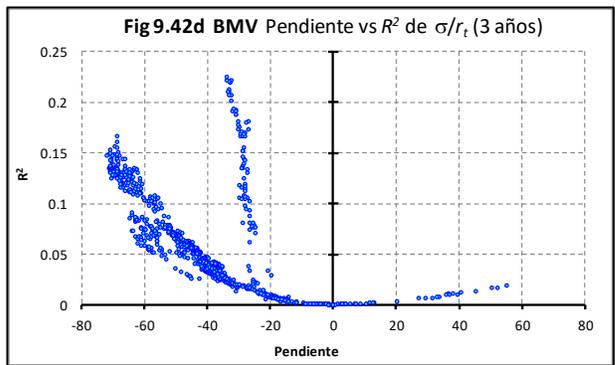
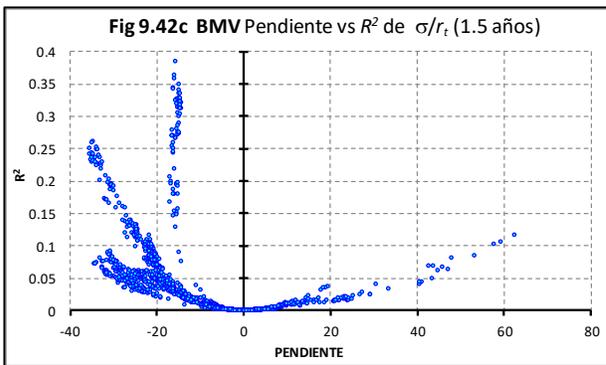
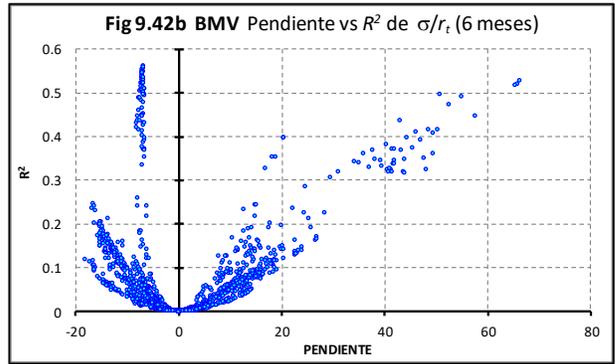
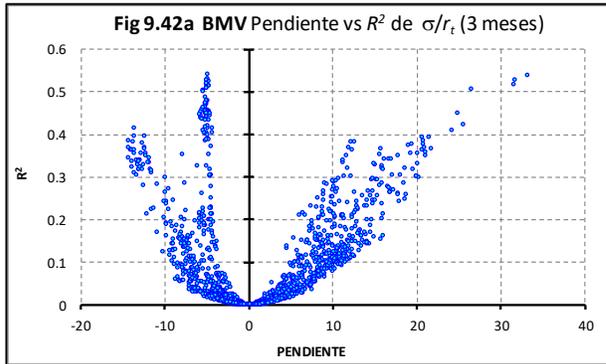
En la Figura 9.41c se combinan las dos gráficas anteriores. Puede advertirse sin dificultad que la mayoría de los eventos están en el lado negativo de la pendiente, y que los positivos no alcanzan el nivel de $R^2=0.01$. En contraste, los casos con pendiente negativa llegaron hasta $R^2=0.035$.



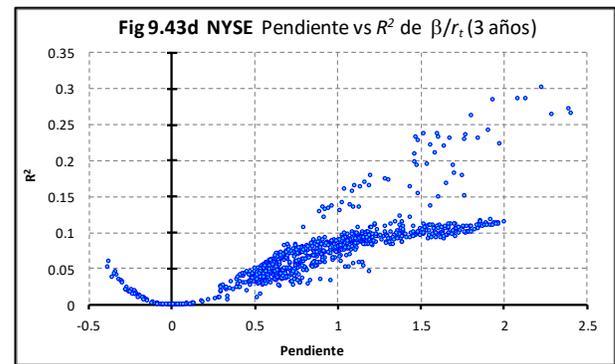
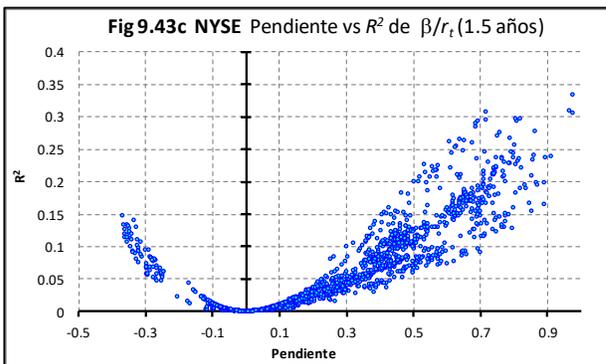
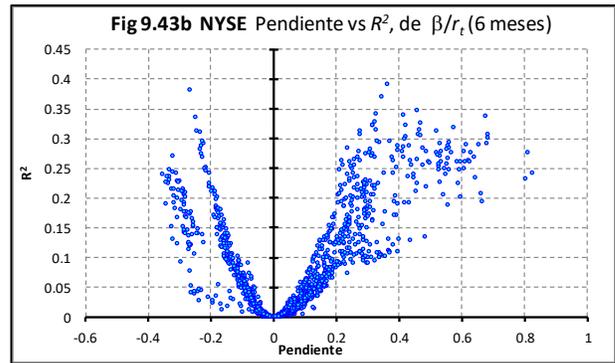
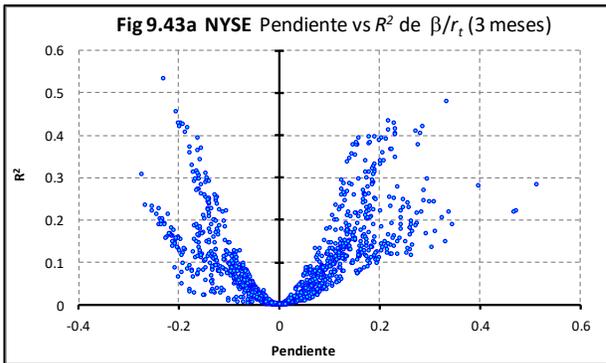
En la Tabla 9.8 se muestran los resultados de la prueba de la β del grupo de Índices Internacionales. Se ha resaltado en amarillo el porcentaje de casos con pendiente positiva utilizando $\tau=7$ años (cifra mencionada en el párrafo superior de esta página). Con ninguna ventana se alcanzó siquiera 41%.

Tabla 9.8 Resultados de la Prueba de "Premio por Riesgo" con la β . Grupo de Índices Internacionales										
INTRNL (β)	Pendientes totales	Pendiente positiva	Pendiente positiva	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	Promedio de R^2	Máxima R^2	Mínima R^2
3 m	3,309	1258	38.02%	41	1.24%	157	4.74%	0.093	0.783	3.21E-09
6 m	3,244	1289	39.73%	7	0.22%	147	4.53%	0.084	0.663	2.19E-10
1 a	3,113	1273	40.89%	0	0.00%	67	2.15%	0.061	0.477	4.19E-08
1.5 a	2,986	1176	39.38%	0	0.00%	6	0.20%	0.059	0.325	2.35E-08
2 a	2,855	1077	37.72%	0	0.00%	0	0.00%	0.057	0.265	1.44E-13
3 a	2,595	748	28.82%	0	0.00%	0	0.00%	0.032	0.256	2.39E-08
4 a	2,336	563	24.10%	0	0.00%	0	0.00%	0.022	0.146	9.89E-09
5 a	2,078	671	32.29%	0	0.00%	0	0.00%	0.017	0.125	5.71E-09
7 a	1,303	282	21.64%	0	0.00%	0	0.00%	0.007	0.035	5.98E-09

En las siguientes 4 gráficas se muestra la relación entre la pendiente y la R^2 de las acciones de la BMV (Figuras 9.42a - 9.42d) para σ/r_t , con $\tau = 3$ meses, 6 meses, 1.5 años y 3 años.



Las Figuras 9.43a – 9.43d representan acciones del NYSE (β/r_t) con $\tau=3m$, 6m, 1.5 años y 3 años.



En la Figura 9.42a de la BMV, para $\tau=3$ meses, (σ_i/r_i) , el 52.3% de las pendientes son positivas, pero sólo el 3.0% tienen $R^2>0.3$. En la Figura 9.42b, $\tau=6$ meses, (σ_i/r_i) , el 43.5% de las pendientes son positivas, y el 3.2% tienen $R^2>0.3$. En 9.42c, $\tau=1.5$ año, (σ_i/r_i) , el 25.1% de las pendientes son positivas, pero ninguna alcanzó $R^2>0.3$. Por último, en 9.42d, para $\tau=3$ años (σ_i/r_i) el 4.0% de las pendientes son positivas y ninguna tuvo $R^2>0.3$. Los datos se reportan en la Tabla 9.9. En fondo amarillo se resaltan los datos aquí comentados.

BMV (σ)	Pendientes totales	Pendiente positiva	Pendiente positiva	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	Promedio de R^2	Máxima R^2	Mínima R^2
3 m	1,581	827	52.3%	48	3.0%	106	6.7%	0.098	0.541	1.25E-08
6 m	1,519	661	43.5%	48	3.2%	71	4.7%	0.077	0.561	1.78E-08
1 a	1,396	408	29.2%	0	0.0%	52	3.7%	0.059	0.488	9.20E-08
1.5 a	1,268	318	25.1%	0	0.0%	31	2.4%	0.050	0.384	4.11E-10
2 a	1,144	162	14.2%	0	0.0%	0	0.0%	0.056	0.277	9.97E-09
3 a	891	36	4.0%	0	0.0%	0	0.0%	0.061	0.225	6.06E-08

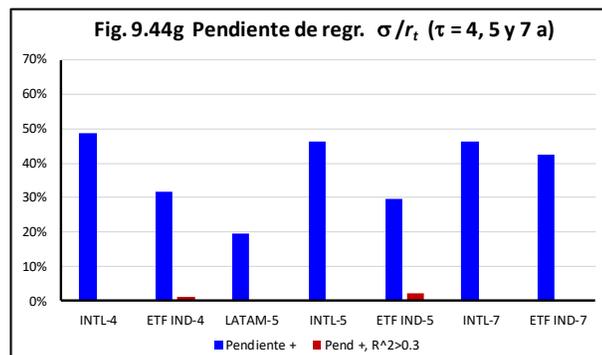
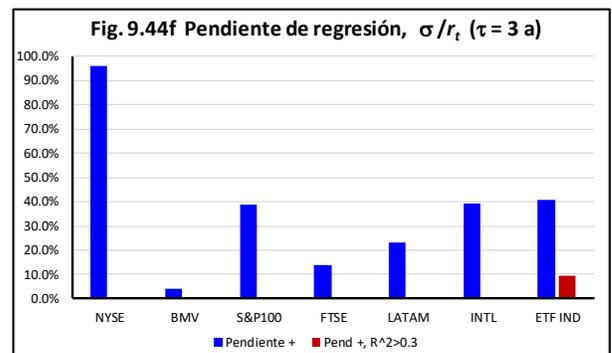
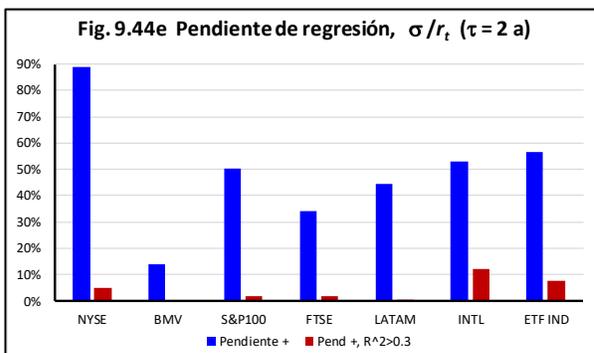
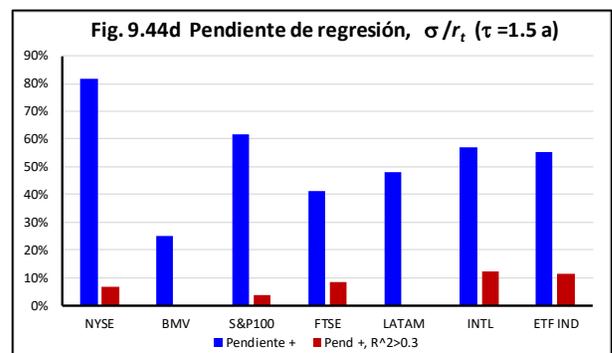
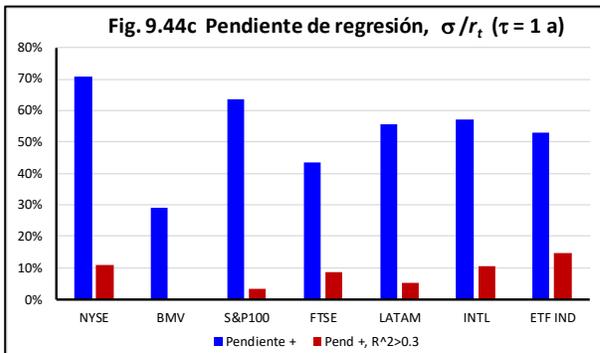
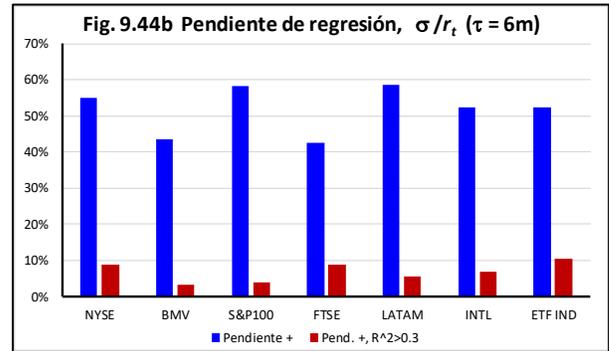
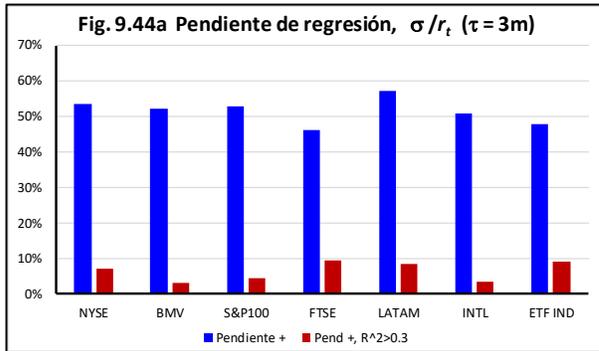
El caso de las acciones del NYSE es distinto a los demás grupos, ya que en esta muestra aleatoria de 46 acciones la proporción de pendientes positivas aumentó consistentemente al aumentar el tamaño de la ventana, hasta 93.6% con $\tau=3$ años. La Figura 9.43a ($\tau=3$ meses y β_i/r_i) muestra que 53.0% de las pendientes fueron positivas, pero sólo el 2.7% tuvieron $R^2>0.3$. En 9.43b, $\tau=6$ meses, (β_i/r_i) , el 65.3% con pendiente positiva, y el 1.4% con $R^2>0.3$. En 9.43c, $\tau=1.5$ año, (β_i/r_i) , el 85.1% de las pendientes son positivas, pero sólo 4 (0.3%) alcanzó $R^2>0.3$. Por último, en 9.43d, $\tau=3$ años (β_i/r_i) , 93.6% de las pendientes fueron positivas. De ellas una sola (0.01%) tuvo $R^2>0.3$. Los datos están en la Tabla 9.10. En fondo amarillo se resaltan los datos aquí comentados.

NYSE (β)	Pendientes totales	Pendiente positiva	Pendiente positiva	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Posit y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	P Negat y $R^2 > 0.3$	Promedio de R^2	Máxima R^2	Mínima R^2
3 m	1,582	838	53.0%	43	2.7%	21	1.3%	0.082	0.533	1.12E-08
6 m	1,518	992	65.3%	22	1.4%	4	0.3%	0.077	0.392	1.80E-09
1 a	1,394	1,028	73.7%	26	1.9%	0	0.0%	0.072	0.472	1.45E-08
1.5 a	1,266	1,077	85.1%	4	0.3%	0	0.0%	0.077	0.334	5.81E-06
2 a	1,142	1,059	92.7%	33	2.9%	0	0.0%	0.081	0.410	2.63E-06
3 a	889	832	93.6%	1	0.1%	0	0.0%	0.073	0.302	2.81E-06

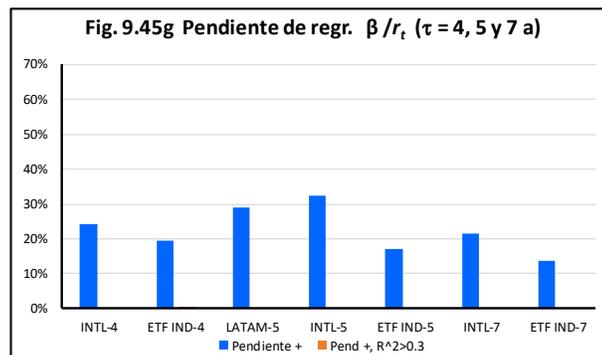
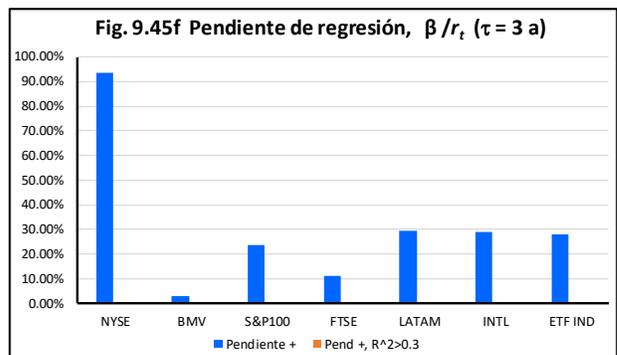
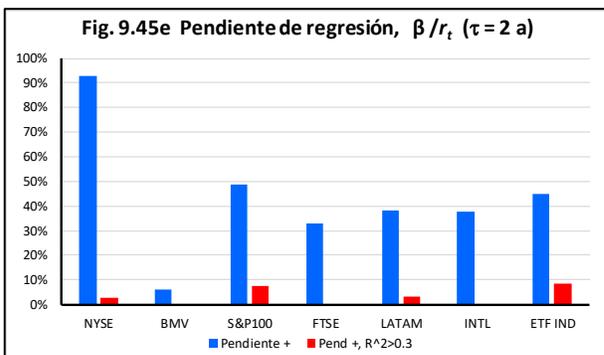
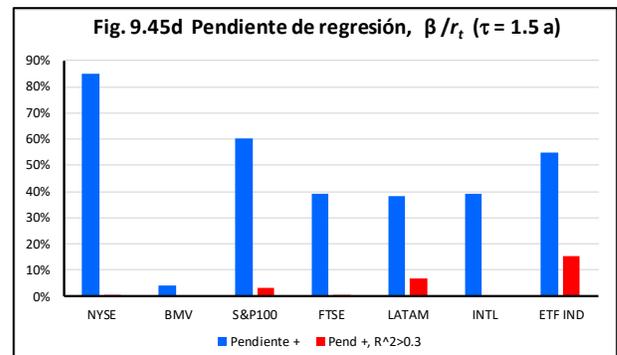
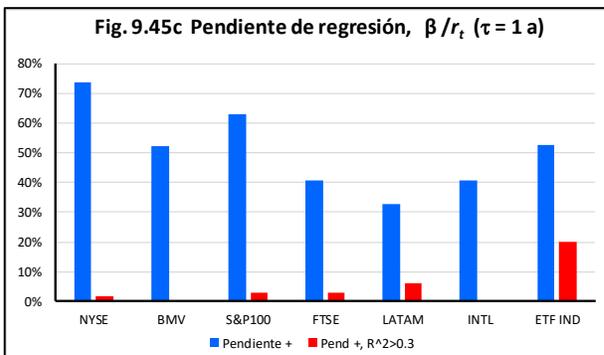
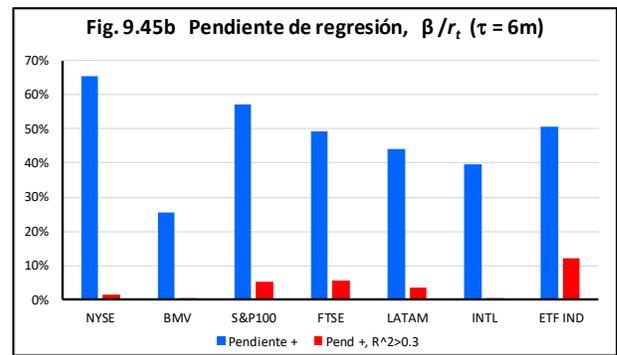
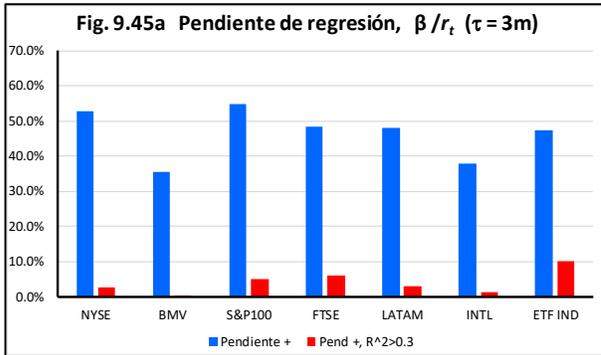
La Tabla 9.11 presenta una selección de los resultados obtenidos en las pruebas que se realizaron con los ETFs del Sector Industrial, ADRs de América Latina, el S&P100 y el FTSE 100 del LSE.

MERCADO	ETF IND (β)		LATAM (β)		S&P100 (σ)		FTSE (σ)	
Estadístico medido	Pendiente positiva	Pend. Posit. y $R^2 > 0.3$	Pendiente positiva	Pend. Posit. y $R^2 > 0.3$	Pendiente positiva	Pend. Posit. y $R^2 > 0.3$	Pendiente positiva	Pend. Posit. y $R^2 > 0.3$
$\tau = 3$ m	47.23%	9.93%	47.92%	3.07%	52.81%	4.36%	46.23%	9.46%
$\tau = 6$ m	50.58%	12.24%	44.08%	3.67%	58.14%	4.02%	42.51%	8.79%
$\tau = 1$ a	52.71%	20.19%	32.96%	6.27%	63.39%	3.30%	43.66%	8.68%
$\tau = 1.5$ a	54.92%	15.43%	38.31%	6.73%	61.74%	3.56%	41.30%	8.30%
$\tau = 2$ a	44.71%	8.53%	38.23%	3.10%	50.22%	1.67%	34.04%	1.81%
$\tau = 3$ a	27.87%	0.39%	29.61%	0.00%	38.85%	0.00%	13.77%	0.00%
$\tau = 4$ a	19.47%	0.18%	29.15%	0.00%				
$\tau = 5$ a	16.96%	0.00%						
$\tau = 7$ a	13.73%	0.00%						

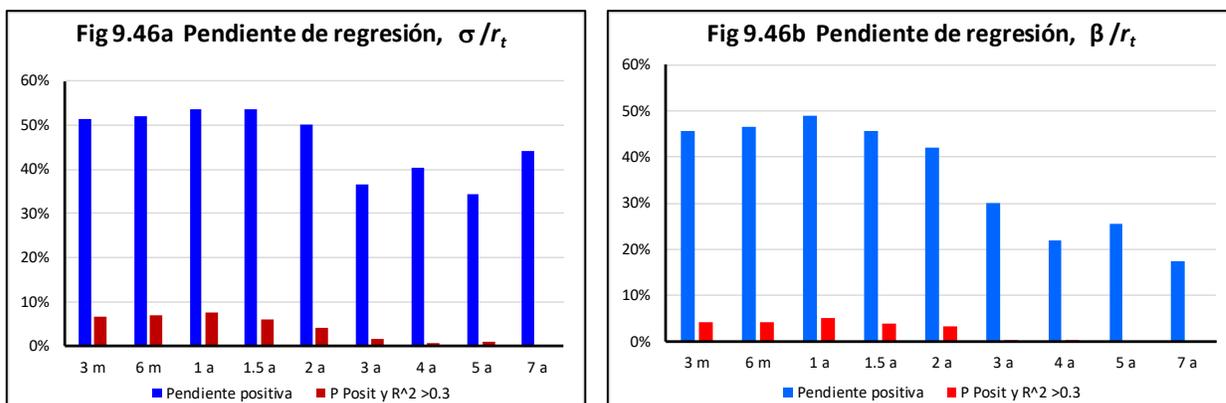
Las Figuras 9.44a hasta 9.44g representan los resultados de la relación σ/r_t para todos los grupos de activos y todas las ventanas de observación. En azul el porcentaje de casos con pendiente positiva, en rojo, porcentaje de casos con pendiente positiva y $R^2 > 0.3$.



Las Figuras 9.45a hasta 9.45g representan los resultados de la relación β/r_t para todos los grupos de activos y todas las ventanas de observación. En azul, el porcentaje de casos con pendiente positiva, en rojo, porcentaje de casos con pendiente positiva y $R^2 > 0.3$.



Por último, se muestran todos los resultados, de todos los grupos de activos y de todas las ventanas, reunidos en dos gráficas. En la Figuras 9.46a, en azul, el porcentaje de regresiones de σ/r_t con pendiente positiva y en rojo, el porcentaje de casos con pendiente positiva y $R^2 > 0.3$. En la Figuras 9.46b se muestra en azul, el porcentaje de regresiones de β/r_t con pendiente positiva y en rojo, el porcentaje de casos con pendiente positiva y $R^2 > 0.3$.



9.3.2.1 Conclusiones

Tras calcular 91,912 líneas de regresión de β/r_t y otras tantas de σ/r_t con 9 diferentes ventanas de observación (3 meses, 6 meses, 1 año, 1.5 años, 2 años, 3 años, 4 años, 5 años y 7 años) de 381 distintos activos financieros que incluyen 238 acciones, 48 ETF, 48 ADR y 47 índices bursátiles internacionales encontramos lo siguiente:

1. Alrededor del 50% de las observaciones con ventanas de observación $\tau < 1.5$ años tienen pendiente positiva. Con ventanas de plazos mayores, el porcentaje baja hasta niveles $< 20\%$.
2. La proporción de casos de regresión con pendiente positiva y coeficiente $R^2 > 0.3$ (modestamente significativo desde el punto de vista de poder explicativo) baja a niveles $< 8\%$ para σ y a niveles $< 5\%$ para β para ventanas menores a 2 años.
3. La proporción de casos con pendiente positiva y $R^2 > 0.3$ es prácticamente cero para ventanas de plazos mayores a 3 años.

Previamente se demostró en este Capítulo la inestabilidad de las β y del ρ . Asimismo, se demostró el nulo poder predictivo del modelo CAPM. Ahora se ha puesto en serias dudas la existencia del premio por riesgo del mercado de capitales, cuando menos si se considera que la prueba de dicho premio requiere una bondad de ajuste de los datos empíricos con el modelo superior a $R^2 > 0.3$. De hecho, el único grupo de activos que mostró que la regresión del riesgo contra el rendimiento, es decir, la línea del mercado de capitales, tiene mayoritariamente pendiente positiva, fue un conjunto de 46 acciones del NYSE elegidas aleatoriamente. Incluso, este grupo no logró pasar el criterio de $R^2 > 0.3$ más que en 2.9% de las pruebas con $\tau = 2$ años. Con ventanas de otros plazos, el porcentaje fue aún menor. En todos los demás grupos de activos, el porcentaje de casos con pendiente positiva fue igual o menor que el de aquellos con pendiente negativa y en todos los casos la frecuencia de eventos con $R^2 > 0.3$ fue mínima.

CAPÍTULO X. AUTO-ORGANIZACIÓN EN SERIES DE TIEMPO

Ya sabemos que las series de tiempo financieras no son estacionarias. De ello concluimos que los procesos que las generan tampoco lo son, es decir, que no parece ser uno solo el mecanismo que genera la fluctuación de precios, sino que puede haber varios mecanismos. También sabemos que hay clara evidencia de memoria de largo plazo en la volatilidad, además de comportamiento sugerente de memoria intermitente (quizás de corta y mediana duración) en los rendimientos.

En el Capítulo IX encontramos que el modelo CAPM no tiene poder explicativo ni predictivo sobre las fluctuaciones de precios e incluso se puso en serias dudas la existencia misma del premio por riesgo, cuando menos como regla generalizable, si acaso como excepción.

Ahora nos queda proponer una mejor explicación de lo que determina o genera las características estilizadas que observamos en las series financieras, por lo cual, en este capítulo abordaremos los fenómenos auto-organizados y trataremos de sustentar que este es un mejor camino para entender cómo funcionan los mercados.

Este capítulo nos permite proponer como explicación complementaria de la distribución de colas pesadas a la ley de potencia, esto es, explicaremos dicha distribución como debida a un proceso dependiente de la relación funcional entre dos cantidades en la que una de ellas, la variable dependiente (el tamaño de las caídas de precios), varía como potencia de la otra, la variable independiente (la frecuencia con que ocurren las caídas de distinta magnitud).

La distribución que sigue la ley de potencia se observa en modelos teóricos y también en fenómenos físicos, biológicos y sociales tales como el tamaño y frecuencia de los sismos, los cráteres en la superficie lunar, la intensidad de las explosiones solares, la magnitud y frecuencia de extinciones masivas de especies en nuestro planeta, los 60 cuerpos más grandes del Sistema Solar, el tamaño de los icebergs, la altura sobre el nivel del mar de los picos de las montañas, el número de ciudades con cierta cantidad de habitantes, el número de artistas en cada grado de popularidad, la frecuencia de uso de cada una de las palabras en un texto dado (ley de Zipf), citas a artículos científicos y otros datos bibliométricos, número de afiliados a cada religión, número de copias de libros vendidos por título, severidad de ataques terroristas por número de muertos que ocasionan, llamadas telefónicas recibidas de cada número al día, frecuencia en el uso de apellidos en una comunidad, grado de interacción de proteínas en la cadena metabólica de la levadura *Saccharomyces cerevisiae*, etcétera¹ (Lux, 2004, Goldstein, 2004).

Entre las implicaciones más relevantes de la distribución que obedece la ley de potencia, además de la relación funcional exponencial entre la variable dependiente y la independiente y la distribución de colas pesadas, podemos destacar las siguientes:

- a) No haya una escala típica o característica en la cual describir al fenómeno ya que en cualquier escala hay una rica generación de patrones de distribución.
- b) El rango de valores se extiende a lo largo de muchos órdenes de magnitud².
- c) No tiene sentido determinar el valor de los momentos centrales de Pearson³.

¹ Generalmente las distribuciones de ley de potencia empíricas (diferentes de las teóricas) aplican sólo aproximadamente o dentro de un rango limitado de valores.

² Por ejemplo, la potencia que tiene un sismo grado 8 de Gutenberg-Richter es 10,000 veces mayor que la de un sismo grado 4.

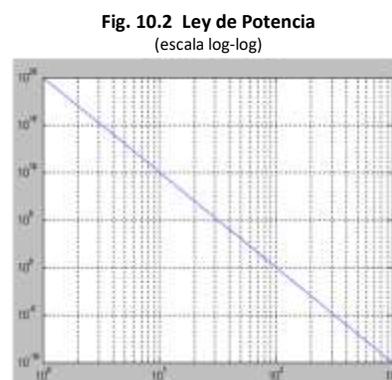
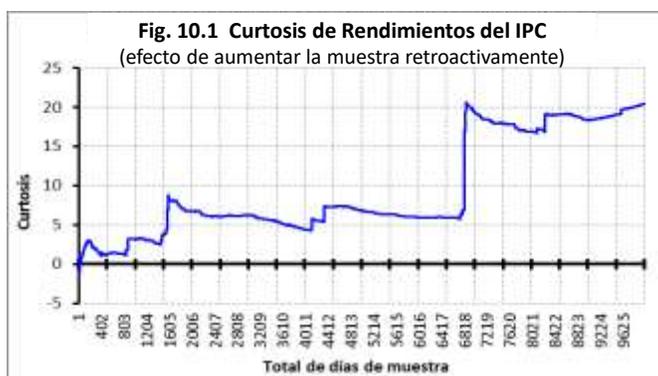
³ En este sentido, consideramos que sería absurdo preguntar cuál es la media o promedio de intensidad de los sismos en la Ciudad de México o el tamaño promedio de los cráteres de la luna. Si bien podemos hacer el cálculo aritmético

- d) La varianza es infinita, por lo tanto, mientras más valores se estudien, se encontrarán casos más extremos. De igual manera, si incorporamos más datos históricos en un estudio, aumentará la curtosis de la serie, como se muestra en la Figura 10.1⁴.
- e) A cualquier escala que se observe el fenómeno, la distribución de valores es similar (invarianza de escala), propiedad que poseen todos los objetos fractales o multifractales.
- f) La relación log-log entre la variable dependiente y la variable independiente es una línea recta, como se muestra en la Figura 10.2.

10.1 Primera Aproximación a la Ley de Potencia

La ley de potencia es una de las formas de distribución de colas pesadas. Siendo esta la forma de distribución de los rendimientos de activos en los mercados de capitales, consideramos apropiado investigar si movimientos descendentes de los precios en el mercado bursátil obedece dicha ley.

Las Figuras 10.1 y 10.2 muestran gráficamente dos de los conceptos relevantes de la ley de potencia, es decir, que la curtosis aumenta progresivamente conforme se incluyen más datos en una muestra y que la relación log-log entre la variable dependiente y la variable independiente es una línea recta, dado que las variables se relacionan entre sí como función exponencial.



Para completar las ideas anteriores se hicieron seis ensayos distintos. En el primer se corroboró que la distribución de los activos listados en la Bolsa Mexicana de Valores es consistente con la de Pareto. En los dos siguientes ensayos (2° y 3°) se investigó si las caídas en los precios del índice DJIA obedecen la ley de potencia. En el cuarto ensayo se estudió si la distribución del tiempo de recuperación completa tras las caídas, obedece dicha ley. En el quinto ensayo se determinó si la frecuencia de los picos de volatilidad de distintas magnitudes y en distintos índices obedece la ley de potencia. Finalmente, en un 6° ensayo se buscó si los picos de curtosis de distintas magnitudes en los índices DJIA y S&P500 obedecían la ley de potencias.

En el histograma de la Figura 10.3 se muestra la distribución de 125 empresas listadas en la Bolsa Mexicana de Valores, ordenados por valor de capitalización (Market Cap). En verde se han

sin ninguna dificultad, el valor obtenido no refleja el caso típico ni la dispersión de los casos alrededor de la media nos habla de la probabilidad real de tener un evento de cierta magnitud y lo mismo sucede con los otros momentos.

⁴ En la Figura 10.1 se hace el cálculo de la curtosis, agregando progresivamente, uno a uno log -rendimientos diarios del IPC en forma retrospectiva desde el 27 de enero de 2015 hacia atrás. En esa fecha se hizo el cálculo con los 5 rendimientos siguientes (10,11, 12, 13 y 17 de noviembre de 2015). A partir de entonces, para medir la curtosis se agregaron uno a uno los rendimientos del pasado hasta el 6 de enero de 1975 (N=10,001).

mercado las primeras 28 posiciones (28/125=22.4%), mismas que corresponden al 80.62% del valor de capitalización del total de la muestra. La curtosis del Market Cap fue $K_{125}=19.35$.

En la Tabla 10.1 se anotan los 18 activos (30%) con mayor ponderación en el índice IPC Composite, el cual incorpora una muestra de 60 activos. Consideramos que ambos listados son compatibles con la distribución Pareto (80/20) siendo una buena aproximación a la misma. La curtosis del Market Cap de esta segunda muestra fue $K_{60}=11.66$.

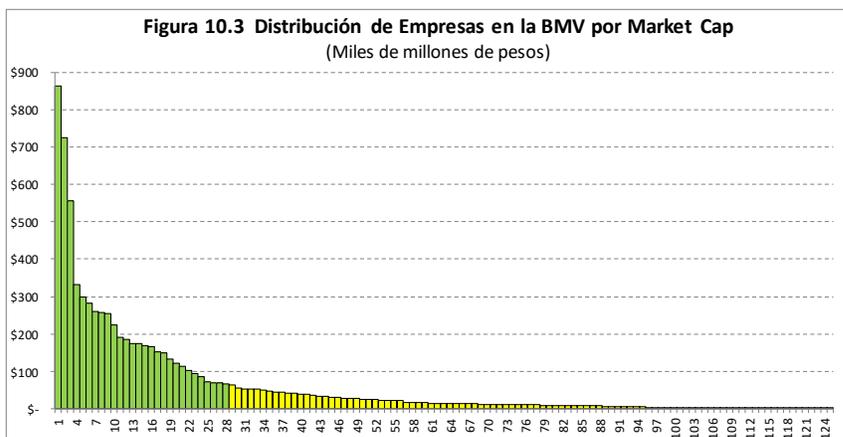


Tabla 10.1 Activos del índice IPC Comp (hasta 79.8% del Mkt Cap)

Activo	Mkt Cap	Cum Mkt Cap
1 FEMSA UBD	12.28%	12.28%
2 AMX L	9.21%	21.49%
3 GFNORTE O	8.73%	30.22%
4 TLEVISA CPO	7.38%	37.60%
5 CEMEX CPO	7.35%	44.96%
6 WALMEX *	6.75%	51.71%
7 GMEXICO B	6.35%	58.05%
8 ALFA A	3.25%	61.30%
9 GAP B	2.44%	63.74%
10 KOF L	2.31%	66.05%
11 SANMEX B	1.95%	68.00%
12 ASUR B	1.94%	69.94%
13 KIMBER A	1.89%	71.83%
14 BIMBO A	1.88%	73.71%
15 GRUMA B	1.79%	75.50%
16 GFINBUR O	1.61%	77.12%
17 PE&OLES *	1.39%	78.50%
18 MEXCHEM *	1.32%	79.83%

Malevergne y colaboradores han enfatizado lo inapropiado de utilizar un índice bursátil como proxy del mercado para la medición de la beta (Malevergne, 2009) y la valuación de precios utilizando el modelo CAPM o alguna de sus variantes, dada la disparidad de los pesos relativos de las acciones en un mercado accionario y en un índice, lo que nosotros también hemos advertido en el IPC. No podemos estar más de acuerdo con este autor.

10.2 Ley de Potencia en movimientos del índice DJIA

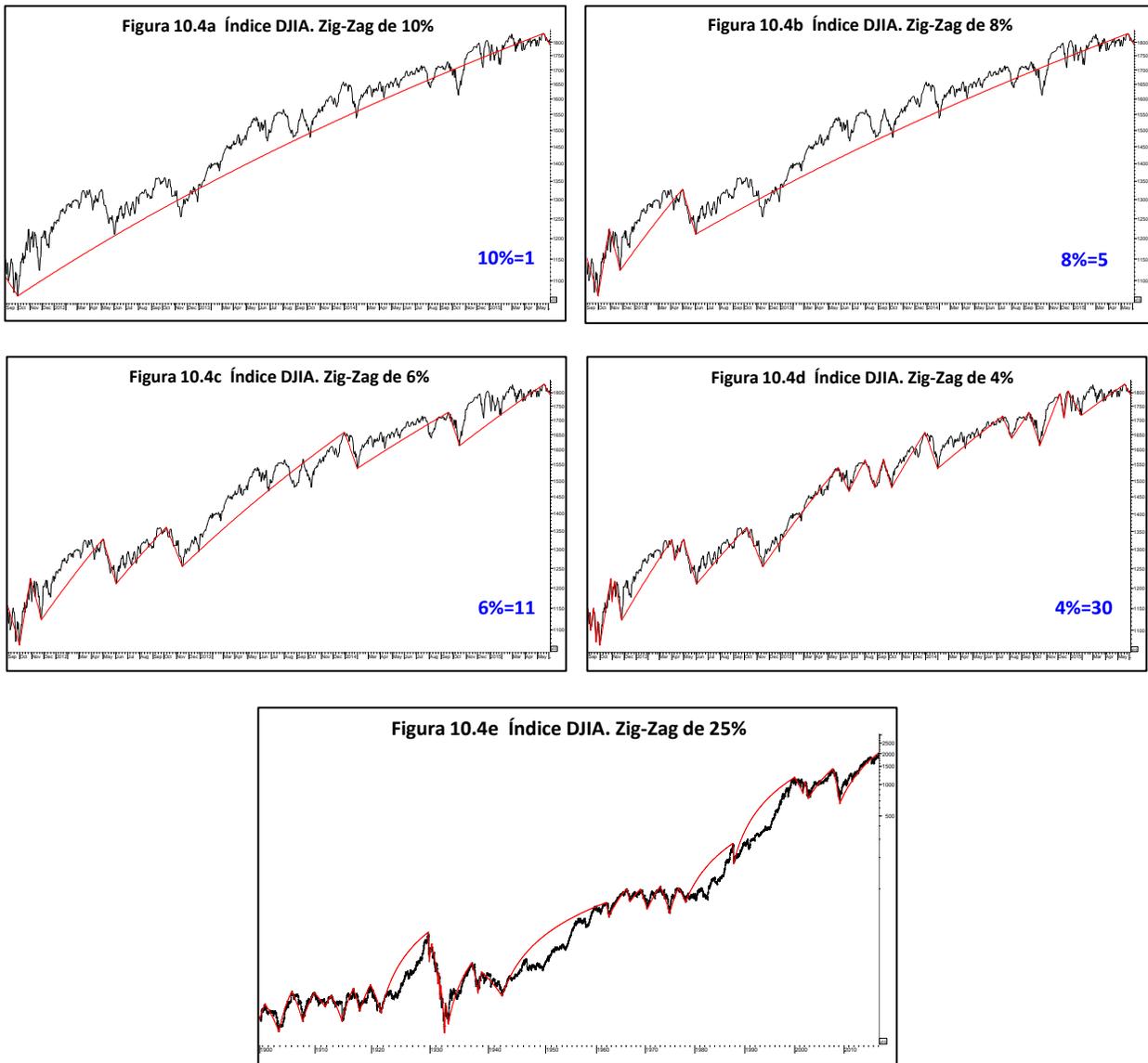
El segundo ensayo fue realizado utilizando un instrumento de análisis llamado Zig-zag, mediante el cual se identifican los puntos pivote de movimientos contra tendencia de cierta magnitud prefijada. El método permite identificar el valor del índice en cada punto pivote y a partir de esa información se pueden contar el número de “virajes” y tras agruparlos en categorías o clases se puede determinar su frecuencia.

El ensayo se hizo con datos del índice DJIA (1897-2013) de 1 semana (6,503 datos), 1 día, 1 hora, 15 minutos, 5 minutos y 1 minuto (31,716 datos de cada uno de estos 5 plazos⁵).

En las Figuras 10.4a hasta 10.4d se muestra la forma en que opera el Zig-zag. En cada una de dichas figuras se ha marcado en azul, el cambio porcentual designado para identificar un punto pivote y el número de cambios detectados en el segmento mostrado. Así, en la Figura 10.4a se programó el Zig-zag para cambios de valor contra tendencia del 10%. En el segmento observado se detectó un solo movimiento sin virajes. En la Figura 10.4b se contaron 5 virajes de 8%, en la Figura 10.4c, hubo 11 cambios de 6% y en la Figura 10.4d se contaron 30 cambios de 4%.

⁵ En las pruebas de datos menores a 1 día se tomaron los últimos 31,716 datos previos a la última fecha de la serie diaria, misma que corresponde al 29 de abril de 2013.

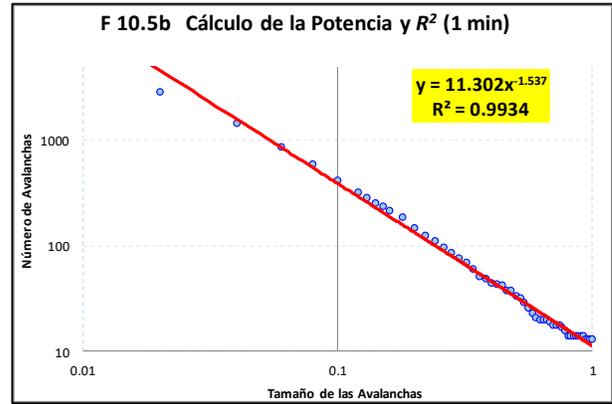
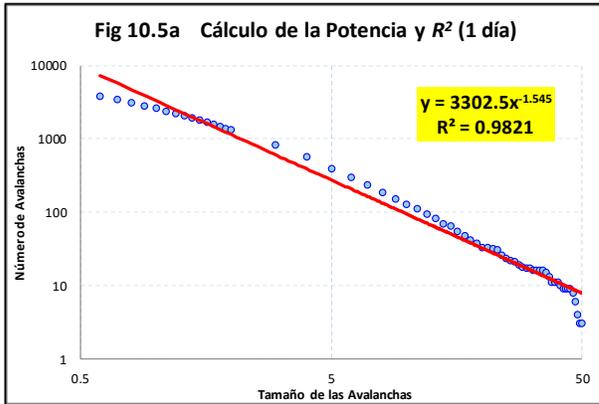
En la Figura 10.4e se incluye el trazo del DJIA desde el año 1900 hasta el 2016. El Zig-zag se ha calibrado en cambios de valor contra-tendencia del 25%. En este caso, no se incluye el número de virajes que se observan en el trazo.



En las Figuras 10.5a y 10.5b se presenta en escalas log-log la regresión del número progresivo de virajes de distinta magnitud contabilizados con el método anterior para registros de valores del índice de 1 día y de 1 minuto respectivamente (31,716 datos en ambos casos).

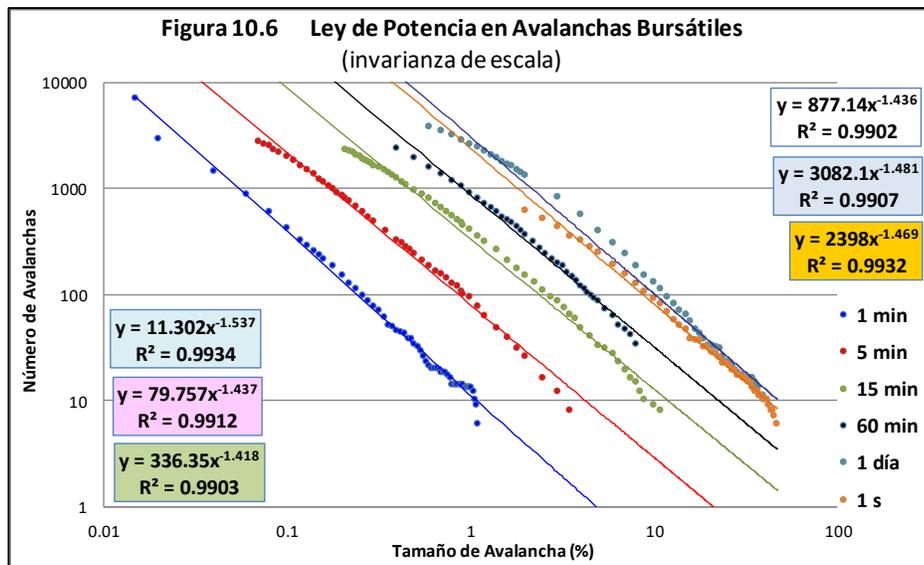
Para la Figura 10.5a, se anotó el número de virajes o “avalanchas” que se contaron en la serie de valores diarios en cada magnitud elegida con el Zig-zag, desde un mínimo de 0.6% hasta un máximo de 40%. En la serie original se tienen registros desde 0.1% hasta 50%, pero se eligieron los límites aquí anotados con objeto de maximizar el coeficiente R^2 . El exponente de escalamiento de la regresión del número de avalanchas contra su tamaño fue -1.545 y la $R^2=0.9821$. Para la serie de valores de cada minuto (Figura 10.5b), los cambios evaluados abarcaron desde un mínimo

de 0.015% a un máximo de 1.10% (la prueba original llegó hasta 1.22%). El exponente de escalamiento fue -1.537 y la $R^2=0.9934$.



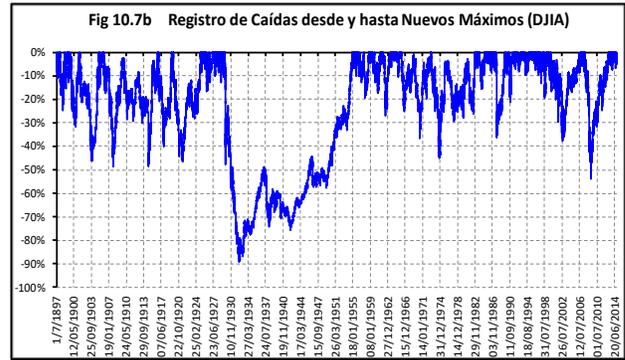
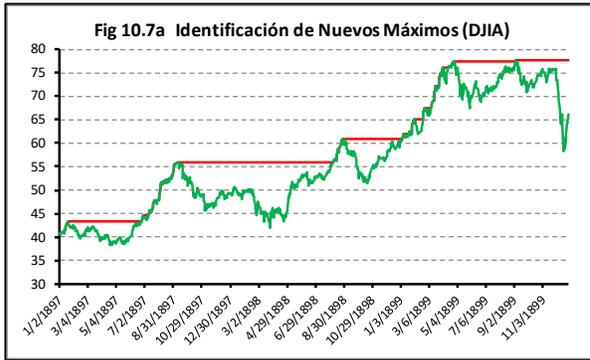
En la Tabla 10.2 se anota el valor de las R^2 , el cambio mínimo y máximo estudiados en cada serie, el exponente o potencia que relaciona el número de eventos con su dimensión y el número de datos de cada serie original: 1 minuto, 5min, 15min, 60 minutos, 1 día y 1 semana. En la Figura 10.6 se representan todas las regresiones de estos ensayos.

Tabla 10.2 Cálculo de Potencias y R^2 . Distintas Escalas					
Plazo de los Datos	R^2	Cambio mínimo	Cambio máximo	Potencia	Número de Datos
1 min	0.9934	0.015%	1.12%	-1.537	31,716
5 min	0.9912	0.07%	3.50%	-1.437	31,716
15 min	0.9903	0.21%	11.00%	-1.418	31,716
60 min	0.9902	0.40%	8.00%	-1.436	31,716
1 día	0.9907	0.60%	40.00%	-1.481	31,716
1 sem	0.9932	2.00%	47.00%	-1.469	6,503



Los resultados hasta aquí sugerían que podría ser fértil una exploración ulterior de la presencia de otras características en las series de tiempo financieras también sujetas a la ley de potencia.

El tercer ensayo consideró todos los descensos (*draw-downs*) a lo largo de la historia del DJIA (1897-2014). Para ello, se registraron simultáneamente el valor nominal del índice junto con los últimos nuevos máximos consecutivos, como se muestra en la Figura 10.7a (en verde el índice DJIA y en rojo los nuevos máximos sucesivos alcanzados). Posteriormente graficó la distancia que separaba los dos registros anteriores (Figura 10.7b). Finalmente se midió la profundidad máxima ocurrida en cada descenso. Se contó el número de días de operación y de días calendario que existieron entre el inicio de cada caída y el momento en que se recuperó el 100% de la pérdida.



En la Figura 10.8 se ha graficado la relación que hay entre la profundidad de las caídas (ordenadas) y la frecuencia de eventos en cada clase (abscisas) en escala log-log. En la tabla 10.3 se muestran los resultados anotando el número acumulado de eventos existentes hasta cada nivel de corte o clase (Cuenta), el valor de corte de cada clase (denominado *Cut-off point*) y el número de eventos que hay en cada clase (Residuo). Se ha calculado la curtosis, el exponente de la línea de regresión potencia y la R^2 de la regresión.

La serie consistió en 560 eventos (caídas). Los niveles de corte de las caídas abarcan desde 0.34% hasta 15%. El exponente de escalamiento fue -0.827 . El ajuste de los datos a la regresión potencia fue excelente ($R^2=0.997$). La serie tiene una distribución de colas pesadas ($K=54.095$), por lo que tentativamente se puede decir que las caídas o *draw-downs* del índice DJIA a lo largo de su historia se distribuyen siguiendo la ley de potencia.

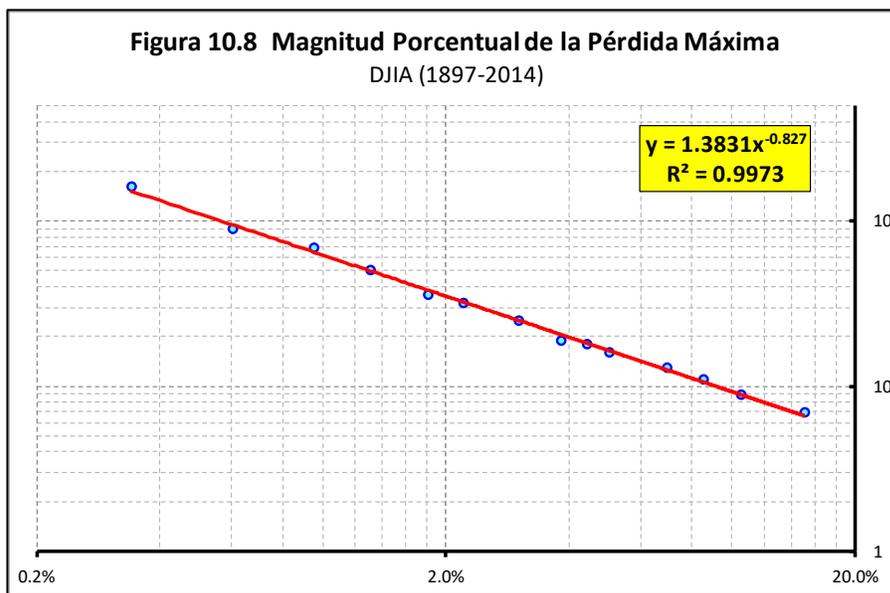


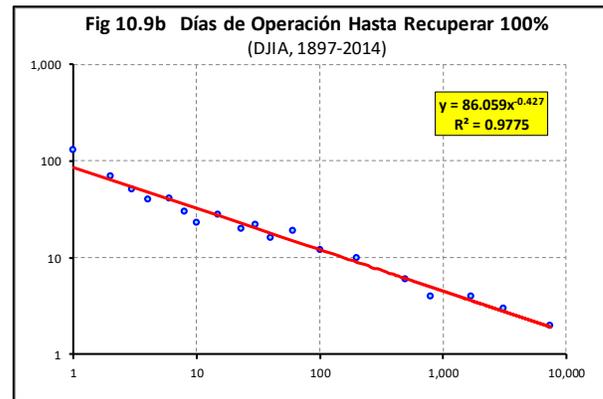
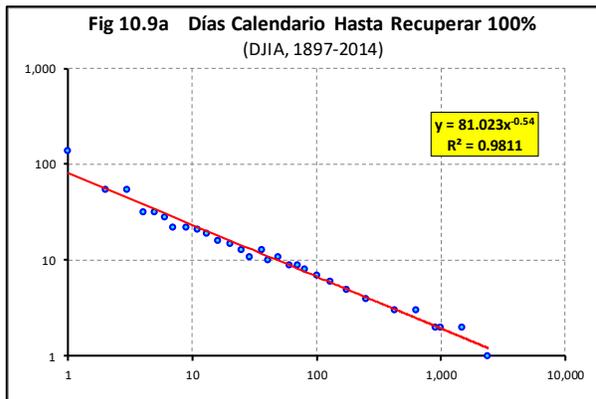
Tabla 10.3 Pérdidas DJIA		
Cuenta	Cut-off Pt	Residuo
164	0.0034	164
254	0.006	90
323	0.0095	69
374	0.013	51
410	0.018	36
442	0.022	32
467	0.03	25
486	0.038	19
504	0.044	18
520	0.05	16
533	0.069	13
544	0.085	11
553	0.105	9
560	0.15	7
Curtosis		54.095
Casos		560
Exponente		-0.827
R^2		0.997

10.3 Ley de Potencia en el Tiempo de Caídas del DJIA (1897-2015)

En cuanto al tiempo transcurrido en los movimientos descendentes hasta la recuperación del 100% de la pérdida, nuevamente observamos que, tanto si lo calculamos en días de operación, como en días calendario, la relación entre la frecuencia de cada clase y el tiempo transcurrido (el valor o marca de cada clase), puede expresarse como potencia.

En la Figura 10.9a se muestra la relación de días calendario (ordenadas) contra frecuencia (abscisas), en escala log-log, y en la Figura 10.9b se representa la relación días de operación contra frecuencia. En el primer caso (días calendario) el exponente de la línea de regresión $\varepsilon=-0.54$ y $R^2=0.9811$. En el segundo caso (días de operación), el exponente $\varepsilon=-0.427$ y $R^2=0.9775$. El número de casos en las dos series fue 579 y la curtosis en ambas series fue $K=255.78$.

Una vez más, hemos encontrado datos sugerentes de que el fenómeno bursátil obedece la ley de potencia en cuanto al tiempo que tarda en recuperarse el valor de los activos estudiados tras una caída, y ello implica un proceso auto-organizado.



10.4 Ley de Potencia en Picos de Volatilidad

Enseguida exploramos la posibilidad de que, tanto los picos de volatilidad como los picos de leptocurtocidad pudieran ser explicados como una ley de potencia al relacionar su valor con la frecuencia de presentación.

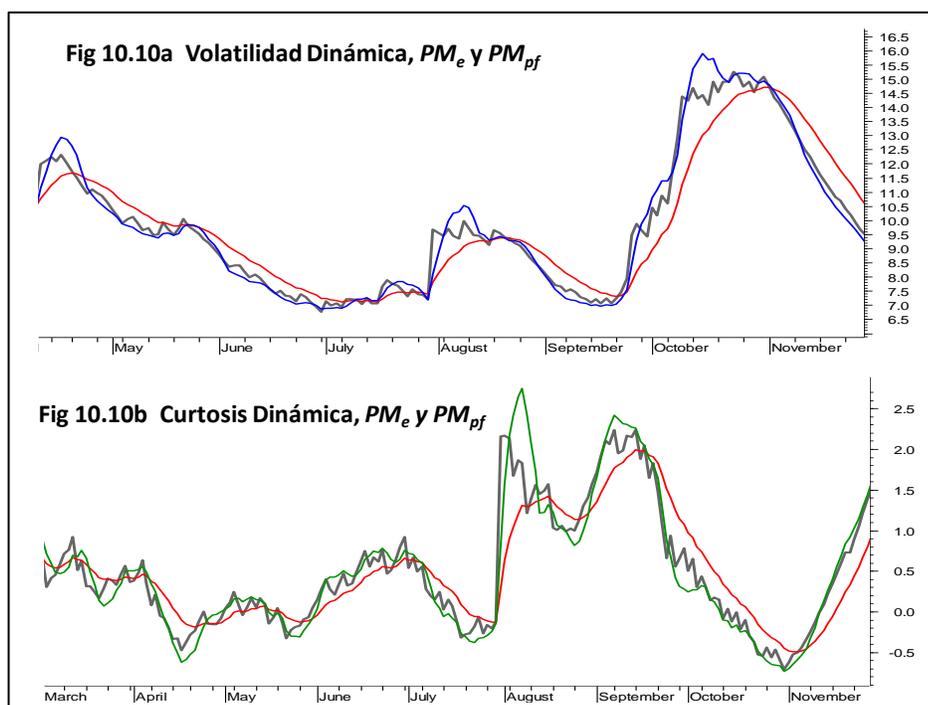
Para calcular la volatilidad utilizamos la fórmula que pondera mediante un promedio móvil exponencial, fórmula ya referida en el tema de curtosis ($\hat{\sigma}_{t+1} = \sqrt{\lambda\hat{\sigma}_t^2 + (1-\lambda)(r_{t+1} - \mu)^2}$ fórmula #88, página 86) denominada volatilidad dinámica. Se utilizó $\lambda=0.95$. El resultado se muestra en la Figura 1.5, página 16.

Una vez hecho el cálculo de la volatilidad dinámica, fue evidente que el trazo era muy quebrado, como se muestra en la Figura 10.10a (en gris) y que, en un segmento alcista hacia una cima relevante, o en un descenso hacia un valle, había una gran cantidad de pequeñas cimas irrelevantes, a manera de una sierra, mismas que sería deseable filtrar. Resulta natural pensar que para “suavizar” el trazo, un promedio móvil sería apropiado. Consideramos tanto un promedio móvil simple como uno ponderado exponencialmente (PM_e). Sin embargo, al momento de filtrar las

señales irrelevantes, estas dos modalidades “aplanaban” exageradamente el trazo, borrando de esa manera los picos relevantes (línea roja en la Figa 10.10a).

Se decidió emplear un promedio móvil llamado “de punto final” (PM_{pf}) o “de series de tiempo” (línea azul en la Figura 10.10a) que se utiliza en análisis técnico para “suavizar” un trazo, al tiempo que se acentúan los picos y valles y se disminuye el resago de las señales en el promedio contra las señales en el trazo (Lafferty, 1995).

El PM_{pf} consiste en el registro sucesivo del punto final de una línea de regresión por mínimos cuadrados ordinarios que resulta de los últimos n días (10 en este caso). Por lo tanto, proyecta hacia el futuro, la tendencia que ha guardado el movimiento de precios durante los últimos n días, un día más. La misma metodología se utilizó para identificar los picos de curtosis (Figura 10.10b).



Con el propósito de identificar los picos dentro de la serie numérica del PM_{pf} , utilizamos un sencillo comando en Excel⁶ el cual aislamos los puntos máximos precedidos y seguidos por puntos inferiores, siempre y cuando dichos puntos inferiores a su vez estuvieran precedidos (el previo) y seguidos (el subsecuente) por un punto inferior. Es decir, que elegiríamos como puntos relevantes o puntos pivote aquellos que fueran la cima de una sucesión de 5 puntos distribuidos como un triángulo de base inferior y vértice superior.

En las figuras 10.11a, 10.11b, 10.11c y 10.11d se muestran las regresiones log-log de los picos de volatilidad del S&P500, el Nasdaq Composite, el IPC y el MSCI ACWI respectivamente y en la Tabla 10.4 se anota, para esos mismos índices más el DJIA (no mostrado): a) el exponente ε de la regresión, b) el valor del coeficiente R^2 ; c) el número de casos (picos de volatilidad) aislados en cada índice; d) el año inicial de la serie estudiada (todos terminan el 31 de diciembre de 2014) y e) el valor de la curtosis de cada una de las series.

⁶ La fórmula empleada en Excel para la celda B14 es: =SI(Y(B14>B13,B14>B15,B13>B12,B15>B16),B14,"falso")

Cabe destacar que todos los casos tienen niveles altos de R^2 y que todas las series son de colas pesadas, por lo que podemos proponer que los picos de volatilidad de los índices estudiados también pueden considerarse, tentativamente, sujetos a la ley de potencia.

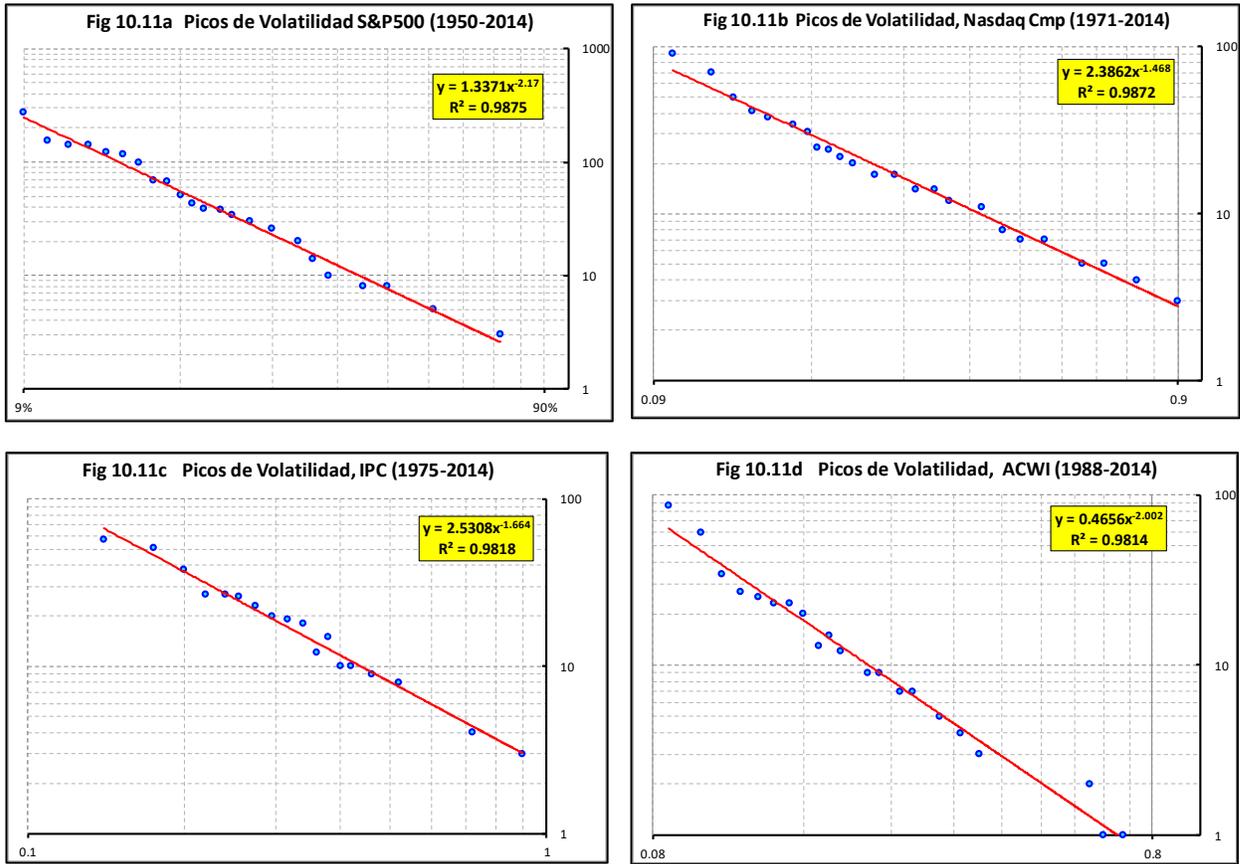


Tabla 10.4 Ley de Potencias en Picos de Volatilidad (hasta 2014)					
	S&P500	DJIA	NASDAQ	IPC	ACWI
Exponente	-2.172	-2.249	-1.468	-1.589	-2.002
R^2	0.988	0.981	0.987	0.983	0.981
Casos	1,524	1,673	570	382	386
Año inicial	1,951	1,897	1,971	1,975	1,988
Curtosis	27.74	21.71	7.35	24.32	16.68

10.5 Ley de Potencia en Picos de Leptocurticidad

Para identificar los picos leptocúrticos utilizamos una fórmula similar a la de la volatilidad dinámica. Nuevamente ponderamos los rendimientos mediante un promedio móvil exponencial y hemos llamado a este estadístico “curtosis dinámica”. Su fórmula es la siguiente:

$$\hat{\kappa}_{t+1} = \frac{\lambda \hat{\sigma}_t^4 + (1-\lambda)(r_{t+1}-\mu)^4}{(\lambda \hat{\sigma}_t^2 + (1-\lambda)(r_{t+1}-\mu)^2)^2} - 3 \quad [91]$$

En este caso, utilizamos $\lambda=0.96$. El trazo resultante para el índice DJIA se muestra en la Figura 10.12, en la que destacan los picos de leptocurticidad generados al final del año 1987 ($K_{Max}=90.82$) y en el año 2008 ($K_{Max}=72.50$).

Como en el caso de la identificación y aislamiento de los picos de volatilidad, para identificar y aislar los picos de leptocurticidad utilizamos el PM_{pf} (línea verde en la Figura 10.10b, página 294) y el criterio de punto máximo entre 4 puntos subyacentes de la fórmula de Excel ya comentada.

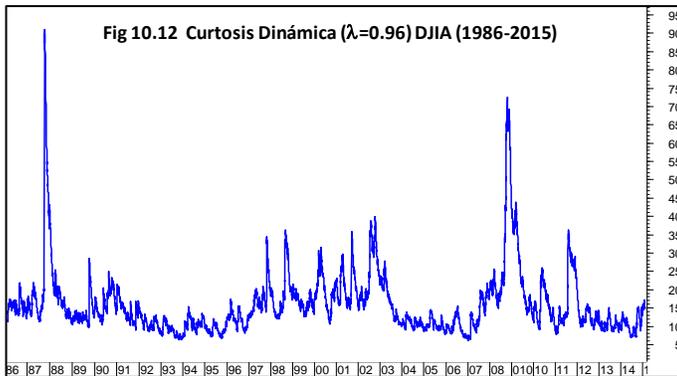
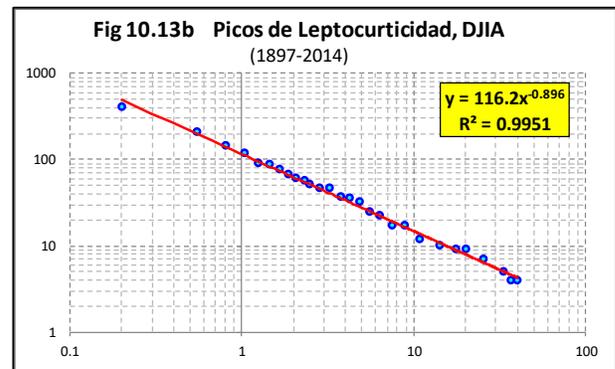
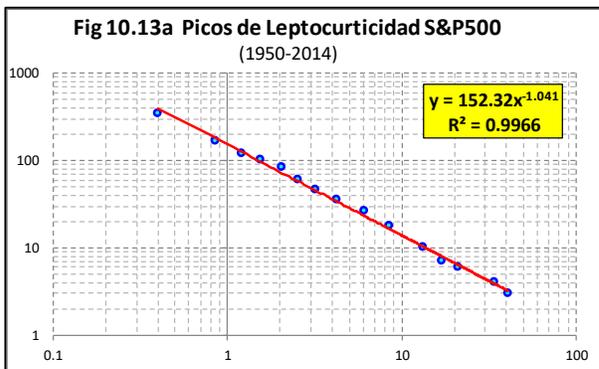


Tabla 10.5		
Picos de Leptocurticidad (hasta 2014)		
	S&P500	DJIA
Exponente	-1.041	-0.896
R ²	0.9966	0.9951
Casos	1,038	1,697
Año Inicial	1,950	1,897
Curtosis	52.33	34.98

En las figuras 10.13a y 10.13b se muestran los trazos de las regresiones de picos de leptocurticidad del índice S&P500 y del DJIA. En la Tabla 10.5 se anotan los datos más relevantes resultado del ejercicio. Para ambos índices el coeficiente R^2 es muy alto y las dos series de picos de leptocurticidad son de colas pesadas, como lo reflejan las $K_{S\&P500}=52.33$ y $K_{DJIA}=34.98$.



Una vez más, podemos proponer que los picos de leptocurticidad de los índices estudiados pueden considerarse, tentativamente, sujetos a la ley de potencia, como ya lo hemos propuesto para los picos de volatilidad, para la profundidad de las caídas y para el tiempo transcurrido hasta recuperar el 100% del valor de los índices tras los movimientos correctivos.

La relevancia de estos hallazgos puede ser múltiple. Por un lado, de confirmarse la propuesta, quedaría claro que, como sospechamos, el movimiento alcistas o bajistas de los precios, no tiene una dimensión representativa o típica. Además, resultaría irrelevante la cuantificación de los cuatro momentos centrales de Pearson al hacer una descripción cuantitativa de las fluctuaciones de precios y rendimientos dada la varianza infinita que resultaría.

Finalmente, todos esos hallazgos sugieren fuertemente que estamos ante un fenómeno auto-organizado, algo muy alejado de una marcha aleatoria con i.i.d.

10.6 Ley de Potencia en las Caídas de Precios de Activos Bursátiles.

Desde un fundado escepticismo en el modelo convencional que representa las fluctuaciones de precios de activos bursátiles como una marcha aleatoria con independencia del pasado, en este ensayo se abordó el estudio de series de tiempo financieras con visión sistémica en busca de evidencia de auto-organización.

Se desarrolló una metodología (ver sección 4.5 Ley de Potencia en Caídas Bursátiles, Capítulo IV, pp:169-173) para identificar como unidades de estudio cada uno de los descensos de precios (caídas) desde un nivel máximo dado. Se exploró un rango dentro del espacio de estados en el cual las caídas pudieran ser explicadas como un proceso que sigue la ley de potencia. Se localizó un nivel crítico en el tamaño de las caídas, que separa el segmento que opera bajo régimen aleatorio del segmento que obedece la ley de potencia, lo que se interpreta como un punto de transición de fase en un sistema auto-organizado. Se encontró evidencia de dicha auto-organización en todos los índices bursátiles estudiados. No se detectó dicho comportamiento en ninguna de las series sintéticas aleatorias utilizadas como control.

10.6.1 Resultados Generales

En la Tabla 10.6 se acumulan los principales resultados del presente estudio. Aquí comentamos los más relevantes. El método arrojó un total de eventos que dependió de la longitud, en días de operación, de los índices estudiados. El coeficiente de correlación entre ambas series (días de operación contra número de caídas registradas) fue de 0.972 ($R^2=0.945$). El promedio de caídas registradas en los 30 índices fue $N_{tot}=323$ con un mínimo de 111 para el índice de Colombia y un máximo de 1,147 para el DJIA. De dichas unidades de observación, el $\%Sup=23.68\%$ corresponden, en promedio, al conjunto de eventos con caídas mayores al punto crítico con un rango de 15.95% a 32.20%.

El exceso de curtosis promedio las series completas de caídas fue $K_{tot}=22.17$ (7.925 a 64.709). El exceso de curtosis promedio de los segmentos superiores al punto crítico fue $K_{sup}=6.029$ (1.76 a 21.552) mientras que el promedio de los segmentos inferiores fue $K_{inf}=0.001$ (-0.295 a -0.151).

El promedio del valor de la caída máxima registrada fue $x_{Max}=-55.91\%$ (-38.91% a -77.62%). El valor promedio de la caída en el punto crítico fue $x_{min}=-4.46\%$ (-1.73% a -8.70%) y el promedio del coeficiente de determinación de la regresión potencia fue $R^2=0.9584$ (0.9110 a 0.9834).

En el cálculo del exponente de escalamiento se consideró inapropiado emplear el ajuste de la línea de regresión potencia ya que, como ha sido comentado por Goldstein et al (2004), esta forma de hacerlo introduce sesgos sistemáticos en el valor del exponente, por lo que no es confiable. Por ello se empleó el método recomendado por Newman (2006) y Clauset (2009) cuya fórmula se ha anotado en el punto 12 del apartado de cálculos realizados (página 171). El promedio del valor del exponente $\alpha=2.239$ (1.959 a 2.239) y el error estándar de dicho exponente fue, en promedio $\sigma=0.157$ (0.070 a 0.281)⁷.

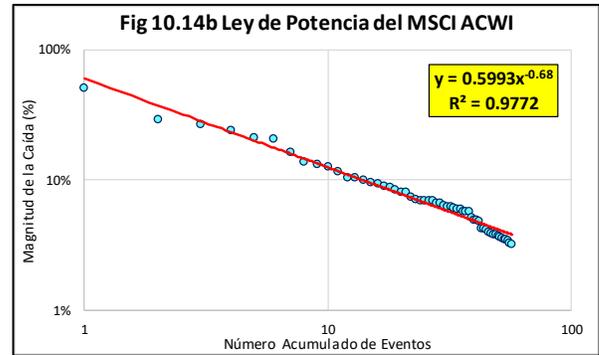
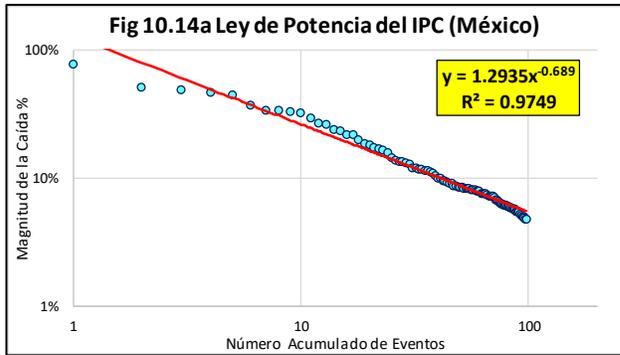
⁷ Los errores anotados corresponden solamente al error estadístico del muestreo cuando se estima el valor α ; no se incluye la medición de los errores que pudiera haberse generado debido a que la función de ley de potencia no fuera un buen modelo para representar los datos originales o por variaciones en el valor estimado de x_{min} .

Tabla 10.6	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	
	N_{tot}	N_{sup}	N_{inf}	% Sup	K_{tot}	K_{sup}	K_{inf}	x_{Max}	x_{min}	R^2	α	σ	
MSCI ACWI	295	57	238	19.32%	39.276	12.174	0.053	-50.99%	-3.27%	0.9744	2.200	0.162	MSCI ACWI
MSCI WI	326	79	247	24.23%	40.576	15.989	0.045	-49.54%	-3.36%	0.9666	2.171	0.132	MSCI WI
EM EUROPA	145	39	106	26.90%	12.890	4.408	0.049	-73.80%	-6.92%	0.9528	2.207	0.193	EM EUROPA
EM ASIA	259	59	200	22.78%	23.506	6.084	-0.005	-61.00%	-2.48%	0.9686	2.864	0.192	EM ASIA
EM LATAM	267	71	196	26.59%	16.447	3.898	0.021	-68.08%	-4.32%	0.9381	2.087	0.129	EM LATAM
EuroStox 50	139	34	105	24.46%	18.379	3.363	-0.013	-46.24%	-4.16%	0.9698	2.320	0.226	EuroStox 50
StoxxEuro 600	358	72	286	20.11%	28.189	4.984	-0.016	-43.66%	-2.55%	0.9635	2.079	0.127	StoxxEuro 600
S&P500	696	170	526	24.43%	31.442	12.022	-0.002	-46.91%	-2.81%	0.9808	2.393	0.107	S&P500
WILSHIRE 5K	240	69	171	28.75%	64.709	21.552	0.151	-56.64%	-1.73%	0.9712	2.103	0.133	WILSHIRE 5K
DJIA	1147	266	881	23.19%	22.962	6.327	-0.003	-53.57%	-3.12%	0.9471	2.147	0.070	DJIA
NASDAQ C.	452	105	347	23.23%	28.815	9.108	0.086	-54.99%	-3.37%	0.9659	2.172	0.114	NASDAQ C.
RUSSELL 2K	263	54	209	20.53%	21.868	4.508	0.008	-54.93%	-4.28%	0.9659	2.226	0.167	RUSSELL 2K
FRANCIA	247	58	189	23.48%	17.583	3.656	0.037	-43.38%	-4.61%	0.9683	2.372	0.180	FRANCIA
ALEMANIA	525	125	400	23.81%	22.209	5.636	-0.003	-51.70%	-3.61%	0.9583	2.249	0.112	ALEMANIA
ITALIA	172	51	121	29.65%	11.915	2.208	-0.004	-56.09%	-3.31%	0.9242	1.959	0.134	ITALIA
REINO UNIDO	257	41	216	15.95%	19.506	3.666	-0.036	-39.59%	-5.48%	0.9766	2.607	0.251	REINO UNIDO
SUIZA	266	54	212	20.30%	20.637	2.939	-0.295	-41.01%	-3.62%	0.9567	2.269	0.173	SUIZA
JAPÓN	436	91	345	20.87%	21.945	4.107	-0.002	-50.94%	-3.38%	0.9834	2.211	0.127	JAPÓN
HONG KONG	408	100	308	24.51%	18.655	5.125	-0.001	-72.14%	-5.50%	0.9607	2.258	0.126	HONG KONG
AUSTRALIA	359	83	276	23.12%	31.418	10.688	0.005	-50.09%	-3.01%	0.9582	2.187	0.130	AUSTRALIA
TAIWÁN	432	93	339	21.53%	19.634	4.747	-0.037	-73.64%	-5.26%	0.9436	2.140	0.118	TAIWÁN
INDIA	282	73	209	25.89%	11.177	3.094	0.008	-52.02%	-6.18%	0.9607	2.439	0.168	INDIA
RUSIA	138	37	101	26.81%	12.884	4.901	0.005	-76.83%	-8.09%	0.9692	2.158	0.190	RUSIA
TURQUÍA	236	76	160	32.20%	7.925	1.869	0.054	-59.13%	-5.70%	0.9110	2.048	0.120	TURQUÍA
HUNGRÍA	172	41	131	23.84%	12.561	2.719	0.020	-58.16%	-5.69%	0.9464	2.108	0.173	HUNGRÍA
POLONIA	199	50	149	25.13%	16.833	5.537	-0.008	-67.57%	-5.62%	0.9551	2.254	0.177	POLONIA
MÉXICO	439	98	341	22.32%	28.136	7.953	-0.042	-77.62%	-4.78%	0.9749	2.240	0.125	MÉXICO
BRASIL	226	38	188	16.81%	18.380	2.815	-0.003	-61.42%	-8.70%	0.9435	2.470	0.238	BRASIL
CHILE	202	64	138	31.68%	12.083	3.023	0.006	-38.91%	-2.12%	0.9376	1.963	0.120	CHILE
COLOMBIA	111	20	91	18.02%	12.530	1.760	-0.042	-46.78%	-6.75%	0.9584	2.257	0.281	COLOMBIA
PROMEDIO	323	76	248	23.68%	22.169	6.029	0.001	-55.91%	-4.46%	0.9584	2.239	0.157	PROMEDIO
MAX	1147	266	881	32.20%	64.709	21.552	0.151	-38.91%	-1.73%	0.9834	2.864	0.281	MAX
MIN	111	20	91	15.95%	7.925	1.760	-0.295	-77.62%	-8.70%	0.9110	1.959	0.070	MIN
	N_{tot}	N_{sup}	N_{inf}	% Sup	K_{tot}	K_{sup}	K_{inf}	x_{Max}	x_{min}	R^2	α	σ	

Tabla 10.6 Ley de Potencia en Caídas Bursátiles. Datos Generales. Se anotan: a) total de caídas registradas [N_{tot}]; b) caídas mayores al punto crítico x_{min} [N_{sup}]; c) caídas menores al punto crítico x_{min} [N_{inf}]; d) porcentaje del total de caídas de dimensión mayor al punto crítico x_{min} [% Sup.]; e) exceso de curtosis de la serie completa de caídas [K_{tot}]; f) exceso de curtosis de los datos del segmento superior al punto crítico [K_{sup}]; g) exceso de curtosis de los datos del segmento inferior al punto crítico [K_{inf}]; h) caída máxima registrada en la serie [x_{Max}]; i) punto crítico de la serie [x_{min}]; j) coeficiente de determinación de la línea de regresión potencia de la serie de caídas mayores al punto crítico [R^2]; k) exponente de la regresión potencia [α]; l) error estándar del exponente de la regresión potencia [σ].

En las Figuras 10.14a y 10.14b se muestran las regresiones del número de caídas contra la profundidad de las mismas para el IPC de México y el MSCI ACWI respectivamente. Ambos trazos tienen excelente ajuste entre los datos y la línea de regresión ($R^2_{IPC}=0.975$ y $R^2_{ACWI}=0.977$). Los trazos incorporan aquellas caídas mayores a x_{min} . El exponente de x es el exponente de escalamiento $\alpha_{IPC}=-0.689$ y $\alpha_{ACWI}=-0.68$.

En la Figura 10.15 se muestra el nivel de los puntos críticos (x_{min}) de cada uno de los índices del ensayo agrupados en índices regionales, índices de mercados estadounidenses, índices de mercados emergentes europeos, índices de mercados desarrollados europeos (DEV EUROPE), índices de mercados latinoamericanos e índices de mercados asiáticos.



Podemos destacar que los valores más dispersos fueron los de los índices de mercados latinoamericanos mientras que los índices de mercados estadounidenses y europeos desarrollados tuvieron los valores menos dispersos. Asimismo, el promedio de valor del punto crítico fue más negativo en los índices de América Latina (-5.58%) y de Europa Emergente (-6.27%), medio en los índices de Asia (-4.66) y Europa Desarrollada (-4.12%) y menos profundos en los índices de Regiones (-3.86%) y de EEUU (-3.062%).

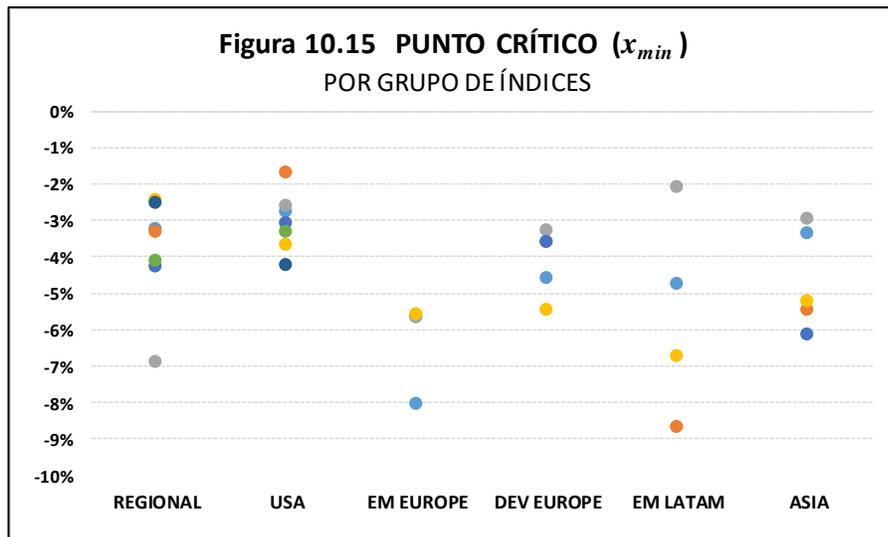


Figura 10.15 Valor de la caída x_{min} que identifica el punto crítico de los índices agrupados en índices Regionales [REGIONAL = 7] Índices de Estados Unidos [USA = 5], Índices de Europa Emergente [EM EUROPE= 4], Índices de Europa Desarrollada [DEV EUROPE = 5], Índices de América Latina [EM LATAM = 4], Índices de mercados asiáticos [ASIA = 5].

10.7 Cálculo de Probabilidades en “Eventos de Cola”

En el presente trabajo se ha considerado que las caídas mayores al valor x_{min} corresponden a eventos extremos de gran impacto conocidos como “eventos de cola” (Barberis, 2013). Utilizando el método propuesto por Newman (2006) se explora la posibilidad de estimar un valor medio acumulado (mediana) para los eventos de la zona auto-organizada, así como el cálculo de la probabilidad de caídas de diferentes magnitudes de estos “eventos de cola”.

Dado que, en procesos que obedecen la ley de potencia, la probabilidad de encontrar un valor de algún atributo de cierta magnitud varía inversamente como un exponente de dicho valor, a partir

de las ecuaciones que describen la ley de potencia deberá ser posible estimar la probabilidad de un evento de cierta magnitud. El único supuesto que es necesario adoptar es que, dentro de cierto rango de valores, el fenómeno opera bajo un régimen auto-organizado adecuadamente modelado con la ley de potencia. Los parámetros requeridos para hacer los cálculos son el rango de valores dentro de los que es aplicable el modelo, específicamente el límite inferior de dicho rango (o nivel menor de caída x_{min}) y el exponente de escalamiento α , que describe la relación entre la magnitud del evento y su probabilidad.

En este ensayo se definen como observables las caídas o *draw-downs* que se presentan en series de tiempo de activos financieros, medidas desde un precio máximo reciente, hasta un punto mínimo subsecuente, siempre que el precio o valor del activo haya recuperado el 100% de lo perdido, o bien, que en el rebote haya alcanzado el nivel máximo de los seis meses previos, lo que ocurra primero.

Con el propósito de estimar la probabilidad de presentación de eventos de cola, en una muestra de 30 índices (Tabla 10.7) se han medido los parámetros necesarios (ver Capítulo IV, pp 69-77). En cuatro de esos índices, a saber, S&P500 y DJIA de Estados Unidos, DAX de Alemania y TAIEX de Taiwán, además de hacer determinaciones en las series completas a nuestra disposición, se hicieron determinaciones en 2 o 4 fracciones aproximadamente iguales en longitud y mutuamente excluyentes (2 fracciones del DAX, TAIEX y S&P500 y 4 fracciones del DJIA), de modo que al final del ejercicio se tiene un total de 40 determinaciones independientes.

En la columna “a” titulada N datos (Tabla 10.7), se anota el número de precios de cierre diarios de cada serie analizada. El promedio fue $\hat{\mu} = 8,255$ datos (3,362 a 32,180)⁸. En la columna “b”, DesvSt, se muestra la desviación estándar de los log-rendimientos diarios r_i calculados con la fórmula $r_i = \ln(c_t/c_{t-1})$ donde c_{t-1} es el precio de cierre del activo en el tiempo $t-1$ y c_t es el precio de cierre en el tiempo t . Los valores obtenidos fueron $\hat{\sigma} = 1.393\%$ (0.762% a 2.754%).

En la columna “c”, Curtosis, se muestra el valor del exceso de curtosis de los log-rendimientos diarios calculados con la fórmula (5) (Westphall, 2014). La curtosis media fue $\hat{K} = 14.098$ (3.316 a 85.615). Con ello se confirma que todas las muestras son leptocúrticas. En la columna “d” y “e” se anotan las fechas Inicial [F. Inicio] y final, [F. Fin], de las series estudiadas.

En las columnas “f”, “g” y “h” de la Tabla 10.7 se anota el número total de caídas identificadas [N total], el número de caídas mayores al nivel crítico [N sup], y el número de caídas menores al nivel crítico [N inf]. Los números totales son 312.4 (111 a 1,147), los superiores, 73.7 (20 a 266) y los inferiores, 238 (91 – 881). Podemos estandarizar los datos anteriores si comparamos el número de días (número de cierres) contra el número de eventos (número de caídas). En este caso obtenemos un promedio general en la duración de las caídas de 27.19 días (15.45 a 39.107). No hemos encontrado alguna forma relevante de sistematización de estos datos⁹.

En la columna “i” [% Sup], se anota el porcentaje del total de eventos que quedaron por arriba del punto crítico. El promedio fue 23.8% (16.0% a 32.2%).

En las Columnas “j”, “k” y “l” se anota la curtosis de la serie total de caídas [Curt tot], $K_{tot} = 21.91$ (7.92 – 64.71), la del sub-conjunto de eventos con caídas mayores al punto crítico [Curt sup],

⁸ En cada caso, se anota el valor de la media seguida, entre paréntesis, por el rango mínimo-máximo.

⁹ Se compararon los valores referidos contra la desviación estándar, la curtosis, el número total de caídas, el número de caídas mayores al punto crítico y el número de caídas que quedaron por debajo del punto crítico, sin encontrar correlación alguna.

$K_{sup}=6.02$ (1.05 a 21.55) y la del sub-conjunto de eventos con caídas menores al punto crítico [Curt inf], $K_{inf}=-0.001$ (-0.295 a 0.151), las cuales, como ya se mencionó, quedan definidas precisamente por tener un exceso de curtosis próximo a cero. Por lo tanto, la densidad de distribución del conjunto inferior se ha considerado mesocúrtica y tentativamente normal.

Tabla 10.7	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n
	N datos	DesvSt	Curtosis	F. Inicio	F. Fin	N total	N sup	N inf	% Sup	Curt tot	Curt sup	Curt inf	x(Max)	R ²
MSCI ACWI	7,058	0.909%	8.374	03/01/88	13/03/15	295	57	238	19.3%	39.276	12.174	0.053	-50.99%	0.9744
MSCI WI	7,748	0.923%	11.334	10/06/85	13/03/15	326	79	247	24.2%	40.576	15.989	0.045	-49.54%	0.9666
EM EUROPE	4,974	1.886%	10.597	02/01/95	13/03/15	145	39	106	26.9%	12.890	4.408	0.049	-73.80%	0.9528
EM ASIA	7,088	1.291%	6.583	31/12/87	13/03/15	259	59	200	22.8%	23.506	6.084	-0.005	-61.00%	0.9686
EM LATAM	4,126	1.717%	9.268	01/01/88	26/02/15	267	71	196	26.6%	16.447	3.898	0.021	-68.08%	0.9381
EuroStox 50	4,126	1.504%	4.348	22/01/99	13/03/15	139	34	105	24.5%	18.379	3.363	-0.013	-46.24%	0.9698
StoxxEuro 600	7,268	1.115%	7.156	31/12/86	13/03/15	358	72	286	20.1%	28.189	4.984	-0.016	-43.66%	0.9635
S&P500 "A"	8,227	0.762%	3.782	03/01/50	06/10/82	345	103	242	29.9%	20.179	6.837	0.000	-34.33%	0.956
S&P500 "B"	8,191	1.141%	27.762	07/10/82	30/03/15	351	90	261	25.6%	39.338	16.626	0.023	-46.91%	0.985
S&P500 tot	16,418	0.970%	27.675	03/01/50	06/04/15	696	170	526	24.4%	31.442	12.022	-0.002	-46.91%	0.981
DJIA "A"	7,947	1.067%	54.022	02/01/1897	14/12/23	245	56	189	22.9%	10.826	1.055	0.009	-36.27%	0.928
DJIA "B"	8,517	1.317%	14.047	15/12/23	21/11/52	335	70	265	20.9%	29.652	6.906	-0.011	-53.57%	0.964
DJIA "C"	8,346	0.800%	3.469	24/11/52	03/02/86	286	75	211	26.2%	15.141	4.137	-0.015	-33.27%	0.960
DJIA "D"	7,389	1.140%	42.000	01/01/86	04/03/15	281	68	213	24.2%	26.120	8.768	0.014	-43.45%	0.987
DJIA Tot	32,180	1.097%	31.420	02/01/1897	04/03/15	1147	266	881	23.2%	22.962	6.327	-0.003	-53.57%	0.947
WILSHIRE 5K	6,526	1.121%	8.805	31/03/89	26/02/15	240	69	171	28.8%	64.709	21.552	0.151	-56.64%	0.971
NASDAQ	11,139	1.240%	9.888	05/02/71	07/04/15	452	105	347	23.2%	28.815	9.108	0.086	-54.99%	0.966
RUSSELL 2K	6,949	1.317%	8.640	10/09/87	07/04/15	263	54	209	20.5%	21.868	4.508	0.008	-54.93%	0.966
ALEMANIA "A"	6,969	0.958%	7.188	01/10/59	13/08/87	217	51	166	23.5%	11.192	2.456	-0.009	-32.48%	0.933
ALEMANIA "B"	6,974	1.450%	6.028	14/08/87	16/03/15	308	77	231	25.0%	23.807	5.289	-0.034	-51.70%	0.971
ALEMANIA tot	13,941	1.229%	7.620	01/10/59	16/03/15	525	125	400	23.8%	22.209	5.636	-0.003	-51.70%	0.958
FRANCIA	4,126	1.401%	5.288	09/07/87	17/03/15	247	58	189	23.5%	17.583	3.656	0.037	-43.38%	0.9683
ITALIA	6,410	1.456%	5.248	29/12/89	07/04/15	172	51	121	29.7%	11.915	2.208	-0.004	-56.09%	0.9242
GRAN RETAÑA	7,821	1.102%	8.447	02/04/84	17/03/15	257	41	216	16.0%	19.506	3.666	-0.036	-39.59%	0.9766
SUIZA	6,725	1.166%	7.777	01/07/88	07/04/15	266	54	212	20.3%	20.637	2.939	-0.295	-41.01%	0.9567
JAPÓN	10,541	1.304%	10.072	05/01/70	18/03/15	436	91	345	20.9%	21.945	4.107	-0.002	-50.94%	0.9834
HONG KONG	11,181	1.875%	30.253	01/12/69	02/04/15	408	100	308	24.5%	18.655	5.125	-0.001	-72.14%	0.9607
AUSTRALIA	8,916	0.990%	85.615	31/12/79	07/04/15	359	83	276	23.1%	31.418	10.688	0.005	-50.09%	0.9582
TAIWÁN "A"	6,641	1.349%	2.316	04/01/67	15/01/90	263	50	213	19.0%	18.979	3.835	-0.040	-51.50%	0.9440
TAIWÁN "B"	6,609	1.607%	3.070	16/01/90	07/04/15	169	41	128	24.3%	16.148	4.136	-0.025	-73.64%	0.9479
TAIWÁN tot	13,251	1.549%	3.015	04/01/67	07/04/15	432	93	339	21.5%	19.634	4.747	-0.037	-73.64%	0.9436
INDIA	8,213	1.651%	5.891	03/04/79	07/04/15	282	73	209	25.9%	11.177	3.094	0.008	-52.02%	0.9607
RUSIA	4,377	2.754%	14.496	22/09/97	07/04/15	138	37	101	26.8%	12.884	4.901	0.005	-76.83%	0.9692
TURQUÍA	6,574	2.717%	4.096	04/01/88	07/04/15	236	76	160	32.2%	7.925	1.869	0.054	-59.13%	0.911
HUNGRÍA	6,053	1.663%	10.941	02/01/91	07/04/15	172	41	131	23.8%	12.561	2.719	0.020	-58.16%	0.9464
POLONIA	5,524	1.922%	7.438	16/04/91	07/04/15	199	50	149	25.1%	16.833	5.537	-0.008	-67.57%	0.9551
MEXICO	10,027	1.727%	20.468	03/01/75	05/03/15	439	98	341	22.3%	28.136	7.953	-0.042	-77.62%	0.9749
BRASIL	5,432	2.367%	10.182	14/04/93	02/04/15	226	38	188	16.8%	18.380	2.815	-0.003	-61.42%	0.9435
CHILE	6,304	0.817%	6.818	02/01/90	02/04/15	202	64	138	31.7%	12.083	3.023	0.006	-38.91%	0.9376
COLOMBIA	3,362	1.329%	12.488	03/07/01	09/04/15	111	20	91	18.0%	12.530	1.760	-0.042	-46.78%	0.9584
PROMEDIOS	8,255	1.393%	14.098			312.4	73.7	238.6	23.8%	21.91	6.02	-0.001	-53.36%	0.958
MÁXIMO	32,180	2.754%	85.615			1147.0	266.0	881.0	32.2%	64.71	21.55	0.151	-32.48%	0.987
MÍNIMO	3,362	0.762%	2.316			111.0	20.0	91.0	16.0%	7.92	1.05	-0.295	-77.62%	0.911

Tabla 10.7 Probabilidades de “Eventos de Cola” Datos generales y determinación de caídas totales, N_{total} , subconjunto mayor al punto crítico, N_{sup} , y subconjunto menor al punto crítico, N_{inf} , (descripción detallada en el texto).

Por último, en la columna “m” se anota el valor de la caída más profunda [x(Max)], y en la columna “n” el valor del coeficiente de determinación [R^2], de la regresión potencia de las caídas de magnitud superior al punto crítico (el segmento que suponemos opera bajo la ley de potencia). Los

valores medios y rangos de estos parámetros son $x_{max}=-53.36\%$ (-32.48% a -77.62%) y $R^2=0.958$ (0.911 a 0.987).

En la Tabla 10.8 se anotan los siguientes resultados: En la columna “o”, el nivel crítico de caída $[x(\min)]$. Este nivel separa el segmento auto-organizado (caídas mayores a él) del segmento aleatorio (caídas menores a él). Los valores del grupo son: $x_{min}=-4.21\%$ (-1.73% a -8.70%).

En la columna “p”, se anota el exponente de escalamiento $[\alpha]$, de la relación entre el logaritmo de la profundidad de la caída contra el logaritmo del lugar acumulativo decreciente que ocupa cada caída. Su valor ha sido calculado con la fórmula (4). La media del exponente es $\hat{\alpha}=2.219$ con rango de 1.959 a 2.607. Únicamente dos series, de cuarenta ($2/40=5\%$), el IGPA de Chile ($\alpha=1.963$) y el MIBTEL de Italia ($\alpha=1.959$), tienen un exponente menor a 2.0.

En la columna “q” se anota el error estándar [Std error], del exponente α calculado con la fórmula [70]. Los valores representativos del grupo son $\hat{s}=0.1545$ (0.0703 – 0.2811). Los valores anotados en la columna “r” corresponden a la constante C , utilizada para normalizar la ecuación que describe las probabilidades bajo la ley potencia. Esta constante se ha calculado con la fórmula [72]. Los valores obtenidos son $\hat{C}=0.0265$ (0.0091 a 0.0629).

En la columna “s” se anota el valor de la caída μ , que separa en dos mitades los “eventos de cola” de cada uno de los índices. Su valor se ha calculado con la fórmula [75]. Los valores representantes del grupo son $\hat{\mu}=-7.454\%$ (-3.244% a -14.717%).

Las columnas “t”, “u”, “v”, “w”, “x”, “y”, “z”, “aa” y “ab” representan la probabilidad de que una vez que en una caída se ha superado el punto crítico x_{min} , se presente un “evento de cola” que cuando menos supere el valor anotado en el encabezado de cada columna, es decir: -10% , -15% , -20% , -25% , -30% , -35% , -40% , -45% y -50% . Los cálculos se hicieron indistintamente con una de las dos expresiones discretas de la fórmula [76].

Los valores representativos de la probabilidad de eventos de cola del grupo completo de índices bursátiles para cada una de las magnitudes referidas en el párrafo anterior, se muestran gráficamente en la Figura 10.16. En azul se representa el valor medio, en gris el mínimo y en naranja el valor máximo de caídas del grupo completo de índices (son valores teóricos derivados del modelo). En el eje de las ordenadas se representa la probabilidad de que los valores superen —sean iguales o mayores a— cierto tamaño de caída. En las abscisas se representa la profundidad máxima de la caída cuya probabilidad se ha calculado.

Por último, se hicieron dos comparaciones entre la probabilidad teórica $P(x)$ calculada con el modelo mediante la fórmula [76] y la probabilidad histórica encontrada en las series de tiempo. Para ello se compararon los datos de las columnas “t”, “u”, “v”, “w”, “x”, “y”, “z”, “aa” y “ab” que indican la probabilidad de encontrar, en las 40 series financieras del presente estudio, caídas iguales o mayores a -10% , -15% , -20% , -25% , -30% , -35% , -40% , -45% y -50% , siempre que haya sido rebasado el punto crítico.

En cada una de las 40 series financieras se contó el número de caídas que, siendo mayores al punto crítico x_{min} , rebasaron una profundidad del -10% , -15% , ... hasta más -50% . Se calculó el coeficiente de correlación entre las probabilidades teóricas y las probabilidades observadas o empíricas. Asimismo, se hizo un diagrama de dispersión de los datos mencionados y se calculó la línea de regresión por mínimos cuadrados ordinarios entre cada par de series, teórica contra

empírica, para los $n=40$ índices de la muestra. Se identificó la pendiente de inclinación de la línea y el valor del coeficiente de determinación R^2 de cada regresión.

T 10.8	o	p	q	r	s	t	u	v	w	x	y	z	aa	ab
	$x(\min)$	α	Std error	C	μ	-10%	-15%	-20%	-25%	-30%	-35%	-40%	-45%	-50%
MSCI ACWI	-3.27%	2.200	0.1589	0.0198	-5.827%	26.153%	16.08%	11.38%	8.71%	7.00%	5.82%	4.96%	4.30%	3.79%
MSCI WI	-3.36%	2.171	0.1317	0.0220	-6.074%	27.890%	17.35%	12.39%	9.54%	7.71%	6.43%	5.50%	4.79%	4.24%
EM EUROPE	-6.92%	2.207	0.1933	0.0480	-12.289%	64.121%	39.31%	27.77%	21.22%	17.03%	14.13%	12.03%	10.44%	9.19%
EM ASIA	-2.48%	2.170	0.0155	-4.485%	19.569%	12.18%	8.70%	6.70%	5.41%	4.52%	3.87%	3.37%	2.98%	
EM LATAM	-4.32%	2.087	0.1290	0.0357	-8.173%	40.155%	25.84%	18.90%	14.83%	12.16%	10.29%	8.90%	7.83%	6.98%
EuroStox 50	-4.16%	2.320	0.2263	0.0199	-7.034%	31.425%	18.40%	12.59%	9.38%	7.37%	6.01%	5.04%	4.32%	3.76%
StoxxEuro 600	-2.55%	2.079	0.1272	0.0206	-4.846%	22.875%	14.77%	10.82%	8.51%	6.99%	5.92%	5.12%	4.51%	4.03%
S&P500 "A"	-1.84%	2.150	0.1133	0.0116	-3.361%	14.266%	8.95%	6.43%	4.97%	4.03%	3.38%	2.90%	2.53%	2.24%
S&P500 "B"	-3.10%	2.461	0.1540	0.0091	-4.983%	18.075%	10.00%	6.57%	4.74%	3.63%	2.90%	2.39%	2.01%	1.72%
S&P500 tot	-2.81%	2.393	0.1069	0.0096	-4.621%	17.057%	9.70%	6.49%	4.76%	3.69%	2.98%	2.47%	2.10%	1.81%
DJIA "A"	-2.89%	2.141	0.1524	0.0200	-5.307%	24.274%	15.29%	11.01%	8.54%	6.93%	5.82%	4.99%	4.37%	3.87%
DJIA "B"	-3.22%	2.126	0.1345	0.0235	-5.960%	27.925%	17.69%	12.80%	9.95%	8.11%	6.82%	5.86%	5.14%	4.56%
DJIA "C"	-2.64%	2.209	0.1396	0.0149	-4.684%	19.990%	12.24%	8.65%	6.60%	5.30%	4.40%	3.74%	3.24%	2.86%
DJIA "D"	-3.69%	2.492	0.1810	0.0109	-5.872%	22.590%	12.34%	8.03%	5.76%	4.39%	3.48%	2.85%	2.39%	2.05%
DJIA Tot	-3.12%	2.147	0.0703	0.0215	-5.710%	26.295%	16.52%	11.88%	9.19%	7.46%	6.25%	5.36%	4.69%	4.15%
WILSHIRE 5K	-1.73%	2.103	0.1328	0.0126	-3.244%	14.445%	9.24%	6.73%	5.26%	4.30%	3.63%	3.13%	2.75%	2.45%
NASDAQ	-3.37%	2.172	0.1144	0.0220	-6.088%	27.948%	17.38%	12.40%	9.55%	7.71%	6.44%	5.50%	4.79%	4.24%
RUSSELL 2K	-4.28%	2.226	0.1669	0.0257	-7.533%	35.325%	21.49%	15.10%	11.48%	9.18%	7.60%	6.45%	5.59%	4.91%
ALEMANIA "A"	-3.77%	2.228	0.1719	0.0220	-6.631%	30.197%	18.36%	12.90%	9.81%	7.84%	6.49%	5.51%	4.77%	4.19%
ALEMANIA "B"	-2.78%	2.205	0.1373	0.0161	-4.941%	21.378%	13.11%	9.27%	7.09%	5.69%	4.72%	4.02%	3.49%	3.07%
ALEMANIA tot	-3.61%	2.249	0.1117	0.0197	-6.289%	28.014%	16.88%	11.79%	8.92%	7.10%	5.86%	4.96%	4.28%	3.75%
FRANCIA	-4.61%	2.372	0.1802	0.0201	-7.640%	34.560%	19.81%	13.35%	9.83%	7.65%	6.20%	5.16%	4.39%	3.80%
ITALIA	-3.31%	1.959	0.1343	0.0365	-6.818%	34.624%	23.47%	17.81%	14.38%	12.07%	10.41%	9.16%	8.18%	7.39%
GRAN RETAÑA	-5.48%	2.607	0.2509	0.0151	-8.436%	38.049%	19.84%	12.50%	8.73%	6.51%	5.09%	4.10%	3.40%	2.87%
SUIZA	-3.62%	2.269	0.1727	0.0188	-6.251%	27.549%	16.47%	11.43%	8.61%	6.84%	5.62%	4.75%	4.09%	3.58%
JAPÓN	-3.38%	2.211	0.1269	0.0200	-5.992%	26.893%	16.46%	11.62%	8.87%	7.11%	5.90%	5.02%	4.35%	3.83%
HONG KONG	-5.50%	2.258	0.1258	0.0328	-9.544%	47.148%	28.31%	19.72%	14.89%	11.84%	9.75%	8.25%	7.11%	6.23%
AUSTRALIA	-3.01%	2.187	0.1303	0.0186	-5.397%	24.045%	14.86%	10.56%	8.10%	6.53%	5.43%	4.64%	4.03%	3.56%
TAIWÁN "A"	-5.10%	2.184	0.1675	0.0349	-9.158%	45.054%	27.88%	19.83%	15.22%	12.27%	10.22%	8.73%	7.59%	6.70%
TAIWÁN "B"	-5.78%	2.112	0.1737	0.0467	-10.781%	54.359%	34.63%	25.15%	19.62%	16.02%	13.50%	11.64%	10.21%	9.08%
TAIWÁN tot	-5.26%	2.140	0.1182	0.0397	-9.664%	48.090%	30.30%	21.83%	16.93%	13.75%	11.54%	9.91%	8.66%	7.68%
INDIA	-6.18%	2.439	0.1684	0.0262	-10.005%	50.038%	27.92%	18.46%	13.39%	10.30%	8.25%	6.81%	5.75%	4.94%
RUSIA	-8.09%	2.158	0.1904	0.0629	-14.717%	78.230%	48.91%	35.05%	27.07%	21.91%	18.33%	15.70%	13.70%	12.13%
TURQUIA	-5.70%	2.048	0.1203	0.0520	-11.041%	55.468%	36.26%	26.82%	21.22%	17.53%	14.91%	12.97%	11.46%	10.26%
HUNGRÍA	-5.69%	2.108	0.1730	0.0463	-10.637%	53.540%	34.16%	24.84%	19.40%	15.85%	13.36%	11.52%	10.11%	9.00%
POLONIA	-5.62%	2.254	0.1774	0.0339	-9.766%	48.535%	29.18%	20.34%	15.38%	12.23%	10.08%	8.53%	7.36%	6.45%
MEXICO	-4.78%	2.240	0.1253	0.0286	-8.359%	40.036%	24.21%	16.95%	12.85%	10.25%	8.47%	7.17%	6.20%	5.44%
BRASIL	-8.70%	2.470	0.2385	0.0406	-13.941%	81.486%	44.90%	29.41%	21.19%	16.20%	12.92%	10.62%	8.93%	7.65%
CHILE	-2.12%	1.963	0.1203	0.0236	-4.356%	22.470%	15.21%	11.53%	9.30%	7.80%	6.73%	5.92%	5.28%	4.77%
COLOMBIA	-6.75%	2.257	0.2811	0.0424	-11.715%	61.008%	36.64%	25.52%	19.28%	15.33%	12.63%	10.68%	9.21%	8.06%
PROMEDIOS	-4.21%	2.219	0.1545	0.0265	-7.454%	35.779%	21.81%	15.38%	11.74%	9.43%	7.83%	6.67%	5.79%	5.11%
MÁXIMO	-1.73%	2.607	0.2811	0.0629	-3.244%	81.486%	48.91%	35.05%	27.07%	21.91%	18.33%	15.70%	13.70%	12.13%
MÍNIMO	-8.70%	1.959	0.0703	0.0091	-14.717%	14.266%	8.95%	6.43%	4.74%	3.63%	2.90%	2.39%	2.01%	1.72%

Tabla 10.8 Probabilidades calculadas con ley de potencia. En la columna “o”, $x(\min)$, se anota el valor del punto crítico o nivel de transición de fase. En la columna “p”, α , se anota el exponente de escalamiento. En “q”, *Std error*, el error estándar del exponente. En “r”, C, la constante de normalización. En “s”, μ , el nivel de caída, dentro del rango de valores del subconjunto auto-organizado, correspondiente a la mitad acumulada de eventos (caídas) progresivamente mayores. En las columnas “t” a “ab” se anota la probabilidad de ocurrencia de una caída, en la zona auto-organizada, de dimensión igual o mayor al porcentaje anotado en el encabezado de la columna, $x\%$.

En la última parte del estudio se compararon los valores teóricos y empíricos de las series de dos formas distintas: En la primera forma, se calculó la incidencia teórica promedio $P(x)$ esperada en la misma serie de datos utilizados en la Figura 10.16 y se contó la incidencia empírica de eventos en cada uno de los niveles de corte (profundidad de caídas) observados en las mismas series. Es decir que las series que se utilizaron para derivar los valores de C y de α para estimar las probabilidades teóricas, fueron utilizadas para contar la incidencia empírica.

Se hizo la gráfica de dispersión de la incidencia de eventos teóricos de cada nivel contra la incidencia de eventos empíricos. Se calculó la línea de regresión (Figura 10.17a) y se hizo la gráfica de probabilidades teóricas y empírica de los promedios (Figura 10.17b).

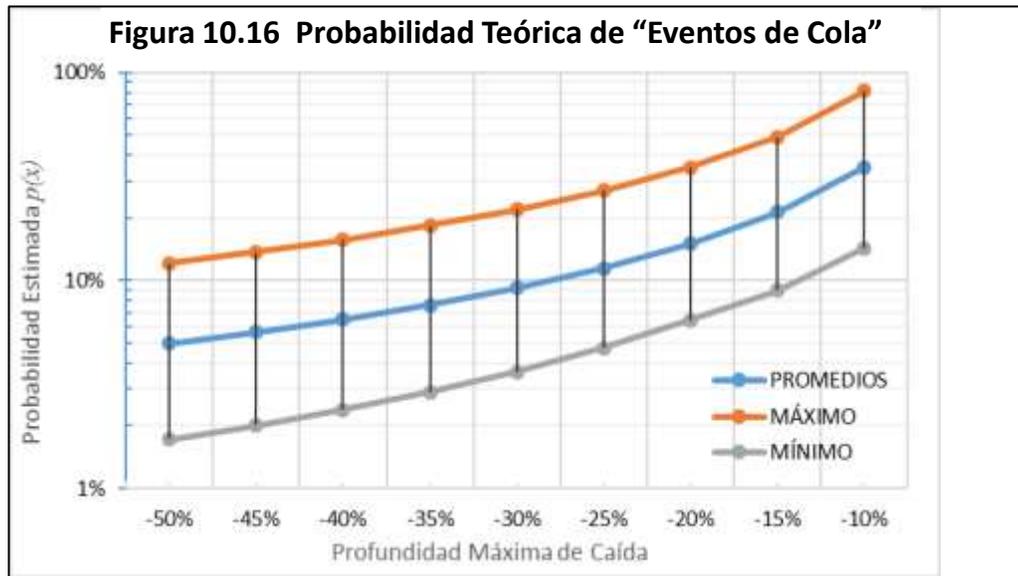


Figura 10.16 Probabilidad Teórica de “Eventos de Cola”. En las abscisas se anota la pérdida máxima de caída. En las ordenadas se anota la probabilidad estimada $p(x)$ de ocurrencia media (azul), máxima (naranja) y mínima (gris), de encontrar una caída de hasta el nivel de Profundidad Máxima anotada (escala logarítmica) una vez rebasado el nivel crítico de transición de fase x_{min} .

Tabla 10.9 Valor Teórico vs Empírico (n=40, simultáneos)			
	Correlación	Pendiente	R ²
Promedio	0.98836	1.29448	0.97693
Máximo	0.99952	2.26282	0.99904
Mínimo	0.96392	0.61881	0.92915

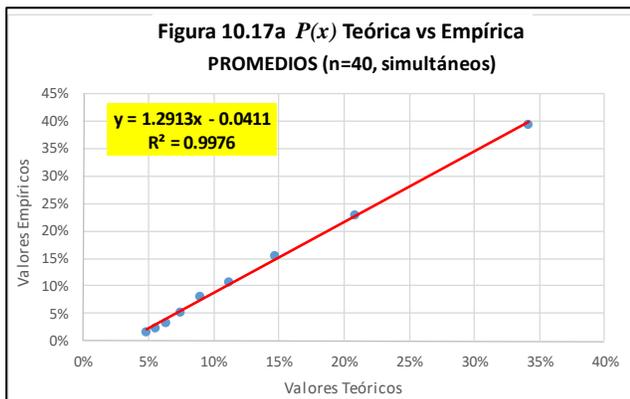


Figura 10.17a Prob. $P(x)$ Esperada vs Empírica
 Diagrama de dispersión del porcentaje de eventos calculados mediante el modelo (Teóricos) contra los eventos medidos en las series (Empíricas). Promedios de 40 series con muestras simultáneas.

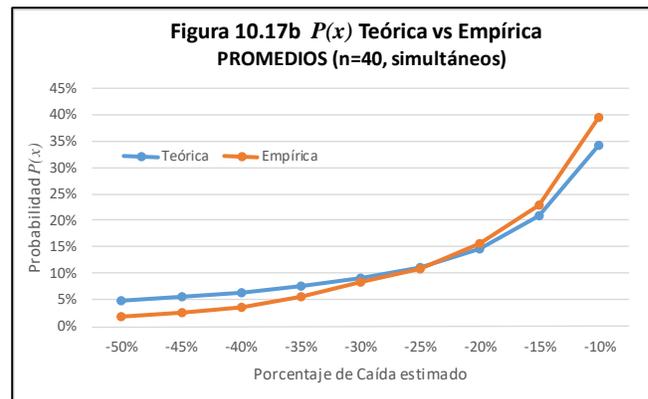


Figura 10.17b Prob. $P(x)$ Esperada vs Empírica
 Representación de la probabilidad teórica (en azul) y la probabilidad empírica (en naranja) de eventos o caídas iguales o mayores a los valores anotados. Promedios de 40 series con muestras simultáneas.

El valor promedio en la correlación entre las dos mediciones (teórica y empírica hechas en la misma serie), fue de $\rho = 0.988$ (0.964 a 0.999), la pendiente promedio de la regresión fue 1.294 (0.618 a 2.262) y la $R^2 = 0.976$ (0.929 a 0.999), como se muestra en la Tabla 10.9.

Dado que las muestras de caídas utilizadas para calcular los valores de C y α con que se estimaron las probabilidades teóricas en el ejercicio anterior son las mismas que se utilizaron para medir las frecuencias empíricas de caídas (por eso las hemos llamado simultáneas), los resultados anteriores tienen debilidad inherente a que el modelo teórico se deriva de los mismos datos empíricos con los que se pretenden hacer la comparación que demuestre su bondad de ajuste.

Para evitar ese problema, se fragmentaron las series más largas en dos (S&P500, DAX y TAIEX) y en 4 (DJIA) segmentos (total 6 pares de series sucesivas). En cada caso, los valores de C y α se estimaron en una serie y las probabilidades teóricas estimadas con dichos valores se compararon con la incidencia de caídas de la serie inmediata siguiente. Así, tuvimos seis series para comparar, con un promedio de duración de 28.73 años (mínimo 23.04 y máximo 33.21) sin incurrir en el problema de que los parámetros del modelo han sido derivados de la misma muestra de prueba. El resumen de resultados “secuenciales” de esta segunda prueba se anota en la Tabla 10.10 y en las Figuras 10.18a y 10.18b se muestra la comparación.

Tabla 10.10 Valor Teórico vs Empírico (n=6, secuenciales)			
	Correlación	Pendiente	R ²
Promedio	0.98836	1.29448	0.97693
Máximo	0.99952	2.26282	0.99904
Mínimo	0.96392	0.61881	0.92915

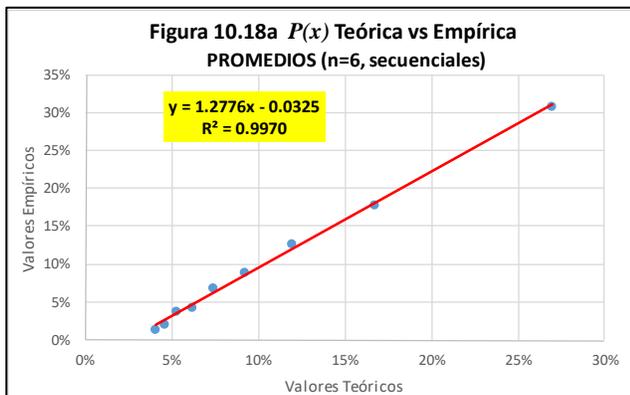


Figura 10.18a Prob. $P(x)$ Esperada vs Empírica
 Diagrama de dispersión del porcentaje de eventos calculados mediante el modelo (Teóricos) contra los eventos medidos en las series (Empíricas). Promedios de 6 series con muestras secuenciales.

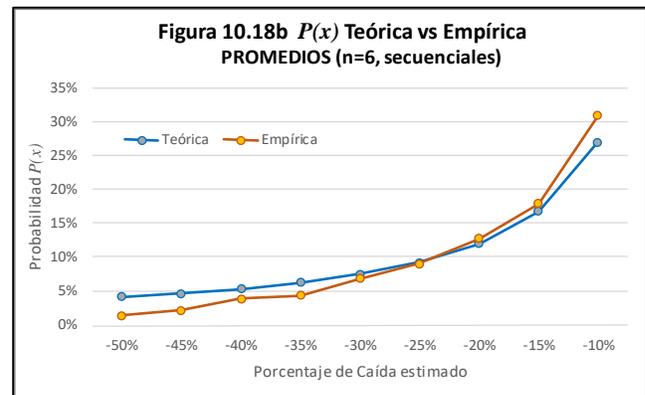


Figura 10.18b Prob. $P(x)$ Esperada vs Empírica
 Representación de la probabilidad teórica (en azul) y la probabilidad empírica (en naranja) de eventos o caídas iguales o mayores a los valores anotados. Promedios de 6 series con muestras secuenciales.

Tanto en la prueba simultánea (40 casos) como en la secuencial (6 casos), la correlación entre los resultados teóricos que predice el modelo como los resultados empíricos de las series estudiadas es muy alta, de hecho, indistinguible. Lo mismo se puede decir de la apariencia de las dos curvas en las gráficas 10.17b y 10.18b. El desempeño teórico (lo que pronostica el modelo) es prácticamente indistinguible de lo que se observa en la muestra empírica.

10.7.1 Discusión

Los rendimientos diarios de series de tiempo financieras adoptan una distribución de colas pesadas. Esta manera de conceptualizar la alta densidad en eventos alejados de la media, particularmente en el lado izquierdo de la distribución, es considerado por los manejadores de fondos al tomar medidas de control de riesgo (Calamaro, 2009; Akoundi, 2010; Bachmann, 2004). Sin embargo, los libros de texto sobre inversiones, dirigidos a estudiantes de finanzas, insisten en que la varianza de los rendimientos es una buena medida del riesgo de la inversión, sin explicitar que en esa medida queda implícito el supuesto de distribución normal (Markowitz, 1952).

Otros autores han insistido en que la varianza no capta adecuadamente el concepto de riesgo, sin importar el grado de aversión al riesgo que exista. En un artículo clásico de Hanoch y Levy, desde una perspectiva conservadora tipo von Newman-Morgenstern (función de utilidad lineal, no decreciente y que busca maximizar las utilidades esperadas), concluyen que identificar riesgo con varianza es inapropiado por múltiples razones (Hanoch, 1969).

En una época cercana a Markowitz y su modelo de media y varianza, Robishek relacionó riesgo, no con volatilidad sino con una falla en lograr las metas del inversionista, reconociendo que no todos los inversionistas buscan ganarle al mercado. Peter Fishburn fue uno de los primeros en capturar la magnitud del efecto de la falla entre los rendimientos esperados y los obtenidos. Consideramos que los artículos citados apuntan claramente en la dirección correcta, a pesar de tener unos 40 años o más de antigüedad (Robishek, 1969; Fishburn, 1977).

En un trabajo que ya citamos (Johansen, 2001), los autores concluyen que los *draw-downs* muy grandes pertenecen a una diferente clase de fenómenos distintos a las fluctuaciones habituales de los precios ya que depende de mecanismos amplificadores. Junto con otros autores (DeBondt, 1985; Müller, 1995; Guillaume, 1995; Dacorogna, 2001), Johansen y Sornette apoyan la idea de que las escalas de tiempo fijas utilizadas en mediciones de volatilidad como el VaR (*Value at Risk*) o la varianza, no son adecuadas para capturar la percepción de riesgo y rendimiento que viven empíricamente los inversionistas.

Términos como “riesgo de cola”, “teoría de valor extremo”, “caídas condicionalmente esperadas” y “eventos extremos”, intentan enfocarse precisamente en esta forma de comportamiento de los precios que no son anomalías en el sentido de que podemos ignorarla como singularidad que no ha de repetirse. Un evento así es anómalo, no por su rareza o porque no debemos esperar que ocurra, sino sólo en tanto que no se ajusta a la distribución normal y que su presencia suele tener consecuencias marcadamente negativas en los resultados esperados por los inversionistas. Eventos desviados más de -3σ a la izquierda de la media son anómalos sólo bajo la óptica del modelo que sustenta la hipótesis de la eficiencia de los mercados y la supuesta marcha aleatoria en la fluctuación de los precios con i.i.d. Desde la visión de sistemas complejos dinámicos, ha de considerarse como parte inherente del fenómeno bursátil e inseparable de él.

La idea de que, bajo una expectativa gaussiana, eventos como estos (v.gr. -5σ); altamente improbables, pero paradójicamente, anómalamente frecuentes, pueden dejarse de lado sin consecuencias serias en la economía real, ha probado ser terriblemente costosa durante la crisis financiera del período 2007-2009 (Acharya, 2009).

Proponemos como definición de “riesgo de cola”¹⁰ la presencia de caídas profundas en los precios de activos cotizados en mercados de capitales, que se desarrollan a gran velocidad y con mayor frecuencia de lo que se espera. Según Nassim Taleb, tenemos la tendencia a subestimar tanto la probabilidad como el impacto de los eventos negativos infrecuentes. Los sucesos que ocurrieron el año siguiente de la publicación de “*The Black Swan*” han sido más que oportunos para demostrar las sabias lecciones, anticipadas por este famoso economista libanés (Taleb, 2007).

Como ha dicho Nouriel Roubini, “Las crisis son el resultado inevitable del abultamiento del riesgo y las vulnerabilidades macroeconómicas, financieras y de políticas: burbujas accionarias, aceptación excesiva de riesgos y apalancamiento, exuberancia crediticia, dinero fácil, falta de supervisión y de regulación adecuada del sistema financiero, avaricia, y las inversiones riesgosas de los bancos y otras instituciones financieras” (Roubini, 2010a y 2010b). Para Roubini, las crisis financieras son eventos predecibles tipo “cisnes blancos” no impredecibles como los “cisnes negros” de Taleb.

Entendemos que las fluctuaciones de precios pueden “rastrarse” en su origen hasta aparentes elementos de corte económico, financiero, político, climático o de otra naturaleza menos precisa. Sin embargo, entre el evento que podemos considerar “original”, “disparador” o mal llamado “catalizador”, como puede ser un estado excesivo de endeudamiento, baja productividad, desempleo, crisis políticas o falta de liquidez en un mercado particular, y el movimiento descendente de precios de algún sector (como los bienes raíces en el *crash* del 2008), hay un proceso social que sería bueno considerar. Un proceso social de esta complejidad dista mucho de tener las características simples y lineales de un “procesador de alimentos” en el que entra información dura, unívoca, limpia y sale el cambio preciso, adecuado e insesgado en los precios.

Operacionalmente, los precios son el producto de salida que resulta de la competencia e intercambio entre la oferta y la demanda. Este intercambio expresa las preferencias de los agentes y las probabilidades que asignan a las expectativas que tienen de las utilidades futuras. Por lo tanto, no debe resultar extraño que ocasionalmente los precios no reflejen el valor económico de los activos. El riesgo sistémico surge cuando los precios no reflejan el impacto total de la operación de una empresa en el resto de la economía. Mientras que las semillas de la volatilidad del mercado son exógenas (información fundamental), una gran parte de la magnitud que eventualmente alcanza la volatilidad es debida a la amplificación dentro del propio sistema (Haubrich, 2013).

Una vez demostrado que las caídas de precios que superan cierto nivel crítico identificado como de transición de fase, tienen una distribución no normal ni anómala, sino de ley de potencia y aceptando que el tamaño y frecuencia de eventos de cola es muy superior a lo que una marcha aleatoria podría sugerir, tenemos que explicar esos eventos de gran magnitud y de alto poder destructor de la riqueza.

Hay tres formas de explicarlos: 1) como los eventos improbables, pero desde luego posibles y por lo tanto, esperados, del extremo de lo que ocurre bajo la ley de potencia (nuestra visión), 2) como los “cisnes negros” de Nassim Taleb, o 3) como los reyes-dragones de Didier Sornette.

Un cisne negro es un “*outlier*”, es un evento externo o ajeno al conjunto de hechos esperados. La mayoría de las personas esperan que un cisne sea blanco porque eso les enseña la experiencia. Un

¹⁰ Según Investopedia, “riesgo de cola” o *Tail Risk* es una forma de riesgo de portafolio que surge cuando la posibilidad de que una inversión se mueva más de tres desviaciones estándar de la media es mayor a lo que se esperaría en una distribución normal.

cisne negro es, por definición una sorpresa para el observador, sorpresa que generalmente trae grandes consecuencias. A pesar de que los cisnes negros son, esencialmente inesperados, la gente tiende a fabricar explicaciones después de que han ocurrido. Esto hace que parezcan más predecibles y menos aleatorios de lo que son en realidad. Nuestra mente tiende a retener información pasada que se puede ajustar en una narrativa compacta. Esta distorsión, llamada el sesgo de visión retrospectiva (*hindsight bias*), impide que podamos aprender adecuadamente del pasado (Taleb, 2004).

La teoría del cisne negro es epistemológica, directamente relacionada con el limitado nivel de entendimiento del observador y aunque está asociado con el concepto de colas pesadas, está más emparentado con la incertidumbre Knightiana (Knight, 1921, Davidson, 2010). Según el economista Frank Knight [1885-1972], hay una diferencia clara entre riesgo e incertidumbre. Para él, riesgo es un evento cuyo desenlace no podemos conocer, pero cuya probabilidad puede cuantificarse, mientras que la incertidumbre no puede ser medida, por lo tanto, los cisnes negros pertenecen a la familia de las incertidumbres y no de los riesgos.

Hay además otras tres características interesantes de los cisnes negros: a) Yacen fuera del entorno de las cosas que regularmente esperamos que sucedan o que sabemos pueden suceder ya que nada en el pasado apunta convincentemente hacia su factibilidad. b) Tienen un impacto extremo en los eventos humanos y c) La naturaleza humana hace que “fabriquemos” explicaciones de su ocurrencia después del hecho, de tal manera que hace parecer que su ocurrencia es explicable y predecible. De hecho, su característica de inesperados (e inesperables) ayuda a que se creen las condiciones para que ocurran (Taleb, 2007). Los eventos únicos que no se repiten no tienen importancia biológica, por lo tanto, los mecanismos de que disponemos los humanos para evitar el riesgo están hechos para que delimitemos la posibilidad de que se repitan ataques o agresiones que ya han sucedido antes. Sin embargo, los “malditos” cisnes negros, por definición no se repiten. Difícilmente podemos aprender de ellos, por lo tanto, muy difícilmente podremos evitarlos.

Los reyes dragón de Sornette son eventos extremos significativos (*meaningful outliers*) que coexisten con eventos sujetos a la ley de potencia, y como sus “hermanos pequeños” denotan igualmente procesos de auto-organización y frecuentemente están asociados con puntos de transición de fase, niveles críticos de bifurcación o catástrofes. Si los reyes dragón (eventos extremos) son parte de la población descrita por la distribución de ley de potencia, entonces pudiera llegarse a la conclusión de que no pueden predecirse ya que, en tal caso, nada los distingue de sus parientes más pequeños: su gran tamaño y su impacto negativo resultan ser una sorpresa, más allá de las expectativas normales, pero sí puede y debe esperarse que ocurran (Sornette, 2009). De hecho, esa es la postura de Per Bak y colegas al hablar de los fenómenos con auto-organización al estado crítico o SOC (Peczuski, 1996).

En un estudio de transacciones interbancarias, Vandermarliere y colaboradores encontraron que la porción de colas pesadas en la distribución de los eventos típicamente contiene 20% de los datos y que pueden describirse bien como una ley de potencia truncada. Nosotros hemos encontrado, con la metodología expuesta, que, en promedio, el 23.8% de los eventos (rango de 16.0% a 32.2%) pertenecen a este rubro, haciendo nuestros hallazgos compatibles con los de este grupo (Vandermarliere, 2015).

Según Hilbert, los micro-datos sugieren que la relación exponencial inversa entre el progreso tecnológico y la difusión exponencial de la tecnología a través de redes sociales resulta en la distribución de colas pesadas. Este nuevo mecanismo generativo identificado sugiere que la oferta

y la demanda de tecnología (también llamado “empuje” tecnológico o “tracción” tecnológica) alineadas en sincronía exponencial aportan indicaciones predictivas sobre la evolución de los altamente inciertos mercados tecnológicos (Hilbert, 2013).

El rey dragón de Sornette (2012), es una metáfora que hace referencia a un evento que es extremadamente grande en su tamaño o impacto y al mismo tiempo, muy extraño en su origen comparado con otros eventos similares pero distintos (otros eventos del mismo tipo o sistema). Estos fenómenos se generan como resultado de puntos de quiebre, bifurcaciones o transiciones de fase y se manifiestan o expresan al crearse bucles de retroalimentación positivos. Tienden a ocurrir en sistemas con procesos no lineales y complejos y logran amplificar los eventos hasta niveles extremos.

Didier Sornette, autor de esta teoría, propone que muchas de las crisis que enfrentamos en los mercados son *Dragon Kings* (DK) y no cisnes negros, por lo tanto, piensa que son predecibles hasta cierto punto, para lo cual, deberán considerarse como fenómenos dinámicos complejos, lo que les confiere necesariamente grados importantes de incertidumbre.

En este trabajo se ha partido de la distribución leptocúrtica en los eventos negativos. De ahí se llegó a la ley de potencia y sobre esta base firme se ha hecho el cálculo de probabilidades de eventos que ocurren dentro de la zona auto-organizada que opera bajo este régimen. Consideramos haber probado razonablemente que el método de Newman (2006) tiene alto poder predictivo en el cálculo de la probabilidad de eventos de cola definidos de acuerdo con nuestro modelo y creemos innecesarios los conceptos de Cisne Negro o Rey Dragón, para explicar la ocurrencia de situaciones extremas aún gobernadas bajo la ley de potencia.

XI. MODELO PROPUESTO

En este capítulo se busca derivar de lo que hasta aquí se ha dicho sobre la naturaleza de los agentes, sobre los supuestos procesos que operan en los mercados y sobre las características estilizadas de las series de tiempo bursátiles, un modelo simple (pero no demasiado) y una propuesta sobre lo que consideramos que debe ser incorporado en el estudio del fenómeno.

Este no es un proyecto terminado, ni siquiera un planteamiento completo, apenas se esboza el camino que hemos de recorrer a partir de este punto. Para ello, ideamos un puente desde el modelo convencional, en el que apuntamos debilidades y deficiencias cuya consideración suponemos insoslayable, y con visión sistémica y desde la teoría de la complejidad nos valemos de recursos gráficos y del trazo de los elementos de un modelo basado en agentes para proponer una nueva trayectoria.

Esperamos con esto poder abrir muchas puertas de exploración, generar muchas preguntas de investigación y tal vez, con algo de suerte y mucho trabajo, desvelar algunas buenas respuestas.

11.1 El Modelo Convencional

El modelo financiero convencional explica los movimientos de los precios de activos en los mercados de capitales a partir de los supuestos siguientes: Los agentes que los determinan son sujetos racionales¹, tienen aversión al riesgo², tienen expectativas homogéneas en los siguientes rubros: 1) el marco temporal de observación; 2) los rendimientos que van a obtener; 3) las volatilidades y covarianzas de los activos a su disposición; y 4) todos buscan maximizar sus utilidades³. Para lograr este último objetivo toman decisiones de inversión basados en información relevante⁴, la cual es finita y de interpretación unívoca, no tiene costo, es accesible a todos los participantes al mismo tiempo y todos están muy atentos a ella y responden rápidamente modificando sus posiciones si así lo juzgan conveniente, en un mercado competitivo de tipo martingala⁵. Esto hace que la información sea incorporada en

¹ Racionales en el sentido de que saben lo que quieren, que eso que quieren es bueno para ellos y saben o eventualmente descubren cómo conseguirlo de la manera más eficiente y todo esto lo hacen de manera consistente. Además, los sujetos tienen una forma adecuada de estimar el valor de cada una de las alternativas a su disposición con el propósito de sacar la mejor ventaja de la vida (placer, satisfacción, sensación de logro personal, acumulación de riqueza, etc.) con sus recursos actuales y futuros.

² Con aversión al riesgo en el sentido de que, entre dos alternativas con igual rendimiento esperado, eligen aquella que perciben como menos riesgosa y que solo estarán dispuestos a aceptar invertir en un activo que perciben más riesgoso si ofrece además una expectativa de mayor rendimiento.

³ Este es el prototipo del llamado agente representativo que incorpora en un solo individuo, las características que se supone deben tener, y tienen, todos los participantes del mercado.

⁴ Relevante es considerada aquella información exógena (de origen externo al mercado) que tiene influencia en dos áreas: a) la estimación de los flujos de caja esperados de las empresas, de sus utilidades futuras o de los dividendos futuros que podrán distribuir entre los accionistas, y b) la estimación de las tasas de descuento con las que dichos flujos se traen a valor presente. Se trata de información necesaria para estimar el “valor intrínseco” presente de la empresa y por ello, para estimar el precio adecuado de la acción en el presente, mismo que se contrasta con el precio del activo observado en el mercado para decidir si se invierte o no.

⁵ En teoría de probabilidad, un proceso estocástico de tipo martingala es aquel caracterizado por no tener deriva, es decir, aquel en el que el valor futuro de las posiciones actuales es igual al valor que tiene en el presente ya

los precios casi instantáneamente, de manera total y en forma insesgada. Bajo este concepto, los mercados pueden considerarse eficientes en el manejo de la información.

Sin embargo, si el mundo se pareciera al modelo descrito, tristemente no habría mercados ya que las expectativas homogéneas harían que los compradores no encontraran vendedores ni viceversa, puesto que la existencia de operaciones de compra/venta en el mercado depende necesariamente de que las expectativas de dos inversionistas sean divergentes, cuando menos momentáneamente, para que ambas partes juzguen potencialmente ventajoso hacer una operación en la que toman posiciones contrarias; una compradora y la otra vendedora.

Para resolver esa paradoja, el modelo acepta que pueden existir participantes del mercado que no siguen el patrón ortodoxo, agentes a los que despectivamente llama “operadores de ruido”⁶. Estos agentes no contribuyen a identificar el precio que representa el “valor intrínseco” de los activos⁷, por lo tanto su efecto podría generar distorsiones en los precios. No obstante, el mismo modelo considera que, debido a que los operadores de ruido son motivados por causas “irracionales”, su efecto deberá ser aleatorio, de lo que resultaría que los mismos operadores de ruido tenderían a neutralizar mutuamente su influencia en el precio. Esta línea de pensamiento prácticamente descarta la posibilidad de que se generen amplias distorsiones en los precios, capaces de alejarlos significativamente del supuesto valor intrínseco.

Como licencia especial, el modelo considera que, en la medida en que las operaciones de ruido pudieran alcanzar cierto grado de coordinación, suficiente para distorsionar los precios en forma unidireccional, por lo tanto, generar estados de sub o sobrevaluación de los activos, los operadores racionales harían arbitraje en esos activos con lo que los precios regresarían a los niveles apropiados para representar su “valor intrínseco”⁸.

El modelo convencional postula que si el contenido optimista o pesimista de la información fundamental y su efecto alcista o bajista en los precios, surge en el tiempo en forma aleatoria —lo cual no discutimos aquí, aunque es claramente discutible e inverosímil—, el resultado del modelo descrito determinaría que la fluctuación de los precios fuera una imagen observable “en espejo” del proceso inobservable que es la llegada de la información a los agentes que participan en el mercado. El efecto resultante sería indistinguible de una marcha aleatoria y la secuencia de rendimientos pudiera caracterizarse como un proceso browniano tipo Wiener con propiedad de Markov, es decir, que los rendimientos futuros tendrían total

que la esperanza matemática de rendimiento es igual a cero, es decir, no debe esperarse a priori que exista una ventaja ni una desventaja de tomar dicha alternativa de inversión o apuesta.

⁶ A los participantes del mercado que no basan sus decisiones en información económica y financiera, Fisher Black los llama operadores de ruido, término que, de hecho, incorpora a todo aquel participante que no sigue el modelo ortodoxo (fundamental o neoclásico) al tomar sus decisiones.

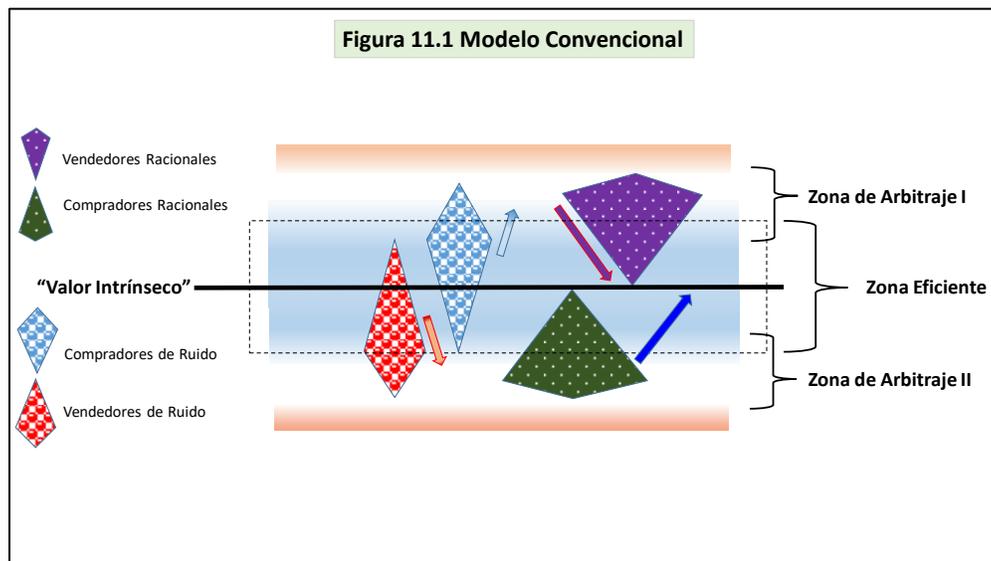
⁷ En finanzas, valor intrínseco es aquel valor que tiene una empresa, acción, divisa o producto, determinado a través del análisis fundamental, por lo tanto, se le llama también valor fundamental. Se calcula agregando los ingresos futuros de la empresa (flujos netos de caja esperados) y trayéndolos a valor presente utilizando las tasas de descuento vigentes. También puede considerarse como el valor presente de una empresa o activo basado en la percepción subyacente de su valor, incluyendo todos los aspectos de su operación y tomando en cuenta todos los factores, tanto tangibles como intangibles; cualitativos y cuantitativos. Se llega a un cálculo o estimación de este valor “intrínseco” mediante diversas técnicas analíticas basadas en datos fundamentales.

⁸ Este argumento resulta difícil de sostenerse bajo los supuestos de racionalidad en los agentes y carencia de señal real en las decisiones de los operadores de ruido.

independencia de los rendimientos pasados ya que las fluctuaciones del precio sólo dependerían de la información futura.

Samuelson propuso que en realidad la situación de la neutralización del ruido a través de la agregación, si acaso, es al revés de lo que propone el modelo, es decir que los mercados parecen ser mucho más racionales y eficientes (y sus fluctuaciones más aleatorias) cuando se analiza el comportamiento de acciones individuales en cuanto a su razón precio/dividendo que cuando se estudian índices del mercado. Esto abre una grieta más en el modelo convencional el cual creemos que bajo la visión sistémica y de teorías de la complejidad, es totalmente insostenible. Eventualmente Jung y Shiller demostraron que Samuelson tenía razón (Samuelson, 1998; Jung, 2005).

En la Figura 11.1 se presenta un esquema del Modelo Convencional. Se identifica el nivel de precio que corresponde al “valor intrínseco”, rodeado por una estrecha banda de oscilación (encuadre de líneas punteadas) marcada como Zona Eficiente. Los operadores de ruido se representan como deltoides moteados de color azul (los compradores) o de color rojo (los vendedores). En su mayoría, la actividad de estos operadores de ruido se lleva a cabo entre ellos mismos, por lo que su efecto alcista o bajista se neutraliza (por ello sus deltoides están parcialmente traslapados). Sin embargo, como se sugiere en el gráfico con las flechas, los mismos operadores de ruido podrían ocasionalmente llegar a coordinar su actividad unidireccionalmente (flechas de color pálido), lo que podría alejar los precios del valor intrínseco. En tal caso, el precio de mercado podría alcanzar niveles de sobre o subvaluación que corresponden en el gráfico, a las zonas de oportunidad de arbitraje I y II respectivamente.



En caso de que se alcanzaran las zonas de arbitraje, los operadores racionales (deltoides de color morado y verde, punteados en blanco) identificarían oportunidades de arbitraje (comprar activos subvaluados o de vender activos sobrevaluados) regresando así el precio del activo al nivel que representa el valor intrínseco (flechas de color morado y azul sólido). Según este modelo, los operadores racionales deben tener la voluntad de hacer el arbitraje siempre que detecten distorsión en los precios. Además, en todo momento tendrían el poder de superar la presión distorsionadora de los operadores de ruido, incluso si sus efectos estuviesen coordinados. El modelo no asevera que los arbitrajeros coinciden en cuál es el

“valor intrínseco” y por lo tanto, coinciden en cuándo es oportuno hacer el arbitraje, pero queda implícito, lo que es imposible de sustentar tanto teórica o empíricamente.

Bajo estas condiciones, sería de esperar que las series de tiempo de rendimientos de los activos tuvieran densidad de distribución gaussiana y sería posible demostrar la existencia de independencia en los rendimientos sucesivos. Bajo estas condiciones también podríamos sostener que no existirían patrones de precios con poder predictivo (uno de los postulados del análisis técnico) ni tampoco existirían tendencias alcistas o bajistas y no podrían existir estados acentuados y prolongados de sobre o subvaluación de precios y mucho menos burbujas especulativas o *crashes* bursátiles.

En el mundo así modelado, la volatilidad de los rendimientos sería estable y de grado moderado, tanto como es la volatilidad de la información.

La intensa y muchas veces agresiva promoción por parte del establishment académico de la hipótesis de eficiencia de los mercados y de los modelo de valuación de activos (CAPM y del modelo Black/Scholes para valorar opciones) provocó que los crédulos aceptaran que los mercados son poderosas máquinas de cómputo capaces de agregar y procesar la información, las creencias racionales y las expectativas objetivas de los inversionistas y de incorporar en los precios el conjunto total de la información disponible debidamente procesada, descartando al mismo tiempo el ruido, lo trivial, lo emocional y lo irracional (¿lo típicamente humano?) (Simon, 1990; Ledoux, 1996; Shiller).

Por más que cuadren los supuestos (inverosímiles) de este modelo con los resultados **esperados** en el comportamiento de los precios (aunque no sean los resultados observados) y por más accesibles que sean estos conceptos al análisis y la modelación matemática, un mundo así de simple, impecable, inodoro y poco interesante (y agregaríamos bobo), definitivamente no existe (Marglin, 2010; Hill, 2010).

11.1.1 Problemas con el Modelo Convencional

Para que exista un mercado dinámico y eficiente es necesario que los compradores puedan fácilmente encontrar vendedores y viceversa, es decir, se requiere un mercado con profundidad y con liquidez. Para ello, los agentes necesariamente deberán tener expectativas heterogéneas. Dicha heterogeneidad se puede dar en varias dimensiones (aquí anotamos once, pero la lista pudiera extenderse mucho)⁹:

- a) En cuanto al acceso que cada agente tenga a un subconjunto de fuentes de información o datos concretos, conforme estos surgen.
- b) En cuanto a la magnitud del cambio que se espera en precio como resultado de la nueva información.
- c) En cuanto a considerar si dicha información ha sido ya incorporada o no al precio, y en qué proporción lo ha hecho, si es el caso.
- d) En cuanto al marco temporal en el que la información es analizada y se considera relevante.

⁹ Una discusión más amplia del tema se puede encontrar en el Capítulo III. Marco Teórico-Conceptual, sección 3.2 Agente Representativo y Agentes Heterogéneos (pp 87-92)

e) En cuanto al momento y forma e intensidad con que se percibe, se analiza y se reacciona a la información.

h) En cuanto al efecto final que múltiples piezas de información simultánea pudieran dar como resultante final según el modelo, explícito o implícito, que cada agente tenga.

i) En cuanto al grado en que sus expectativas y sus decisiones son influenciadas por el comportamiento que observan en otros participantes y la manera como los agentes interpretan dicho comportamiento¹⁰.

Otro elemento irreflexivo y acrítico del modelo convencional es considerar que, suponiendo que los operadores racionales lleguen al consenso de que los precios se han alejado del valor intrínseco, estos tengan la voluntad de hacer el arbitraje y que, teniendo dicha voluntad, tuvieran el poder de frenar y revertir el movimiento distorsionador sin correr riesgos¹¹.

Como lo han demostrado las finanzas conductuales o *behavioral finance*, los agentes económicos no son plenamente racionales ni totalmente independientes¹², sino que tienen claros y variados sesgos en la forma en que piensan acerca de la información que reciben y en la manera que responden a la misma según esta sea enmarcada y según el orden en que esta fluya, por mencionar sólo unos ejemplos¹³. Cabe recordar que muchos de los “trastornos” de la racionalidad que se hacen evidentes al tomar decisiones en condiciones de incertidumbre están relacionados con la aversión al riesgo y este con el miedo y la avaricia.

Dado que la volatilidad de los precios y los rendimientos es mucho mayor que la volatilidad de la información, resulta lógico proponer que existen mecanismos amplificadores en operación. Una de las formas de resolver la cuestión es suponer que no sólo la información fundamental genera fluctuación en los precios, ni que todas las decisiones son tomadas teniendo como resultado indudable la maximización de las utilidades, sino que debemos esperar que en forma natural ocasionalmente ocurran amplias distorsiones en la valuación de los activos.

En un entorno tan complejo y cargado de incertidumbre como el de la realidad contemporánea, en el que el acceso a la información — compleja y asintóticamente infinita — es asimétrico, es de esperar que muchas decisiones tomadas tengan consecuencias negativas en las utilidades de quien las toma, a pesar de su mejor voluntad, capacidad y esfuerzo. Sin duda, hay períodos de volatilidad exacerbada que no es posible explicar *in toto* como resultado directo de la información (DeBond, 1985; Muzy, 2000; Mandelbron, 2001).

¹⁰ Desde el punto de vista sistémico, nos interesa particularmente el efecto agregado de todos los participantes del mercado. Por lo tanto, este último concepto hace referencia implícita al grado de interacción entre los diferentes agentes, lo que igualmente se puede concebir como el grado de interdependencia entre ellos.

¹¹ Arbitraje en finanzas es la práctica de comprar y vender un mismo activo en dos mercados por encontrar una diferencia injustificada en el precio, lo que representa la posibilidad de tener una ganancia libre de riesgo. En este trabajo utilizamos el término de arbitraje en un sentido laxo, es decir, para hacer referencia a la operación en que se compra un activo cuyo precio ha sido distorsionado debida a imperfecciones del mercado (operadores de ruido) con una expectativa de poder hacer una ganancia cuando el precio regrese a su nivel apropiado, dada la información fundamental existente. En este caso, también deberá considerarse que la probabilidad de una eventual utilidad o ganancia es casi segura, es decir, libre de riesgo. De no ser así, se trataría de especulación, no de arbitraje.

¹² En este sentido, consideramos que la racionalidad limitada de los agentes es más resultado de la complejidad del espacio de estados en que operan que las deficiencias individuales en sus procesos cognitivo y analíticos.

¹³ Tema tratado en el segmento 3.3 del Capítulo III, (pp 92-96).

Dado que la densidad de distribución de los rendimientos del mercado no puede describirse adecuadamente como normal, sino que es leptocúrtica¹⁴ y dado que se ha demostrado la existencia transitoria de memoria de corto, mediano y largo plazo en las series de tiempo de precios y/o rendimientos de activos financieros¹⁵ y una estructura fractal con diversos grados de invarianza de escala¹⁶, consideramos necesario proponer un nuevo modelo, distinto a la marcha aleatoria, que explique e incorpore todos estos hechos en relación a como son los agentes y cómo interactúan, un modelo consistente con un devenir de los precios que tenga las características estadísticas que observamos en el mercado y que han sido disecadas y mostradas en esta tesis.

En otras palabras, creemos que será más productivo proponer un modelo cuyos supuestos sean compatibles con los efectos agregados que observamos en el macro-nivel, efectos a los que podríamos catalogar como propiedades emergentes, y que además sea compatible con las propuestas del comportamiento individual y la forma de interrelación de los agentes participantes en el micro-nivel, y no uno que sugiera cómo debería ser la realidad observada (eficiente, gaussiana y con la resultante marcha aleatoria) si se cumplieran los supuestos tradicionales en los agentes individuales (racionalidad, independencia y maximización de utilidades basada exclusivamente en información fundamental) (Gaffeo, 2008).

Aquello quizás fue un buen modelo hace un siglo para comenzar a explicar y entender la complejidad del mercado. Sin embargo, parecería que la agenda de los investigadores teóricos que sustentan el poder en el entorno académico financiero ha sido durante los últimos 60 años anclarnos en dichos supuestos y defender ferozmente ese modelo a pesar de toda la evidencia en contra expuesta por los críticos, los disidentes y los no alineados¹⁷.

11.2 El Modelo Sistémico

El modelo que aquí proponemos se apoya en el pensamiento sistémico en tanto que, en su diseño, ocupan un lugar predominante los conceptos de interacción entre los agentes participantes en el mercado, así como la búsqueda de generación de las propiedades del sistema a diferentes escalas o niveles de organización.

El abordaje convencional intenta explicar lo que observa —parece que solo explica lo que debería observarse— como resultado de las actitudes de un solo agente representativo cuya naturaleza es inverosímil. El abordaje de las finanzas conductuales intenta explicar cómo se comporta cada uno de los agentes que participan en el sistema en tanto que han de tomar decisiones de inversión en condiciones de incertidumbre y con un grado alto de aversión al riesgo, pero no ataca el muy importante asunto de la forma en que interactúan los agentes

¹⁴ En la distribución leptocúrtica la densidad de eventos en las colas, es decir, la frecuencia de eventos alejados de la media (más de 3 desviaciones estándar) no disminuye rápida y asintóticamente, sino que persiste con frecuencia muy por encima de lo esperado en una distribución normal. Dicho fenómeno se explica, en parte, por la alternancia de períodos de alta volatilidad, con períodos de volatilidad basal más baja. El tema se trata a fondo en el Capítulo V, (pp 181-201)

¹⁵ Tema tratado en los Capítulos VII y VIII (pp 227-254).

¹⁶ Una marcha aleatoria puede ser auto-semejante y sin embargo no será fractal ya que su dimensión fractal, como su dimensión topológica, será un número entero y no uno fraccionario.

¹⁷ No alineados es un término utilizado en los años 60s y 70s para nombrar a aquellos países que, cuando menos formalmente, no tomaron partido en la Guerra Fría y mantuvieron su neutralidad.

(aunque sí aborda tangencialmente el comportamiento de masas y la presión de los pares en la decisión de cada agente) y tampoco deriva ni explica el fenómeno observado (las fluctuaciones de precios) directamente de la manera en que se comportan los agentes.

Aquí se intentará explicar lo que se observa en la realidad —previa caracterización precisa de ello— como resultado de la interacción de los agentes, tomando en cuenta cómo son dichos agentes y cómo se organizan, no cómo deberían ser. Se parte del supuesto de que los mercados son sistemas auto-referenciados, impulsados en forma dominante por percepciones y expectativas de los participantes cuyo origen es fuertemente emotivo (Cutler, 1990).

En el presente planteamiento se consideran como propiedades emergentes del sistema: a) la distribución de colas pesadas de los rendimientos; b) la existencia de memoria de diferentes plazos; c) el surgimiento de períodos de alta volatilidad; d) la no estacionariedad del fenómeno (alternancia de distintos procesos) y e) la invarianza de escala de las fluctuaciones de precios (fractalidad y sujeción a la ley de potencia).

Proponemos que estas propiedades emergentes resultan de varios factores completamente independientes del flujo de información. Entre otros, destaca la estructura operativa de los mercados, las reglas que delimitan dicha operación (destacando la posibilidad de hacer apalancamiento) y la interacción de grados diversos y cambiantes entre los agentes, similares pero heterogéneos. De hecho, es el acto mismo de compra/venta de activos entre los agentes lo que genera la expresión de las propiedades al transformar y magnificar la información exógena y endógena, en la generación de nuevos precios (Arthur, 1997b).

El modelo que proponemos supone que las fluctuaciones de precios pueden explicarse mejor con base en el comportamiento de dos grupos principales de agentes¹⁸, ninguno de los cuales es más racional o más ruidoso que el otro:

- a) **Operadores Fundamentales.** Sus decisiones están basadas en información externa al mercado, principalmente información financiera de las empresas e información macroeconómica del país y del sector de la industria al que pertenece cada activo.
- b) **Operadores Técnicos.** Sus decisiones están basadas en información interna al mercado, principalmente aquellos patrones de precios que identifican como poseedores de valor predictivo y las tendencias alcistas o bajistas.

Cada uno de ellos, técnicos y fundamentales, esperan generar utilidades, por lo tanto, necesariamente deben ser compradores (*bullish* u optimistas) o vendedores (*bearish* o pesimistas) de manera alterna, lo que dependerá de las condiciones imperantes (información endógena y exógena¹⁹) y de las expectativas (heterogéneas) que dichas condiciones generen

¹⁸ Consideramos que existen otros tipos de agentes, los *traders* intradía, los *traders* de alta frecuencia, los cuantitativos, los seguidores de gurús, los que se dejan guiar por los astros o el zodiaco, incluso los despistados que estoicamente aportan al mercado sus recursos para dotarlo de liquidez. Sin embargo, en nuestro modelo conceptual, por ahora, sólo vamos a considerar los grupos mencionados. Formalmente podremos agrupar a todos los demás como un factor causal de aleatoriedad.

¹⁹ Llamamos información endógena a aquella información derivada del propio mercado, a las operaciones realizadas en él, a los volúmenes de operación y los precios pactados, a las posiciones en corto y las operaciones de coberturas hechas con instrumentos derivados. Llamamos información exógena a toda aquella información financiera, económica o con impacto económico (noticias de todo tipo, reportes financieros, indicadores económicos, sucesos políticos y sociales, etcétera), derivada o procedente del entorno y no derivada ni procedente del propio mercado.

en los agentes, expectativas que son subjetivas en cuanto a la forma en que se percibe e interpreta la información, la manera en que se concibe el contexto particular del momento, los paradigmas, las emociones y la voluntad que cada uno de ellos posee.

Proponemos que existen dos modos de operación, que pueden adoptar ambos grupos de agentes:

- a) El modo *arbitrador*, generador de bucles de retroalimentación negativos
- b) El modo *seguidor de tendencia*, generador de bucles de retroalimentación positivos

11.2.1 Los Operadores Fundamentales

Son el prototipo del agente que describe el modelo convencional. Es decir, corresponden al supuesto inversionista racional, no en tanto que esté libre de la posibilidad de distorsionar la percepción, interpretación y respuesta a la información —de lo que no está exento—, sino en cuanto a que basa sus decisiones exclusivamente en información relacionada con parámetros macro y micro económicos, pues considera que esa es la mejor manera de maximizar sus utilidades.

Los operadores fundamentales adoptan mayoritariamente el modo arbitrador dado que compran acciones cuando el precio de mercado de los activos cae a un nivel que consideran significativamente inferior al precio que consideran que mejor refleja el “valor intrínseco” del activo dada la información actual. La oportunidad de “arbitraje” surge cuando, basados en un modelo propio de valuación, los operadores fundamentales juzgan que el activo está subvaluado y suponen que dicha distorsión será corregida por el mercado en forma oportuna, lo que generará sus utilidades.

De igual forma, hacen arbitraje al vender las acciones (o venderlas en corto) cuando consideran que el precio de mercado del activo alcanza un nivel significativamente elevado sobre el “valor intrínseco”, es decir, cuando juzgan que el activo está sobrevaluado y estiman que necesariamente dicha distorsión será corregida²⁰.

Desde un punto de vista cibernético, puede considerarse que el efecto principal de los operadores fundamentales es la creación de bucles de retroalimentación negativa. Proponemos que, por efecto de dichos bucles, los precios que han alcanzado niveles exageradamente altos o bajos, según la opinión de estos agentes, regresarán al nivel “adecuado” o “justo”, es decir, al nivel en el que el precio de mercado corresponde al valor intrínseco del activo, dada la información disponible.

El efecto natural de esta actividad es limitar o amortiguar las fluctuaciones de los precios, lo que debería impedir que los precios alcanzaran niveles exagerados de sobre o subvaluación. En ausencia de otros agentes u otras dinámicas, este solo componente “inmunizaría” a los mercados en contra de las burbujas especulativas y los *crashes* bursátiles, lo que evidentemente no sucede.

²⁰ Es curioso que el modelo no explica por qué se estima que las distorsiones serán corregidas (en lugar de exageradas o acentuadas) dado que no deberían haber existido, para comenzar.

En nuestro modelo consideramos que, bajo condiciones especiales, —quizás no muy frecuentes, aunque definitivamente reales— los operadores fundamentales pueden convertirse en “seguidores de tendencia”, es decir, pueden comportarse como operadores técnicos (*vide infra*). Esta situación se daría cuando, a pesar de que un operador fundamental considere que el activo está subvaluado y que por ello debería comprarlo, dada la impresión que tiene de la fuerza de la tendencia descendente (fuerza y tendencia generadas por los operadores técnicos) decide vender sus posiciones en espera de un mejor precio (más bajo), puesto que considera, y no sin razón, que quizás por el momento sería imposible arbitrar dicha situación bajo las condiciones imperantes o porque él mismo ha adoptado una expectativa pesimista del mercado, independiente de si está o no justificada dicha actitud con base en la información “fundamental” a su disposición.

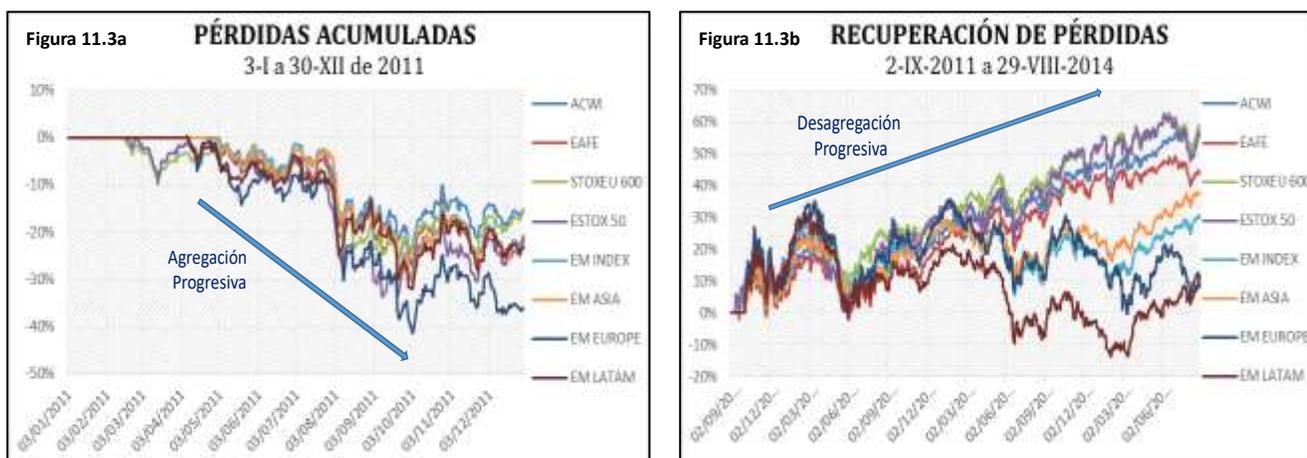
De manera inversa, si un operador fundamental considera que un activo está sobrevaluado, no obstante, dada la fuerza que observa en una tendencia alcista (generadas nuevamente por los operadores técnicos), pudiera decidir mantener su posición o comprar el activo, a pesar de que debería venderlo si pretendiera hacer arbitraje. Esta actitud de “seguidor de tendencia” la haría provisionalmente en espera (y con la esperanza) de que el precio alcance niveles aún más altos para entonces tomar utilidades de sus posiciones largas e intentar entonces hacer el arbitraje. Situaciones como las descritas, en las que aún los operadores fundamentales se conviertan en seguidores de tendencia, podrían generar tendencias alcistas o bajistas prolongadas y niveles acentuados de sobre o subvaluación, o en casos extremos un *crash* bursátil o una burbuja especulativa.

Uno de los efectos que pueden explicar el cambio de modo de este grupo de operadores, de “fundamentales” a “seguidores de tendencia”, es un canje transitorio en la dimensión del horizonte temporal de su observación del mercado, desde un enfoque de mediano o largo plazo — optimista—, que es su enfoque natural, hacia uno cortoplacista — pesimista— en el cual tendería a igualarse, en este sentido al menos, con el de un operador técnico.

El efecto descrito puede notarse en la mucha mayor dispersión (independencia) que ocurre en las fechas en las que se alcanzan los techos en distintos mercados comparada con la mayor concentración (homogenización) notada en los pisos de los grandes movimientos globales en los índices internacionales, como lo sucedido en los ciclos de 2007-2010 y del 2011 evidentes en las siguientes cuatro gráficas de índices regionales (Figuras 11.2a, 11.2b, 11.3a y 11.3b).



En la Figura 11.2a se representan las pérdidas acumuladas del 1 de junio de 2007 al 10 de marzo de 2009, durante el *crash* bursátil. En la Figura 11.2b las ganancias acumuladas en el rebote del 3 de noviembre de 2008 al 10 de marzo de 2010, según cada uno de los índices.



En las Figuras 11.3a y 11.3b se muestran los mismos patrones para el ciclo bajista del 2011, relacionado con la crisis de la deuda soberana de la eurozona, y el nuevo ciclo alcista posterior a dicha crisis, del 2012 en adelante.

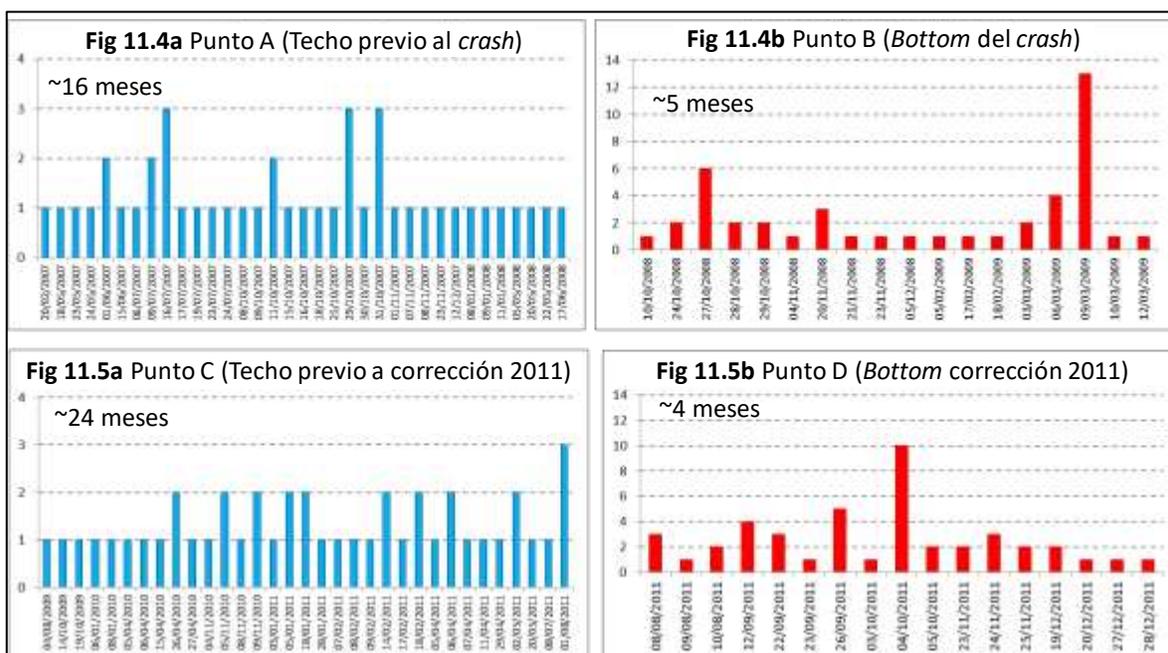
Lo que hemos querido mostrar en estas gráficas es que una vez que se “organiza” claramente un movimiento descendente global (*bear market*), en la fase “madura” o acelerada de la caída los índices descienden simultáneamente, dando muestras claras de un comportamiento “en rebaño” de los agentes. Proponemos que dicha agregación se debe a que los agentes se hacen homogéneos en varias de las características en las que, durante períodos de estabilidad son heterogéneos. Esta forma de auto-organización es tan notable que una proporción relevante de los índices internacionales alcanzaron juntos el punto más bajo de la caída, a pesar de tener condiciones “fundamentales” marcadamente distintas. En la fase alcista del ciclo bursátil (*bull market*) el devenir de los índices diverge progresivamente, lo que explicamos como la desagregación de los agentes, quienes poco a poco adoptan condiciones heterogéneas y decisiones individuales.

Dada la relevancia de los resultados del estudio previo, se repitió una variante del mismo con 44 índices internacionales a los que se les identificó el techo máximo previo al *crash* del 2008, el momento en que tocaron el mínimo durante el *crash* y lo mismo con relación al período de la caída de la eurozona en el 2011.

Se encontró que el punto máximo de “sobrecompra” previo al *crash* del 2008 fue alcanzado por los 44 índices en 35 fechas distintas que abarcan, de la primera a la última, 483 días calendario o aproximadamente 16 meses (Figura 11.4a). El máximo número de índices que coincidieron en una misma fecha fue tres. En cambio, el punto mínimo durante el *crash* se alcanzó en 18 fechas distintas dispersas en 153 días, con una coincidencia máxima de 13 índices haciendo el mínimo el 9 de marzo de 2009 (Figura 11.4b).

Al repetir el estudio con los mismos 44 índices en la crisis de la eurozona (2010-2011), los resultados fueron similares. El techo previo a la crisis fue alcanzado en 33 fechas distintas con un máximo de separación de 727 días calendario (aproximadamente 24 meses). El número máximo de coincidencias en el techo fue de 3 índices en un mismo día. Por otro lado,

el piso del *crash* fue alcanzado en 17 fechas distintas y en un rango disperso 142 días calendario (4 meses). Se encontró una coincidencia máxima de 10 índices en un mismo día (22 de septiembre de 2011). Los datos comentados se reúnen en la Tabla 11.1.



44 índices Internacionales	Fechas distintas	Rango en días calendario	Máxima coincidencia
Máximo 2007-2008	35	483	3
Mínimo 2008-2009	18	153	13
Máximo 2009-2011	33	727	3
Mínimo 2011	17	142	10

Este mismo fenómeno de agregación y desagregación (comportamiento de rebaño, contagio mimético mutuo o *mutual mimetic contagion*) pudiera explicar no solo el surgimiento de las burbujas especulativas y de los *crashes* bursátiles, sino también su terminación.

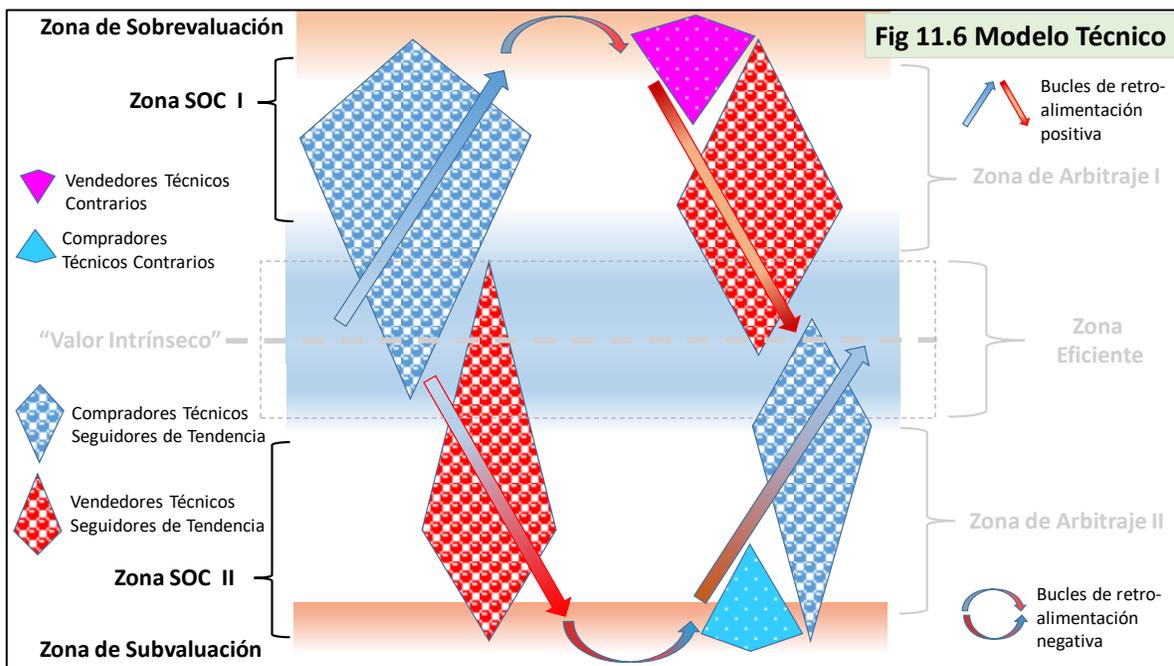
Ha sido claramente establecido que dicha agregación es un fenómeno auto-organizado cuya naturaleza es temporal dado que la disposición de los agentes para seguir al grupo en actitud de “rebaño” eventualmente deberá dar lugar a un regreso progresivo hacia la independencia (desagregación) puesto que depende de una sola variable económica que son los rendimientos logrados (Lux, 1995; Giardina, 2002).

11.2.2 Los Operadores Técnicos

Los operadores técnicos no basan su operación en el concepto de “valor intrínseco”, sino que primordialmente son operadores seguidores de tendencia de corto o mediano plazo. Esto quiere decir que la principal razón que tienen para comprar un activo y tomar posición larga es la identificación de una tendencia alcista, misma que esperan que se extienda por suficiente

tiempo y con suficiente incremento en el precio, para poder generar utilidades. De igual forma, la principal razón para vender un activo o tomar una posición en corto sería la identificación de una tendencia bajista en los precios y la expectativa de que dicha tendencia continúe hasta hacer productiva su operación. De ello podemos derivar que el efecto cibernético que generan los operadores técnicos al comprar en tendencias alcistas o vender en tendencias bajistas es la creación de bucles de retroalimentación positiva que se traducen en la amplificación unidireccional de las fluctuaciones de precios de los activos.

Desde luego que los operadores técnicos también pueden reconocer precios accionarios sobre o subvaluados (en terminología técnica se denominan niveles de sobrecompra y de sobreventa, respectivamente) y en este sentido, podrían decidir hacer lo que en la jerga técnico analítica se llama una “operación contraria”²¹. En este caso podemos considerar que operan en modo arbitrador. A diferencia de los operadores fundamentales que son arbitadores naturales, los operadores técnicos contrarios basan sus decisiones en la amplitud exagerada de los desplazamientos de los precios en una dirección y no en datos financieros o económicos fundamentales de los que pudieran derivar un “valor intrínseco”.



En la Figura 11.6 se representa la dinámica que tienen los operadores técnicos. Como hemos comentado antes, estos agentes no consideran relevante el concepto de valor intrínseco, por lo tanto, no existe una zona eficiente y estrictamente no aplica la idea de arbitraje. Los deltoides moteados azules y rojos representan a los operadores técnicos, compradores y vendedores respectivamente. Los deltoides se han diseñado de esa manera para representar el efecto que el cambio progresivo de precio genera en los grupos de participantes. Según nuestro modelo, dentro de ciertos límites, el aumento en el precio exagera en los compradores seguidores de tendencia el deseo y/o la certeza de comprar. Igualmente, dentro

²¹ Se llama operación contraria porque venden en tendencia alcista cuando consideran próximo el fin de dicha tendencia dado que el precio ha alcanzado un nivel de sobrecompra o compran en tendencia bajista cuando consideran próximo el fin de dicha tendencia dado que ha alcanzado un nivel de sobreventa.

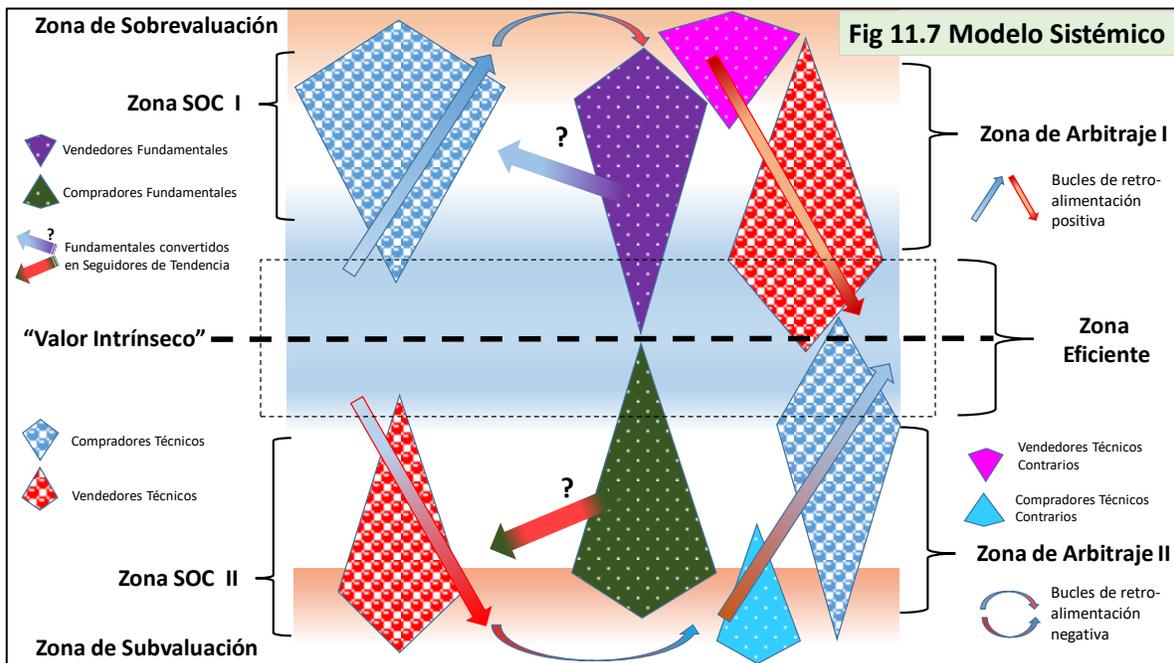
de ciertos límites, la caída en el precio exagera en los vendedores seguidores de tendencia el deseo y/o la certeza de vender.

Podemos postular que el movimiento de tendencia en los precios generaría el mismo resultado si en vez de aumentar el deseo de los agentes de comprar o vender acciones, consideramos que conforme se da el movimiento alcista o bajista en los precios, son reclutados nuevos grupos de compradores o de vendedores técnicos, según el caso, cuyo número aumenta progresivamente, hasta que se alcanza un nivel de “sobrecompra” o de “sobreventa” a partir del cual su número rápidamente decrece hasta desaparecer.

Conforme los desplazamientos en los precios se extienden en una misma dirección, surge progresivamente el grupo de operadores técnicos “contrarios”, representados por los pequeños deltoides de color azul turquesa (compradores) y fucsia (vendedores). La idea que se busca representar en el esquema es que los “contrarios” eventualmente son capaces de detener el desplazamiento alcista o bajista en los precios y si logran iniciar un movimiento opuesto (una corrección, en términos técnicos), este será continuado por los operadores técnicos habituales. Es decir, los técnicos “contrarios” son capaces de iniciar un arbitraje, que podrá ser completado por los seguidores de tendencia.

En la Figura 11.7 presentamos nuestra propuesta de modelo. Hemos incluido tanto a los compradores y vendedores fundamentales, como a los compradores y vendedores técnicos seguidores de tendencia y contrarios.

Cada uno de los grupos mencionados: compradores fundamentales, compradores técnicos, vendedores fundamentales y vendedores técnicos, pueden concebirse estratificados en subgrupos con diferentes umbrales de reacción, de tal manera que, por ejemplo, al inicio de un rally, conforme los precios suben se reclutan “oleadas” sucesivas de compradores técnicos, hasta que se alcanza cierto nivel de precios que podemos tentativamente llamar “de sobrecompra”.



A partir del momento en que se alcanza un nivel de sobrecompra, el número de compradores técnicos baja progresivamente y aparecen los vendedores fundamentales, mismos que generan un bucle de retroalimentación negativa que eventualmente logrará detener y revertir el movimiento alcista previo. Debe quedar claro que la proporción de cada uno de los grupos o subgrupos de agentes no es fija, sino que cambia constantemente, lo que podrá producir oleadas intermitentes de optimismo y pesimismo de distintas magnitudes temporales y en los precios. Desde luego que existen técnicos y fundamentales de pura cepa, pero un gran contingente de participantes se adapta a las condiciones cambiantes del mercado y adoptan el perfil que juzgan más probablemente productivo o seguro en cada momento.

Dentro de la misma zona de sobrecompra pueden aparecer también, en oleadas sucesivas cada vez mayores, vendedores técnicos “contrarios”, mismos que como ya comentamos, se convierten en arbitadores *de facto*, por lo tanto, colaboran con el trabajo de los fundamentales y contribuyen, sin pretenderlo²², a regresar los precios hacia niveles “fundamentales” ubicados dentro de la Zona Eficiente.

Una vez revertido el movimiento alcista, los operadores técnicos contrarios rápidamente dejan de operar y los vendedores fundamentales arbitadores habrán de desaparecer progresivamente, conforme los precios regresan al “valor intrínseco”. Al mismo tiempo y en forma incremental, aparecerán los vendedores técnicos seguidores de tendencia, cuyo efecto extiende y potencialmente, acentúa el descenso. El balance de fuerzas determinará si los precios se detienen al regresar a la zona “fundamental o eficiente” o si se extiende hasta la zona de sobreventa, en cuyo caso volverá a auto-organizarse el relevo que acabamos de describir, pero en sentido contrario.

En resumen, por efecto de los arbitadores fundamentales y los técnicos contrarios se detiene un movimiento alcista (o bajista) exagerado (de sobrecompra o de sobreventa) generado por los seguidores de tendencia, sean técnicos o no, efecto que habrá alejado los precios demasiado por arriba (o por debajo) del nivel que, según el efecto agregado de los fundamentales, representa el “valor intrínseco” de la empresa.

Bajo los principios de este modelo, debe quedar claro que el desempeño de los precios en el mercado, como lo observamos en la realidad, requiere de los cuatro grupos de operadores (compradores y vendedores técnicos y fundamentales) y de las dos modalidades referidas (arbitadores y seguidores de tendencia) y proponemos que el dinamismo de dicho comportamiento, incluye la aparición de períodos de alta volatilidad, la leptocurticidad, la auto-organización, la memoria de corto, mediano y largo plazo, la estructura fractal, las formaciones de precios y las tendencias. La estructura de las series de tiempo depende de oscilaciones o transiciones de fase entre estados en los que los operadores son heterogéneos en el marco temporal desde el que observan el fenómeno y dentro del que hacen sus operaciones —períodos que bien pueden caracterizarse como “eficientes” y correctamente descritos como una marcha aleatoria— y aquél en el que se hacen más homogéneos en el marco u horizonte temporal de observación y acción —período en el que se auto-organizan formando bucles de retro-alimentación positiva, se sujetan a la ley de potencia y generan desplazamientos de precios con evidencia clara de memoria—.

²² Ellos sólo pretenden ganar dinero adelantándose a un movimiento en los precios que esperan poder aprovechar.

Probablemente otro elemento importante en la determinación la estructura de las fluctuaciones de precios es la distancia cambiante entre el precio más reciente y la expectativa de los agentes del precio futuro en distintos plazos, un equivalente al *spread*. Así, mientras mayor sea la distancia y menor sea el plazo, mayor será la volatilidad (como en las fases de caídas aceleradas) y a menor distancia y mayor el plazo, menor la volatilidad.

No hemos querido complicar la descripción del modelo ni el esquema anterior agregando ruido de diferentes magnitudes (como sería ruido aleatorio tipo Wiener markoviano puro) no generado por algún grupo de operadores en particular, pero indudablemente existente, mismo que deberá quedar incorporado en la modelación matemática, así como en las simulaciones basadas en agentes.

11.3 Modelo de Simulación Basada en Agentes

Quizás la primera pregunta que debemos de contestar antes de proseguir es ¿por qué consideramos importante y productivo hacer modelos de simulación en computadora de fenómenos complejos?

La mejor respuesta la han dado Uri Wilensky y William Rand en el prefacio de su *An Introduction to Agent-Based Modeling* cuando comentan que “mientras el mundo se hace más interconectado y complejo, nuestra habilidad para entenderlo tiene que hacer lo mismo. Los modelos simples ya no son una respuesta suficiente para muchas de nuestras preguntas. La amplia disponibilidad de computación rápida nos ha permitido trabajar en problemas más complejos y construir y analizar modelos más complejos” (Wilensky, 2001, 2015).

Recordemos que los mercados bursátiles hoy en día no sólo son sistemas socio-técnicos, sino que se han convertido en la arena en que los “humanos competimos” frente a frente con robots y sea que lo queramos aceptar o no, interactuamos con ellos de manera cotidiana.

En términos generales, el uso de modelos de simulación permite abordar los siguientes asuntos:

1. Entender mejor cómo surgen los patrones que observamos en un fenómeno empírico.
2. Predecir desenlaces o resultados específicos dadas ciertas condiciones previas.
3. Predecir rangos de valores en ciertas variables, dentro de los cuales puede encontrarse un resultado particular, partiendo de ciertas condiciones previas.
4. Buscar en el fenómeno empírico evidencia de hallazgos (emergencias) inesperados que podríamos descubrir en la simulación.
5. Estimar en la simulación algunos parámetros difíciles o imposibles de estimar o medir en el fenómeno empírico, como la forma en que interactúan los grupos de agentes para dar los resultados observados.
6. Calibrar en el modelo algunas cosas que podemos esperar en la realidad.

Estamos convencidos de que un modelo de simulación nos ayudará a entender mejor el fenómeno empírico de altísima complejidad como es la fluctuación de precios de los mercados bursátiles a partir del mejor entendimiento del fenómeno. Esto podría crear las condiciones que nos permitirían tomar mejores decisiones, elaborar mejores estrategias y aún diseñar mejor los reglamentos que delimiten al fenómeno y acoten sus posibilidades, evitando así las graves distorsiones que generan confusión y dañan la economía.

11.3.1 Objetivo Específico del Modelo

El fenómeno empírico que hemos estudiado en este trabajo es la dinámica de fluctuación de precios en los mercados bursátiles bajo el paradigma sistémico. A partir de los hallazgos obtenidos, hemos afinado la descripción de las características estilizadas de las series de tiempo, tales como la distribución de colas pesadas de los rendimientos, los períodos intermitentes de alta volatilidad, el comportamiento no estacionario del fenómeno, la posibilidad de encontrar una porción dentro del espacio de estados en la que se encuentra evidencia de auto-organización al demostrar que caídas mayores a cierto punto crítico obedecen a la ley de potencia. Hemos encontrado datos de dependencia o memoria de largo plazo tanto en los rendimientos como en los rendimientos absolutos y al cuadrado.

A partir del paradigma sistémico, vamos a considerar al mercado de capitales como un sistema complejo adaptativo.

El objetivo principal de esta fase de la tesis es bosquejar una forma de simulación del mundo utilizando herramientas de cómputo, de tal manera que podamos crear un sistema que se auto-organice como resultado de la heterogeneidad del comportamiento individual de los agentes que lo componen. Así, probaremos que es una explicación factible de la manera en que se comportan los mercados. Además, tendremos un sistema en el que podamos poner a prueba una serie de hipótesis o bien, ofrecer pruebas tentativas de que cierta trayectoria en los precios y bajo ciertas condiciones iniciales, podría conducir a los mercados a situaciones peligrosas. Esto permitiría, por un lado, generar una señal de alarma o una advertencia para tomar medidas defensivas en nuestros portafolios de inversión o, en el mejor de los casos, permitirá frustrar un desenlace desfavorable en los mercados mediante mecanismos implementados por la autoridad con ese propósito.

En el modelo proponemos la existencia de un reducido número de grupos de agentes con características y formas de toma de decisiones diferentes y una manera de relación entre ellos, de cuya interacción podría resultar el surgimiento de las mencionadas características estilizadas mediante el establecimiento de bucles de retroalimentación positivos y negativos, relaciones no lineales, retraso o rezago en la respuesta de diferentes agentes o grupos de agentes a ciertos eventos o inputs (noticias o información de distintos tipos), etcétera.

Vamos a buscar en las respuestas inducidas, la aparición de propiedades emergentes resultantes de la compleja interacción e inter-dependencia de poblaciones heterogéneas de agentes que constituyen un sistema dentro de un ambiente permanentemente en cambio, al cual se adaptan los agentes, así como el sistema en su conjunto. Esperamos poder demostrar que de la conducta adaptativa surgen las propiedades emergentes observadas empíricamente.

En otras palabras, mediante un modelo basado en agentes (MBA), buscamos probar el efecto colectivo que resulta de la acción individual (Gaffeo, 2008; Giardina, 2002).

Creemos que la fuerza explicativa de los MBA deriva del grado en que permiten explorar los efectos de un fenómeno a nivel macro a partir del comportamiento que tiene, a nivel micro, es decir, los agentes que lo generan. En este sentido, nuestra investigación busca determinar qué reglas de comportamiento seguidas a nivel individual por los agentes que participan en

los mercados financieros, dentro de un contexto regulatorio específico, pueden explicar tentativamente el resultado agregado observados en la dinámica de fluctuación de los precios.

La modelación basada en agentes es un método de investigación relativamente reciente que ha permitido abordar la complejidad de los fenómenos sociales abriendo la posibilidad de detectar la aparición de propiedades emergentes a partir de acciones tomadas por los agentes individuales a nivel local. Hasta ahora su uso más difundido ha sido en el campo de la ecología, pero ha sido utilizado productivamente en epidemiología, física, estudio del clima, biología, entomología y en el estudio de diversos problemas sociales como desarrollo urbano, administración de tráfico, aprovechamiento eficiente de sistemas con recursos limitados, solución de problemas específicos bajo condiciones nuevas, generación de teorías sobre sistemas complejos, etcétera (Page, 1997; Muzy, 2000; Tesfatsion, 2005; Macal, 2005; Railsback, 2006, 2012; Grimm, 2010; Dawid, 2011; Helbing, 2011).

Hemos elegido la plataforma NetLogo por varias razones entre las que destaca la simplicidad del lenguaje de programación que utiliza, la versatilidad de las interfaces gráficas que permite construir y la amplia y accesible red de apoyo técnico, documentación y tutoriales que ofrece a sus usuarios la Northwestern University.

11.3.2 Propósito del modelo

El modelo será construido en la plataforma NetLogo 5.2 para simular la operación del mercado de capitales, de tal manera que a partir de un input (información exógena macro y microeconómica, opinión de analistas e información endógena del mercado), las conductas programadas en los agentes y la interacción entre ellos, bajo ciertas condiciones pueden generar un output, que en este caso serán las fluctuaciones de precios (Wilensky, 1999).

Para el diseño de la simulación se utilizará el modelo ODD (*Overview, Design concepts, and Details*) propuesto por Grimm, Railsback y colaboradores (Grimm, 2010).

Las fluctuaciones de precios en el simulador deberán tener características semejantes a las observadas en los mercados, de tal manera que podemos proponer, con el simulador como sustento empírico, una nueva descripción teórica del funcionamiento del mercado y del comportamiento de los participantes. Al mismo tiempo dispondremos de un instrumento para probar distintas hipótesis y plantear situaciones específicas y podremos observar el efecto que distintas condiciones podrían generar como resultado en los patrones de precios.

Los agentes del modelo (operadores del mercado de capitales) tendrán características similares a los conceptos actuales que tenemos sobre ellos en la realidad, es decir, que existirán como compradores y vendedores operadores técnicos, operadores fundamentales y operadores contrarios, con diversas características heterogéneas.

El output que genere el modelo (las fluctuaciones de precios) deberá replicar las características estilizadas de las series empíricas:

- a) Densidad de distribución leptocúrtica de los rendimientos;
- b) Períodos de volatilidad acentuada alternando con otros de volatilidad baja;

c) Se deberá poder demostrar memoria de largo plazo en la volatilidad de los precios generados por el modelo (mediante la función de auto-correlación y mediante el exponente de Hurst);

d) Las fluctuaciones deberán obedecer la ley de potencia en segmentos del output;

e) Las fluctuaciones deberán tener estructura fractal y

f) Las series de rendimientos, rendimientos absolutos y cuadrado de rendimientos deberán tener exponente de Hurst y función de correlación similares a los de las series de precios empíricas que se han comprobado en esta tesis.

11.3.3 Entidades que hay en el Modelo

En el modelo se representarán tres grupos de agentes participantes en el mercado:

- a) Operadores técnicos (pueden actuar como seguidores de tendencia o como contrarios)
- b) Operadores fundamentales (pueden actuar como arbitradores o como seguidores de tendencia)
- c) Especialistas de mercado o *market-makers* (para dar liquidez y profundidad)

Además, existirán las siguientes entidades:

- A) Un mercado (el observador, según NetLogo) en el cual todos los agentes se relacionan con los vecinos (quizás los 8 más cercanos) para operar.
- B) Cada agente tiene una cartera con contenido accionario y otra con reservas de liquidez
 - a. El contenido de las carteras será número de acciones y cantidad de dinero
 - b. El valor de la cartera en cada momento oscilará de acuerdo con las posiciones que tengan y con el valor de mercado de dichas posiciones
- C) Dinero (recursos económicos para comprar acciones)
- D) Acciones para intercambiar (*trade*)

El Mercado será el lugar en el que se hace el *trade*. Todos los agentes tendrán acceso a la información derivada del mercado (precios de todos los activos y posturas de compra y venta a distintos precios) y tendrán la posibilidad de aportar capital al mercado (cuando compran acciones) o recibir capital del mercado (cuando venden acciones).

11.3.4 Variables de estado y escalas del Modelo

Las variables de estado son aquellas características o atributos de los operadores técnicos y fundamentales, mismos que serán heterogéneos en todas ellas, aunque capaces de hacer agregados (comportamiento de rebaño). Entre ellas consideramos incluir las siguientes:

1. Número de identificación de cada agente
2. Coordenadas x , y de localización en el “mundo”
3. Personalidad natural del agente con sesgo *bullish* o *bearish*
4. Grados cambiantes de aversión al riesgo (variable semi-cuantitativa)
5. Sensibilidad de distinto grado a la información endógena (v. semi-cuantitativa)
6. Sensibilidad de distinto grado a la información exógena (v. semi-cuantitativa)

7. Susceptibilidad a convertirse en operadores contrarios (v. semi-cuantitativa)
8. Susceptibilidad de distinto grado a ser influenciados por sus vecinos (v. semi-cuantitativa)
9. Reserva de liquidez en la cartera (\$\$\$)
10. Número de acciones que posee en cartera en un momento dado (#)
11. Memoria de la secuencia de operaciones de compra y venta del pasado (-+----++)
12. Estado activado o refractario para poder hacer una operación de compra/venta

De los atributos anteriores podrán definirse combinaciones que representan la propensión a que un operador técnico (seguidor de tendencia) se convierta en técnico contrario o que un operador fundamental (arbitrador) se convierta en seguidor de tendencia.

Asimismo, de los atributos anteriores se podrá generar un valor del nivel de intención de compra o de venta que cada agente alcance según la combinación de dichos atributos en un contexto determinado.

La información exógena tendrá un peso específico natural o fuerza de señal cuantificado como +++, ++, +, 0, -, --, ---, según se proponga su contenido como más optimista, neutral o más pesimista. Dicha señal será interpretada por los agentes de distinta manera según su disposición natural *bullish* o *bearish*, según sus pérdidas o ganancias recientes y según el grado de aversión al riesgo que exista en el momento.

Atributos de los market-makers

- i. Número de registro
- ii. Ubicación (coordenadas x, y)
- iii. Cartera accionaria (###)
- iv. Liquidez (\$\$\$)
- v. Disposición a participar en la operación (dispuesto vs refractario)

La Información endógena consistirá en lo siguiente:

- i. Precio actual de las acciones en el mercado (último hecho). Una puja puede ser de \$0.01
- ii. Actividad de los colegas cercanos o vecinos: compradores netos o vendedores netos de acciones de acuerdo con la proporción de las últimas 10 operaciones.
- iii. Número de acciones que se tienen en la cartera que están en posibilidades de venderse y liquidez disponible para comprar acciones.

A partir de las variables anteriores, mismas que tendrán que determinarse específicamente, se podrán calcular las siguientes variables:

1. Valor de la cartera en cada momento (*NAV* o *net asset value*). Resulta de sumar a la liquidez disponible con el producto del número de acciones que se tienen por el precio de mercado de la acción.

2. Indicadores técnicos del precio (por ejemplo: MACD y ROC de 10 días)²³. Se pueden calcular en *Mathematica* e importarlos a NetLogo ya que existe una forma directa de ligar ambas plataformas.
3. Volatilidad de los precios (medida como desviación estándar dinámica). Esta variable se podría calcular en *Mathematica* y de ahí importarla a NetLogo.
4. Estado de ganancias o pérdidas en la propia cartera de cada agente. Esto se puede hacer con distintos horizontes de tiempo de observación clasificado como de corto, mediano y largo plazo. Esta variable se cuantificará porcentualmente como diferencia entre el valor actual de la cartera y el valor hace n períodos.
5. Grado de exposición actual en la cartera (porcentaje del valor invertido en posición accionaria comparado con el valor total de la cartera)

Información exógena o fundamental:

Flujo de noticias cuyo valor oscile de -3 a $+3$ de manera aleatoria según el dato tenga un efecto esperado negativo o positivo en el precio futuro de las acciones. Esta es una variable semi-cuantitativa que se aportará a los operadores por el observador.

11.3.5 Supervisión del Proceso y Agenda

El elemento más importante de todo el modelo será la compra/venta de acciones entre dos agentes. Esta operación podrá ser realizada puja arriba, puja abajo o al mismo nivel del precio anterior, dependiendo del número de agentes dispuestos a hacer la compra o la venta. Por ejemplo, si hay una señal alcista técnica, el operador técnico *bullish* podrá hacer la operación a nivel o aún puja arriba, mientras que en la misma situación el operador técnico *bearish* podrá hacer la operación a nivel o puja abajo. Al empatarse las posturas de compra y venta se “perfecciona” la operación y se registra el precio en la pizarra.

Será muy importante determinar el nivel o fuerza de “intención” de comprar o de vender, para que cada vez que un agente alcance cierto umbral de intención, quede en una posición delantera para hacer primero la operación en cuanto se presente la contraparte a vender o comprar. De esta manera se cierra progresivamente el *spread* hasta que se hace la operación. En caso de que la distancia a la primera operación se amplíe más de un número variable de pujas arriba o abajo (*spread*), podrán entrar los *market makers* a completar la operación. Habrá que poner un límite máximo y mínimo del número de pujas que podrán tolerarse según las condiciones del mercado.

En cada *tick* se actualiza la información exógena, por lo tanto, dejaremos que aleatoriamente surja con distintos grados de positividad o negatividad e incluso podrá surgir neutra.

²³ MACD es un indicador técnico de la familia de los osciladores de precios que se calcula restando el valor de un promedio móvil exponencial de 26 del valor de un promedio móvil exponencial de 13 días. Un promedio móvil exponencial se calcula con la siguiente fórmula: $PMe_t = \{c_t \times k\} + \{PMe_{t-1} \times (1 - k)\}$, donde k es la constante de suavidad o ponderación del último cierre, misma que se calcula con la fórmula $k = 2/(n + 1)$, donde n es el número de días con que se calcula el promedio móvil. El ROC de 10 días es otro indicador técnico que consiste en cuantificar porcentualmente la diferencia entre el precio el día en cuestión p_t y el precio n días antes en p_{t-n} .

Las variables de estado cambiantes para cada agente serán actualizadas a cada paso (*tick*), ya que a cada paso habrá nueva información fundamental proveniente del exterior, tentativamente aleatoria en cuanto a su carácter *bullish* o *bearish*, así como nueva información endógena procedente del precio y de los cálculos de indicadores técnicos realizados alrededor del precio y sus cambios. Asimismo, las condiciones de cada agente serán actualizadas en cuanto al “número de acciones” que tienen en cartera, la cantidad de “liquidez disponible”, el estado de cosas que guarda su cartera en cuanto a “ganancias o pérdidas” de “corto”, “mediano” o “largo plazo”. Esta última pieza de información será compartida con los vecinos de un radio específico.

Con cada *tick* se tendrá que actualizar cada uno de los indicadores técnicos “MACD” “ROC 10D”, así como la medida de la “volatilidad” cuya información será alimentada a los agentes, con la idea de que, si aumenta la volatilidad, aumente la proclividad a hacer agregados o imitar el comportamiento de los vecinos.

Habrá que decidir si la información calculada se distribuye a todos los agentes inmediatamente o si se espera a que todos tengan oportunidad de operar antes de actualizar la información para que estén listos a hacer una nueva operación. Probablemente habrá que incluir un período refractario (un período posterior a la última operación realizada por cada agente, durante el cual está incapacitado para hacer otra operación), que seguramente será más largo para los fundamentales que para los técnicos, más corto para los fundamentales operando como seguidores de tendencia, y aún más corto para los técnicos operando como contrarios.

En el modelo, los F-c (fundamentales compradores) se harán FT-v (fundamentales seguidores de tendencia vendedores) si la tendencia descendente es muy fuerte o si están perdiendo mucho tras haber intentado hacer su arbitraje en un activo supuestamente sub-valorado. Cuando hayan recuperado sus pérdidas pueden volver a intentar hacer el arbitraje, aunque la tendencia continúe o esperar a que la tendencia se detenga o revierta durante algunos períodos para volver a intentar su arbitraje.

El que los agentes quieran hacer o no el arbitraje dependerá del flujo de datos exógenos que pueden ser positivos o negativos en grado +, ++, +++ o +++++, o bien -, --, ---, ----.

Los agentes podrán estar en estado activo (operando) o pasivo (esperando razones suficientes para operar).

En cierto sentido, para que los operadores fundamentales operen necesitan sentirse “incómodos” con la situación existente entre el precio actual de la acción y la información que están recibiendo. Si se sienten cómodos, no operan (no modifican las posiciones en su cartera) pero si se sienten incómodos (precio de mercado muy alejado del valor intrínseco), entonces harán modificaciones en su cartera. Sea comprar, vender o vender en corto.

Habrá momentos en que los operadores fundamentales y técnicos sean más tolerantes a las distorsiones o a las señales y habrá otros en que serán menos tolerantes a ello. Por lo tanto, el grado de tolerancia que tengan, o el umbral de reacción que manifiesten en distintos momentos podrá modificarse dependiendo de las condiciones del mercado.

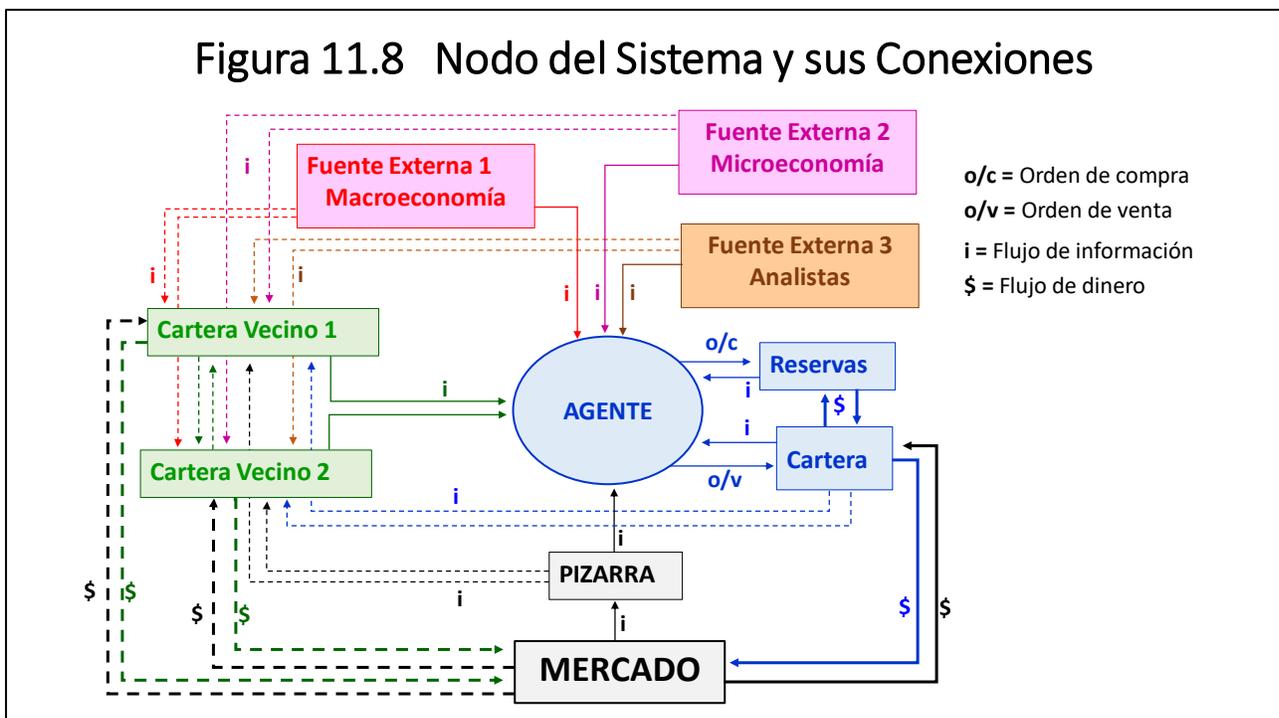
Otra razón por la que los agentes podrían estar cómodos o incómodos sería si van ganando o perdiendo en sus carteras, por lo tanto, cada agente tendrá una cartera que se haga *mark-to-market* en forma cotidiana.

De acuerdo con lo anterior, se podrían meter como variables internas: a) el grado de tolerancia a una situación incómoda, que equivale a aversión al riesgo; b) el grado de influencia de los vecinos, de lo que derivará el grado de aglutinación o des aglutinación en los agentes; c) el balance de ganancias y pérdidas en su cartera; d) para los técnicos, la distancia del último precio al precio de hace x períodos; e) para los fundamentales, la distancia del último precio al precio que refleja el valor intrínseco y f) el grado de optimismo o pesimismo de los agentes.

Se puede comenzar con pocos agentes cuyos atributos sean escasos y fáciles de programar y un sólo activo para operar. Si funciona este nivel bajo de complejidad, progresivamente se harán más variados los atributos, se incorporarán más agentes a la subasta y habrá más variedad entre ellos, de tal manera que el modelo se haga progresivamente más dinámico y más verosímil.

Todo lo que está asociado con un agente es un atributo del agente o un mecanismo que opera dentro del agente. Cada agente se relaciona con otros agentes y se relaciona además con el medio ambiente, aunque no todos los agentes están relacionados entre sí, sino sólo los de su vecindad.

En la Figura 11.8 se esquematiza la forma en que se relaciona cada uno de los nodos (agente u operador) de la red, con las fuentes de información endógenas y exógenas, con los otros agentes y con el mercado. Se anotan por lo tanto, los flujos de información y también los flujos de dinero así como las órdenes de compra y venta de acciones.



11.3.6 Conceptos de Diseño

Principios básicos. Los agentes que participan en el mercado (el sistema) no son perfectamente racionales y son heterogéneos en muchos aspectos entre los que destaca la estrategia de inversión que utilizan, el grado de aversión al riesgo, el tipo de información que utilizan para tomar decisiones y la susceptibilidad que tienen a ser influenciados por la opinión o por las decisiones y los resultados de otros agentes. De ello surge, como output observable del sistema, una forma de fluctuación de precios entre cuyas características estilizadas destaca la densidad de distribución leptocúrtica en los rendimientos, diversos grados de memoria de corto, mediano y largo plazo y una estructura multifractal, todo ello dista mucho de poder caracterizarse como una marcha aleatoria (proceso browniano tipo Wiener) con independencia entre los rendimientos (propiedad de Markov) con densidad de distribución normal (gaussiana).

Emergencia. Consideramos que las propiedades de las fluctuaciones de precios arriba mencionadas, aunadas a la creación de estados profundos y prolongados de sobre y sub-valoración de activos y sus versiones extremas, las burbujas especulativas y los quebrantos bursátiles, son fenómenos emergentes en tanto que son patrones recurrentes identificables (aunque no necesariamente en forma oportuna) que no pueden existir sin las actitudes cooperativas y competitivas de los agentes, es decir, la interacción de ellos, lo que constituye la estructura misma del sistema.

Adaptación. En las primeras versiones del modelo buscaremos detectar cambios en la forma de proceder de los agentes ante situaciones estresantes, internas y externas. Inicialmente no hemos considerado incorporar la posibilidad de que exista adaptación, sin embargo, queremos dejar abierta la posibilidad de incorporar propiedades evolutivas en los agentes mediante el desarrollo de interfaces con redes neuronales o algún otro tipo de mecanismo que permita seleccionar las mejores estrategias de inversión.

Objetivos. El primer objetivo que hemos planteado es generar como output del sistema la fluctuación de precios de uno o varios activos bursátiles (acciones) que tengan las características estilizadas de las series de tiempo reales de los mercados bursátiles en un intento por comprobar si la dinámica de comportamiento e interacción micro de los agentes que hemos planteado en el modelo conceptual es capaz de generar los observables macroscópicos en los precios. Una vez logrado eso, podremos utilizar el instrumento (el simulador) para plantear preguntas concretas sobre cuál podría ser la respuesta del sistema bajo ciertas condiciones particulares planteadas en el entorno o en el propio sistema. El simulador puede ayudar no sólo al entendimiento a fondo de la manera de proceder de los mercados con base al comportamiento y características de los agentes, sino también sobre el efecto que ciertas modificaciones en las normas de regulación u otras variables pudieran tener en los resultados.

Aprendizaje. El primer elemento que tiene el abordaje mediante un MBA es facilitar el aprendizaje de programación utilizando el lenguaje y las herramientas que ofrece NetLogo. Al mismo tiempo, el desarrollo del simulador nos permitirá entender en forma empírica de qué manera los modelos basados en agentes permiten desarrollar metodología de investigación científica y descubrir cómo incorporar dicha experiencia en el discurso científico y en la práctica profesional de la administración de inversiones.

Predicción. Inicialmente no buscamos hacer predicciones sobre el comportamiento futuro del mercado sino plantear qué tipo de modificaciones en las condiciones iniciales generan qué tipo de respuestas en el sistema, tanto en el corto como en el mediano y largo plazo. De esta manera podremos plantear, por ejemplo, el siguiente tipo de preguntas: ¿Qué sucedería si aumenta la agregación (homogenización) entre los agentes? ¿Qué tipo de respuesta es de esperar si aumenta/disminuye la proporción de agentes seguidores de tendencia en un mercado? ¿Podemos explicar los *crashes* bursátiles como un resultado inevitable antes ciertas condiciones previas en el mercado o en los agentes? No obstante, dejamos abierta la puerta a la posibilidad de detectar características en las series de tiempo que adviertan sobre la proximidad de un descalabro bursátil, o cuando menos, que permitan detectar aquellas condiciones necesarias para que un evento disparador (una perturbación mayor) desencadene una avalancha mayor (LeBaron, 1994; Sornette, 2001; Scheffer, 2009).

XII. CONCLUSIONES

No es que el tema fuera lo bastante sencillo como para explicarlo sin recurrir a las matemáticas; más bien al contrario, resultaba excesivamente complejo para ser plenamente accesible a esa ciencia.¹

Como creaturas de dilatada inteligencia, si bien limitada, pobladores de un mundo inestable, nos fijamos requisitos específicos que esperamos alcanzar en entornos que creemos predecibles. La mercadotecnia ha fijado nuestra visión de buscadores de ganancias económicas siempre crecientes, de cazadores de placer sensual inmediato, de consumidores insaciables. Algunos, quizás demasiados, han comprado esa visión a cabalidad.

Nuestra habilidad para detectar patrones frecuentemente nos conduce a observar relaciones sistemáticas donde tal vez no existen, o a confundir como causas subyacentes lo que es ruido estadístico o simple contingencia. Se nos ha enseñado a ver el comportamiento económico en el contexto de la teoría del equilibrio y a esperar un futuro consistente con esa creencia.

La visión implícita sobre el ambiente en que nos desenvolvemos, tal vez equivocada, es que sabemos lo que queremos. Sabemos lo que va a suceder en el mundo, por lo tanto, sabemos lo que tenemos que hacer para alcanzar nuestras metas. He aquí la trampa. El mundo cambia continuamente, es complejo y está plagado de eventos y propiedades claramente imposibles de predecir. Estos eventos han sido caracterizados como “cisnes negros” por Nassim Taleb. Eventos de gran impacto, imposibles de predecir y completamente ajenos a nuestras expectativas normales (Taleb, 2007).

Vivimos en un mundo poco conocido (sobre todo en lo no trivial), sin embargo, hacemos nuestras decisiones basándonos en ideas que tenemos sobre la naturaleza del mundo, muchas veces erróneas. Solemos ser víctimas de las perversas consecuencias de nuestros actos y en ocasiones terminamos condenados a soportar derivas no buscadas ni sospechadas, de lo que hemos elegido.

El mundo se escapa de los límites que nuestros modelos le asignan y nos sorprende con la incertidumbre, impacta nuestro entorno y como lo hizo en el 2008 y en múltiples ocasiones a lo largo de la historia reciente, destruye empleos, empresas e industrias y pone en peligro la economía y la estabilidad mundial. Aun así, buscamos controlarlo a sabiendas de que, si elegimos exclusivamente a través del análisis racional, no podremos hacer las mejores elecciones dado que la racionalidad es inherentemente una perspectiva limitada. Desde luego que, para decidir son necesarias las medias verdades que podemos derivar a través de la vía racional, pero necesitamos un abordaje que sea capaz de tratar la indomable mitad que falta (Hodgson, 2010).

No sólo sufrimos por ignorar el futuro, sino por la capacidad limitada que tenemos para imaginar lo que el futuro puede llegar a ser. Nos preocupamos por lo que sabemos, pero no podemos preocuparnos por lo que estará en el futuro que desconocemos. Quizás aquello por lo que ahora perdemos el sueño se resolverá en formas que la mayoría desconoce, tal vez espontáneamente. Pero el punto clave no es que mayoritariamente erramos al anticipar las respuestas, sino que ¡erramos al anticipar las preguntas relevantes! (Kay, 2010).

Describir un movimiento político o una teoría económica del futuro o una línea de pensamiento filosófico, es darles vida y hacerlos existir en el presente. La mayoría de lo que será importante en

¹ Tomado del libro *¿Qué es la vida?* de Edwin Schrödinger (2012).

el futuro sale del espectro de lo que conocemos o de lo que podemos imaginar. Sólo existe en el futuro². Parafraseando a Kay, podría agregarse que el abordaje directo característico de los métodos reduccionistas demanda una capacidad predictiva que jamás vamos a tener. Es indispensable tomar otro camino (Kay, 2010).

En el Fórum Internacional de los Futuros de 2009 (IFF por sus siglas en inglés, International Futures Forum) se ofreció un resumen de sus propósitos fundacionales en un texto titulado *Ten Things to do in a Conceptual Emergency*³. Aquí presentamos una selección de ellos, con lo que se pretendemos iniciar la búsqueda de esa otra mitad que no puede ser racionalmente hallada (Leicester, 2009).

Renuncia al mito del control. Hemos asumido que nuestros modelos, cada vez más sofisticados del mundo son equivalentes a la realidad, sin embargo, nuestros modelos se quiebran frente a la verdadera y misteriosa complejidad del mundo.

Confía en la experiencia subjetiva. La forma como vemos al mundo y al lugar que ocupamos en él son críticos para entenderlo y para determinar nuestra conducta en él, y más profundamente, para llegar a considerarnos parte de él.

Forma y nutre integridades. El modelo tradicional de las organizaciones tiene problemas. Comencemos por reemplazar integración a partir de una noción más flexible y adaptable de integridad.

Re-considera el presente. Subestimamos la importancia de vivir más profundamente y más conscientemente en el presente. Debemos ampliar la costumbre de lo que cuenta como “conocimiento” importante.

Trasciende a la consciencia ilustrada. La ruptura entre sujeto y objeto, la separación del “yo” del mundo, es una de los sellos distintivos de la Ilustración. Debemos reconocer que hay un nuevo contexto en el que sujeto y objeto son inseparables.

Para entender, modelar y explicar las fluctuaciones de precios en el mercado secundario, además de las funciones y propósitos del sistema en su conjunto, debemos concebir que cada uno de los componentes del sistema tiene objetivos propios. Como consecuencia de ello, los propósitos de cada agente pueden entrar en conflicto con los de otros agentes y con los del sistema en su conjunto. Las respuestas adaptativas de unos, pueden ser el final de otros. Las buenas noticias de unos (información financiera y económica) pueden ser malas noticias para otros.

En las fluctuaciones de precios hemos identificado patrones de precios, pero difícilmente podemos hacer inferencias claras y directas sobre los procesos que lo generaron. Por ejemplo, si observamos un desplazamiento alcista en los precios, aparentemente ordenado y rítmico, pensamos en propiedades emergentes. Nos preguntamos si algún día será posible predecir su aparición, su duración o su amplitud para deducir de ello modelos que lo expliquen y quizás más adelante, sistemas de toma de decisiones para la administración de un portafolio de inversión. ¿Cuánto tiempo nos tomará llegar a ese punto, si es que se puede?

² Desde luego que, si el futuro no existe, y estamos convencidos de ello, lo que será importante entonces, tampoco existe en ningún lado.

³ *Diez Cosas que Hacer en una Emergencia Conceptual.*

Si somos inversionistas bursátiles hoy tenemos que decidir; “el show debe continuar”. Usamos los modelos que tenemos, aunque sabemos que, dados los supuestos restrictivos e inverosímiles sobre los que se basan, su aplicabilidad es muy limitada e incluso, puede ser peligrosa.

Por otro lado está la problemática más grave que son las consecuencias negativas, quizás no planeadas, que indudablemente tiene la economía de mercado en la concentración de la riqueza en pocas manos, en la despiadada destrucción de algunas empresas, en la inequidad del ambiente que genera a su derredor, en la atención desmedida en las ganancias económicas de corto plazo y el desdén por los costos de largo plazo para la comunidad en su conjunto y especialmente para los sujetos vulnerables que, habiendo tenido muy poca capacidad de decisión, suelen ser las primeras víctimas cuando las cosas en los mercados no marchan bien.

Suele insinuarse veladamente, —o incluso defenderse con vehemencia— que esos efectos negativos son anomalías, en tanto que no deberían de haber sucedido y que no debemos esperar que vuelvan a suceder, por lo que haremos bien en seguir como siempre, des-regulando y dejando que el mercado se corrija a sí mismo. Nuestra visión actual apunta a que los gravísimos efectos negativos del sistema actual no son “anomalías” en el sentido anotado, sino efectos inherentes al modelo neo-liberal de economía de mercado. Daños colaterales que van a seguir acentuándose si no tenemos un mejor modelo y si no cambiamos las reglas del juego.

Si buscamos evitar los daños colaterales que los mercados producen o si somos responsables de emitir las normas que regulen el funcionamiento de los mercados, quizás debemos comenzar por identificar aquello que no ha funcionado del capitalismo de mercado y aceptar que el modelo que hemos seguido tiene consecuencias indeseables y que, sin duda, ha generado graves problemas sociales.

El camino recorrido para explicar y modelar las fluctuaciones de precios en los mercados financieros, uno de los fenómenos más complejos que podemos imaginar, ha sido arduo y valientemente emprendido por titanes de la estatura de Bachelier, Working, Marschak, Samuelson, Sharpe y otros (Bachelier, 1900; Working, 1934; Marschak, 1950; Osborne, 1959; Samuelson, 1965; Sharpe, 1963). Con visión reduccionista, basada en supuestos fuertemente restrictivos y parcos en realismo, su obra no obstante dio frutos jugosos en la segunda mitad del siglo XX y creó un marco teórico elegante, puro, bello, intemporal y en equilibrio. Sin embargo, ha llegado el momento de liberar dichos supuestos para acercarnos más al fenómeno como es: orgánico, dinámico, inestable, accidentado, discontinuo, auto-generado, difuso, capaz de sufrir crisis de origen endógeno y en estado de innovación permanente.

Conceptos como holismo, entropía, sistemas abiertos, estados alejados del equilibrio, auto-organización, bucles de retroalimentación positiva y no linealidad, característicos del abordaje a la complejidad, han sido paulatinamente introducidos en el discurso teórico de la economía y las finanzas (Anderson 1998; Arthur, 1988, 1999, 2013; Holland, 1988, 1998; Farmer y Lo, 1999; Bouchaud y Potters, 2003; Nicolis, 2011; Sornette, 2013). Estos conceptos ofrecen alternativas más verosímiles que los paradigmas neoclásicos y permiten liberar las restricciones poco realistas y ocasionalmente absurdas como son la perfecta racionalidad de los agentes económicos, su interés egocéntrico en busca de maximizar las utilidades personales y la supuesta homogeneidad en sus expectativas.

En el modelo neoclásico se consideró que los inversionistas tendrían acceso irrestricto a información simétrica a la que respondían de manera instantánea y sin sesgos. Al mismo tiempo, se les ubicó en un medio en el que los rendimientos futuros eran independientes de su trayectoria

pasada y en el que los precios seguirían una marcha aleatoria. Todos estos supuestos apriorísticos fueron diseñados *ad hoc* para permitir el análisis matemático simple, pero resultan inaceptables para abordar el grado de complejidad que tienen los mercados financieros, sin hacerles antes una meticulosa autopsia.

En la etapa “moderna” (posterior a 1980) ha sido particularmente relevante la crítica a esos modelos liderada por pioneros de gran creatividad y originalidad como Benôit Mandelbrot, Robert Shiller y Nassim Taleb quienes han sometido a juicio los paradigmas consagrados por la academia y han abierto nuevos senderos de investigación en la modelación del fenómeno bursátil (Mandelbrot, 1997a, 1997b, 2004; Shiller, 2000a, 2000b; Taleb, 2005, 2007).

La hipótesis de eficiencia de los mercados defendida a capa y espada por Fama⁴ (1965, 1970, 2009) ha sido particularmente cuestionada por Summers, Shleifer, Lo y MacKinlay, Scheinkman y LeBaron y muchos otros quienes han propuesto explicaciones tentativas a las variadas y frecuentes inconsistencias y recurrentes violaciones de los paradigmas del mercado eficiente detectadas en forma empírica (Summers, 1986; Scheinkman, 1989; LeBaron, 1994; Vandewalle, 1998; Lo, 1999; Shleifer, 2000; Johnson, 2003).

Las ideas de perfecta racionalidad de los agentes, independencia en sus decisiones y homogeneidad en sus expectativas han sido cuestionadas en el trabajo de economistas y psicólogos destacados como Herbert Simon (1990, 1991), Gerd Gigerenzer (2001) y Steven Pinker (1997) al ofrecer como alternativa el concepto de racionalidad acotada o *bounded rationality*. Su trabajo se complementa por la disciplina que conocemos como *Behavioral Economics* desarrollada por Daniel Kahneman (1979, 1982, 2003), Amos Tversky (1974), Paul Slovic (1987, 1993), Richard Thaler (1985, 1993, 1999, 2005), Robert Shiller (2009) y otros (Gilovich, 1985, Gaffeo, 2008; Akerlof y Shiller, 2009). Con una visión más realista de la conducta de los agentes, estos autores han invitado al discurso a un *homo economicus* diverso, caprichoso, brillante, pero a veces errático, apasionado, temeroso, ambicioso y a veces altruista. Influenciable, pero con voluntad propia, más parecido al humano que todos conocemos que al demonio de Laplace o a un androide omnisciente y preciso, carente de emociones y de sentimientos.

El trabajo de estos investigadores ha atacado frontalmente el proceso de la toma de decisiones de los agentes en condiciones de incertidumbre y ha puesto al descubierto la existencia de múltiples sesgos reconocibles en la forma de proceder de los inversionistas, entre los que destacan la distorsión por encuadre, el sesgo de disponibilidad y de confirmación, la falacia del costo perdido, la confianza excesiva en los pronósticos y estrategias utilizadas, el sesgo de estatus quo, el efecto de merecimiento, la toma de decisiones heurística (técnicas basadas en la experiencia) y muchas otras condiciones de racionalidad cuestionable que generalmente no resultan en el mejor interés financiero de quien las toma (Belsky y Gilovich, 2000).

Cuando hemos señalado la elección racional nos hemos referido a la maximización de la utilidad esperada al elegir entre todas las alternativas disponibles, dentro de ciertas restricciones económicas. La crítica que hacemos a dicha postura no implica que los agentes no tengan como intención ser plenamente racionales, sino que debido a hechos como la imposibilidad de que la distribución de la información sea instantánea, perfectamente simétrica y libre de costo, la ambigüedad ocasional de la propia información, la arquitectura cognitiva y emocional que poseen

⁴ Consideramos que la HEM ha sido propuesta de tal forma que resulta prácticamente imposible falsearla dada la interdependencia de cada uno de los supuestos o hipótesis secundarias en que se basa, por lo tanto, la imposibilidad de hacer pruebas que no aborden dichas hipótesis en conjunto, como lo ha discutido Lo (2007).

los humanos quienes frecuentemente fallan y no necesariamente toman sus decisiones pensando en maximizar el beneficio económico personal, los rezagos que ocurren en distintos nodos o escalas del sistema hacen que esa idealización sea inalcanzable en la práctica (Grossman, 1980; Summers, 1986; Jones, 1999; Schirmacher, 2015), lo que, nos atrevemos a decir, se nota.

Sin duda que lo que la economía conductual nos enseña a nivel de cada agente que toma decisiones es importante, pero no basta para explicar el resultado agregado de la participación coordinada de todos los agentes, cada uno con sus idiosincrasias y peculiaridades. Al modelar el fenómeno bursátil, buscamos construir ese puente que conduzca desde el nivel micro, es decir, desde los agentes falibles y con capacidades limitadas, responsables de la operación bursátil, hasta el resultado (output) observado a nivel macro, es decir las fluctuaciones de precios con sus características estilizadas. Consideramos dicho output no solamente como la suma del efecto de las partes (suma que según el modelo convencional es insesgada y capaz de corregir cualquier error en la decisión de cada agente individual), sino como algo más rico y orgánico que confiere propiedades novedosas al sistema en su conjunto; algo que no puede explicarse ni derivarse a partir de las propiedades y acciones de los agentes individuales.

Entendemos que las fluctuaciones de precios resultan de la rica interacción entre agentes autónomos, estructuralmente dispuestos en estratos sucesivos de organización (especuladores, inversionistas, arbitradore, asesores y analistas, *market-makers*, *brokers-dealers*, casas de bolsa, mercados locales, mercados nacionales, etcétera) e interconectados en una red en la que se comparte información de todo tipo y cuya respuesta puede ser estereotípica o más o menos independiente de la de otros agentes, pero siempre exenta de un control central (Cutler, 1990; Delli Gatti, 2010).

Asumimos que los agentes son similares pero heterogéneos en muchos aspectos, entre los que destacan: los objetivos o propósitos que persiguen individualmente (motivación, incentivos, metas); las expectativas que tienen sobre el devenir de la economía y de los precios de los activos financieros en los que invierten; el marco temporal de observación y en el que actúan; las estrategias de inversión y de administración del riesgo que utilizan; la información a la que están expuestos; aquella información que consideran relevante y a la que reaccionan; la interpretación que hacen de la información percibida; el grado de aversión al riesgo que tienen en cada momento; la cantidad de recursos para invertir de que disponen; el grado de exposición que tienen en el mercado; las políticas de inversión a las que está sujeta cada cartera; los costos de operación que tienen que cubrir; los resultados previos obtenidos siguiendo una estrategia dada y la susceptibilidad a ser influenciados por otros agentes que operan en su entorno, por mencionar los más relevantes.

Los nuevos caminos recorridos recientemente para modelar al fenómeno bursátil están relacionados con dos vertientes principales:

A) la identificación y descripción de la microestructura estilizada de las series de tiempo de los precios de activos y de las propiedades fractales de dichas series, ámbito en el que vuelve a destacar la obra de Benôit Mandelbrot acompañado por un grupo creciente de autores (Mandelbrot, 1997; Peters, 1994; Mantegna, 1995, 2000; Vandewalle, 1998; Stanley, 1999; Mantegna y Stanley, 1996; Ausloos, 2002; Calvet, 2002; Álvarez-Ramírez, 2002, Kentelhardt, 2002, Balankin, 2003, 2007; Kim, 2004; Borland, 2005; Bouchaud, 2008; Morales O, 2002, 2005; Sornette, 2003; Muzy, 2000, 2006; Rodelico, 2012; Morales R, 2013) y

B) la simulaciones basada en agentes, mediante la cual se construye un mercado sintético siguiendo las enseñanzas del modelo de segregación Thomas Schelling (1969), dotando a los agentes individuales con las características heterogéneas que se desea investigar y mediante la libre interacción de los agentes se intenta obtener como resultado fluctuaciones de precios con las características estilizadas encontradas en la realidad (Holland 1991; Arthur, 1997; Page, 1997; Lux, 2000; Giardina, 2002; Delli Gatti, 2003; LeBaron, 2005; Tesfatsion, 2005; Macal & North, 2005; Hommes, 2005; Farmer, 2009;). En este trabajo hemos optado por la primera forma de abordaje y los resultados nos ayudan a definir el camino que debemos seguir si decidimos abordar el segundo método.

Los hallazgos explican, al menos parcialmente, la característica estructura fractal que se puede observar en las series de precios y sugiere que las fluctuaciones de precios de activos bursátiles adoptan dos regímenes de operación distintos. Proponemos identificar los movimientos descendentes de magnitud superior al nivel crítico y sujetos a la ley de potencia, como estados auto-organizados, dejando abierta la posibilidad de explicar los descensos de precios de magnitudes menores al nivel crítico como una marcha aleatoria.

12.1 Implicaciones Teóricas y Prácticas

El enfoque principal de este trabajo de tesis ha sido introducir el lenguaje, el pensamiento y los métodos de la teoría sistémica y de la teoría de la complejidad, en el discurso teórico del funcionamiento de los mercados de capitales. Es decir, se ha buscado hacer un cambio paradigmático y metodológico centrado en el interés por rescatar lo maravilloso de la economía vista como un instrumento colectivo promotor del aumento del conocimiento y el bienestar social.

Se ha buscado cambiar la visión del *crash* bursátil del 2008 destacando la imposibilidad de identificar una clara secuencia desde una causa hasta su consecuencia final dada la complejidad del entramado socio-técnico que representan los mercados, sus participantes, su estructura y su contexto.

Se ha criticado frontalmente el modelo convencional que explica el funcionamiento de los mercados, no sólo por considerarlo equivocado, sino por advertir que el énfasis que se ha puesto en la actitud de *laissez-faire* y la desregulación sólo ha conducido a la concentración progresiva de la riqueza (y el conocimiento) en muy pocas manos, la polarización social y el sometimiento de los más para el beneficio de los menos. Al respecto, se ha comparado lo que pasa en los mercados con la tragedia de los comunes, en la que el abuso por parte de unos pocos de un bien de la comunidad, ha terminado por resultar en la generación de condiciones de injusticia social insoslayables.

Se han puesto sobre la mesa ideas eminentemente sistémicas como las redes complejas, la auto-organización, la ley de potencia, los sistemas complejos adaptativos y la cibernética, en un intento por inyectar un nuevo enfoque a la teoría financiera, más humano y más social, y se ha buscado enfáticamente demoler las actitudes dogmáticas del establishment y resaltar la heterogeneidad de los agentes económicos y la infinita diversidad y dinamismo de expresión del fenómeno bursátil.

Una de las más importantes lecciones que podemos derivar de muchos de los estudios que se incluyen en esta tesis es que cualquier forma de generalización deberá acotarse ya que es difícil,

si no es que imposible, encontrar alguna característica, propiedad o descripción que pueda aplicarse a todas las series de tiempo, a todos los tiempos, a todos los mercados, a todas las empresas o a todos los países.

Por ejemplo, en el caso de los descensos de precios en el mercado bursátil, hemos propuesto que mientras el sistema está en el régimen aleatorio, cambios pequeños provocados por la respuesta de inversionistas a información exógena percibida como negativa son fácilmente absorbidos por el contingente de participantes optimistas que, quizás analizando la misma información, pero en un marco temporal mayor, concluyen que el reciente descenso de precios crea una condición favorable para aumentar sus posiciones.

Sin embargo, de continuar el descenso, la secuencia de sucesivas perturbaciones, va incrementando la tensión generada en el sistema, es decir, ante nuevos pequeños impulsos bajistas, la presión sobre el contingente de compradores o demandantes llega eventualmente a sobrepasar la capacidad de absorber la creciente oferta hasta que, súbitamente, un descenso ulterior en el precio provoca un cambio de régimen en el cual son atraídos ya no nuevos compradores sino ahora nuevos vendedores, quienes desearán deshacerse de sus posiciones en un intento por detener sus pérdidas crecientes. De esta forma se construye un bucle de retroalimentación positiva en el que los descensos atraen más vendedores cuya oferta presiona los precios hacia abajo en un ciclo pernicioso que genera las crisis de venta o *sell-offs*.

Aquí podríamos agregar una forma de acelerador del proceso: en tanto que la caída de los precios pudiera generar en un grupo de agentes la venta obligada de posiciones en forma de llamadas de margen o bien, debido a los criterios de administración del riesgo al disparar señales de *stop-loss*. Estas dos posibilidades son ejemplos claros de mecanismo de retroalimentación positiva con capacidad de acentuar los descensos en los precios, independiente de la información exógena o del supuesto valor intrínseco de los activos. Por ello, podrían generarse sistemas auto-organizados con activación del reforzamiento de la tendencia.

Es precisamente este fenómeno auto-organizado en un régimen que se refuerza a sí mismo lo que creemos que está sucediendo durante la fase de descensos mayores al punto crítico identificado en nuestro modelo como x_{min} . Queremos insistir en que lo que observamos aquí es un proceso endógeno debido a una re-estructuración interna dependiente de la nueva relación entre los agentes componentes del sistema y en respuesta a información derivada desde el propio sistema. Es un arreglo íntimo en el que el equilibrio entre fuerzas perturbadoras y fuerzas reparadoras o en lenguaje sistémico, los mecanismos homeostáticos son rebasados de tal manera que el sistema adopta un nuevo régimen de respuesta, ya no estabilizador sino amplificador.

Proponemos cuatro aplicaciones potenciales de estos conceptos directamente a la práctica de las finanzas: En primer lugar, la distribución de Pareto o de Zipf en el tamaño de las empresas tiene una consecuencia importante en la construcción de portafolios llamados “eficientes” (Markowitz, 1959) dada la imposibilidad de hacer una diversificación adecuada del riesgo específico cuando existe dominancia de algunas empresas de gran capitalización en un mercado y por ende, cuando su efecto en el supuesto “portafolio de mercado” no puede diversificarse aunque el número de empresas sea muy grande. A esto se le considera un factor de riesgo particular y se le ha dado el nombre de factor de Zipf (Malevergne, 2009).

En segundo lugar, consideramos que es posible explicar los períodos de alta volatilidad como un proceso emergente que resulta de un régimen en el que las expectativas de los agentes acentúan o exageran su normal heterogeneidad en cuanto a sus expectativas sobre los rendimientos o precios

objetivo, mismos que se dispersan más de lo habitual. Al mismo tiempo, la dispersión del plazo de observación y reacción de los agentes a eventos exógenos y endógenos, motivo habitual de estabilidad y liquidez en el mercado, se hace más homogéneo sesgándose hacia plazos más cortos. En la medida que los plazos son más homogéneos y menores y las expectativas más heterogéneas y dispersas, los mercados se hacen menos estables y más vulnerables a las perturbaciones. Aún tendremos que diseñar las pruebas apropiadas para identificar estas características en series empíricas, o replicar estos mecanismos en modelos de simulación basada en agentes.

En tercer lugar, como lo han propuesto Sornette y Scheffer, al entender mejor la forma en que se auto-organizan los mercados en escalas sucesivas y cómo se gestan los movimientos descendentes de los precios, podremos conocer los mecanismos que determinan las cascadas o avalanchas, desarrollar indicadores que permitan evaluar la situación presente de los mismos, encontrar señales tempranas de que el sistema se acerca a un nivel crítico de transición de fase y tal vez mitigar los efectos locales o generales del proceso disruptivo (Sornette, 1997, 2001; Scheffer, 2009).

En cuarto lugar, al haber encontrado que el exponente de las colas que siguen la ley de potencia es menor a 3 (media de 2.239 y rango de 1.959 a 2.864) podemos predecir la probabilidad y dimensión de las grandes fluctuaciones observadas en los quebrantos y burbujas especulativas del tipo observado en los mercados de capitales.

Quizás la rica interacción de procesos no lineales entre los componentes del sistema genera un dinamismo inherentemente impredecible en sus detalles particulares, sin embargo, lo que nos podría interesar es predecir las grandes bifurcaciones, transiciones de fase o puntos de quiebre hacia eventos extremos surgidas al rebasar niveles críticos en un conjunto de parámetros a partir de los cuales se da una explosión al infinito de una variable habitualmente estable.

12.2 Fortalezas, Limitaciones y Retos de este Estudio

La fuente más importante de inspiración para realizar este trabajo ha sido la lectura de las ideas de grandes pensadores e investigadores quienes antes que yo y mucho mejor que yo, han buscado avanzar la frontera del conocimiento sobre los mercados y sobre el devenir de los precios. Hemos destacado en la revisión bibliográfica de esta tesis al titán Benôit Mandelbrot, a muchos grandes pensadores como Brian Arthur, John Holland, Doyne Farmer, Didier Sornette, Eugene Stanley, Alexander Balankin, Per Bak, Lazlo Barabási, Uri Wilensky, Jean-Philippe Bouchaud, Domenico Delli Gatti, Andrew Lo, Murray Gell-Mann, Thomas Lux, Mark Newman, Robert Shiller, Edward Peters y muchos otros. Algunos los conozco en video, a uno solo en persona (Dr. Balankin), pero a todos los considero mis maestros, mis amigos, mis tutores e inspiración.

Otros han formulado preguntas fundamentales sobre las fluctuaciones de precios en los mercados y seguirán siendo una fuente inagotable de ideas capaces de ampliar mis limitados horizontes de observación (Crutchfield, 1982; Cutler, 1989; Borland, 2005; Nicolis, 2011; Lo, 2013).

Las fortalezas de este trabajo son solo un tenue reflejo de la obra brillante de todos ellos.

Los retos a seguir son muchos. Tenemos que investigar cómo evolucionan los patrones de gran escala de naturaleza catastrófica, en la que suponemos que hay niveles crecientes de auto-correlación de las variables relevantes, a partir de la interacción de procesos de escala menor. Los puntos críticos que han sido identificados en el presente trabajo sugieren la posibilidad de que, en una escala mayor, puedan identificarse otros eventos que expliquen mejor los grandes descalabros bursátiles.

Bajo el pretexto de simplificar la realidad y adaptarla a un abordaje matemático analítico, los modelos convencionales que buscaron explicar el fenómeno bursátil siguieron la vía reduccionista. Partieron del diseño de un agente representativo que opera en un contexto aséptico mediante procesos simples; supuestos completamente inverosímiles. Al agente se le dotó de homogeneidad en sus expectativas, racionalidad completa y del único propósito de maximizar sus utilidades. Al contexto se le liberó de fricciones y rezagos y se le otorgaron sistemas perfectos de información unívoca, instantánea y simétricamente distribuida. A los mecanismos de generación del resultado se les hizo estacionarios, libres de retro-alimentación, sin memoria, con relaciones causales lineales y todo ello se dispuso permanentemente atraído hacia el equilibrio.

Ahora participamos en la construcción de un nuevo modelo mediante el cual se puedan explicar las fluctuaciones de precios como un proceso con distribución de colas pesadas que obedece la ley de potencia. Un fenómeno no estacionario, con períodos de alta volatilidad en alternancia con otros de baja volatilidad, mismos que pueden describirse con densidad de distribución normal. Para este fin, hemos considerado a las propiedades estadísticas y geométricas de las series de tiempo financieras como fenómenos emergentes resultantes de la actividad conjugada y la interacción de agentes autónomos, heterogéneos en muchos aspectos y en un contexto de alta complejidad, inestable y con tendencia a los extremos.

En este trabajo se ha desarrollado un método para identificar el punto crítico de transición de fase en el que el régimen aleatorio da lugar a un régimen auto-organizado y hemos encontrado que los movimientos descendentes de los precios de activos del mercado de capitales pudieran explicarse como la alternancia entre períodos compatibles con una marcha aleatoria con propiedad i.i.d. y períodos sujetos a un régimen emergente auto-organizado que pudiera explicar la presencia de colas pesadas.

Específicamente hemos identificado que las caídas de precios mayores un punto crítico (x_{min}) pueden representarse como un fenómeno que obedece la ley de potencia. Partiendo de esa característica hemos hecho una explicación tentativa de cómo se genera y qué consecuencias potenciales tiene un fenómeno con las características demostradas y los mecanismos propuestos. Esto pudieran explicar, cuando menos parcialmente, la característica estructura fractal con auto-afinidad e independencia de escala que se observan en las series de precios.

Los hallazgos sugieren la presencia de memoria de mediano plazo, tentativamente debida al efecto de bucles de retroalimentación positivos (Arthur 1988), e identifica un probable mecanismo de generación de los cúmulos de alta volatilidad. Proponemos identificar los movimientos descendentes sujetos a la ley de potencia como estados auto-organizados al estado crítico (*Self-Organized Criticality*) del tipo descrito por Per Bak (Bak, 1987, 1996; Frigg, 2003).

Hemos encontrado leptocurticidad prácticamente en todas las series de log-rendimientos de activos del mercado de capitales y hemos demostrado que una explicación factible del fenómeno es la combinación de muestras procedentes de distintos universos en el sentido de que tienen media y coeficiente de asimetría muy parecidos, pero difieren en forma marcada en su volatilidad.

Desde luego que la pregunta inmediata es ¿qué produce cambios en la volatilidad? En ese sentido, hemos propuesto que, desde la perspectiva de sistemas complejos, la ocurrencia de períodos en los que, por razones principalmente emotivas (miedo o avaricia), se alcanza una homogeneidad exacerbada en cuanto al marco temporal de observación y participación en el mercado, mismo que se hace cortoplacista, al mismo tiempo que se disparan las expectativas en cuanto al rendimiento que se espera obtener en ese corto plazo. En un interesante estudio en modelo de simulación de

agentes, Thurner y colaboradores demostraron que “cuando los fondos no se apalancan, las fluctuaciones de precios se distribuyen normalmente y no muestran auto-correlación. Todo esto cambia cuando se permite que los fondos pidan dinero prestado y operen apalancados”.

Bajo las condiciones experimentales en las que se permitía el apalancamiento, emergieron períodos de volatilidad elevada y leptocurticidad, aparentemente por el efecto amplificador de los agentes apalancados sobre los cambios en el precio por efecto de las llamadas de margen y su generación de bucles de retroalimentación positiva. Durante “los buenos tiempos” el apalancamiento aumenta y el efecto mencionado se incrementa también creando condiciones peligrosas que pueden desencadenar un *crash* (Thurner, 2010).

Los intentos por controlar el riesgo a través de regulaciones locales de hecho pudieran generar riesgo a nivel sistémico. El elemento clave que crea el riesgo es la retroalimentación no lineal sobre los precios creada al forzar el pago de préstamos en momentos malos. De hecho, este mecanismo es bastante general y también se pone en juego con otros mecanismos de control de riesgo como las órdenes de *stop-loss* y muchas formas distintas de derivados, siempre que generen compra o venta en el mismo sentido o dirección del desplazamiento de los precios.

Sospechamos que este es un fenómeno muy común que ocurre en muchos tipos de sistemas siempre que se intente hacer optimización a nivel local para reducir los riesgos sin tomar en cuenta los efectos que se crean en un nivel colectivo o general.

12.3 Recomendaciones y Trabajos Futuros

Las instituciones financieras deben modificarse de tal manera que trabajen mejor con la realidad de la naturaleza humana como es, no como debiera ser, tomando en cuenta qué es lo que motiva a la gente a actuar como lo hace, mostrando el camino que evite los tropiezos habituales. Podríamos desear que el ser humano “mejore”, que supere aquellos defectos tan impulsados, respaldados y valorados por nuestra cultura, como la riqueza material y el individualismo egoísta tipo Ayn Rand⁵,

Nuevos modelos permitirán una nueva infraestructura de administración del riesgo que ayude a asegurar la riqueza de las naciones⁶ y preserve las pequeñas y grandes ganancias que logran los individuos a lo largo de su vida profesional, sin inhibir la actitud emprendedora e innovadora, misma que requiere que sean tomados riesgos.

Las instituciones financieras del futuro deberán tener la capacidad de prevenir el impacto del riesgo sistémico sobre los individuos en cuanto a conservar su empleo, no perder sus ahorros, aun cuando deseen participar en los procesos productivos mediante la inversión bursátil y mantener el valor de su patrimonio y cubrir los riesgos de lo que realmente importa en nuestras vidas. Sobre todo, si la ciencia económica ha de cumplir su propósito, deberá garantizar un proceso económico que

⁵⁵ Filósofa y novelista (no muy original ni destacada literariamente) de origen ruso, nacionalizada estadounidense (1905-1982) con gran impacto en Estados Unidos durante los años 50s a 80s. Sus novelas “Los Que Vivimos”, “El Manantial” y “La Rebelión de Atlas” proponen una filosofía objetivista y una ideología individualista extrema en la que pinta al egoísmo como una virtud. Su filosofía da sustento a la corriente libertaria y al llamado anarco-capitalismo. Su ideología política es de derecha, pero no es conservadora propiamente tal, sino que se apega al llamado individualismo heroico capitalista con fuertes rasgos egocentristas, anti-comunistas, anti-socialistas, anti-altruista y anti-fascistas.

⁶ La invocación a Adam Smith es intencional.

amplíe el espectro de población beneficiado por las mejoras en la tecnología de información, en la teoría financiera, en ciencias cognoscitivas, etc. Por decirlo en forma simple, la nueva ciencia económica y las nuevas prácticas financieras deberá hacer que los beneficios de Wall Street lleguen a los clientes de Wall Mart. Si vamos a progresar como sociedad, las finanzas deben ser para todos de manera profunda y fundamental.

En el terreno pragmático inmediato, los estudios aquí presentados se han realizado básicamente en series de tiempo financieras de índices bursátiles internacionales y regionales. El grado de generalización que puedan tener dependerá de que se confirmen los hallazgos en series de tiempo de otros activos financieros tales como acciones en directo, tipos de cambio y tasas de interés, para comenzar. Creemos haber sentado bases suficientemente sólidas que garanticen resultados interesantes con sólo replicar lo aquí realizado con datos de otros instrumentos financieros.

Un pendiente que ya ha sido desarrollado parcialmente en el Capítulo XI de esta tesis es la aplicación de la metodología llamada Modelación Basada en Agentes. Baste agregar aquí que es una tarea que emprenderemos inmediatamente.

Sin duda que la incorporación de la metodología de redes complejas habrá de dar luz al conocimiento que tenemos en este momento sobre los procesos que generan el maravilloso comportamiento de las fluctuaciones de precios en los mercados. Esta será otra área que abordaremos en el futuro próximo.

Por último, hay material inédito en esta tesis que suplica ser publicado. Parte de ello ha sido ya enviado a revistas internacionales de primer nivel (Physica A, por ejemplo) y está aún en revisión, no obstante, tenemos que completar las tareas necesarias para lograr la aceptación y difusión de estas ideas, principalmente para someterlas al escrutinio y la crítica de los colegas.

XIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Acharya VV, Cooley T, Richardson M, Walter I (2009), *Manufacturing Tail Risk: A Perspective on the Financial Crisis of 2007-2009*. Foundations and Trends in Finance, 4:247-325.
2. Ackoff RL (1978), *The Art of Problem Solving*. Wiley, Chichester.
3. Ackoff RL (2012), *El Paradigma de Ackoff. Una Administración Sistémica*. Limusa Wiley, México.
4. Ackoff RL, Emery F (1972), *On Purposeful Systems*, Tavistock Publications, Trowbridge.
5. Ackoff RL, Emery FE (2005), *On Purposeful Systems: An Interdisciplinary Analysis of Individual and Social Behavior as a System of Purposeful Events*. Aldine Transaction Publishers. London.
6. Akerlof GA, Shiller RJ (2009), *Animal Spirits. How human psychology drives the economy and why it matters for global capitalism*, Princeton University Press, Princeton, NJ.
7. Akoundi K, Haugh J (2010), *Tail Risk Hedging: A Roadmap for Asset Owners*. Deutsche Bank Pension Strategies & Solutions. May 2010:1-20.
8. Albert R, Barabási A-L (2002), *Statistical Mechanics of Complex Networks*. Reviews of Modern Physics, 74:48-97.
9. Alexander S (1961), *Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks*. Industrial Management Review, 2(2):7-26.
10. Allen F, Gale D (2001), *Comparing Financial Systems*. MIT Press, Cambridge MA.
11. Allen F, Gale D (2007), *Understanding Financial Crisis*. Oxford University Press, Oxford.
12. Allen F, Karjalainen R (1999), *Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules*. Journal of Financial Economics 51:245-271.
13. Álvarez-Ramírez J, Cisneros M, Ibarra-Valdez C, Soriano A, (2002), *Multifractal Hurst analysis of crude oil prices*. Physica A 313:651-670.
14. Amzallag R (2015), *The Role of Central Banks in the Aftermath of the 2008 Financial Crisis: A Banker's Perspective*. Cirano, Knowledge into Action. Center for Interuniversity Research and Analysis on Organizations. 2015DT-01:1:51.
15. Anderson PW (1999), *Complexity Theory and Organization Science*. Organization Science 10(3):216-232.
16. Anderson PW, Arrow JK, Pines D (1998), *The economy as an Evolving Complex System*, Addison-Wesley, Redwood City, California.
17. Anderson SC (1986), *Closed-end Funds versus Market Efficiency*, J of Portfolio Management, 13:63-67.
18. Anderson V, Johnson L (1997), *What is System Thinking?* Capítulo 2 en: *System Thinking Basics: From Concepts to Causal Loops*, Pegasus Communications, Inc. Waltham.
19. Ariely D (2009), *Predictably Irrational: The Hidden Forces That Shape Our Decisions*. Kindle Edition. Harper Collins.
20. Arranz MA (2005), *Portmanteau Test Statistics in Time Series*. Time-Oriented Language, Disponible en <http://packages.tol-project.org/docs/ndmtest.pdf> pp:1-8.
21. Arthur WB (1988), *Self-Reinforcing Mechanisms in Economics*. in *The Economy as an Evolving Complex System*. SFI Studies in the Sciences of Complexity, Perseus Books Publishing, LLC. Pp 9-31.

22. Arthur WB (1991), *Designing Economic Agents that Act like Human Agents: A Behavioral Approach to Bounded Rationality*. The American Economic Review, 81(2):353-359.
23. Arthur WB (1995), *Complexity in economic and financial markets*. Complexity, 1(1):20-25.
24. Arthur WB (1999a), *Complexity and the Economy*. Science, 284:107-109.
25. Arthur WB (1999b), *The End of Certainty in Economics*. The Biology of Business, J.H. Clippinger, Ed, Jossey-Bass Publishers.
26. Arthur WB (2013), *Complexity Economics: A Different Framework for Economic Thought*, Santa Fe Institute Working Paper, New Mexico.
27. Arthur WB, Durlauf S N, Lane D A (1997a), *The economy as an Evolving Complex System II*. A Proceedings volume in the Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley, New York.
28. Arthur WB, Holland JH, LeBaron B, Palmer R, Tayler P (1997b), *Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market*. Economic Notes 26:297-330.
29. Arthur WB (2015), *Complexity and the Economy*. Oxford University Press, Oxford, UK.
30. Artigas M (1995), *La Inteligibilidad de la Naturaleza*. Segunda Edición. Ediciones Universidad de Navarra, Pamplona.
31. Ashby WR (1957), *An introduction to cybernetics*, Chapman & Hall LTD, London.
32. Atkins P (2003), *Galileo's Finger. The Ten Great Ideas of Science*. Oxford University Press. Great Britain.
33. Attali J (1991), *Millennium, Winners and Losers in the Coming Order*. Random House, New York.
34. Attali J (2004), *La Voie Humaine, Pour une Nouvelle Social-Démocratie*. Fayard, Paris.
35. Ausloos M, Ivanova K (2002), *Multifractal Nature of Stock Exchange Prices*. arXiv:cond-mat/0108394v2.
36. Auyang SY (1999), *Foundations of Complex-system Theories in Economics, Evolutionary Biology, and Statistical Physics*. Cambridge University Press. Cambridge, UK.
37. Bachelier L J-B A (1900), *Théorie de la Spéculation*, Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure, 3e série, tome 17:21-86.
38. Bachelier L J-B A (1914), *Le Jeu, la Chance, et le Hasard*. Flammarion: Paris.
39. Bachmann JF, Gawron G (2004), *Fat tail risk in portfolios of hedge funds and traditional investments*, Quantitative Analysis, RMF Investment Management, Switzerland. 1-28.
40. Backhouse RE (2010), *The Puzzle of Modern Economics, Science or Ideology?* Cambridge University Press. Cambridge, UK.
41. Bacon R (1984), *Novum Organum*. (1620, Traducción de Cristóbal Litrán), SARPE, Madrid.
42. Baillie RT (1996), *Long Memory Process and Fractional Integration in Econometrics*. Journal of Econometrics, 73(1):5-59.
43. Bairoch P (1993), *Economics and World History. Myths and Paradoxes*. The University of Chicago Press. Ill.
44. Bairoch P, Kozul-Wright R (1996), *Globalization Myths: Some Historical Reflections on Integration, Industrialization and Growth in the World Economy*. UNCTAD Discussion Papers. Geneva. UNCTAD/OSG/DP/113:1-32.
45. Bak P (1996), *How Nature Works. The Science of Self-Organized Criticality*, Copernicus, Springer-Verlag. New York.

46. Bak P, Tang C, Wiesenfeld K (1987), *Self-Organized Criticality. An Explanation of 1/f Noise*. Physical Review Letters, 59:381-384.
47. Balankin AS (2003), *Fractal Behavior of Complex Systems*. Científica, 7:109-128.
48. Balankin AS (2007), *Dynamic scaling approach to study time series fluctuations*. Physical Review E 76,056120:1-7.
49. Ball P (2006), *Econophysics: Culture Crash*. Nature, 441, 686-688.
50. Banerjee AV (1992), *A Simple Model of Herd Behavior*. The Quarterly Journal of Economics. 107(3):797-817.
51. Barabási AL (2002), *Linked. The New Science of Networks*. Perseus Publishing, Cambridge, Massachusetts.
52. Barabási AL, Albert R (1999), *Emergence of Scaling in Random Networks*. Science 286:509-512.
53. Barber BM, Lee YT, Liu YJ, Odean T (2009a), *Just How Much Do Individual Investors Lose by Trading?* Review of Financial Studies, 22(2):609-632.
54. Barber BM, Odean T, Zhu N (2009b), *Systematic Noise*. Journal of Financial Markets, 12(4):547-569.
55. Barbour V (1963), *Capitalism in Amsterdam in the 17th Century*. The University of Michigan Press, Ann Arbor.
56. Barlow H, Blakemore C, Weston-Smith M (1990), *Imagen y Conocimiento: Cómo Vemos el Mundo y Cómo lo Interpretamos*. (Título Original: *Images and Understanding. Thought about Images, Ideas About Understanding*. Traducción de Jordi Ainaud), Crítica, Grupo Grijalbo-Mondadori, Barcelona.
57. Barnett-Hart AK (2009), *The Story of the CDO Market Meltdown: An Empirical Analysis*, Department of Economics, Harvard College, Cambridge, Massachusetts.
58. Bauman Z (1998), *Globalization. The Human Consequences*. Polity Press, Blackwell Publishers, Cambridge, UK.
59. Bauman Z (2003), *Modernidad Líquida*. (Título original: *Liquid Modernity*, Traducción de Mirta Rosenberg), Editorial Fondo de Cultura Económica, México.
60. Bauman Z (2007), *Tiempos Líquidos. Vivir en una época de Incertidumbre*. (Título original: *Liquid Times. Living in an Age of Uncertainty*, Traducción de Carmen Corral Santos). Tusquets Editores, Barcelona.
61. Becker GS (1962), *Irrational Behavior and Economic Theory*. The Journal of Political Economy. 70(1):1-13.
62. Bedau M (1997), *Weak Emergence*. Philosophical Perspectives 11:375-399.
63. Beer S (1959), *Cybernetics and Management*. The English University Press LTD, London.
64. Beer S (1966), *Decision and Control. The Meaning of Operational Research and Management Cybernetics*. John Wiley, Nueva York.
65. Beer S (1979), *The Heart of Enterprise*. John Wiley & Sons. Chichester, UK.
66. Beer S (1985), *Diagnosing the system for organizations*. John Wiley & Sons, Chichester, UK.
67. Beer S (1994), *The Brain of the Firm. The Managerial Cybernetics of Organization*. John Wiley & Sons, New York.
68. Beinhocker ED (2006), *The Origin of Wealth. Evolution, Complexity, and the Radical Remaking of Economics*. Harvard Business School Press, Boston.
69. Belsky G, Gilovich T (2000), *Why Smart People Make Big Money Mistakes and How to Correct Them*. Simon & Schuster, New York.
70. Beltrami EJ (1999), *What is Random? Chance and Order in Mathematics and Life*. Springer-Verlag, New York.

71. Bernoulli D (1954), *Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk*. (Traducción de Louise Sommer. Título original: *Specimen theoriae novae de mensura sortis, 1738*). *Econometrica*, 22:23-36.
72. Bernstein PL (1992), *Capital Ideas, The improbable Origins of Modern Wall Street*, Maxwell Macmillan International, New York.
73. Bernstein PL (1998), *Against the gods. The remarkable story of risk*, John Wiley & Sons, New York.
74. Bertalanffy L von (1951), *General System Theory; A New Approach to Unity of Science*. *Human Biology*, 23(4):302-312.
75. Bertalanffy L von (1968), *General System Theory: Foundations, Development, Applications*. George Braziller Publisher. New York.
76. Bezemer DJ (2009), *No One Saw This Coming. Understanding Financial Crisis Through Accounting Models*. University of Groningen. 1:56.
77. Bhattacharya S, Goodhart CAE, Tsomocos D, Vardoulakis A (2011), *Minsky's Financial Instability Hypothesis and the Leverage Cycle*. LSE Financial Markets Group Paper Series. Special Paper 202:1-44.
78. Bikhchandani S, Sharma S (2001), *Herd Behavior in Financial Markets*. IMF Staff Papers, 47(3):279-310.
79. Black F (1986), *Noise*. *The Journal of Finance*, 41(3):529-543.
80. Bollerslev T (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. *Journal of Econometrics*, 31:307-327.
81. Bollerslev T, Engle RF (1993), *Common Persistence in Conditional Variance*. *Econometrica*, 61(1):167-186.
82. Bollerslev T, Mikkelsen HO (1996), *Modeling and pricing long memory in stock market volatility*. *Journal of Econometrics* 73(1):151-184.
83. Bordo MD (2000), *The Globalization of International Financial Markets: What Can History Teach Us?* Conference *International Financial Markets: The Challenge of Globalization*, Texas A and M University, College Station, Texas.
84. Borges JL (1975), *There Are More Things*. En "El Libro de Arena", Alianza Editorial, Madrid.
85. Borland L, Bouchaud JP, Muzy JF, Zumbach G (2005), *The Dynamics of Financial Markets. Mandelbrot's Multifractal Cascades, and Beyond*. arXiv:cond-mat/0501292v1.
86. Bouchaud JP (2000), *Power-laws in economy and finance: some ideas from physics*. arXiv:cond-mat/0008103.
87. Bouchaud JP (2010), *The Endogenous Dynamics of Markets: Price Impact and Feedback Loops*. arXiv:1009.2928v1 [q-fin.ST].
88. Bouchaud JP, Georges A (1990), *Anomalous Diffusion in Disordered Media: Statistical Mechanisms, Models and Physical Applications*. *Physics Reports*, 195:127-293
89. Bouchaud JP, Mézard M (2000a), *Wealth condensation in a simple model of economy*. *Physica A* 282:536-545.
90. Bouchaud JP, Potters M, Meyer M (1999), *Apparent multifractality in financial time series*. arXiv:cond-mat/9906347v1.
91. Boulding KE (1956), *General Systems Theory: The Skeleton of Science*. *Management Science*, 2:197-208.
92. Bourdieu P, Chamboredon JC, Passeron JC (2002), *El Oficio de Sociólogo. Presupuestos epistemológicos*. (Título original: *Le Métier de Sociologue, 1973*. Traducción de Fernando Hugo Azcurra) Siglo XXI Editores, México.
93. Box GEP, Jenkins GM, Reinsel GC (2008), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 4th edition. John Wiley & Sons, Nueva York.

94. Breidt FJ, Crato N, Lima P (1998), *The Detection and estimation of Long Memory in Stochastic Volatility*. Journal of Econometrics, 83:325-348.
95. Brogaard J, Hendershott T, Riordan R (2014), *High-Frequency Trading and Price Discovery*. The Review of Financial Studies, 27(8):2267-2306.
96. Brown R (1828), *A Brief Account of Microscopical Observations made in the Months of June, July and August 1827, on the Particles Contained in the Pollen of Plants, and on the General Existence of Active Molecules in Organic and Inorganic Bodies*. The Philosophical Magazine. 4(21):161-173.
97. Brown SR (2009), *Merchant Kings*. Douglas & McIntyre Publishers, Vancouver.
98. Brunnermeier MK (2001), *Asset Pricing under Asymmetric Information, Bubbles, Crashes, Technical Analysis, and Herding*. Oxford University Press, Oxford, UK.
99. Buchanan M (2002), *Nexus: Small Worlds and the Groundbreaking Science of Networks*. WW Norton & Co. New York.
100. Buchanan M (2009), *Meltdown Modelling. Could Agent-Based Computer Models Prevent Another Financial Crisis?* Nature, 404:680-682.
101. Buchanan M (2013), *Forecast. What Physics, Meteorology, and the Natural Sciences can teach us About Economics*. Bloomsbury, London.
102. Buckley WF (1967), *Sociology and Modern Systems Theory*. Englewood Cliffs. New Jersey.
103. Burda Z, Johnston D, Jurkiewicz J, Kaminski M, Nowak MA, Papp G, Zahed I (2001), *Wealth Condensation in Pareto Macro-Economies*. arXiv:cond-mat/0101068 [cond-mat.stat-mech]
104. Bury T (2014) *Collective Behavior in the Stock Market. A Maximum Entropy Approach*. PhD Dissertation. arXiv:1403.5179v2, 1 Mar, 2014. 1-126.
105. Caginalp G, Laurent H (1998), *The Predictive Power of Price Patterns*. Applied Mathematical Finance 5:181-205.
106. Cajueiro DO, Tabak BM, Werneck FK (2009), *Can We Predict Crashes? The Case of the Brazilian Stock Market*. Physica A 388:1603-1609.
107. Calamaro, JP, Kunal T, Tahsin A (2009), *Tail Risk: Uncertainty and Hedges*. Deutsche Bank Quantitative Credit Strategy (May 2009).
108. Calvet L, Fisher A (2002), *Multifractality in Asset Returns: Theory and Evidence*. The Review of Economics and Statistics, 84:381-406.
109. Camerer C, Loewenstein G, Prelec D (2005), *Neuroeconomics: How Neuroscience Can Inform Economics*. J of Economic Literature, 43:9-64.
110. Campbell JY (2000), *Asset Pricing at the Millennium*. J Finance, 55: 1515-1567.
111. Capra F (1996), *The Web of Life-A New Scientific Understanding of Living Systems*. Anchor Books, Random House, New York.
112. Carlson JM, Doyle J (1999), *Highly optimized tolerance: A mechanism for power laws in designed systems*. Phys Rev E, 60:1412-1427.
113. Casti JL (1989), *Paradigms Lost. Tackling the Unanswered Mysteries of Modern Science*. Avon Books, New York.
114. Casti JL (1993), *Complexification. Explaining a Paradoxical World Through the Science of Surprise*. Harper Collins Publishers, New York.
115. Casti JL (2012), *X-Events. The Collapse of Everything*, Harper Collins Publishers. New York.
116. Cetina KK, Preda A (2005), *The Sociology of Financial Markets*. Oxford University Press. Oxford.
117. Chakrabarti BK, Chakraborti A (2010), *Fifteen Years of Econophysics Research*. Science and Culture. Editorial, Vol 76:293-295.
118. Chancellor E (1999), *Devil Take the Hindmost. A History of Financial Speculation*, Farrar, Straus, Giroux, New York.

119. Chase VM, Hertwig R, Gigerenzer G (1998), *Visions of Rationality*. Trends in Cognitive Sciences. 2(6):206-2014.
120. Checkland P (1981), *Systems thinking, systems practice*. Wiley, Dichester.
121. Checkland P (1995), *Model Validation in Soft Systems Practice*, Systems Research, 12(1):47-54.
122. Checkland P (1999), *Systems thinking, systems practice: includes a 30-year retrospective*. Wiley, New York.
123. Checkland P, Holwell S (1998), *Information, Systems and Information Systems*. John Willey & Sons, Chichester, UK.
124. Checkland P, Scholes J (1990), *Soft systems methodology in action*. Wiley, Chichester.
125. Chen NF, Roll R, Ross S (1986), *Economic Forces and the Stock Market*, Journal of business, 59(3):383-403.
126. Chen Z, Ivanov Ch, Hu K, Stanley HE (2002), *Effect of non-stationarities on detrended fluctuation analysis*. Phys. Rev. E. 65:041107 (April).
127. Cheng I-H, Raina S, Xiong W (2014), *Wall Street and the Housing Bubble*. Princeton University Working Papers. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2232233>
128. Chiarella C (1992), *The Dynamics of Speculative Behaviour*. Annals of Operations Research. 37:101-123.
129. Chlistalla M (2011), *High-Frequency Trading. Better than its reputation?* Deutsche Bank Research. Research Briefing, February 7:1-7.
130. Chomsky N (1995), *La Sociedad Global. Educación, Mercado y Democracia*. (Título original: *Democracy and Markets in the New World Order*. Traducción César Ramos), Editorial Joaquín Mortiz, Planeta, México.
131. Chopra N, Lakonishok J, Ritter J (1992), *Measuring abnormal performance: Do stocks overreact?* J of Financial Economics, 31:235-268.
132. Chordia T, Goyal A, Lehmann BN, Saar G (2013), *High-Frequency Trading*. Johnson School Research Paper Series #20-213. Disponible en <http://ssrn.com/abstract=2278347>.
133. Churchman CW (1967), *Wicked Problems*. Management Science, 14:B141-B142
134. Churchman CW (1968), *The Systems Approach*. Dell Publishing, New York.
135. Churchman CW (1979), *The Systems Approach and Its Enemies*. Basic Books, New York.
136. Churchman CW (1971), *The design of inquiring systems*. New York: Basic Books.
137. Cipriani M, Guarino A (2008), *Herd Behavior in Financial Markets: An Experiment with Financial Market Professionals*. IMF Working Papers. WP/08/141:1-28.
138. Clauset A, Shalizi RC, Newman MEJ (2009), *Power-Law Distributions in Empirical Data*. arXiv:0706.1062v2 [physics.data-an].
139. Clyde WC, Osler CL (1997), *Charting: Chaos Theory in Disguise?* The Journal of Futures Markets, 17(5):489-514.
140. Comte A, Martineau H (2000), *The Positive Philosophy of Auguste Comte* (vol 2). Botoche Books, Kirchnerer.
141. Conklin J (2005), *Wicked Problems and Social Complexity*. In *Dialogue Mapping: Building Shared Understanding of Wicked Problems*. Jeff Conklin Editor, Wiley. New York.
142. Conlisk J (1996), *Why Bounded Rationality?* J of Economic Literature, 34:669-700.
143. Cont R, Bouchaud J-P (2000), *Herd Behavior and Agregate Fluctuations in Financial Markets*. Macroeconomic Dynamics, 4:170-196.
144. Cootner PH (1962), *Stock Prices: Random vs. Systematic Changes*, Industrial Management Review, 3(2), 24–45.
145. Cowles A (1933), *Can Stock Market Forecasters Forecast?* Econometrica, 1, 309-324

146. Cowles, A, and HE Jones (1937), *Some a posteriori Probabilities in Stock Market Action*. *Econometrica* 5, 280-294.
147. Coyle D (2009), *The Soulful Science: What Economists Really Do and Why it Matters*. Princeton University Press. New Jersey.
148. Crutchfield JP, Farmer JD, Huberman BA (1982), *Fluctuations and Simple Chaotic Dynamics*, *Physics Reports* 92(2):45-82.
149. Cutler DM, Poterba J, Summers L (1989), *What Moves Stock Prices?* *The Journal of Portfolio Management*, 15:4-12.
150. Cutler DM, Poterba J, Summers L (1990), *Speculative Dynamics and the Role of Feedback Traders*. *The American Economic Review*, 80:63-68.
151. Dacorogna M, Müller U, Olsen R, Pictet O (2001), *Defining Efficiency in Heterogeneous Markets*. *Quantitative Finance*, 198-201.
152. Damasio A (2015), *El Error de Descartes. La emoción, la Razón y el Cerebro Humano*. (Título original: *Descartes' Error*, 1995, Traducción de Joandomenec Ros), Ediciones Destino, Barcelona.
153. Davidson P (2010), *Black swans and Knight's epistemological uncertainty: are these concepts also underlying behavioral and post-Walrasian theory?* *Journal of Post Keynesian Economics*, 32 (4), 567-570.
154. Dawid H, Neugart M (2011), *Agent-based Models for Economic Policy Design*. *Eastern Economic Journal*, 37:44-50.
155. Dawkins R (1998), *Escalando el Monte Improbable* (Título Original: *Climbing Mount Improbable*, Traducción de Joandomènec Ros), Tusquets Editores, Barcelona.
156. Day RH, Huang W (1990), *Bulls, Bears and Market Sheep*. *Journal of Economic Behavior and Organization* 14:299-329.
157. De Long JB, Shleifer A, Summers LH, Waldmann RJ (1990a), *Noise Trader Risk in Financial Markets*. *J of Political Economy*, 98(4):703-
158. De Long JB, Shleifer A, Summers LH, Waldmann RJ (1990b), *Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation*. *J of Finance*, 45(2):379-395.
159. DeBondt WFM, Thaler R (1985), *Does the Stock Market Overreact to New Information?* *Journal of Finance*, 40(3), 793-805.
160. Delli Gatti D, Gallegati M, Kirman A (2000) *Interaction and Market Structure. Essays on Heterogeneity in Economics*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
161. Delli Gatti D, Di Guilmi C, Gaffeo E, Giulioni G, Gallegati M, Palestrini A (2003), *A New Approach to Business Fluctuations: Heterogeneous Interacting Agents, Scaling Laws and Financial Fragility*. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 56:489-512.
162. Delli Gatti D, Gaffeo E, Gallegati M (2010), *Complex agent-based macroeconomics: a research agenda for a new paradigm*. *Journal of Economic Interaction and Coordination*. 5:111-135.
163. Derman E (2007), *My Life as a Quant*, Reflection of Physics J Wiley & Sons, New York.
164. Derman E, Wilmott P, (2009), *The Financial Modelers' Manifesto*. Paul Wilmott's Blog, <http://www.wilmott.com/blogs/paul/index.cfm/2009/1/8/Financial-Modelers-Manifesto> .
165. Descartes R (1984), *Discurso del Método* (título original *Discours de la Méthode, 1637*, Traducción de Juan Carlos García Borrón), SARPE, Madrid.
166. Di Paolo EA (2005), *Autopoiesis, Adaptivity, Teleology, Agency*. *Phenomenology and the Cognitive Sciences* 4:429-452.
167. Díaz Mata A, Aguilera Gómez VM (2005), *El Mercado Bursátil en el Sistema Financiero*, McGraw-Hill Interamericana. México.

168. Dickey DA (2005). *Stationarity issues in time series models*. North Carolina State University, Statistics and Data Analysis, SUGI 30, paper, 192-30:1-17.
169. Dickey DA, Fuller WA (1979), *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root*. J of the Am Statistical Association, 74(366):427-431.
170. Dieterich HS (1993), *Globalización, Educación y Democracia en América Latina*. En *La Sociedad Global, Educación, Mercado y Democracia*. Noam Chomsky y Hans Dieterich, editores. Editorial Joaquín Mortiz, Planeta, México.
171. Dimson E, Mussavian M (1998), *A Brief History of Market Efficiency*. European Financial Management, 4(1):91_193
172. Ding Z, Granger CWJ, Engle RF (1993), *A long memory property of stock market returns and a new model*. Journal of Empirical Finance, 1:83-106.
173. Durbin J, Watson GS (1950), *Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. I*. Biometrika, 37(3/4):409-428.
174. Durbin J, Watson GS (1951), *Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II*. Biometrika, 38(1/2):159-177.
175. Earl M (2001), *Knowledge management strategies: Toward a taxonomy*, Journal of Management Information Systems, vol. 18, no. 1, pp. 215-233.
176. Einstein A (1905), *Investigations on the Theory of the Brownian Movement*. Translated by A.D. Cowper, Dover Publications, Inc.
177. Eitelman PS, Vitanza JT (2008), *A Non-Random Walk Revisited: Short- and Long-Term Memory in Asset Prices*. Board of Governors of the FED. International Finance Discussion Papers, No 956: 1-44.
178. EJW (2013). *Ideological Profiles of the Economics Laureates*. Econ Journal Watch, 255-682.
179. Elliott L (2009), *It's a Funny Old Game: Where is the Dream Team of Economists to Tackle the Slump?* The Guardian, 1 June, 2009.
180. Engels F (1884), *El Origen de la Familia, la Propiedad Privada y el Estado*, RBA Proyectos Editoriales S.A., SARPE, Madrid.
181. Engle RF (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*. Econometrica, 50:987-1007.
182. Espejo R (2006), *What is Systemic Thinking?* en: System Dynamics Review, Vol 10, No 2-3, PP 199-212.
183. Espejo, R, Reyes A (2011), *Organizational Systems: Managing Complexity with the Viable System Model*, Springer.
184. Estrada F (2008), *Economía y Racionalidad de las Organizaciones. Los Aportes de Herbert A. Simon*. Revista de Estudios Sociales. No 31:84-103.
185. Evesque P, Fargeix D, Habib P, Luong MP, Porion P (1993), *Pile Density is a Control Parameter of Sand Avalanches*. Phys Rev E, 47:2326-2332.
186. Fama E (1965), *The Behavior of Stock-Market Prices*. The Journal of Business, 38:34-105.
187. Fama E (1970), *Efficient capital markets: A review of theory and empirical work*, Journal of Finance, 25:383-417.
188. Fama E (1991), *Efficient Capital Markets: II*, The Journal of Finance, 46(5):1575-1617.
189. Fama E (2009), *Fama on Market Efficiency in a Volatile Market*. In Fama/French Forum. <https://www.dimensions.com/famafrench/videos/fama-on-market-efficiency-in-a-volatile-market.aspx>
190. Fama E, French K (1996). *Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies*. The Journal of Finance, 51: 55-84.
191. Fama E, French K (2012). *Size, Value, and Momentum in International Stock Returns*. Journal of Financial Economics, 105:457-472

192. Farmer JD (2001), *Toward agent-based models for investment*. Development in Quantitative Investment Models (AIMR), 61-70.
193. Farmer JD, Foley D (2009), *The economy needs agent-based modeling*. Nature. 460, 685-686.
194. Farmer JD, Lo AW (1999), *Frontiers of Finance: Evolution and Efficient Markets*. Proc Natl Academy of Sciences 96:9991-9992.
195. FCIR (2011), *The Financial Crisis Inquiry Report*, February 25, 2011 (pp xviii-xii).
196. Ferguson N (2008), *The Ascent of Money, A Financial History of the World*. The Penguin Press, New York.
197. Fiori S (2011), *Forms of Bounded Rationality: The Reception and Redefinition of Herbert A. Simon's Perspective*. Review of Political Economy, 23(4):587-612.
198. Fischer E (1966), *La Necesidad del Arte*. (título original, *The Necessity of Art*. Traducción de Jordi Solé-Tura), Editorial Planeta-De Agostini, Barcelona.
199. Fishburn PC (1977), *Mean-Risk analysis with risk associated with below-target returns*. The American Economic Review, 67(2):116.126.
200. Fisher I (1932), *Booms and Depressions, Some First Principles*. Adelphi Company Publishers, New York.
201. Flood R (1990), *Liberating Systems Theory: Toward Critical Systems Thinking*. Human Relations 43(1):49-75.
202. Flores-Valdés J, Martínez-Mekler G (2011), *Encuentros con la Complejidad*. Cuadernos del Seminario de Problemas Científicos Y Filosóficos de la UNAM. Siglo XXI Editores, México.
203. Foerster H, Mead M, Teuber HL (1953), *Cybernetics, Circular Causal and Feedback Mechanisms in Biological and Social Systems*. Transactions of the Tenth Conference, Josiah Macy Jr. Foundation, New York.
204. Foerster H, Pask G. (1961), *A Predictive Model for Self-Organizing Systems. Part I*. Cybernetica 3:258-300 (1961), Part II. Cybernetica 4:20-55.
205. Forrester JW (1968), *Principles of Systems: Text and Workbook*, Wright-Allen Press, Inc, Cambridge.
206. Forrester JW (1971), *World Dynamics*. Wright-Allen, Cambridge, MA.
207. Fox J (2009), *The Myth of the Rational Market. A history of risk, reward and delusion on wall street*. Harper Business, Harper Collins, New York.
208. François C (2004), *International Encyclopedia of Systems and Cybernetics*. 2nd Edition. K. G. Saur, München. Alemania.
209. Frank RH (2008), *The Economic Naturalist: Why Economics Explains Almost Everything*. Virgin Books Ltd, London, UK.
210. Frette V, Christensen K, Malthe-Sorensen A, Frøder J, Jossang T, Meakin P (1996), *Avalanche dynamics in a pile of rice*; Nature **379**, pp. 49-52.
211. Friesen GC, Weller P, Dunham L (2009), *Price Trends and Patterns in Technical Analysis: A Theoretical and Empirical Examination*. Journal of Banking & Finance 33(6):1089-1100.
212. Frigg R (2003), *Self-organized criticality - What it is and what it isn't*. Stud Hist Phil Sci 34:613-632.
213. Froot KA, Scharfstein DS, Stein JC (1992), *Herd on the Street: Informational Inefficiencies in a Market with Short-Term Speculation*. The Journal of Finance, 47(4):1461-1484.
214. Fukuyama YF (1995), *Trust, The Social Virtues and the Creation of Prosperity*. The Free Press, Simon and Schuster, New York.
215. Fullbrook E (2004), *A Guide to What's Wrong with Economics*. Anthem Press, New York.

216. Gabaix X (1999), *Zipf's Law for Cities: An Explanation*. The Quarterly J. of Economics, 114:739-767.
217. Gaffeo E, Delli Gatti D, Desiderio S, Gallegati M (2008), *Adaptive microfoundations for emergent macroeconomics*. Eastern Economic Journal 23:441-463.
218. Galbraith JK (2015), *The End of Normal: The Great Crisis and the Future of Growth*. Simon & Schuster, New York.
219. Gale D (1996), *What have we learned from social learning?* European Economic Review 40:617-628.
220. Galilei G (1610), *The Starry Messenger*, (Título original: *Sidereus Nuncius*, 1610, Traducción de Stillman Drake). En: *Discoveries and Opinions of Galileo*, Stillman Drake, 1957, Anchor Books, Random House, New York.
221. Galilei G (1984), *El Ensayador*, (título original *Il Saggiatore*, 1619, Traducción de José Manuel Revuelta), SARPE, Madrid.
222. Gallegati M, Kirman AP (1999), *Beyond the Representative Agent*. Edward Elgar Publishing. NH.
223. García R (2000), *El Conocimiento en Construcción. De las formulaciones de Jean Piaget a la teoría de sistemas complejos*. Editorial Gedisa, Barcelona.
224. García R (2008), *Sistemas Complejos. Conceptos, método y fundamentación epistemológica de la investigación interdisciplinaria*. Editorial Gedisa, Barcelona.
225. García-Pérez AL (2016), *Metodología Sistémica para Generar un Soporte Teórico-Conceptual del Análisis Técnico Bursátil*. Tesis de Maestría, Instituto Politécnico Nacional, ESIME.
226. Gee H (1999), *In Search of Deep Time. Beyond the Fossil Record to a New History of Life*. Free Press, New York.
227. Gelderblom O, Jonker J (2004), *Completing a Financial Revolution: The Finance of the Dutch East India Trade and the Rise of the Amsterdam Capital Market*, The Journal of Economic History.
228. Gell-Mann M (1994a), *Complex Adaptive Systems*, In *Complexity: Metaphors, Models, and Reality*. Cowan G, Pines D, Meltzer D, Editors. SFI Studies in the Science of Complexity, Proc. Vol. XIX, Addison-Wesley. 17-45.
229. Gell-Mann M (1994b), *The Quark and the Jaguar*. WH Freeman and Co, New York.
230. Ghosh A (2013), *Econophysics Research in India in the last two Decades*. arXiv:1308.2191v4 [q-fin.GN].
231. Giardina I, Bouchaud JP (2002), *Bubbles, Crashes and Intermittency in Agent Based Market Models*. arXiv:cond-mat/0206222 v2.
232. Giddens A (1991), *The Consequences of Modernity*, Cambridge: Polity Press. UK.
233. Gigerenzer G (2008), *Rationality for Mortals. How People Cope with Uncertainty*. Oxford University Press, Oxford.
234. Gigerenzer G, Selten R (2001), *Bounded Rationality: The Adaptive Toolbox*. Dahlem Workshops Report. The MIT Press, Cambridge.
235. Gilovich T (1991), *How we Know What Isn't So. The Fallibility of Human Reason in Everyday Life*. The Free Press, New York.
236. Gilovich T, Vallone R, Tversky A (1985), *The Hot Hand in Basketball: On the Misperception of Random Sequences*. Cognitive Psychology 17:295-314.
237. Gladwell M (2002), *The Tipping Point*. How Little Things can Make a Big Difference. Little, Brown and Co. New York.
238. Gladwell M (2005), *Blink, The Power of Thinking Without Thinking*. Little, Brown and Co. New York.
239. Glanville R (2004), *The Purpose of Second-order Cybernetics*. Kybernetes, 33(9/10):1379-1386

240. Glaserfeld E (1981), *The Concepts of Adaptation and Viability in a Radical Constructivist Theory of Knowledge*. In, Siegel IE, Brodzinsky D, Golinkoff RM, eds., *Piagetian Theory and Research*. pp 87-95, Erlbaum, Hillsdale, N.J.
241. Godfrey MD, Granger CWJ, Morgenstern O, (1964), *The Random-Walk Hypothesis of Stock Market Behavior*, *Kyklos*, 17(1):1-30.
242. Goetzmann WN, Peles N (1995), *Cognitive Dissonance and Mutual Fund Investors*. *The Journal of Financial Research*, 120(2):145-158.
243. Goldgar A (2008), *Tulipmania: Money, Honor, and Knowledge in the Dutch Golden Age*. University of Chicago Press, Chicago.
244. Goldstein ML, Morris SA, Yen GG (2004), *Problems with Fitting to the Power-Law Distribution*. arXiv:cond-mat/0402322v3 [cond-mat.stat-mech] 13 Aug 2004:1-4.
245. Goodwin B (1994), *How the Leopard Changed its Spots. The Evolution of Complexity*. Phoenix Paperback, Great Britain.
246. Green B (2004), *The Fabric of the Cosmos: space, time, and the texture of reality*. Alfred Knopf Publisher, Borzoi Book, Random House Inc. New York.
247. Green MT, Fielitz BD (1977), *Long-term dependence in common stock returns*. *Journal of Financial Economics*, 4:339-349.
248. Grimm V, Berger U, DeAngelis DL, Polhill G, Railsback GJ (2010), *The ODD protocol: a review and first update*. *Ecological Modelling* 221:2760-2768.
249. Grossman S (1976), *On the Efficiency of Competitive Stock Markets where Trades have Diverse Information*, *Journal of Finance*, 31:573-585.
250. Grossman S, Stiglitz J (1980), *On the Impossibility of Informationally Efficient Markets*, *American Economic Review*, 70:393-408.
251. Grossman SJ, Hart OD (1986), *The Costs and Benefits of Ownership: A Theory of Vertical and Lateral Integration*. *J of Political Economy*, 94(4):691-719
252. Guedez-Calderin O (2013), *Herbert Simon: Racionalidad Limitada y Mercados Financieros Eficientes*. Odeon. No. 8, pp 135-152.
253. Guillaume DM, Pictet OV, Müller UA, Dacorogna MM (1995), *Unveiling Non Linearities Trough Time Scale Transformations*. Preprint Olsen Group OVP 26:1-11.
254. Gujarati DN (1997), *Econometría Básica*, 3ª Edición (Título Original *Essentials of Econometrics (1992)*), Traducción: Gladys Arango Meina, Revisión Técnica: Martha Misas Arango), McGraw Hill, Colombia.
255. Gutenberg B, Richter RF (1944), *Frequency of earthquakes in California*. *Bulletin of the Seismological Society of America* 34:185-188.
256. Gutnik LA, Hakimzada AF, Yoskowitz NA, Patel VL (2006), *The Role of Emotion in Decision-Making: A cognitive neuroeconomic approach towards understanding sexual risk behavior*. *J. of Biomedical Information*, 39:720-736.
257. Haag M (2005), *Stationary and Nonstationary Random Processes*. OpenStax-CNX module: m10684, <http://creativecommons.org/licenses/by/1.0>
258. Hakansson NH, Kunkel JG, Ohlson JA (1982), *Sufficient and necessary conditions for information to have social value in pure exchange*. *J of Finance* 37:1169– 1181.
259. Hanoch, G, Levy H (1969), *The efficiency analysis of choices involving risk*, *Review of Economic Studies*, 36.
260. Hardin G (1968), *The Tragedy of the Commons*. *Science*, 162(3859):1243-1248
261. Harford T (2008), *The Logic of Life: The New Economics of Everything*. Hachette Digital 2010, London, UK.
262. Harvey AC (1993), *Long Memory in Stochastic Volatility*. Working Paper, London School of Economics.
263. Haubrich JG, Lo AW (2013), *Quantifying Systemic Risk*. The University of Chicago Press, Chicago.

264. Hausmann R, Hidalgo CA, Bustos S, Coscia M, Chung S, Jimenez J, Simoes A, Yildirim MA (2008) *The Atlas of Economic Complexity. Mapping Paths to Prosperity. Macro Connections*, MIT Medialab.
265. Helbing D, Balmelli S (2011), *From Social Simulation to Integrative System Design*. arXiv:1011.3970v2 [cs.CY].
266. Hesíodo (750 aEC), *Los trabajos y los días*, Editorial Porrúa, Edición 1982, México (p 35).
267. Hessen J (1926), *Teoría del Conocimiento*. Título Original: *Erkenntnistheorie*, Traducción de José Gaos, Instituto Latinoamericano de Ciencia y Artes, Colombia.
268. Heylighen F, Joslyn C (2001), *Cybernetics and Second-Order Cybernetics*. En Meyers RA, *Encyclopedia of Physical Science & Technology* (3rd Ed.), Academic Press, New York.
269. HGP (2003), *U.S. Human Genome Project 5-Year Research Goals 1998-2003*. U.S. Department of Energy, Human Genome Project, Information Archive, <http://www.ornl.gov/hgmis> (last modified, July 23, 2013).
270. Hilbert, M. (2013), *Scale-free power-laws as interaction between progress and diffusion: a critical evaluation of fat-tail distributions*. Complexity. doi: 10.1002/cplx.21485.
271. Hidalgo C (2015), *Why Information Grows. The Evolution of Order, from Atoms to Economies*. Basic Books, New York.
272. Hill R, Myatt T (2010), *The Economics Anti-Textbook: A Critical Thinker's Guide to Microeconomics*. Zed Books, London, UK.
273. Hill R, Myatt T (2010), *The Economics Anti-Textbook: A Critical Thinker's Guide to Microeconomics*. Fernwood Publishing, Halifax, Nova Scotia, Canada.
274. Hirschleifer D, Teoh SH (2003), *Herd behavior and Cascading in Capital Markets: A Review and Synthesis*. European Financial Management, 9(1):25-66.
275. Hodges S (1995), *Arbitrage in a Fractal Brownian Motion Market*. Financial Options Research Center, University of Warwick, March.
276. Hodgson AM (2010), *Decision Integrity and Second Order Cybernetics*. Chapter 4 in: *Cybernetics and Systems Theory in Management: Tools, Views, and Advancements*, Steven E. Wallis editor, 1st Edition, Information Science Reference, USA.
277. Holland JH (1988), *The Global Economy as an Adaptive Process*. In: *The Economy as an Evolving Complex System*. SFI Studies in the Sciences of Complexity. Perseus Books Publishing, LLC.
278. Holland JH (1992), *Adaptation in natural and artificial systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*. MIT Press, Massachusetts, USA.
279. Holland JH (1995), *Hidden Order. How Adaptation Builds Complexity*. Perseus Books Group, New York.
280. Holland JH (1998), *Emergence, From Chaos to Order*. Basic Books, Perseus Books Group, New York.
281. Holland JH (2000), *Building Blocks, Cohort Genetic Algorithms, and Hyperplane-Defined Functions*. Evolutionary Computation 8(4):373-391.
282. Holland JH (2014), *Complexity, a Very Short Introduction*. Oxford University Press, UK.
283. Holland JH, Miller JH (1991), *Artificial Adaptive Agents in Economic Theory*. SFI Working Paper: 1991:05-025.
284. Holton R (2000), *Globalization's Cultural Consequences*. Ann Am Acad Polit and Soc Sciences, 570(1);140-152.
285. Hommes CH (2005), *Heterogeneous Agent Models in Economics and Finance*, Tinbergen Institute Discussion Paper, No. 05-056/1.

286. Hong H, Kubik JD, Stein JC (2006), *Thy Neighbor's Portfolio: Word-of-Mouth Effects in the Holdings and Trades of Money Managers*. J Finance, 9(6):2801-2824.
287. Huang CF (1987), *An Intertemporal General Equilibrium Asset Pricing Model: The Case of Diffusion Information*. Econometrica 55:117-142.
288. Hurst HE (1951), *Long-term storage capacity of reservoirs*. Transactions of the American Society of Civil Engineers 116, 770-799.
289. Hurst HE, Black R, Sinaik YM (1965), *Long-term Storage in Reservoirs: An experimental Study*. Editorial London, Constable.
290. Hurvich CM, Soulier P (2009), *Stochastic Volatility Models with Long Memory*. In: Handbook of Financial Time Series, Recent Developments in Stochastic Volatility Modeling. Springer, Berlin.
291. Hyötyniemi H (2009), *Complex Systems: Science at the Edge of Chaos*. Collected papers of the Spring 2003 postgraduate seminar. Helsinki University of Technology Control Engineering Laboratory. Report 145.
292. IMF (2000), *Globalization: Threats or Opportunity*. International Monetary Fund, 12th April 2000, IMF Publications.
293. Iordanova T (2016), *Introduction to Stationary and Non-Stationary Processes*. <http://www.investopedia.com/articles/trading/07/stationary.asp>, Consultado el 8 de septiembre de 2016.
294. Jackson MC (2000), *Systems Approaches to Management*. Kluwer Academic Publishers, New York.
295. Jackson MC (2003), *Systems Thinking: Creative Holism for Managers*. Wiley. New York.
296. Jackson MC, Kays P (1984), *Towards a system of systems methodologies*. Journal of the Operational Research Society, 35(6):473-486.
297. Jaeger HM, Liu C, Nagel SR (1989), *Relaxation at the Angle of Repose*. Physical Review Letters, 62(1):40-43.
298. Jantsch E (1980), *The self-organizing universe: Scientific and human implications of the emerging paradigm of evolution*. Pergamon. New York.
299. Jarque CM, Bera AK (1987), *A Test for Normality of Observations and Regression Residuals*. International Statistical Review, 55(2):163-172.
300. Jenkins S (2008), *The end of Capitalism? No, Just Another Burst Bubble*. The Guardian, 14 Oct.
301. Jensen M (1967), *The Performance of Mutual Funds 1945-1964*. Journal of Finance, 23:389-416.
302. Jensen M (1978), *Some anomalous evidence regarding market efficiency*, Journal of Financial Economics, 6:95-101.
303. Jevons WS (1871), *The Theory of Political Economy*. Macmillan & Co, London.
304. Jevons WS (1874), *Principles of Science*. Macmillan & Co, London.
305. Johansen A, Ledoit O, Sornette D (1998), *Crashes as Critical Points*. arXiv:cond-mat/9810071v2: 1-40.
306. Johansen A, Sornette D (2001), *Large Stock Market Price Drawdowns are Outliers*. arXiv:cond-mat/0010050v2 Jul 2001:1-55.
307. Johnson NF, Jeffries P, Hui PM (2003), *Financial Market Complexity: What physics can tell us about market behavior*. Oxford University Press.
308. Jones BD (1999), *Bounded Rationality*. Annu Rev Polit Sci, 2:297-321.
309. Jung J, Shiller RJ (2006), *Samuelson's Dictum and the Stock Market*. Economic Inquiry, 43(2):221-228.
310. Kahneman D (2003), *Mapping Bounded Rationality*. American Psychologist. 58(9):697-720.

311. Kahneman D, Slovic P, Tversky A (1982), *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*, Cambridge University Press, Cambridge.
312. Kahneman D, Tversky A (1979), *Prospect Theory: An analysis of decisions under risk*. *Econometrica* 47:263-291.
313. Kaletsky A (2009), *Economists are the Forgotten Guilty Men*, The Times (5 February 2009), TIMESONLINE.
314. Kant I (2012), *Crítica de la Razón Pura* (Título original: *Kritik der reinen Vernunft*, Riga, 1781, Traducción de Manuel García Morente y Manuel Fernández Nuñez), 15ª edición, Sepan Cuantos, Editorial Porrúa, México.
315. Kantelhardt JW, Zschiegner SA, Koscielny-Bunde E, Bunde A, Havlin S, Stanley HE (2002), *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of Nonstationary Time Series*. arXiv:physics/0202070v1 [physics.data-an] 27 feb 2002:1-14.
316. Kauffman S (1991), *Antichaos and Adaptation*. *Scientific American*, August 1991:78-84.
317. Kauffman S (1995), *At Home in the Universe. The Search for the Laws of Self-Organization and Complexity*. Oxford University Press, New York.
318. Kauffman S, Levin S (1987), *Towards a General Theory of Adaptive Walks on Rugged Landscapes*. *Journal of Theoretical Biology*, 128(1):11-45.
319. Kay J (2004), *Everlasting Light Bulbs: How Economics Illuminates the World*. Erasmus Press Ltd. London, UK.
320. Kay J (2010), *Obliquity. Why our Goals are Best Achieved Indirectly*, Penguin Books, England.
321. Keen S (2011), *Debunking Economics. Revised and Expanded Edition: The Naked Emperor Dethroned?* Zed Books, London, UK.
322. Kemp MHD (2011), *Extreme Events, Robust Portfolio Construction in the Presence of Fat Tails*. J. Willey & Sons, New York.
323. Kendall MG (1953), *The Analysis of Economic Time-Series Part I: Prices*. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)* 116:11-34.
324. Keynes JM (2006), *Teoría General de la Ocupación, el Interés y el Dinero*, Cuarta edición en español (corregida y aumentada) de la 1ª edición en inglés de 1936. Fondo de Cultura Económica, México.
325. Keys P (1991), *Operational Research and Systems: The Systemic Nature of Operational Research*. Plenum, Nueva York.
326. Kim K, Yoon S-M (2004), *Multifractal features of financial markets*. *Physica A* 344:272-278.
327. Kindleberger CP, Aliber R (2005), *Manias Panics, and Crashes. A History of Financial Crisis*. 5th Edition, John Willey & Sons, Hoboken, NJ.
328. Kinsella S (2008), *EC4020 Lecture 6, The Stock Market from a Physicist's Viewpoint*. Department of Economics, University of Limerick, Ireland.
329. Kirilenko Am Kyle AS, Samadi M, Tuzun T (2011), *The Flash Crash: The Impact of High Frequency Trading on an Electronic Market*. *Journal of Finance*, Disponible en SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1686004>
330. Kirman AP (1992), *Whom or What Does the Representative Individual Represent?* *J Economic Perspectives* 6(2):117-136.
331. Kirman AP (2011), *Complex Economics. Individual and Collective Rationality*. The Graz Schumpeter Lectures. Routledge. London.
332. Klein PA (2006), *Economics Confronts the Economy*. Edward Elgar Pub, Northampton, MA.
333. Klein PA (2006), *Economics Confronts the Economy*. Edward Elgar Publishing Ltd. Cheltenham, UK.

334. Kleinfeld J (2002), *Six Degrees: Urban Myth?* Psychology Today, March 2002, Sussex Publishers, LLC.
335. Knight FH (1921), *Risk, Uncertainty, and Profit*. Hart, Schaffner & Marx; Houghton Mifflin Co. Boston, MA.
336. Knight FH (1921), *Risk, Uncertainty, and Profit*. Hart, Schaffner & Marx; Houghton Mifflin Co. Boston, MA.
337. Kovács S, Huzsvai L, Balogh P (2013), *Investigating the long memory property of the Hungarian market pig prices by using detrended fluctuation analysis*. J. of Agricultural Informatics, 4:1-9.
338. Kroszner RS, Shiller RJ (2011), *Reforming U.S. Financial Markets. Reflections Before and Beyond Dodd-Frank*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
339. Krugman P (2009), *How did Economists Get it so Wrong?* The New York Times, 16 September, 2009.
340. Kuhn TS (1962), *La estructura de las revoluciones científicas*. Fondo de Cultura Económica, México (1ª impresión en inglés, University of Chicago Press, Chicago, (6ª reimpression en español 1985).
341. Lafferty PE (1995), *The End Point Moving Average*. Stocks & Commodities, 13:413-417.
342. Landsburg SE (2007), *More Sex Is Safer Sex: The Unconventional Wisdom of Economics*. Free Press. New York.
343. Lara-Rosano F (2011), *Complejidad en las Organizaciones*, en *Encuentros con la Complejidad*, Flores-Vázquez J y Martínez-Mekler G, Compiladores, Siglo XXI Editores, México.
344. Laszlo E (1997), *La Gran Bifurcación* (Título original: *The Great Bifurcation*, 1989 Traducción de Ofelia Castillo) Editorial Gedisa, Barcelona.
345. Lattemann C, Loos P, Gomolka J (2012), *High Frequency Trading. Costs and Benefits in Securities Trading and its Necessity of Regulations*. BISE, 12599:1-10.
346. Lauwers L, Willekens M (1994), *Five Hundred Years of Bookkeeping. A Portrait of Luca Pacioli*. Tijdschrift voor Economie en Management, 39(3):289-304.
347. Lawson T (1997), *Economics and Reality*. Routledge, London, UK.
348. Lawson T (2003), *Reorienting Economics*, Routledge, London, UK.
349. Le Bon G (1895), *Psicología de las Masas* (Título Original, *Psychologie des Foules*, traducción, Florencio Jiménez Burillo) 3a edición (1995), Ediciones Morata, Madrid.
350. LeBaron B (1994), *Chaos and nonlinear forecastability in economics and finance*. Philosophical Transactions: Physical Science and Engineering. 348(1688):397-404.
351. LeBaron B (2000), *Agent-Based Computational Finance: Suggested Readings and Early Research*: J. Economic Dynamics and Control, Issue 5-7, vol 24:679-702
352. LeBaron B (2005), *Agent-based Computational Finance*. The Handbook of Computational Economics Vol 2.
353. Ledoux J (1996), *The Emotional Brain: The Mysterious Underpinnings of Emotional Life*. Touchstone, New York.
354. Lee CMS, Shleifer A, Thaler RH (1991), *Investor Sentiment and the Closed-End Fund Puzzle*. Journal of Finance, 46(1):75-109.
355. Leicester G, O'Hara M (2009), *Ten Things to do in a Conceptual Emergency*. International Futures Forum. Triarchy Press Ltd, UK.
356. Lehmann BN (1990), *Fads, Martingales, and Market Efficiency*. Quarterly Journal of Economics, 105(1):1-28.
357. Lenz R (2011), *Crisis in the Eurozone*. Perspective. Friedrich Ebert Stiftung. 978-3-86872-773-9 pp 1-4.
358. Lerner JS, Li Y, Valdesolo P, Kassam KS (2015), *Emotion and Decision Making*. Ann Rev of Psychology, 66:799-823.

359. Levitt SD, Dubner SJ (2006), *Freakonomics: A Rogue Economist Explains the Hidden Side of Everything*. William Morrow Paperbacks, HarperCollins, New York.
360. Lewis M (1990), *Liar's Poker, Rising Through the Wreckage on Wall Street*. Pinguin Books, New York.
361. Lewis M (2014), *Flash Boys, A Wall Street Revolt*. Norton and Co. New York.
362. Lindley D (2008), *Incertidumbre, Einstein, Heisenberg, Bohr y la lucha por la esencia de la ciencia* (Título Original, *Uncertainty*. Ttraducción de Joan Soler). Ariel, Madrid.
363. Lintner J (1965), *The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets*. *Review of Economics and Statistics* 47:13-37.
364. Lissack MR (1999), *Complexity: The Science, its Vocabulary, and its Relation to Organizations*. *Emergence*, 1(1):110-126.
365. Liu Y, Gopikrishnan P, Cizeau, Meyer, Peng, Stanley E (1999), *Statistical properties of the volatility of price fluctuations*. *Phys. Rev. E* 60:1390-1400.
366. Lloyd WF (1883), *The Notion of Value. A lecture on the Notion of Value as Distinguished, not Only from Utility, but also from Value in Exchange*. Delivered before the University of Oxford. Michaelmas Term.
367. LMV (2014), *Ley del Mercado de Valores*. Diario Oficial de la Federación. Estados Unidos Mexicanos.
368. Lo AW (1991), *Long-Term Memory in Stock Market Prices*. *Econometrica*, 59(5):1279-1313.
369. Lo AW (2012), *Reading About the Financial Crisis: A 21-Book Review*. *The Journal of Economic Literature*. 50:151-78.
370. Lo AW (2013), *Fear, Greed, and Financial Crisis: A Cognitive Neurosciences Perspective*. In *Handbook on Systemic Risk*. Fouque JP, Langsam JA Editors. Cambridge University Press, pp 622-662.
371. Lo AW, Hasanhodzic J (2009), *The Heretics of Finance. A Conversation with Leading Practitioners of Technical Analysis*, Bloomberg Press, New York.
372. Lo AW, MacKinlay AC (1988), *Stock Market Prices do not Follow random walks: Evidence for a simple specification test*, *Review of Financial Studies* 1:41-66.
373. Lo AW, MacKinlay AC (1999), *A Non-Random Walk down Wall Street*. Princeton University Press, New Jersey.
374. Lo AW, Mamaysky H, Wang J (2000), *Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation*. *Journal of Finance*, 55(4):1705-1766.
375. Loewenstein G, Lerner JS (2003), *The Role of Affect in Decision Making*. In, Davidson RJ, Scherer KR, Goldsmith HH, *Handbook of Affective Sciences*, Oxford University Press, 619-642.
376. Lorenz E (1995), *The Essence Of Chaos*. The University of Washington Press, Seattle.
377. Lovelock James (2000), *Gaia. A New Look at Live on Earth*, Oxford University Press. UK.
378. Lowenstein R (2000), *When Genius Failed. The Rise and Fall of Long-Term Capital Management*, Random House, New York.
379. Lu ET, Hamilton RJ (1991), *Avalanches of the distribution of solar flares*. *Astrophysical Journal*. 380:89-92.
380. Lucas R (1976), *Econometric Policy Evaluation: A Critique*. In Brunner, K.; Meltzer, A. *The Phillips Curve and Labor Markets. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy. I*. New York: American Elsevier. 19-46.
381. Lucas R (2009), *In defense of the dismal science*. *Economic Focus, The Economist*, Aug 6, 2009.
382. Luhmann N (1996), *Social Systems*. Stanford University Press, Palo Alto, CA.

383. Luisi PL (2010), *La Vida Emergente. De los Orígenes Químicos a la Biología Sintética*. (Título original: *The Emergence of Life, From Chemical Origins to Synthetic Biology*, 2006; Traducción: Ambrosio García Leal) Tusquets, México.
384. Lux T (1995), *Herd behaviour, bubbles and crashes*. *Economic Journal* 105(431), 881–896.
385. Lux T (1998), *The socio-economic dynamics of speculative markets: interacting agents, chaos, and the fat tails of return distributions*. *Journal of Economic Behavior and Organization* 33, 143–165.
386. Lux T (2004), *Financial power laws: Empirical evidence, models and mechanisms*. in C. Cioffie, ed. *Power Laws in the Social Sciences: Discovering Complexity and Non-Equilibrium in the Social Universe*. Cambridge University Press.
387. Lux T, Marchesi M (1999), *Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market*, *Nature* 397 (11), 498–500.
388. Lux T, Marchesi M (2000), *Volatility Clustering in Financial Markets: A Microsimulation of Interacting Agents*. *Int J Theor Appl Finan* 03:675-702.
389. Macal CM, North MJ (2005), *Tutorial on Agent-Based Modeling and Simulation*. Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference.
390. Mackay C (1841), *Extraordinary Popular Delusions and the Madness of Crowds*, Edición de Andrew Tobias, 1980, Three Rivers Press, London.
391. Mainzer K (2007), *Thinking in Complexity, The Computational Dynamics of Matter, Mind, and Mankind*. 5th Edit. Springer-Verlag, Berlin.
392. Majorana E (1938), *Preliminary notes for the Inaugural Lecture*. University of Naples, Jan, 1938.
393. Majorana E (1942), *Il (Sul) valore delle leggi statistiche nella fisica e nelle scienze sociali*, Publicado por G Gentile Jr. *Scientia* 36:55-56.
394. Malevergne Y, Santa-Clara P, Sornette D (2009), *Professor Zipf goes to Wall Street*. NBER working paper No. 15295, JEL No. G12.
395. Malkiel BG (1973), *A Random Walk Down Wall Street*. Norton & Company, New York.
396. Mandelbrot B (1962), *Paretian distributions and income maximization*. *Quarterly Journal of Economics* 76:57-85.
397. Mandelbrot BB (1963), *The Variation of Certain Speculative Prices*. *Journal of Business*, 36:394-419.
398. Mandelbrot BB (1965), *Une classe de processus stochastiques homothétiques à soi; application à la loi climatologique de H.E. Hurst*. *Comptes Rendus (Paris)* 260:3274-7.
399. Mandelbrot BB (1971), *When can price be arbitrated efficiently? A limit to the validity of the random walk and martingale models*. *Review of Economics and Statistics* 53, 543-553.
400. Mandelbrot BB (1982), *The Fractal Geometry of Nature*. WH Freeman and Co. New York.
401. Mandelbrot BB (1985), *Self-affinity and fractal dimension*, *Physica Scripta*: 32, 257-260.
402. Mandelbrot BB (1997a), *Fractals and Scaling in Finance. Discontinuity, Concentration, Risk*. Springer, New York.
403. Mandelbrot BB (2001), *Stochastic volatility, power-laws and long memory*. *Quantitative Finance* 1:641-649.
404. Mandelbrot BB, Fisher A, Calvet L. (1997b), *A Multifractal Model of Asset Returns*, Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University, 1-31.
405. Mandelbrot BB, Hudson RL (2004), *The (Mis) Behavior of Markets. A fractal view of Financial Turbulence*. Basic Books, New York.

406. Mandelbrot BB, Wallis JR (1968), *Noah, Joseph and Operational Hydrology*. Water Resources Research, 4:909-918.
407. Mandelbrot BB, Wallis JR (1969), *Robustness of the Rescaled Range R/S in the Measurement of Noncyclic Long-run Statistical Dependence*. Water Resources Research 5:967-988.
408. Mandeville B (1714), *La Fábula de las Abejas, o Los Vicios Privados hacen la Prosperidad Pública*. (Título original: *The Fable of the Bees, Private Vices, Public Virtues*, Traducción de José Ferrater Mora, 1982), Fondo de Cultura Económica, México.
409. Mantegna RN, Stanley EH (1996), *Turbulence and Financial Markets?* arXiv:cond-mat/9609290v1.
410. Mantegna RN, Stanley HE (1995), *Scaling behavior in the dynamics of an economic index*. Nature, 376:46-49.
411. Mantegna RN, Stanley HE (2000), *An Introduction to Econophysics. Correlations and Complexity in Finance*, Cambridge University Press, UK.
412. Marglin SA (2010), *The Dismal Science: How Thinking Like an Economist Undermines Community*. Harvard University Press, Cambridge, MASS.
413. Marina JA, Válgoma de la M (2000), *La Lucha por la Dignidad*. Anagrama, Barcelona.
414. Marković D, Gros C (2013), *Power laws and Self-Organized Criticality in Theory and Nature*. arXiv:1310.5527v3 [nlin.AO]
415. Markowitz HM (1952), *Portfolio Selection*, The Journal of Finance, 7(1):77-91.
416. Markowitz HM (1959), *Portfolio Selection. Efficient Diversification of Investments*. Cowles Foundation for Research in Economics at Yale University. John Wiley & Sons, New York.
417. Marschak J (1950), *Rational Behavior, Uncertain Prospects, and Measurable Utility*. Econometrica 18(2), 111-141.
418. Masin SC, Zudini V, Antonelli M (2009), *Early Alternative Derivations of Fechner's Law*. J History of Behavioral Sciences 45(1):56-65.
419. Maturana H, Varela F (1992), *The Tree of Knowledge*. Shambhala, Boston & London.
420. Mauboussin MJ (2002), *Revisiting Market Efficiency: The Stock Market as a Complex Adaptive System*. J Applied Corporate Finance, 14(4): 8-16.
421. McCauley JL (2009), *Dynamics of Markets. The New Financial Economics*. 2nd Edition. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
422. McCulloch JH (1985), *On Heteroskedasticity*. Econometrica, 53(2):483.
423. McLean B, Nocera J (2010), *All the Devils are Here. The Hidden History of the Financial Crisis*, Penguin Books, New York.
424. McLuhan M (1962), *The Gutenberg Galaxy: The making of Typographic Man*. University of Toronto Press, Canada.
425. Meadows DH, Randers J, Meadows D (2004), *Limits to Growth, The 30-Year Update*. Chelsea Green Publishing Company, Vermont.
426. Meadows DH (2008), *Thinking in Systems - A Primer*. Chelsea Green, Publishing, White River Junction, Vermont.
427. Mehra R (1998), *On the Volatility of Stock Prices: An Exercise in Quantitative Theory*. International Journal of Systems Science, 29:1203.1211.
428. Menger K (1892), *On the Origin of Money*. The Economic Journal, II(6):239-255.
429. Menkveld AJ (2013), *High Frequency Trading and the New-market Makers*. Journal of Financial Markets, 16:712-740. Available at <http://ssrn.com/abstract=1722924>
430. Merton RC, Bodie Z (1995), *A Conceptual Framework for Analyzing the Financial Environment*. In: *The Global Financial System: A Functional Perspective*, Crane DB et al (editors). Harvard Business School Press, Boston.

431. Mikosh T, Starika C (2004), *Nonstationarities in Financial Time Series, the Long-Range Dependence, and the IGARCH Effects*. *The Review of Economics and Statistics*, 86(1):378-390.
432. Milgram S (1967), *The Small-World Problem*. *Psychology Today*, 1:61-67.
433. Milgrom, P, Stokey N (1982), *Information, Trade and Common Knowledge*, *Journal of Economic Theory*, 26(1):17-27.
434. Miller JH, Page SE (2007) *Complex Adaptive Systems. An Introduction to Computational Models of Social Life*. Princeton University Press, Princeton, NJ.
435. Minsky HP (1992), *The Financial Instability Hypothesis*. Levy Economics Institute, Working Paper 74.
436. Miser GJ, Quade ES (1988), *Handbook of Systems Analysis: Craft Issues and Procedural Choices*. John Wiley & Sons, Nueva York.
437. Miser HJ, Quade ES (1985), *Handbook of Systems Analysis: Overview of Uses, Procedures, Applications and Practice*. North Holland, Nueva York.
438. Mitchell M (2006), *Complex Systems: Network Thinking*. *Artificial Intelligence*, 170:1194-1212.
439. Mitchell M (2009), *The Science of Networks*. Chapter 5 in: *Complexity: A Guided Tour*. Melanie Mitchell, Oxford University Press, New York.
440. Morales R, Di Matteo T, Aste T (2013), *Non stationary multifractality in stock returns*, arXiv:1212.3195v2 [q-fin.ST]
441. Morck R, Shleifer A, Vishny RW (1990), *The Stock Market and Investment: Is the Market a Sideshow?* *Brookings Papers on Economic Activity*, 2:157-215.
442. Morel RE, Fleck G (2006), *A Forth Law of Thermodynamics*. *Chemistry*, 15(4):305-310.
443. Morin E, (1984), *Ciencia con Consciencia*. (Título original: *Science avec Conscience*. Traducción de Ana Sánchez), Anthropos, Editorial del Hombre, Barcelona.
444. Morin E, (2000), *Introducción al pensamiento complejo*, (Título original: *Introduction à la pensée complexe*. Traducción: Marcelo Pakman), Gedisa Editorial, Barcelona.
445. Morris CR (2008), *The Trillion Dollar Meltdown*. Public Affairs, New York.
446. Mossin J (1966), *Equilibrium in a Capital Asset Market*. *Econometrica* 34 (4), 768–783.
447. Müller UA, Dacorogna MM, Davé RD, Olsen RB, Pictet OV, von Weizsäcker JE (1997), *Volatilities of different time resolutions. Analyzing the dynamics of market components*. *J of Empirical Finance* 4:213-239.
448. Muzy JF, Bacry E, Kozhemyak A (2006), *Extreme Values and Fat Tails of Multifractal Fluctuations*. *Physical Review E*, 73:1-35.
449. Muzy JF, Delour J, Bacry E (2000), *Modelling fluctuations of financial time series: from cascade process to stochastic volatility model*. arXiv:cond-mat/0005400 v1
450. Nasa-Facts (2013), *Mars Science Laboratory / Curiosity*. Facts sheet. JPL 400-1537 7/13National Aeronautics and Space Administration. Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, California.
451. Nelson RM, Belkin P, Mix DE, Weiss MA (2012), *The Eurozone Crisis: Overview and Issues for Congress*, Congressional Research Service, Washington DC.
452. Neukum G, Ivanov BA (1994), *Crater size distributions and impact probabilities on Earth from lunar, terrestrial-planet, and asteroid cratering data*. In Gehrels T (ed.) *Hazards Due to Comets and Asteroids*, pp 359-416, University of Arizona Press, Tucson, AZ.
453. Neumann J von, Morgenstern O (1953), *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton University Press, Princeton, NJ.
454. Newman M, Barabási AL, Watts DJ (2006), *The Structure and Dynamics of Networks*. Princeton University Press, Princeton, NJ.

455. Newman MEJ (2003), *The Structure and Function of Complex Networks*, SIAM Review, 45:167–256.
456. Newman MEJ (2006), *Power laws, Pareto distributions and Zipf's law*. arXiv:cond-mat/0412004v3 [cond-mat.stat-mech]
457. Newman MEJ, Moore C, Watts DJ (1999), *Mean-field Solution of the Small-World Network Model*. Physical Review Letters 84:3201-3204.
458. Nicolis SC, Sumpter DJT (2011), *A Dynamical Approach to Stock Market Fluctuations*. Int Journal of Bifurcation and Chaos, 21(12):3557-3564.
459. Niederhoffer V, Kenner L (2013), *The Life of Matthew Fontaine Maury Osborne*. Daily Speculations, <http://www.dailyspeculations.com/wordpress/?p=8410>
460. Niederhoffer V, Osborne MFM (1966), *Market Making and Reversal on the Stock Exchange*. Journal of the American Statistical Association, 61(316):897-916.
461. Nietzsche F (1887), *Más Allá del Bien y del del Mal*. (Título original *Jenseits von Gut und Böse: Vorspiel einer Philosophie der Zukunft*. Traducción de Eduardo Ovajero y Maury), Edición 1993, Editorial Porrúa, México.
462. Niu H, Wang J (2013), *Volatility Clustering and Long Memory of Financial Time Series and Financial Price Model*. Digital Signal Processing 23:489-498.
463. Nonaka I (1991), *The knowledge-creating company*, Harvard Business Review, Vol.69, No.6, pp.96-104.
464. Nonaka I, Konno N (1998), *The Concept of "Ba": Building a Foundation for Knowledge Creation*. California Management Review, 40(3):40-
465. Nonaka I, Takeuchi H (1995), *The knowledge-creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press. New York.
466. Ormerod P (1994), *The Death of Economics*. Faber and Faber, London, UK.
467. Osborne MFM (1959a), *Brownian Motion in the Stock Market*. Operations Research, 2:145-173.
468. Osborne MFM (1959b), *Reply to "Comments on 'Brownian Motion in the Stock Market'"*. Operations Research 7:807-811.
469. Osborne MFM (1962), *Periodic Structure in the Brownian Motion of Stock Prices*. Operation Research, 10:345-79.
470. Osborne MFM (1977), *The Stock Market and Finance from a Physicist's View*, SBN-13: 978-0964629202, ISBN-10: 0964629208, Crossgragr Press.
471. Osler CL (1998), *Identifying Noise Traders: The Head-and-Shoulders Pattern in U.S. Equities*. Federal Reserve Bank of New York. 1-73.
472. Page SE (1997), *On Incentives and Updating in Agent Based Models*. Computational Economics 10:67-87.
473. Panksepp J (1998), *Affective Neuroscience*. Oxford University Press. Oxford.
474. Pareto V (1896), *Cours d'Economie Politique*. Droz, Geneva.
475. Park C-H, Irwin SH (2004), *The Profitability of Technical Analysis: A Review*. AgMAS Project Research Report.
476. Peat FD (2002), *From Certainty to Uncertainty, The Story of Science and Ideas in the Twentieth Century*, Joseph Henry Press, Wahington, (p xiv).
477. Pecuski M, Maslov S, Bak P (1996), *Avalanche dynamics in evolution, growth, and dipping models*; Phys. Rev. E **53**, pp. 414-443.
478. Penrose R (2004), *El Camino a la Realidad. Una Guía Completa de las Leyes del Universo* (Título original: *The Road to Reality*. Traducción de Javier García Sanz), Debate, Random House Mondadori, Barcelona.
479. Pepper SC (1926), *Emergence*, Journal of Philosophy 23:241-245.
480. Perrow C (1999), *Normal Accidents. Living with High-Risk Technologies*. Princeton University Press, Princeton, New Jersey.

481. Peters EE (1991), *Chaos and Order in the Capital Market*, John Wiley and Sons, New York.
482. Peters EE (1994), *Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics*. New York, J Willey and Sons.
483. Phelan SE (1999), *A Note on the Correspondence Between Complexity and Systems Theory*. Systemic Practice and Action Research, 12(3):237-246.
484. Phelps R, Hase S (2002), *Complexity and Action Research: Exploring the Theoretical and Methodological Connections*. Educational Action Research, 10(3):507-524.
485. Piaget J, García R (1973), *Las explicaciones causales*. Barral Editores, Barcelona.
486. Pickover CA (2008), *De Arquímedes a Hawking. Las leyes de la ciencia y sus descubridores*. Crítica, Barcelona (pp 643-644).
487. Piketty T (2014), *Capital in the Twenty-first century* (Translated by Arthur Goldhammer) Original name (*Le capital au XXI siècle*, 2013), Harvard University Press, Cambridge.
488. Pinker SA (1997), *How The Mind Works*. WW Norton & Co. New York.
489. Plerou V, Gopikrishnan P, Rosenow B, Amaral LAN, Stanley HE (2000), *Econophysics: Financial Time Series from a Statistical Physics Point of View*. Physica A, 279:443-456.
490. Pluchino A, Rapisarda A, Tsallis C (2013), *Noise, Synchrony and Correlations at the Edge of Chaos*. arXiv:1206.2152v4 [cond-mat.stat-mech].
491. Poincaré H (1913), *The Foundation of Science: Science and Method*. English translation, 1946, The Science Press, Lancaster PA, (p 397).
492. Polanyi K (1989), *La Gran Transformación* (Título original: *The Great Transformation*, 1944, Traducción de Julia Várela y Fernando Álvarez Uría), Ediciones de la Piqueta, Madrid.
493. Polanyi M (1969), *Knowing and Being*. University of Chicago Press, Chicago.
494. Popper KR (1983), *Conjeturas y Refutaciones: El Desarrollo del Conocimiento Científico*, (Título original: *Conjectures and Refutations, The Growth of Scientific Knowledge* (1963), Traducción de Néstor Míguez). Paidós, Barcelona.
495. Popper KR (1991), *La Lógica de la Investigación Científica*. (Título original: *Logik der Forschung*, 1935. Traducción de Víctor Sánchez de Zavala). Red Editorial Iberoamericana, México.
496. Popper KR (2006), *La Sociedad Abierta y sus Enemigos*. (Título original: *The Open Society and its Enemies*, 1945. Traducción de Eduardo Loedel). Ediciones Paidós Ibérica, Barcelona.
497. Prelec D, Loewenstein G (1998), *The Red and the Black: Mental Accounting of Savings and Debt*. Marketing Science, 17(1), 4-28.
498. Prigogine I (1987), *Exploring Complexity*. European Journal of Operational Research, 30:97-103.
499. Prigogine I (1997), *El Fin de las Certidumbres* (Título original: *La Fin des Certitudes* (1996). Traducción de Pierre Jacomet), Santillana, Taurus, Madrid.
500. Prigogine I, Stengers I (1984), *Order out of Chaos. Man's new Dialogue with Nature*. Bantam Books, New York.
501. Putnam RD (2000), *Bowling Alone, The collapse and revival of American Community*. Simon and Schuster, New York.
502. Qian B, Rasheed K (2004), *Hurst Exponent and Financial Market Predictability*. Proc. Of the IASTED Conference. Financial Engineering and Applications. 437(043):1-7.
503. Quade ES, Miser HJ (1985), *The Context, Nature, and use of Systems Analysis*. En: Miser HJ, Quade ED Editors, *Handbook of Systems Analysis: Overview of Uses, Procedures, Applications and Practice*. North Holland, Nueva York.

504. Quintanilla S (2002), *Arturo Rosenblueth y Norbert Wiener: Dos Científicos en la Historiografía de la Educación Contemporánea*. *Revista Mexicana de Investigación Educativa*, 7(15):303-329.
505. Railsback SF, Lytinen SL, K. Jackson SK (2006), *Agent-based. Simulation Platforms: Review and Development Recommendations*. *Simulation*, 82(9):609–623.
506. Railsback SF, Grimm V (2012), *Agent-based and Individual-based Modeling: A Practical Introduction*, Princeton University Press.
507. Recami E (2007a), *Ettore Majorana: His Scientific (and Human) Personality*. arXiv:0708.2855v1.
508. Recami E (2007b), *The Scientific Manuscripts left unpublished by Ettore Majorana*. arXiv:0709.1183v1.
509. Reed WJ, McKelvey KS (2002), *Power-law Behaviour and Parametric Models for the Size-distribution of Forest Fires*. *Ecological Modeling*, 150:239-254. Reprinted 1933, Editions Jean Gabay, Paris.
510. Rider B, Alexander K, Linklater L, Bazley S (2009), *Market Abuse and Insider Dealing* (2nd Edition), Bloomsbury Professional, Tottel Publishing, UK.
511. Ritchey T (2013), *Wicked Problems. Modelling Social Messes with Morphological Analysis*. *Acta Morphologica Generalis*, 2:1-8.
512. Rittel HWJ, Webber MM (1973), *Dilemmas in a General Theory of Planning*. *Policy Sciences* 4:155-169.
513. Roberts HV (1959), *Stock-Market “Patterns” and Financial analysis: Methodological Suggestions*, *Journal of Finance*, 14(1):1-10.
514. Robertson JS (2011), *Capitalism and Accounting in the Dutch East-India Company 1602-1623: an Historical Study of Determining Influences and Practices*. University of Wollongong Thesis Collections. <http://ro.uow.edu.au/theses/3329>, Volume I, Parts I & II. 1-517.
515. Roubinich AA (1969). *Risk and the Value of Securities*. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 4, pp 513-538. doi:10.2307/2330062.
516. Rodelico FO, Proto AN (2012), *Empirical fractal geometry analysis of some speculative financial bubbles*, *Physica A* 391:5132-5138.
517. Rodríguez Jorge LF, Torres Castilleja S (Compiladores) (2009), *Galileo, Su Tiempo, Su Obra y Su Legado*. El Colegio Nacional, México.
518. Rolls ET (1999), *The Brain and Emotion*. Oxford University Press, New York.
519. Rosenblueth A, Wiener N, Bigelow J (1943), *Behavior, Purpose and Teleology*. *Philosophy of Science*, 10:18-24.
520. Ross S (1976), *The arbitrage theory of capital asset pricing*, *Journal of Economic Theory*, 13:341-360.
521. Roubini N (2010 b), *Crisis Economics! A return to the abyss*. *The International Economy*, Spring 2010, 33-34.
522. Roubini N, Mihm S (2010 a), *Crisis Economics. A Crash Course in the Future of Finance*. The Penguin Press, New York.
523. Rubinstein M (1976), *The Valuation of Uncertain Income Streams and the Pricing of Options*. *The Bell Journal of Economics*, 7(2):407-425.
524. Rubinstein M (2006), *A History of the Theory of Investments. My Annotated Bibliography*. J Willey & Sons, Hoboken, New Jersey.
525. Runes DD (1981), *Diccionario de Filosofía*. Editorial Grijalbo, México.
526. Salzano M, Kirman A (2005), *Economics: Complex Windows*. Springer. Milán, Italia.
527. Samuelson P (1938), *A Note on the Pure Theory of Consumer’s Behavior*. *Economica*, 5(17):61-71.
528. Samuelson P (1965), *Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly*, *Industrial Management Review*, 6:41-49.

529. Sánchez-Cantú L (2005), *Los Mercados Bursátiles y el Paradigma de Complejidad*. Revista de Contaduría y Administración, UNAM, 215:73-87.
530. Sánchez-Cantú L, Núñez C, Couto E (2000), *Invierta con Éxito en la Bolsa de Valores. Utilice el Análisis Técnico*, Prentice Hall, México.
531. Sánchez-Cantú L, Soto-Campos CA, Morales-Matamoros O, García-Pérez AL (2017), *Ley de Potencia en Caídas de Precios Mayores a un Nivel Crítico en Series de Tiempo Financieras*. REMEF (Enero-Marzo)12(1):63-89.
532. Sandel M (2012), *What Money Can't Buy: The Moral Limits of Markets*, Farrar Straus & Giroux, New York.
533. Savage LJ (1954), *The Foundation of Statistics*, Dover Books on Mathematics. Versión Kindle.
534. Scheffer M, Bascompte J, Brock WA, Brovkin V, Carpenter SR, Dakos V, Held H, van Nes EH, Rietkerk M, Sugihara G (2009), *Early-warning signals for critical transitions*. Nature 08227:53-59.
535. Scheinkman JA, LeBaron B (1989), *Nonlinear Dynamics and Stock Returns*. J of Business 62(3):311-337.
536. Schelling TC (1978), *Micromotives and Macrobehavior*. Norton and Co. New York.
537. Schirmacher F (2015), *Ego, Las Trampas del Juego Capitalista*. (Título original. *Ego: Das Spiel des Lebens*, Traducción Sergio Pawlowsky). Ediciones Culturales Paidós, Ariel, México.
538. Schneider W, Shiffrin RM (1977), *Controlled and Automatic Human Information Processing: I. Detection, Search, and Attention*. Psychological Review, 84(1), 1-66.
539. Schröder J (1998), *Emergence: non-deducibility or downward causation?* The Philosophical Quarterly 48(193):434-452.
540. Schrödinger E (2012) *¿Qué es la Vida?* (Título original: *What is Life? The Physical Aspect of the Living Cell*. Traducción: Ricardo Guerrero, 1944), Tusquets Editores, México.
541. Schumacher EF (1973), *Lo pequeño es Hermoso*. Título Original: *Small is Beautiful*. Traducción, Oscar Margenet, Biblioteca de Economía, Ediciones Orbis, Barcelona.
542. Selten R (1999), *What is Bounded Rationality?* SFB Discussion Paper B-454:1-25.
543. Sen A (1999), *Development as Freedom*. Oxford University Press, Oxford, UK.
544. Senge P (1990), *The Fifth Discipline. The art and practice of the learning organization*. Doubleday, New York.
545. Sharpe WF (1963), *A simplified model for portfolio analysis*. Management Science 9:277-293.
546. Sharpe WF (1964), *Capital Asset Prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk*. Journal of Finance, 19:425-442
547. Shiller RJ (1981), *Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends?* The American Economic Review, 71:421-436.
548. Shiller RJ (1989), *Market Volatility*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
549. Shiller RJ (1995), *Conversation, Information, and Herd Behavior*. American Economic Review Papers and Proceedings of the 107th Annual Meeting of the AEA, 85(2):181-185.
550. Shiller RJ (1998), *Human Behavior and the Efficiency of the Financial System*. NBER Working Paper No. 6375, January; 1-34.
551. Shiller RJ (2003a), *From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance*. Journal of Economic Perspectives, 17(1):83-104.
552. Shiller RJ (2003b), *The New Financial Order. Risk in the 21st Century*. Princeton University Press, New Jersey.
553. Shiller RJ (2008), *The Sub-Prime Solution. How Today's Global Financial Crisis Happened, and What to Do about It*. Princeton University Press, New Jersey.

554. Shiller RJ (2009), *Irrational Exuberance*, 2nd Edition. Broadway Books, Random House, New York.
555. Shleifer A (2000), *Inefficient Markets. An introduction to behavioral finance*, Oxford University Press, Great Britain.
556. Shleifer A, Summers LH (1990), *The Noise Trader Approach to Finance*. J Economic Perspectives, 4(2):19-33.
557. Shull D (2012), *Market Mind Games, A Radical Psychology of Investing, Trading and Risk*. McGraw Hill,
558. Simon HA (1955), *A Behavioral Model of Rational Choice*. The Quarterly Journal of Economics, 69(1):99-118.
559. Simon HA (1959), *Theories of Decision-Making in Economics and Behavioral Science*. The American Economic Review, Vol 49:253-282.
560. Simon HA (1962), *The Architecture of Complexity*. Proceedings of the American Philosophical Society, 106(6):467-482.
561. Simon HA (1978), *Rational Decision-Making in Business Organizations*, American Economic Review, 69:493-513.
562. Simon HA (1986), *Rationality in Psychology and Economics*. Journal of Business, 59(4): S209-S224.
563. Simon HA (1990), *A Mechanism for social selection and successful altruism*. Science 250:1665-1668.
564. Simon HA (1991), *Bounded Rationality and Organizational Learning*. Organization Science, 2:125-134.
565. Simon HA, Newell A (1958), *Heuristic Problem Solving: The Next Advance in Operations Research*. Operations Research, Jan-Feb:1-10.
566. Singer P (2000), *Writings on an Ethical Life*. The ECCO Press, Harper Collins, New York.
567. Sinha S, Chatterjee A, Chakraborti A, Chakrabarti BK (2010), *Econophysics: An Introduction*, Willey, Berlin.
568. Smith A (1776), *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations*, Strahan & Cadell Editors, London.
569. Sneppen K, Newman MEJ (1997), *Coherent Noise, Scale Invariance and Intermittency in Large Systems*. Physica D, 110:209-222.
570. Snowden DJ, Boon ME (2007), *A Leader's Framework for Decision Making*. Harvard Business Review, Novembre, pp 1-8.
571. Solé R (2009), *Redes Complejas. Del Genoma a Internet*. Tusquets Editores, Barcelona.
572. Solow RM (1956), *A Contribution to the Theory of Economic Growth*. The Quarterly Journal of Economics, 70:65-94.
573. Solow RM (1957), *Technical Change and the Aggregate Production Function*. The Review of Economics and Statistics, 39:312-320.
574. Sornette D (2001), *Predictability of Catastrophic Events: Material Rupture, Earthquakes, Turbulence, Financial Crashes and Human Birth*. arXiv:cond-mat/0107173v1 [cond-mat.stat.mech]
575. Sornette D (2003), *Why Stock Markets Crash. Critical Events in Complex Financial Systems*. Princeton University Press, Princeton.
576. Sornette D, Cauwels P (2013), *A Creepy World*. Swiss Finance Institute Research Paper No. 13-55.
577. Sornette D, Johansen A (1997), *Large Financial Crashes*. arXiv:cond-mat/9704127v2.
578. Sornette D (2009), *Dragon-Kings, Black Swans and the prediction of Crises*. International Journal of Terraspace Science and Engineering, 2:1-18.

579. Sornette D, Ouillon G (2012), *Dragon-kings: mechanisms, statistical methods and empirical evidence*. Eur Phys J Special Topics 205, 1-26.
580. Sornette D, Von Der Becke S (2011), *Crashes and High Frequency Trading*. Swiss Finance Institute Research paper no. 11-63.
581. Soros G (2008), *El Nuevo Paradigma de los Mercados Financieros. Para Entender la Crisis Económica Actual*. Título Original: *The New Paradigm for Financial Markets. The Credit Crisis of 2008 and What it Means*. Traducción de Estrella Trincado. Taurus, México.
582. Sparks S, Self S, Grattan J, Oppenheimer C, Pule D, Rymer H (2005), *Super Eruptions: Global Effects and Future Threats*. Report of The Geological Society of London Working Group. The Open University, Milton Keynes.
583. Stanley HE, Amaral LA, Buldyrev SV, Gopikrishnan P, Plerou V, Salinger MA (2002), *Self-organized complexity in economics and finance*. Proc Natl Acad Science 99(Suppl 1):2561-2565.
584. Stanley HE, Amaral LA, Gopikrishnan P, Plerou V (2000), *Scale invariance and universality of economic fluctuations*. Physica A 283:31-41.
585. Stanley HE, Afanasyev V, Amaral LAN, et al. (1996), *Anomalous fluctuations in the dynamics of complex systems: from DNA and physiology to econophysics*. Physica A, 224:302-321.
586. Stanley HE, Amaral LAN, Canning D, et al (1999), *Econophysics: Can physicists contribute to the science of economics*. Physica A 269:156-169.
587. Stanley HE, Nunes AL, Gabaix X, Gopikrishnan P, Plerou V (2001), *Quantifying economic fluctuations*. Physica A, 302:126-137.
588. Stewart I, Golubitsky M (1995), *¿Es Dios un Geómetra? Las Simetrías de la Naturaleza* (Título original: *Fearful Symmetry. Is God a Geometer?* 1992, traducción de Mercedes García Garmilla) Drakontos, Grijalbo Mondadori, Barcelona.
589. Stiglitz JE (2002), *El Malestar en la Globalización*. Título Original: *Globalization and its Discontents*, Traducción, Carlos Rodríguez Braun, Taurus, México.
590. Stiglitz JE (2010), *Caída Libre: El Libre Mercado y el Hundimiento de la Economía Mundial*. (Título original: *Freefall. America, Free Markets, and the Sinking of the World Economy*. Traducción de Alejandro Pradera y Núria Petit), Taurus, Santillana Ediciones Generales, México.
591. Stiglitz JE (2012), *The Price of Inequality: How Today's Divided Society Endangers Our Future*. WW Norton and Co, New York.
592. Strogatz S (2003), *Sync. How order emerges from chaos in the Universe, Nature, and daily Life*. Hyperion, New York.
593. Summers L (1986), *Does the Stock Market Rationally Reflect Fundamental Values?* Journal of Finance, 41:591-601.
594. Summers, L. (2013). *IMF Presentation at the IMF 14th Annual Research Conference In Honor Of Stanley Fisher*, International Monetary Fund, 8 November 2013.
595. Surowiecki J (2005), *The Wisdom of Crowds*. Random House, New York.
596. Sutcliffe JV (1979), *Obituary*, Hydrological Sciences Bulletin, 24(4):539-541.
597. Sutton J (2002), *Marshall's Tendencies. What can Economists Know? (Gaston Eyskens Lectures)*. The MIT Press. Cambridge, MA.
598. Swart KW (1969), *The Miracle of the Dutch Republic as Seen in the Seventeenth Century*. University College London, TSA Constable Ltd, Edinburgh.
599. Swenson R (1989), *Emergent Attractors and the Law of Maximum Entropy Production: Foundation for a Theory of General Evolution*. Systems Research, 6(3):187-197.

600. Swenson R (1997), *Autocatakinetics, Evolution, and the Law of Maximum Entropy Production, a Principle Foundation towards the Study of Human Ecology*. *Advances in Human Ecology*, 6:1-47.
601. Swenson R (2000), *Spontaneous Order, Autocatakinetic Closure, And the Development of Space-Time*. *Annals of the New York Academy of Science*, 901:311-319.
602. Syll LP (2016), *On the Use and Misuse of Theories and Models in Mainstream Economics*. World Economics Association Books, College Publications. London, UK.
603. Taleb NN (2004), *Learning to Expect the Unexpected*. Op-ed Contributor. New York Times.
604. Taleb NN (2007), *The Black Swan. The Impact of the Highly Improbable*, Random House, New York.
605. Taylor SJ (1984), *Estimating the Variance of Autocorrelations Calculated from Financial Time Series*, *Applied Statistics*, 33(3):300-308.
606. Taylor SJ (2008), *Modelling Financial Time Series*, 2nd Edition. World Scientific Publications, Singapur.
607. Tebaldi C, De Menech M, Stella AL (1999), *Multifractal scaling in the Bak-Tang-Wiesenfeld sandpile and edge events*. *Phys. Rev. Lett.* **83**, pp. 3952- 3955.
608. Tesfatsion L (2005), *Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory*. *Handbook of Computational Economics*, Vol 2: North Holland.
609. Thaler RH (1992a), *The Winer's Course. Paradoxes and Anomalies of Economic Life*. Princeton University Press, Princeton.
610. Thaler RH (1992b), *Quasi Rational Economics*. Russell Sage Foundation, New York.
611. Thaler RH (1993), *Advances in Behavioral Finance, Volume I*. Russell Sage Foundation, New York.
612. Thaler RH (1999), *Mental accounting matters*. *Journal of Behavioral Decision Making*, 12:241-268.
613. Thaler RH (2005), *Advances in Behavioral Finance, Volume II*. Russell Sage Foundation, Princeton University Press, Princeton.
614. Thaler RH (2015), *Misbehaving. How Economics Became Behavioural*. Kindle Edition. WW Norton & Co. Penguin, Random House, UK.
615. Thaler RH, De Bondt W (1985), *Does the Stock Market Overreact?* *Journal of Finance*, 40:793-805.
616. Thurner S, Farmer DJ, Geanakoplos J (2012), *Leverage Causes Fat Tails and Clustered Volatility*. *Quantitative Finance*, 12(5):695-707.
617. Tinbergen J (1962), *Hacia una Economía Mundial. Sugerencias para una Política Económica Internacional*. (Título original: *Shaping the World Economy*. Traducción de Anna María Cabré), Ediciones Orbis, Barcelona.
618. Tinbergen J (1981), *Misunderstandings Concerning Income Distribution Policies*. *The Economist*, 129:8-20.
619. Treynor JL (1961), *Market Value, Time, and Risk*. Unpublished manuscript. Rough draft dated 8/8/1961 #95-20.
620. Treynor JL (1962), *Towards a Theory of Market Value of Risky Assets*. Unpublished manuscript. Rough draft dated fall of 1962. A final version was published in 1999, in *Asset Pricing and Portfolio Performance*. Robert A. Korajczyk (editor) London: Risk Books, pp 15-22.
621. Trist E (1981), *The Evolution of Socio-Technical Systems, A Conceptual Framework and an Action Research Program*. In: *Perspectives on Organizational Design and Behaviour*, Van de Ven, Joyce W, Wiley, New York.

622. Tsay RS (2002), *Analysis of Financial Time Series. Financial Econometrics*. John Wiley & Sons, Inc. New York.
623. Tversky A, Kahneman D (1974), *Judgment Under Uncertainty: Heuristics and biases*. Science 185:1124-1131.
624. Tversky A, Kahneman D (1986), *Rational Choice and the Framing of Decisions*. The Journal of Business, 59: S251-S278.
625. UCS *Satellite Database*. Union of Concerned Scientists, Last revised, February 25, 2016.
626. USCFTC, USSEC (2010), *Findings Regarding the Market Events of May 6, 2010*. Report of the Staffs of the CFTC and SEC to the Joint Advisory Committee on Emerging Regulatory Issues: 1-104.
627. Utzig S (2010), *The Financial Crisis and the Regulation of Credit Rating Agencies: A European Banking Perspective*. ADBI working paper series, No. 188:1-20.
628. Vaihinger H (1924), *The Philosophy of As If. A System of the Theoretical, Practical and Religious Fictions of Mankind*. (Título original: *Die Philosophie des Als Ob*. Traducción, CK Ogden), Edición 1968. Barnes and Noble, New York.
629. Van Capehout G, Verhestraeten J-F (2010), *Herding Behavior among Financial Analysts: a literature review*. HUB Research Paper, 1-14.
630. Vandermarliere B, Karas A, Ryckebusch J, Schoors K (2015), *Beyond the Power Law: Uncovering Stylized Facts in Interbank Networks*. arXiv:1409.3738v2 [q-fin.GN], 28 Jan, 2015:1-17.
631. Vandewalle N, Ausloos M (1997), *Coherent and Random Sequences in Financial Fluctuations*, Physica A 246 :454-459.
632. Varela FJ, Maturana HR (1973), *De Máquinas y Seres Vivos: Una teoría sobre la organización biológica*. Editorial Universitaria. Santiago de Chile.
633. Varian HR (2006), *Revealed Preference*. In: *Samuelsonian Economics and the 21st Century*, edited by Szenberg M, Remrattan L, Gottesman AA, Oxford University Press, pp 99-115, Oxford, UK.
634. Varnedoe K (1990), *A Fine Disregard. What Makes Modern Art Modern*. Harry N. Abrams, Inc. New York.
635. Vásquez Rocca A (2008), *Zygmunt Bauman: Modernidad Líquida y Fragilidad Humana*. Nómadas, Revista Crítica de Ciencias Sociales y Jurídicas, 19(3): 1-8.
636. Vega Rodríguez FJ, Caro Razú E, Espinosa de los Monteros M, Gamboa Ortiz G, Robles JJ (1998), *El Mercado Mexicano de Dinero, Capitales y Productos Derivados: Sus Instrumentos y sus Usos*. Grupo Editorial Eón, México.
637. Vespignani A (2006), *Structure and Dynamics of Complex Networks*. Indiana University School of Informatics. The Biocomplexity Institute.1-111.
638. Vickers G (1970), *Freedom in a Rocking Boat*. Allen Lane, London.
639. Villagómez A (2011), *La Primera Gran Crisis Mundial del Siglo XXI*. Tusquets Editores. México.
640. Vives X (1995), *The Speed of Information Revelation in a Financial Market Mechanism*. Journal of Economic Theory, 67:178-204.
641. Walras MEL (1874), *Éléments d'économie politique pure, ou théorie de la richesse sociale*. Edition 2010 by Nabu Press, Charleston, SC.
642. Watts DJ (2003), *Six Degrees: The Science of a Connected Age*. W. W. Norton, New York.
643. Watts DJ, Strogatz SH (1998), *Collective Dynamics of 'Small-World' Networks*. Nature, 393:440-442.
644. Wentian L (2002), *Zipf's Law Everywhere*. Glottometrics 5:14-21. RAM Verlag.
645. Whitt JA (1996), *The Mexican Peso Crisis*. Federal Reserve Bank of Atlanta, Economic Review, Jan/Feb 1996.

646. Wiener N (1923), *Differential space*, Journal of Mathematical Physics Math Inst Tech, 2:131-174.
647. Wiener N (1948), *Cybernetics or Control and Communication in the animal and the machine*. The Technology Press. John Wiley & Sons, New York.
648. Wiener N (1956), *Mis Días en México 1944*. (Título Original: *My Days in Mexico 1944*. Traducción de Bárbara Jacobs, MIT Press, Cambridge, Massachusetts), en: Ensayos Científicos. Enrique Flores, Compilador. Ciencia y Desarrollo, CONACYT, México.
649. Wilensky U (1999), *NetLogo*. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.
650. Wilensky U, (2001), *Modeling Nature's Emergent Patterns with Multi-agent Languages*, Eurologo, Linz, Austria, 1-13.
651. Wilensky U, Rand W (2015), *An Introduction to Agent-Based Modeling, Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems Using NetLogo*. The MIT Press, Cambridge, Mass.
652. Williams GP (1997), *Chaos Theory Tamed*. The Joseph Henry Press, National Academy Press, Washington.
653. Wilmott P (2006), *Quantitative Finance*, 2nd Edition. John Wiley & Sons, New York.
654. Wilson B (1990), *Systems: Concepts, Methodologies and Applications*. John Wiley & Sons, Chichester, UK.
655. Wolff RD (2013), *Capitalism Hits the Fan: The Global Economic Meltdown and What to Do About It*. 2nd Rev. Edition. Interlink Publishing Group, Northampton.
656. Working H (1934), *A Random-Difference Series for Use in the Analysis of Time Series*. Journal of the American Statistical Association, XXIX, 11.
657. Wright L, Kemp S, Williams I (2011), *Carbon Footprinting: Towards a Universally Accepted Definition*. Carbon Management 2(1):61-72.
658. Wright S (1932), *The Roles of Mutation, Inbreeding, Crossbreeding, and Selection in Evolution*. Proceedings of the 6th International Congress on Genetics. 355–366.
659. Yule GU (1925), *A Mathematical Theory of Evolution Based on the Conclusions of Dr. J.C. Willis*. Philos Trans R Soc London B 213:21-87.
660. Zeelenberg M, Nelissen RMA, Breugelmans SM, Pieters R (2008), *On Emotion Specificity in Decision Making: Why Feeling is for Doing*. Judgment and Decision Making, 3(1):18-27.
661. Zeleny M (1981), *What is Autopoiesis? En: Autopoiesis: A Theory of Living Organization*, Elsevier, New York.
662. Zhao L, Yang G, Wang W, Chen Y, Huang JP, Ohashi H, Stanley HE (2011), *Herd Behavior in a complex adaptive system*. PNAS, 108(37):15058-15063.
663. Zipf GK (1949), *Human Behavior and the Principle of Least Effort*. Addison-Wesley, Cambridge.

XIV. GLOSARIO

A

Acción: Parte alícuota del capital social de una sociedad mercantil que puede ser nominativa o al portador, y estar total o parcialmente desembolsada. Se clasifican en series según los derechos que otorgan y su valor nominal. En general, da derecho a una parte proporcional en el reparto de beneficios y una cuota de liquidación en la disolución de la sociedad. Da también derecho preferente en la suscripción de nuevas acciones y derecho de voto en las juntas generales.

Actividad del Mercado: Término que se utiliza para designar de manera semi-cuantitativa el volumen de acciones operadas en el mercado en un período dado.

Activos Financieros: Son aquellos productos, pagarés, letras, bonos, acciones que el emisor utiliza para financiarse. Por tanto, es el inversor quien adquiere estos activos financieros.

Adaptabilidad: Capacidad de un sistema de controlar sus ingresos, o los efectos de estos a fin de adecuarlos a sus necesidades.

Agente: Entidad que toma decisiones dependiendo del estado de su entorno.

Agente económico: Personas o grupos de ellas que realizan una actividad económica.

Alcista: Situación de las bolsas de valores en la que los participantes en el mercado esperan que las cotizaciones de un bien vayan a aumentar, por lo que la presión compradora frente a dicho bien crece y puede incluso llegar a producir un incremento de los precios sin causa real.

Aleatorio: Cualquier suceso que se produce al azar, sobre el que no tenemos certeza. Puede ser sometido al cálculo de probabilidades.

Ambiente: Son los sistemas externos a la frontera que se defina del sistema (Kast, Rosenzweig, 1970).

Análisis Financiero: Persona que analiza los mercados de valores, calculando el precio de los distintos activos financieros en función de su situación patrimonial actual y sus perspectivas futuras de rentabilidad y riesgo.

Análisis Fundamental: Metodología de estudio de todas las variables que afectan o que potencialmente pueden afectar la oferta y la demanda de los valores y por lo tanto que tienen como consecuencia el cambio del precio de los valores (acciones, bonos, opciones, futuros, *commodities*, divisas, etc.). Está basado en el estudio, interpretación y ponderación de los factores macroeconómicos, microeconómicos, climáticos, políticos, sociales, etc. que se estiman causales de los movimientos de los precios.

Análisis Técnico: Metodología de estudio del cambio de precio de valores (acciones, bonos, opciones, futuros, *commodities*, divisas, etc.) basado en la interpretación de fenómenos detectados en representaciones gráficas de la relación entre la oferta y la demanda, y su traducción en los precios y volúmenes de títulos operados de dichos valores. El método opera bajo el supuesto de que en las gráficas son incorporados los factores causales (macroeconómicos, microeconómicos, climáticos, políticos, sociales, etc.) de los movimientos de los precios.

Apreciación: En general, aumento del valor de bienes, títulos y efectos y, más concretamente, su valor en el mercado.

Aprendizaje: Capacidad de un sistema de modificar sus características para adaptarse mejor a su entorno.

Arbitraje: En el ámbito de los mercados financieros, se aplica a las operaciones simultáneas de compra y de venta realizadas sobre un mismo producto, divisa o instrumento financiero en diferentes mercados y plazos, al objeto de obtener beneficios por las eventuales diferencias entre sus correspondientes valores de mercado. Así pues el arbitraje consiste en encontrar ineficiencias de los mercados, que mediante tal arbitraje tienden a minimizarse.

Atributos: Atributos de personalidad, que resultan ser aquellas propiedades o características que son propias de cada persona. Los mencionados atributos son intransferibles, intransferibles, inembargables, irrenunciables e imprescriptibles.

Auto: Prefijo que, en el contexto de la TGS, expresa la idea según la cual los sistemas, una vez que reciben aportes de información o energía del entorno, pueden generar y mantener una actividad propia en virtud de sus peculiares características como tales.

Auto-diferenciación: Proceso manifiesto en los sistemas vivos y que consiste en una transformación progresiva desde una condición más general y homogénea, hasta otra más especial o heterogénea. Consiguientemente, esta idea está directamente vinculada con las de segregación y especialización.

Auto-organización: La auto-organización es un fenómeno que ocurre en la transición de fase entre un estado estable y uno caótico, es un fenómeno que se da en la región de estado conocida como el límite del caos. En esta región cercana a la transición de fase, “los más complejos comportamientos pueden ocurrir –suficientemente ordenados para asegurar la estabilidad y aun llenos de flexibilidad y de sorpresa-” (Kauffman, 1995)

Autonomía: Capacidad de un sistema para determinar, dentro de ciertos límites, su comportamiento frente a las variaciones de su entorno.

Autopoiesis: Capacidad de un sistema de reproducir sus propios elementos y las interrelaciones que los unen. Es una red de producción y procesos, en la cual la función de cada componente participa en la producción o transformación de otro componente en la red y la constituyen (la red) como una unidad concreta en el espacio en el cual existe por la

especificación del dominio topológico de su delimitación como red. En este sentido, la red entera se produce a sí misma. En un sistema viviente auto-organizativo, el producto de su operación es su propia organización (Varela, 1979).

B

Bajista: Tendencia a la baja de una variable, por ejemplo, un índice bursátil, inflación, etcétera.

Bear, Mercado: Nombre que recibe un movimiento primario del mercado a la baja.

Bearish: Calificativo que se aplica a una señal técnica que pronostica un movimiento descendente o a cualquier fenómeno técnico cuyo significado tenga carácter de movimiento a la baja.

Bull, Mercado: Nombre que recibe un movimiento primario alcista del mercado.

Bullish: Calificativo que se aplica a una señal técnica que pronostica un movimiento ascendente, o a cualquier fenómeno técnico cuyo significado tenga carácter de movimiento al alza.

Bursatilidad: Propiedad de una acción que opera con altos volúmenes de negociación y prácticamente todos los días. De acuerdo con esto, las acciones se clasifican en alta, media y baja bursatilidad dependiendo del número de acciones que se intercambian en promedio en un día de operaciones o del monto en dinero que dicho intercambio representa.

C

Caos, Teoría del: Rama de las matemáticas, relacionada con el análisis de dinámica no lineal, que describe el comportamiento de sistemas irregulares, complejos que pueden tener un orden o estructura subyacente pero dicho orden no necesariamente es aparente.

Cartera de Inversión: La cartera de inversión la componen los distintos activos financieros y bienes tangibles en los que invertimos nuestro dinero en busca de una rentabilidad.

Cartera de Valores: Conjunto de instrumentos financieros en que está invertido el dinero de una sociedad de inversión.

Ciencia de Sistemas: Proceso sintético de integración de las ciencias exactas, biológicas y sociales (Van Gigh, 1993)

Coefficiente Alfa: Parámetro que mide la parte de la rentabilidad de un título que es independiente del mercado.

Coefficiente Beta: También llamado coeficiente de volatilidad, parámetro que indica el grado en el que las variaciones del rendimiento del mercado afectan al rendimiento de determinado título.

Coefficiente de Correlación: Medida estadística habitualmente utilizada para medir la asociación entre dos valores, que simplemente re-escala la covarianza a un valor comprendido entre -1 (correlación perfectamente negativa) y 1 (correlación perfectamente positiva).

Coefficiente de Determinación: Coeficiente que mide el grado de dependencia entre variables, tomando el valor 0 en caso de correlación nula o el valor 1 en caso de correlación total. Equivale al cuadrado del coeficiente de correlación.

Commodities: Anglicismo que designa a las mercancías o bienes tangibles cuyos títulos pueden comprarse o venderse en el mercado sin tener que adquirir físicamente las propias mercancías.

Complejo: Carácter de un sistema que está compuesto por una gran variedad de componentes o elementos dotados de funciones especializadas. Estos elementos están organizados en niveles jerárquicos y se presentan interacciones no lineales entre los múltiples y variados elementos.

Comunicación: Transmisión de energía, materia o información de un lugar a otro del sistema, o entre sistemas, o del entorno al sistema, o recíprocamente.

Contexto: Conjunto de objetos exteriores al sistema, pero que influyen decididamente a éste, y a su vez el sistema influye, aunque en una menor proporción, sobre el contexto. Se trata de una relación mutua de contexto-sistema

Contingencia: Contingencia es el estado de aquellos hechos que desde un punto de vista lógico no son ni verdaderos ni falsos. La contingencia es lo opuesto a necesidad: un acto o hecho contingente es lo que podría no haber ocurrido o tenido lugar; un acto o hecho es necesario, en cambio, si no podría no haber ocurrido.

Control: Uso de una regulación en pos del funcionamiento estable del sistema que lo mantiene dentro de límites de equilibrio.

Cotización al Cierre: También conocido por cierre o precio de cierre, es el precio que tienen los títulos u mercancías cuando finaliza una sesión bursátil. Paralelamente se puede hablar de la cotización al cierre del tipo de cambio de una moneda en relación con otras.

Cotización Máxima: Precio más elevado alcanzado por un valor mobiliario, divisa o materia prima durante una sesión del mercado correspondiente, y que diariamente aparece publicado junto con la cotización mínima, la de cierre y la del día anterior.

Cotización Mínima: Precio menor al que cotiza un valor mobiliario, divisa o materia prima a lo largo de una sesión de sus respectivos mercados de cotización. Diariamente aparece publicado junto con la cotización mínima, la de cierre y la del día anterior.

Crack Bursátil: Término utilizado para referirse a una rápida caída de todos o gran parte de los valores que cotizan en Bolsa.

Creador de Mercado (market maker): Agente de un mercado de valores que de una forma continuada ofrece ciertos títulos al mejor precio de compra y de venta posibles, con el objeto de mantener un nivel mínimo de existencias de dicho valor. Supone una fuente de liquidez para el mercado.

Crisis Bursátil: Situación de las Bolsas en la que existe una fuerte baja de las cotizaciones de los valores objeto de negocio y un bajo volumen de negociación.

Crisis Financiera: Situación caracterizada por una inestabilidad en los mercados monetarios y en el sistema crediticio a la que se llega tras una crisis económica, desajustes negativos en la balanza de pagos o especulaciones que lleven a un bajón de las cotizaciones en Bolsa.

D

Depresión: Período de estancamiento económico leve o agrupado. El término recesión se debe aplicar a las recaídas moderadas y de corta duración en los negocios, y dejar el término depresión para aludir al estancamiento más drástico y de mayor plazo en los negocios, así como el que se inició con la crisis de 1929 y duró parte de los años treinta.

Descontar las Noticias: Fenómeno por el cual el mercado de valores, o bien, las acciones de una empresa en particular, reflejan de forma anticipada en su cotización las informaciones tanto positivas como negativas relativas a situaciones que en un futuro puedan afectar al ámbito económico.

Diversificación del Riesgo: Inversión en una amplia variedad de activos o valores para reducir el riesgo de una cartera. El riesgo total de una cartera o su volatilidad disminuye con la diversificación, una cartera formada por valores no perfectamente correlacionados entre sí ofrece un patrón de rentabilidad-riesgo superior al de sus componentes individuales.

Diversificar: Método de construcción de un portafolio de inversión que consiste en invertir simultáneamente en acciones de distintos sectores del mercado con objeto de disminuir el riesgo de exposición.

Dividendo: Parte

E

Economía de Mercado: Por contraposición a la economía controlada, es aquella economía en la que las cantidades objeto de transacción y los precios son fijados por las fuerzas de la oferta y demanda del mercado.

Economía Financiera: Parte de la economía que se encarga del estudio de los mercados financieros, la valoración de activos, las corrientes de información entre los propietarios de las empresas y la financiación, inversión y política de dividendos de estas.

Elemento: Se entiende por elemento de un sistema las partes o componentes que lo constituyen. Estas pueden referirse a objetos o procesos. Una vez identificados los elementos pueden ser organizados en un modelo.

Emisor: Persona física o jurídica, pública o privada, que emite títulos valores o activos financieros como forma de captar recursos ajenos para financiar sus actividades.

Emisora: Persona moral que tiene inscritos sus valores en el listado de la bolsa de valores. Por extensión es equivalente al nombre de una acción que cotiza en la bolsa.

Enfoque de Sistemas: Sinónimo de Teoría General de Sistemas (Van Gigch, 1993).

Entorno: El conjunto de condiciones externas del ambiente que afectan directamente al sistema y viceversa.

Entradas, Insumos, Recursos: Son los elementos que entran al sistema y sobre los cuales se aplican los recursos.

Escala Aritmética: Escala de precio o de volumen en la que distancias verticales iguales en el gráfico representan cambios en valores o cantidades iguales.

Escala Semi-logarítmica: Escala de precio o de volumen en la que distancias verticales en el gráfico representan cambios porcentuales iguales.

Especulación: Consiste en el alza de los precios que provocan los vendedores por la escasez de un producto para lograr el máximo beneficio. En los mercados financieros la especulación se entiende como la búsqueda rápida de la ganancia.

Estado de Equilibrio: Estado final hacia el cual evolucionan los sistemas cerrados, y que se encuentra determinado por las condiciones iniciales de partida. El estado de equilibrio se basa en reacciones reversibles, y su mantenimiento no requiere energía.

Estados Financieros: Este nombre se aplica especialmente para designar al balance general y al estado de resultados, pero también se usa para denotar otros estados relativos a la situación financiera o a los resultados de cualquier negocio, persona o corporación.

Estructura: Conjunto de las partes más invariantes de un sistema, que le dan permanencia por toda la duración de su existencia.

Evolución: Proceso permanente por el cual el universo aumenta y/o disminuye de forma gradual de complejidad y puede contrarrestar los procesos entrópicos que tienden a la disipación progresiva y la disminución de organización (Van Gigh, 1993)

F

Finanzas: Área de la economía que estudia el funcionamiento de los mercados de dinero y capitales, las instituciones que operan en ellos, las políticas de captación de recursos, el valor del dinero en el tiempo y el coste del capital.

Fluctuación: Oscilaciones al alza y a la baja que sufren las cotizaciones de los valores objeto de negociación en los mercados financieros.

Fondos de Inversión: Instituciones de inversión colectiva con personalidad jurídica propia cuyo interés es la propiedad compartida de activos con fines lucrativos. También son instituciones de inversión o ahorro, que captan recursos de sus miembros para invertirlos y repartir los beneficios obtenidos según lo convenido.

Fractal: Término que se aplica a ciertas formas geométricas que reproducen la complejidad de las formas de la naturaleza. Una de sus características es que repiten su estructura general en cada una de sus partes y en las partes de sus partes, es decir, contienen la imagen de sí mismas en cada una de sus partes. Los fractales ofrecen una perspectiva muy rica para describir y estudiar formas y sistemas complejos de las ciencias naturales y sociales. La teoría de la onda de Elliott comparte las propiedades de la geometría fractal cuya descripción formal ciertamente antecede.

Frontera del Sistema: Región, estructura o subsistema que separa y al mismo tiempo conecta al sistema y su entorno, y cuya función es seleccionar los ingresos y egresos del sistema. La frontera está reconocida por el observador.

G

Gap: Término inglés que se podría traducir por diferencia, brecha, déficit. Se utiliza en economía para referirse a la diferencia existente entre los valores de dos magnitudes que son comparadas, o el vacío existe en cualquier fenómeno económico social.

Gestión de Riesgos: Actividad consistente en estudiar y controlar los riesgos que pueden surgirle a una empresa o institución en sus actividades financieras (mantenimiento de deudas, compra de activos, inversiones, etcétera) tratando de que exista un grado de cobertura adecuada de todos los activos de la sociedad.

H

Holismo: Conjunto de conceptos referidos al estudio de sistemas complejos considerados como totalidades integradas.

Holístico: Visión integral o sistémica.

Holos (u Holón): Entidad completa en sí misma que es, al mismo tiempo, elemento de una entidad de orden superior (Koestler, 1967)

Homeorresis: Hace referencia a los sistemas dinámicos que subyacen en la homeostasis. En otras palabras, son los sistemas con homeostasis que no son estáticos en este estado, de modo tal que no siempre tendrán su estado de equilibrio presente en el sistema.

Homeostasis: Conjunto de fenómenos de autorregulación, conducentes al mantenimiento de una relativa constancia en la composición y las propiedades del medio interno de un sistema. Los múltiples ajustes dinámicos del equilibrio y los mecanismos de autorregulación hacen posible la homeostasis.

I

Índice de Sharp: Refleja la rentabilidad en exceso media (diferencia entre la rentabilidad de la cartera y la rentabilidad del activo libre de riesgo), por unidad de riesgo total de la cartera.

Interdisciplinario: Punto de vista frecuentemente usado por la TGS, y que sostiene la posibilidad de introducir nuevos modelos conceptuales, llamados modelos interdisciplinarios, que trascienden los compartimientos ordinarios de la ciencia y son aplicables a fenómenos de diferentes campos de investigación.

L

Lag: Término en inglés utilizado para designar el tamaño de un rezago en el tiempo empleado al medir alguna variable estocástica.

Liquidez: Capacidad de obtener dinero en efectivo para los usos requeridos mediante la conversión de activos.

Log rendimiento: Tasa de rendimiento generada por un activo durante un período finito de tiempo, r , estimados mediante la fórmula $r = Ln(V_f/V_i)$ donde Ln es el logaritmo natural, V_f el valor del activo al final del período y V_i el valor del activo al inicio del período considerado. Subyace en la fórmula el supuesto de que la tasa ha sido generada mediante un rendimiento compuesto continuo.

M

Markov, propiedad de: Es

Mercado de Capitales: Es a aquel mercado financiero en el que se realiza la intermediación de instrumentos de inversión de renta variable (acciones, opciones, futuros) o de renta fija (Cetes, Udibonos, Obligaciones, Papel Comercial).

Mercado de Derivados: Aquellos en los que no se negocian instrumentos financieros sino contratos relativos a instrumentos financieros. Los más importantes son los de futuros y opciones.

Mercado de Divisas: El mercado de divisas (también conocido como Forex, abreviatura del término inglés Foreign Exchange) es un mercado mundial y descentralizado en el que se negocian divisas. Este mercado nació con el objetivo de facilitar el flujo monetario que se deriva del comercio internacional.

Mercado Financiero: El conjunto de inversionistas, empresas e instituciones financieras que compran y venden instrumentos financieros para obtener rendimientos o recursos para la inversión.

Mercado Primario: Mercado en el que se hace la colocación de una nueva emisión de acciones y que por ello permite la entrada de dinero fresco a la empresa emisora.

Mercado Secundario: Mercado en el que se intercambian acciones u otros valores, en el cual la transferencia de recursos se da exclusivamente entre el comprador y el vendedor de los valores sin participación de la empresa emisora.

Metametodología sistémica: Un sistema de sistemas metodológicos (Flood, Jackson, 1991).

Metodología: Conjunto de métodos que se siguen en una investigación científica, un estudio o una exposición doctrinal.

Multidisciplinarietà: Alude al mero hecho de la existencia de una diversidad de ciencias. El concepto no implica que haya necesariamente una relación entre ellas, sólo dice que hay varias ciencias diferentes: física, química, biología, psicología, sociología, historia, etc. En tal sentido, lo multidisciplinario resulta una condición necesaria para lo interdisciplinario y lo transdisciplinario, mas no para lo intradisciplinario.

N

Nivel de organización: La biología se ocupa de analizar jerarquías o niveles de organización que van desde la célula a los ecosistemas. Este concepto implica que en el universo existen diversos niveles de complejidad.

O

Operador Bursátil: Persona física que ha sido aprobada por la Bolsa de Valores y autorizada para que a nombre de una casa de bolsa formule posturas y celebre operaciones bursátiles.

Osciladores: Indicadores técnicos de gran utilidad en períodos de trading en los cuales dan señales oportunas de sobrecompra o sobreventa. Se consideran indicadores no seguidores de tendencia, sino que evalúan el momento o velocidad de un movimiento. Se clasifican en acotados o no acotados y en simples y compuestos.

P

Políticas de Inversión: Conjunto de lineamientos y restricciones que establece el administrador de un fondo de inversión para definir los instrumentos financieros y los límites máximos y mínimos en los que se puede invertir en el Fondo.

Postura: Policitación o compromiso de operación que formula un operador para celebrar una operación bursátil y que se hace pública al colocarse en el corro.

Precio de Apertura: Precio al que se negocia una acción al inicio de una sesión de remate bursátil.

Precio de Cierre: Último hecho o precio al que se negocia una acción al final de una sesión de remate bursátil. Operativamente en la Bolsa Mexicana de Valores es el precio promedio ponderado en función del volumen que por acción calcule la bolsa correspondiente a los últimos 10 minutos de la sesión de remates.

Precio Máximo: Precio más alto al que se negocia una acción durante una sesión de remate bursátil o un período determinado de tiempo.

Precio Mínimo: Precio más bajo al que se negocia una acción durante una sesión de remate bursátil o un período determinado de tiempo.

Precio Ponderado: Forma de expresar los precios a los que se opera una acción en un período determinado que resulta de sumar dos veces el último precio del período, más el precio mínimo y más el precio máximo del período y dividir el resultado entre cuatro.

Promedio Móvil Exponencial: Variedad de promedio móvil cuya construcción comprende la utilización de una constante de suavidad (*smoothing constant* o SC) que se calcula dividiendo 2 entre el número de días elegidos para el promedio móvil + 1. el PM exponencial del día de hoy será igual al precio de cierre de ayer menos el PM exponencial de ayer multiplicado por SC y el resultado se suma al PM exponencial de ayer. Ya que una de las variables que se requiere incluir en el cálculo es el PM exponencial de ayer, es necesario correr el cálculo a partir de un precio de cierre anterior. El “período de estabilización”, que así se llama el número de días necesarios para tener un PM exponencial válido, será igual al número de días con que se calculó el SC.

Promedio Móvil Ponderado: Variedad de promedio móvil que se calcula multiplicando el precio de cierre por “ni”, que para el último día es el número de días del período elegido “n”. El cierre del día anterior se multiplica por “n-1”, el que sigue hacia atrás por “n-2”, etc. hasta llegar al “n” día anterior (primero de la serie), el cual se multiplica por 1. Se suman todos estos valores y el resultado se divide entre la suma de todos los factores “ni” de ponderación ($n + n-1 + n-2 \dots + 1 = n$ total).

Promedio Móvil: Es el promedio de un grupo de datos que se generan en forma secuencial. Los PM pueden ser calculados para cualquier número entero de períodos (minutos, días o semanas). De esta forma, el Promedio Móvil es una versión suavizada de los movimientos del precio de las acciones y por lo tanto minimiza la distorsión que ocasionan movimientos aleatorios o movimientos bruscos y exagerados en los precios, dando una impresión más clara de la verdadera tendencia en el movimiento del precio. El Promedio Móvil es el indicador más utilizado. Es un indicador seguidor de tendencia y por lo tanto su utilidad se puede aprovechar únicamente durante períodos de tendencia resultando inútil en períodos de trading. En su forma simple, el promedio móvil resulta de sumar los precios de cierre de un número “n” de días y dividir la suma entre “n”. Existen además los PM exponenciales y los ponderados cuya característica particular es que se calculan dando un mayor peso a los datos más recientes y progresivamente menos peso conforme se alejan los datos hacia el pasado.

Propiedades Emergentes: Son las propiedades o atributos que surgen como resultado de la interacción de todos sus componentes y que no se reconocen a nivel de las propiedades de los componentes individuales.

R

Recursividad: El concepto de recursividad es un concepto muy abstracto y complejo que tiene que ver tanto con la lógica como también con la matemática y otras ciencias. Podemos definir a la recursividad como un método de definir un proceso a través del uso de premisas que no dan más información que el método en sí mismo o que utilizan los mismos términos que ya aparecen en su nombre, por ejemplo, cuando se dice que la definición de algo es ese algo mismo.

Red: Forma, proceso abierto con arquitectura organizacional no lineal y relaciones redundantes.

Relaciones: Las relaciones son los enlaces que vinculan entre sí a los objetos o subsistemas que componen a un sistema complejo.

Rendimiento: Ganancia que produce una inversión o negocio, el cual usualmente se expresa como porcentaje anual sobre la cantidad invertida.

Renta fija, Instrumentos de: Son instrumentos de deuda caracterizados porque el inversionista sabe cuánto será la utilidad que recibirá al pasar cierto tiempo después de adquirir el instrumento, independientemente de lo que ocurra en el mercado. Tal es el caso de una cuenta de ahorros, las inversiones a plazo fijo, los CETES, los pagarés, el papel comercial y las obligaciones.

Renta variable, Instrumentos de: Son un grupo de instrumentos integrado por las Acciones y los Derivados que se caracteriza porque al adquirir el instrumento, el inversionista desconoce cuál será la rentabilidad (utilidad o pérdida) que se va a percibir al concluir dicho compromiso.

Rentabilidad: Utilidad o ganancia que se obtiene de una inversión.

Retroalimentación: Es un mecanismo de control de sistemas en el cual los resultados obtenidos de una tarea o actividad son reintroducidos en el sistema con la finalidad de incidir o actuar sobre las decisiones o acciones futuras, bien sea para mantener el equilibrio en el sistema, bien para conducir el sistema hacia uno nuevo. En este sentido, podemos hablar de dos tipos de retroalimentación: la positiva y la negativa.

La retroalimentación negativa tiene como función el control y regulación de los procesos de un sistema. Como tal, se encarga de mantener el equilibrio dentro del sistema, contrarrestando o modificando las consecuencias de ciertas acciones. De allí que se asocie a procesos homeostáticos o de autorregulación.

La retroalimentación positiva, por su parte, se encarga de amplificar o potenciar ciertos cambios o desviaciones introducidos en un sistema, para que este pueda evolucionar o crecer hacia un nuevo estado de equilibrio, diferente del anterior.

Riesgo Financiero: Probabilidad de disminución del valor que, en mayor o menor medida, tienen los instrumentos financieros según su tipo.

Riesgo no Sistemático: Es el riesgo específico de una acción que puede eliminarse mediante una adecuada diversificación de la cartera

Riesgo Sistemático: Es el riesgo inherente al propio mercado que no puede eliminarse mediante una adecuada diversificación de la cartera. Viene medido por la beta.

S

Salidas, Productos y/o Resultados: Son los resultados del proceso de conversión o transformación del sistema.

Sinergia: Aumento de nivel de organización que genera propiedades emergentes. Concentración de varios elementos y órganos complementarios para realizar una función. La sinergia es el momento en el que el todo es mayor que la suma de las partes, por tanto, existe un rendimiento mayor o una mayor efectividad que si se actúa por separado.

Sistema: Un sistema es un conjunto de elementos relacionados entre sí y que funcionan como un todo. Los elementos que componen un sistema pueden ser variados, como una serie de principios o reglas estructurados sobre una materia o una teoría.

Sistema Financiero: En un sentido general, el sistema financiero (sistema de finanzas) de un país está formado por el conjunto de instituciones, medios y mercados, cuyo fin primordial es canalizar el ahorro que generan los prestamistas o unidades de gasto con superávit, hacia los prestatarios o unidades de gasto con déficit, así como facilitar y otorgar seguridad al movimiento de dinero y al sistema de pagos.

Sistemas Cerrados: Se llaman sistemas cerrados a todas las estructuras que no presentan intercambio con el medio ambiente que los rodea, son herméticos a cualquier influencia ambiental. Son sistemas cuyo comportamiento es determinista y programado y que opera con muy pequeño (o nulo) intercambio de energía y materia con el ambiente. Se aplica el término a los sistemas completamente estructurados, donde los elementos y relaciones se combinan de una manera peculiar y rígida produciendo una salida invariable, como las máquinas.

Sistemas Abiertos: Se llaman sistemas abiertos a todas las estructuras, en las que intervienen seres humanos o sus sociedades, y que tienen íntima relación con el medio o ambiente en el que están inmersos. Con otras palabras, el medio incide en el sistema, y el sistema revierte sus productos en el ambiente. Ambos se condicionan mutuamente y dependen unos de otros.

Subsistema: Sistema que es componente de otro sistema.

Suprasistema: El sistema y su entorno o ambiente cercano.

T

Teleológico: Propiedad formal de los sistemas en general, según la cual están o parecen estar orientados hacia un fin o meta. Bertalanffy no parece establecer una distinción importante entre los términos finalidad y teleología, razón por la cual a los efectos prácticos los consideraremos sinónimos.

Teoría General de Sistemas: Disciplina que se ocupa de la formulación y derivación de principios aplicables a los sistemas en general, sin importar la naturaleza de sus componentes ni las fuerzas que los gobiernan. Representa un amplio punto de vista que trasciende grandemente los problemas y requerimientos tecnológicos, una reorientación que, según von Bertalanffy, se ha vuelto necesaria en la ciencia en general, desde la física y la biología hasta las ciencias del comportamiento, las ciencias sociales y la filosofía.

Transdisciplinario: Práctica que trasciende a las disciplinas en un esfuerzo por conjugar objetivos comunes, lenguaje común y actividades que sirvan para resolver una problemática.

V

Valor Nominal: Con relación a una empresa se refiere al capital social de la misma. Con relación a un índice o un título, se refiere al valor establecido en las unidades naturales en que se cotice o pondere dicho título de manera habitual (unidades del IPC, precio de una acción en pesos o dólares, etc.).

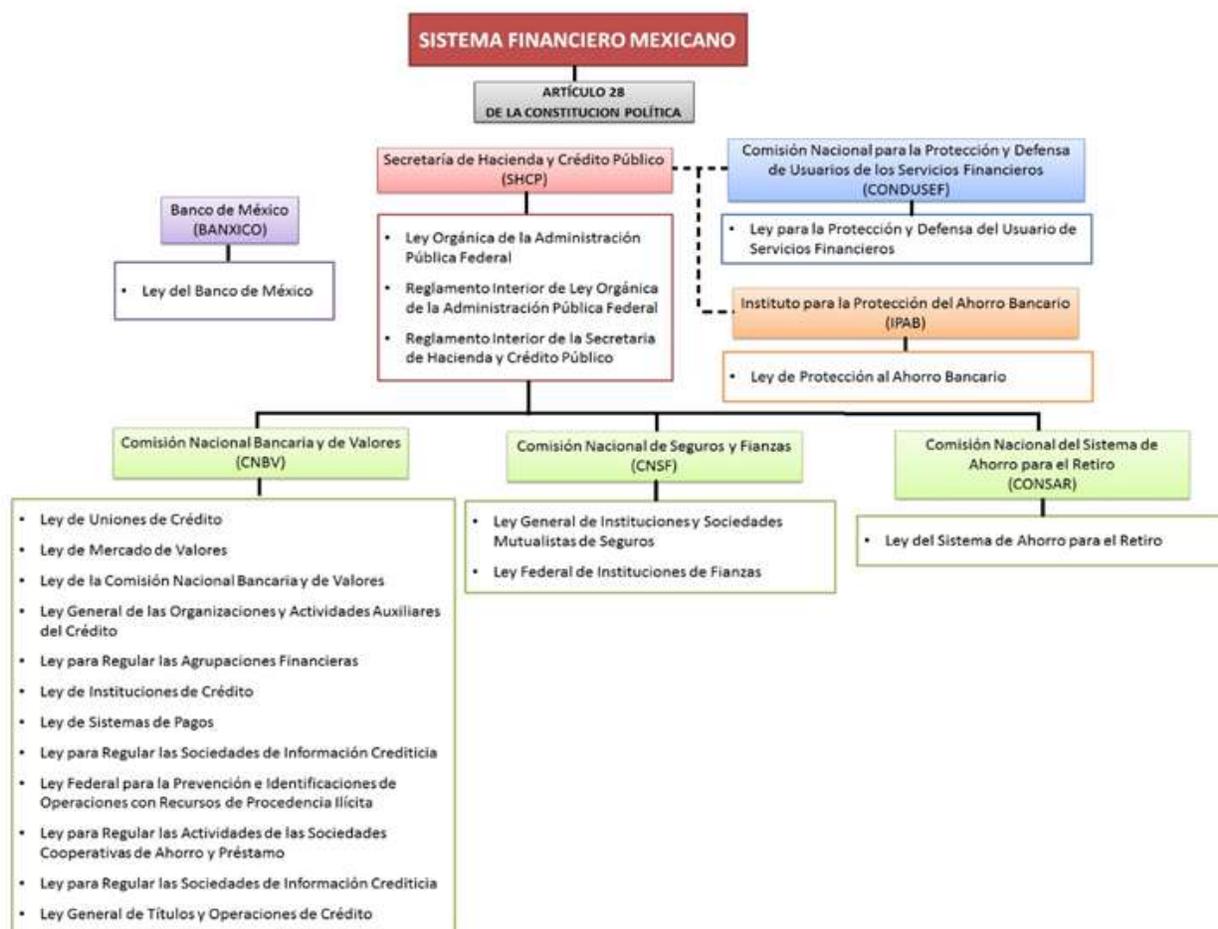
Valor Real: Hace referencia al valor nominal modificado de un título o de un índice al que se ha descontado el efecto de la inflación.

Viabilidad: Indica una medida de la capacidad de sobrevivencia y adaptación de un sistema a un medio ambiente cambiante.

Volatilidad: Es la propiedad del precio de una acción para desplazarse hacia arriba y hacia abajo en un período determinado de tiempo. Es decir, es la distancia entre el precio más bajo y el precio más alto en un período determinado de tiempo. La manera más común de hacer la comparación de volatilidad entre las distintas emisoras o aún entre las acciones y los distintos índices, es utilizando un día como período para el cálculo [$\text{Volatilidad} = 100 \times (\text{Precio Máximo} - \text{Precio Mínimo}) / \text{Precio Mínimo}$] y obteniendo el promedio de los últimos 250 períodos o un año calendario.

Volumen: Monto que represente la operación de compraventa realizada en un período o momento determinado. De manera coloquial se utiliza para designar al número de acciones negociadas.

Anexo 1. Marco Jurídico del Sistema Financiero Mexicano¹.



1. Artículo 28 de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos (05-02-1917)
2. Ley del Banco de México (23-12-1993)
3. Ley Orgánica de la Administración Pública Federal (11-08-2014)
4. Reglamento Interior de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (31-10-2014)
5. Ley para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (18-01-1999)
6. Ley de Protección al Ahorro Bancario (19-01-1999)
7. Ley de Sistema del Ahorro para el Retiro (23-05-1996)
8. Ley General de Instituciones y Sociedades Mutualistas de Seguros (10-01-2014)
9. Ley Federal de Instituciones de Fianzas (29-12-1950)
10. Ley de Uniones de Crédito (20-08-2008)
11. Ley del Mercado de Valores (30-12-2005)
12. Ley de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (28-04-1995)
13. Ley General de las Organizaciones y Actividades Auxiliares de Crédito (14-01-1985)
14. Ley para Regular las Agrupaciones Financieras (10-1-2014)
15. Ley de Instituciones de Crédito (18-07-1990)
16. Ley de Sistemas de Pagos (12-12-2002)

¹ Esta lista no es exhaustiva.

17. Ley para Regular las Sociedades de Información Crediticia (15-01-2002)
18. Ley Federal para la Prevención e Identificaciones de Operaciones con Recursos de Procedencia Ilícita (17-10-2012)
19. Ley para regular las Actividades de las Sociedades Cooperativas de Ahorro y Préstamo (13-08-2009)
20. Ley para la Transparencia y Ordenamiento de los Servicios Financieros (15-06-2007)
21. Ley de Transparencia y de Fomento de la Competencia en el Crédito Garantizado (30-12-2002)
22. Ley Orgánica de la Financiera Nacional de Desarrollo Agropecuario, Rural, Forestal y Pesquero (26-12-2002)
23. Ley Orgánica de la Sociedad Hipotecaria Federal (11-10-2001)
24. Ley de Ahorro y Crédito Popular (04-06-201)
25. Ley de Fondos de Inversión (04-06-2001)
26. Ley Orgánica del Banco del Ahorro Nacional y Servicios Financieros (01-06-2001)
27. Ley Orgánica de Nacional Financiera (26-12-1986)
28. Ley Orgánica del Banco Nacional de Obras y Servicios Públicos (20-01-1986)
29. Ley Orgánica del Banco Nacional de Comercio Exterior (20-01-1986)
30. Disposiciones de Carácter Prudencial a las que se Sujetarán los Participantes del Mercado de Contratos de Derivados (31-12-2015)
31. Disposiciones de carácter general aplicables a las entidades financieras y demás personas que proporcionen servicios de inversión (09-01-2015)
32. Disposiciones de carácter general aplicables a los asesores en inversiones (04-11-2014)
33. Disposiciones de carácter general aplicables a los Fondos de Inversión y a las personas que prestan servicios (24-11-2014)
34. Disposiciones de carácter general aplicables a las sociedades controladoras de grupos financieros sujetas a la supervisión de la CNBV (01-12-2014)
35. Disposiciones de carácter general aplicables a las bolsas de valores (30-05-2014)
36. Disposiciones generales aplicables a las instituciones calificadoras de valores (17-02-2012)
37. Disposiciones de carácter general aplicables a las actividades de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo (04-06-2012)
38. Disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones para el depósito de valores (18-01-2011)
39. Disposiciones de carácter general aplicables a las sociedades de inversión y a las personas que les prestan servicios (04-12-2006)
40. Disposiciones de carácter general aplicables a instituciones de crédito (Circular Única de Bancos) (02-12-2005)
41. Disposiciones de carácter general aplicables a las casas de bolsa (Circular Única de Casas de Bolsa (06-09-2004)
42. Disposiciones de carácter general aplicables a casas de bolsa en sus operaciones con valores (28-07-2004)
43. Disposiciones generales aplicables al Sistema Internacional de Cotizaciones (18-12-2003)
44. Disposiciones de carácter general aplicables a las emisoras de valores y a otros participantes del mercado de valores (19-03-2003)
45. Disposiciones generales aplicables a los organismos auto-regulatorios del mercado de valores reconocidos por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (27-06-2012)

	País	Capital	Divisa	PIB U.S. dollars Billones	PIB per Cápita U.S. dollars	Población (Millones)	Principal Índice Bursátil	Clave Bloomberg	No. Activos Index	Lugar PIB	Lugar PIB/cápita	Lugar Pobl.	Data		
AMÉRICA	DESARROLLADOS	CANADÁ	Otawa	Dólar Canadiense	\$ 1,793.80	\$ 50,577.20	35.47	S&P/Toronto Stock Exchange Composite Index	SPTSX	234	11	13	29		
		ESTADOS UNIDOS DE AMÉRICA	Washington	Dólar US	\$ 17,416.25	\$ 54,678.17	318.52	Standard & Poor's 500 Index	SPX	500	1	9	3		
	EMERGENTES	BRASIL	Brasilia	Real	\$ 2,244.13	\$ 11,067.48	202.768	Bovespa Brasil Sao Paulo SE Index	IBOV	71	7	51	5		
		CHILE	Santiago	Peso Chileno	\$ 264.10	\$ 14,911.34	17.711	Índice General de Precios de las Acciones (IGPA)	IGPA	102	40	43	39		
		COLOMBIA	Bogotá	Peso Colombiano	\$ 400.12	\$ 8,394.13	47.666	Índice General de la B. de V. de Colombia (IGBC)	IGBC	34	29	58	22		
		MÉXICO	México	Peso Mexicano	\$ 1,295.86	\$ 10,836.69	119.581	Índice de Precios y Cotizaciones (IPC)	MEXBOL	35	15	53	10		
		PERÚ	Lima	Nuevo Sol	\$ 208.19	\$ 6,625.04	31.42	Índice General de la B. de V. de Lima (IGBVL)	IGBVL	32	47	63	31		
		FRONTIERA	ARGENTINA	Buenos Aires	Peso Argentino	\$ 536.16	\$ 12,777.62	41.961	Índice del Mercado de Valores de Argentina (MERVAL)	MERVAL	13	23	49	27	
	JAMAICA	Kingston	Dólar Jamaicano	\$ 13.92	\$ 4,973.58	2.80	Jamaica Stock Exchange Market Index (JSE)	JMSMX	37	80	70	72			
	PANAMÁ	Panamá	Dólar Panameño	\$ 44.69	\$ 11,799.55	3.79	Índice General de la Bolsa de Panamá (IGBVP)	BVPSBVP	12	68	50	69			
EUROPA	DESARROLLADOS	ALEMANIA	Berlín	Euro	\$ 3,820.46	\$ 47,200.96	80.94	Deutschen Aktien Index. Frankfurt	DAX	30	4	16	14		
		AUSTRIA	Viena	Euro	\$ 436.07	\$ 51,183.05	8.52	Vienna Stock Exchange Austrian Traded Index	ATX	20	27	11	51		
		BELGICA	Bruselas	Euro	\$ 527.81	\$ 47,164.28	11.19	Belgian Stock Exchange Index (BEL 20)	BEL20	20	24	17	43		
		DINAMARCA	Copenhague	Euro	\$ 347.20	\$ 61,884.50	5.61	OMX Copenhagen Index (KAX)	KAX	158	31	6	58		
		ESPAÑA	Madrid	Euro	\$ 1,400.48	\$ 30,113.31	46.51	Índice de la Bolsa de España (IBEX 35)	IBEX	35	14	27	24		
		FINLANDIA	Helsinki	Euro	\$ 276.28	\$ 50,450.67	5.48	OMX Helsinki Index	HEX	130	39	14	59		
		FRANCIA	París	Euro	\$ 2,902.33	\$ 45,383.63	63.95	Cotation Assistée en Continu	CAC	40	5	18	18		
		GRAN BRETAÑA	Londres	Libra	\$ 2,847.60	\$ 44,141.40	64.51	FTSE 100 Index	UKX	100	6	22	17		
		IRLANDIA	Dublín	Euro	\$ 245.82	\$ 51,158.71	4.81	Irish Overall Index (ISEQ)	ISEQ	45	42	12	63		
		ISLANDIA	Reikiavik	Corona Islandesa	\$ 16.20	\$ 50,006.39	0.32	OMX Iceland All-Share PR	ICEXI	13	79	15	86		
		ITALIA	Roma	Euro	\$ 2,129.28	\$ 35,511.75	59.96	Milano Index Borsa Telematica Index	FTSEMIB	40	8	26	19		
		LUXEMBURGO	Luxemburgo	Euro	\$ 63.93	\$ 116,752.49	0.55	Luxembourg Lux Index	LUXXX	11	60	1	84		
		NORUEGA	Oslo	Corona Noruega	\$ 511.60	\$ 99,294.70	5.15	Oslo All-Share Index	OSEAX	164	25	2	62		
		PAÍSES BAJOS	Ámsterdam	Euro	\$ 880.39	\$ 52,248.87	16.85	Amsterdam Exchange Index (AEX)	AEX	25	16	10	42		
		PORTUGAL	Lisboa	Euro	\$ 228.17	\$ 21,747.73	10.49	Portugal Stock Exchange All-Share Index	BVLX	47	44	35	47		
		SUECIA	Estocolmo	Corona Sueca	\$ 559.11	\$ 57,556.64	9.71	OMX Stockholm All-Share Index	SAX	280	21	7	49		
		SUIZA	Berna	Franco Suizo	\$ 679.03	\$ 84,343.53	8.05	Swiss Market Index (SMI)	SMI	20	20	4	52		
		EMERGENTES	HUNGRÍA	Budapest	Forint	\$ 129.69	\$ 13,153.84	9.86	Budapest Stock Exchange Index	BUX	13	55	47	48	
	POLONIA		Varsovia	Sloti	\$ 552.23	\$ 14,329.78	38.54	Warsaw Stock Exchange WIG Index	WIG	342	22	44	28		
	REPÚBLICA CHECA		Praga	Corona Checa	\$ 200.01	\$ 18,985.15	10.54	Prague Stock Exchange Index	PX	13	50	39	46		
	RUSIA		Moscú	Rublo	\$ 2,057.30	\$ 14,316.64	143.70	MICEX Index	INDEXCF	50	9	45	8		
	TURQUÍA		Ankara	Lira Turca	\$ 813.32	\$ 10,518.29	77.32	Borsa Istanbul SE National 100 Index	XU100	100	18	55	15		
	GRECIA		Atenas	Euro	\$ 246.40	\$ 22,317.82	11.04	Athens Stock Exchange General Index	ASE	60	41	34	44		
	FRONTIERA		BOSNIA HERZEGOVINA	Sarajevo	Marco Convertible	\$ 18.99	\$ 4,904.51	3.87	Bosnia BIRS Index	BIRS	20	77	71	68	
			BULGARIA	Sofía	Lev	\$ 55.08	\$ 7,648.20	7.20	SOFIX Index	SOFIX	15	63	60	55	
			CHIPRE	Nicosia	Euro	\$ 21.34	\$ 23,954.68	0.89	Cyprus General Market Index (CSE)	CYSMMAPA	14	76	33	82	
			CROACIA	Zagreb	Kuna	\$ 58.33	\$ 13,624.26	4.28	Croatia Zagreb CROBEX	CRO	25	62	46	66	
			ESLOVAQUIA	Bratislava	Euro	\$ 100.11	\$ 18,479.68	5.42	Slovak Share Index	SKSM	7	57	40	61	
			ESLOVENIA	Ljubljana	Euro	\$ 49.93	\$ 24,211.32	2.06	Slovenia Blue Chip Index	SBITOP	7	64	32	77	
			ESTONIA	Tallin	Corona de Estonia	\$ 26.36	\$ 19,777.26	1.33	OMX Tallin Index (OMXT)	TALSE	16	75	38	79	
			LETONIA (LATVIA)	Riga	Euro	\$ 32.82	\$ 16,144.58	2.03	OMX Riga (OMXR)	RIGSE	31	74	42	78	
			LITUANIA	Vilnia	Litas Lituanas	\$ 48.72	\$ 16,476.46	2.96	OMX Vilnius (OMXV)	VILSE	24	66	41	71	
			MACEDONIA	Skopíe	Dinar Macedonio	\$ 10.92	\$ 5,262.37	2.08	MBI 10 Index	MBI	10	83	69	76	
		MALTA	La Valeta	Euro	\$ 10.26	\$ 24,313.95	0.42	Malta Stock Exchange Index	MALTEX	20	84	31	85		
MONTENEGRO		Podgorica	Euro	\$ 4.66	\$ 7,466.17	0.62	MONEX20 Index	MONEX20	20	86	62	83			
RUMANÍA		Bucarest	Leu	\$ 202.47	\$ 10,196.97	19.93	Bucharest BET Index	BET	10	48	56	38			
SERBIA		Belgrado	Dinar Serbio	\$ 42.65	\$ 5,924.04	7.20	General Share Index of Belgrade SE BELEXline	BELEXLIN	78	69	65	56			
UCRANIA		Kiev	Grivna	\$ 134.89	\$ 2,978.78	45.28	Ukraine PFTS Index	PFTS	20	54	77	25			
ASIA		DESARROLLADOS	AUSTRALIA	Canberra	Dólar Austral	\$ 1,482.54	\$ 62,821.52	23.60	Australian All Ordinaries Index	AS30	498	12	5	35	
	HONG KONG		Hong Kong	Dólar Hong Kong	\$ 292.68	\$ 40,303.99	7.26	Hang Seng Index	HSI	50	36	23	54		
	JAPÓN		Tokio	Yen	\$ 4,769.80	\$ 37,539.58	127.06	Nikkei 225 Stock Average	NKY	225	3	25	9		
	NUEVA ZELANDA		Wellington	Dólar Neozelandez	\$ 201.03	\$ 44,294.42	4.54	New Zealand Exchange 50 Gross Index	NZSE50FG	50	49	21	64		
	SINGAPUR		Singapur	Dólar Singapur	\$ 307.09	\$ 56,112.98	5.47	Straits Times Index (STI)	FSSTI	30	34	8	60		
	EMERGENTES		CHINA	Pekín	Yuan Renminbi	\$ 10,355.35	\$ 7,572.36	1,367.52	Shanghai Composite Stock Exchange	SHCOMP	995	2	61	1	
		COREA	Seúl	Won	\$ 1,449.49	\$ 28,738.73	50.44	KOSPI Index	KOSPI	763	13	28	21		
		FILIPINAS	Manila	Peso Filipino	\$ 289.69	\$ 2,913.34	99.43	Philippine Stock Exchange PSEi Index	PCOMP	30	37	78	11		
		INDIA	Nueva Dehli	Rupiah India	\$ 2,047.81	\$ 1,625.64	1,259.70	S&P Bombay Stock Exchange SENSEX Index	SENSEX	30	10	80	2		
		INDONESIA	Yakarta	Rupiah Indonesia	\$ 856.07	\$ 3,403.97	251.49	Jakarta Stock Price Composite Index	JCI	479	17	74	4		
		MALASIA	Kuala Lumpur	Ringit	\$ 336.91	\$ 11,062.04	30.46	FTSE Bursa Malaysia KLCI	FBMVKLCI	30	33	52	33		
		TAILANDIA	Bangkok	Baht	\$ 380.49	\$ 5,550.27	68.55	Stock Exchange of Thailand Index	SET	507	30	66	16		
		TAIWAN	Taipei	Dólar Taiwanés	\$ 505.45	\$ 21,571.63	23.43	Taiwan Taiex Index	TWSE	786	26	37	36		
		FRONTIERA	BANGLADESH	Daka	Taka	\$ 186.59	\$ 1,179.29	158.22	Dhaka Stock Exchange General Index	DHAKA	515	52	84	7	
			KAZAKHSTAN	Astaná	Tenge	\$ 225.62	\$ 12,950.34	17.42	Kazakhstan KASE Stock Exchange Index	KZKAK	9	45	48	40	
			PAKISTAN	Islamabad	Rupiah Pakistán	\$ 232.76	\$ 1,274.76	182.59	Karachi Stock Exchange KSE100 Index	KSE100	100	43	83	6	
			SRI LANKA	Colombo	Rupiah Sri Lanka	\$ 71.57	\$ 3,413.72	20.96	Sri Lanka Colombo All-Share Index	CSEALL	283	59	73	37	
	VIETNAM		Hanoi	Dong	\$ 187.85	\$ 2,072.70	90.63	Ho Chi Minh Stock Index	VNINDEX	302	51	79	12		
ORIENTE MEDIO	DESARROLLADOS		ISRAEL	Jerusalem	Shekel	\$ 304.98	\$ 37,914.14	8.04	Tel Aviv 100 Index	TA-100	100	35	24	53	
		CATAR	Doha	Rial	\$ 212.01	\$ 94,743.52	2.24	Qatar Exchange All Share Index	QEAS	40	46	3	73		
	FRONTIERA	EMIRATOS ÁRABES UNIDOS	Abu Dabi	Dirham Árabe	\$ 416.44	\$ 44,770.58	9.30	Dubai Financial Market General Index	DFMGI	31	28	20	50		
		ARABIA SAUDITA	Riad	Rial	\$ 777.87	\$ 25,400.53	30.62	TADAWUL All Share Index (TASI)	SASEIDX	161	19	30	32		
		BAHREIN	Manama	Dinar	\$ 34.05	\$ 28,424.48	1.20	Bahrein Bourse All Share Index	BHSEASI	41	73	29	81		
		JORDANIA	Amán	Dinar	\$ 36.55	\$ 5,460.00	6.69	Amman SE General Index	JOSMGNF	100	71	68	57		
		KUWAIT	Al Kuwait	Dinar	\$ 179.33	\$ 44,849.64	4.00	Kuwait Stock Exchange Weighted Index	SECTMIND	191	53	19	67		
		LIBANO	Beirut	Libra Libanesa	\$ 47.50	\$ 10,530.76	4.51	BLOM Stock Exchange Index	BLOM	17	67	54	65		
		OMÁN	Mascate	Rial Omaní	\$ 80.54	\$ 21,687.73	3.71	Muscat Securities Market Index (MSM30)	MSM30	30	58	36	70		
		EMERGENTES	EGIPTO	Cairo	Libra Egipcia	\$ 284.86	\$ 3,336.61	85.37	Egypt Hermes Index (HFI)	HERMES	42	38	76	13	
SUDÁFRICA	Pretoria		Rand	\$ 341.22	\$ 6,354.28	53.70	FTSE/JSE Africa All Shares Index	JALSH	41	32	64	20			
ÁFRICA	FRONTIERA	BOTSWANA	Gaborone	Pula	\$ 16.30	\$ 7,749.85	2.10	Botswana Gaborone Domestic Companies Index	BGSMDC	23	78	59	75		
		GHANA	Acra	Nuevo Cedi	\$ 35.48	\$ 1,353.16	26.22	Ghana Stock Exchange Composite Index	GGSECI	35	72	82	34		
		KENIA	Nairobi	Chelin Kenianos	\$ 62.72	\$ 1,461.12	42.93	Nairobi All Share Index	NSEASI	61	61	81	26		
		MARRUECOS	Rabat	Dirham Marroquí	\$ 112.55	\$ 3,392.27	33.18	MASI Free Float Index	MOSENEW	76	56	75	30		
		MAURICIO	Port Louis	Rupia	\$ 12.72	\$ 9,714.62	1.31	Mauritius Stock Exchange SEMDEX Index	SEMDEX	41	81	57	80		
		NAMIBIA	Windhoek	Dólar Namibio	\$ 11.98	\$ 5,466.72	2.19	FTSE/Namibia Overall Index	FTN098	26	82	67	74		
		NIGERIA	Abuja	Naira	\$ 8.29	\$ 484.37	17.12	Nigeria Stock Exchange All Shares Index	NGSEINDX	193	85	86	41		
		TANZANIA	Dodoma	Chelin Tanzanio	\$ 36.62	\$ 768.27	47.67	Tanzania All Share Index (DSEI)	DARSDSEI	17	70	85	23		
		TÚNEZ	Túnez	Dinar	\$ 49.12	\$ 4,466.55	11.00	Tunis Stock Exchange TUNINDEX	TUSISE	56	65	72	45		

Anexo 4. Línea del Tiempo de la Complejización Financiera Global

- 1406 Fundación del primer Banco de Depósito y Préstamo en Italia llamado *Ufficio di San Giorgio di Genova*
- 1455 Primera impresión de la Biblia por Johannes Gutenberg (también imprimió miles de indulgencias que la Iglesia vendía y con ellas pagó la construcción de la Basílica de San Pedro)
- 1460 Fundación de la bolsa de valores en Amberes: *Effectenbourse van Antwerpen*.
- 1492 El 2 de enero. Boabdil II, último rey moro de Granada, capituló ante los Reyes Católicos.
El 31 de marzo se firma el Edicto de la Alhambra, proyecto de Tomás de Torquemada, mediante el cual se expulsa a los judíos y árabes del Reino.
El 2 de agosto a las 12 de la noche, concluye la última prórroga del plazo que tuvieron los árabes y los judíos para abandonar el reino o convertirse al cristianismo.
El 12 de octubre, Cristóbal Colón descubre las Indias Occidentales (América)
- 1494 Firma del Tratado de Tordesillas entre los Reyes Católicos y Juan II de Portugal.
- 1517 Publicación de las 95 tesis de Martín Lutero, inicio de la Reforma Protestante
- 1552 La Corona Española declaró suspensión del pago de su deuda a diversos bancos y casas reales europeas
- 1569 Publicación de *De usuris y simonía* de Martín de Azpilcueta, donde establece conceptos como inflación y el valor del dinero en el tiempo.
- 1606 Primera colocación de acciones de la Compañía Holandesa de las Indias Orientales
- 1609 Fundación del *Wiselbank*, primer banco central europeo con sede en Amberes
- 1613 Fundación de la Bolsa de valores de Amberes
- 1618 Creación del primer monte de piedad en Holanda
- 1627 Primera operación de deuda gubernamental en la Bolsa de Ámsterdam
- 1632 Fundación de Bolsa de Valores de París
- 1661 Aparición del primer papel moneda que el *Riksbank* de Suecia
- 1774 Primeros fondos holandeses para inversión en títulos extranjeros.
- 1776 Publicación de *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations* de Adam Smith e Independencia de los Estados Unidos de América
- 1792 El New York Stock Exchange adquiere sus primeros valores para negociar en el mercado de valores.
- 1841 Lewis Tappan funda la empresa de información de crédito comercial que es el origen de Dun & Co.

- 1849 John Bradstreet funda su empresa de información de crédito comercial.
- 1851 Paul Julius Reuter funda la empresa de información financiera (Reuters).
- 1865 Primer mercado moderno de contratos de futuros en *Chicago Board of Trade* (CBOT).
- 1867 Primer tablero de cotizaciones en el NYSE.
- 1868 Primer fondo de inversión inglés de títulos extranjeros.
- 1890 Charles Dow y los fundamentos del análisis técnico bursátil.
- 1896 Primera publicación del índice *Dow Jones Industrial Average* (*Stock Market Barometer*).
- 1898 Se organiza *Chicago Mercantile Exchange* (CME) para las transacciones de futuros.
- 1900 Louis Bachelier publica su tesis ‘Teoría de los Precios Especulativos’.
- 1903 Se abre el piso de negociaciones del NYSE.
- 1906 Irving Fisher formula su teoría del interés y la inversión.
- 1909 John Moody funda la primera agencia de calificación de riesgo.
- 1913 John Knowles Fitch funda *Fitch Publishing Co*, como empresa de información financiera.
- 1915 El precio de mercado se da en dólares.
- 1919 Se funda *Poor’s Publishing*, para difundir información acerca de títulos de empresas de ferrocarriles.
- 1919 Carlo ‘Charles’ Ponzi concibe e implementa su esquema piramidal de defraudación a los inversores.
- 1921 Publicación del libro *Risk, Uncertainty and Profit*, de Frank Knight.
- 1923 Standard Statistics comienza a calificar el riesgo de bonos municipales.
- 1923 Standard Statistics comienza a publicar un índice de valor de las acciones en la bolsa de Nueva York.
- 1923 Norbert Wiener realiza la formulación matemática del movimiento browniano.
- 1924 Se forma el primer fondo común de inversión (*mutual fund*) en Estados Unidos.
- 1924 Fitch comienza a expresar sus calificaciones de riesgo con la escala AAA a D.
- 1925 Se forma la primera entidad de liquidación o compensación (*clearing-house*) de futuros.
- 1931 Primera utilización de la calificación de bonos con fines regulatorios.
- 1933 *Securities Act*, regula la oferta pública y venta de valores en el comercio interestatal.
- 1934 *Securities Exchange Act*, se crea la SEC para regularizar el mercado secundario, los brokers y la venta de valores.
- 1934 Alfred Cowles publica un estudio empírico de la marcha aleatoria de los precios de las acciones.
- 1934 Se publica *Security Analysis*, de Benjamin Graham y David Dodd.

- 1936 John M. Keynes, en *The General Theory of Employment, Interest and Money*, plantea la importancia teórica de la distinción entre inversión real e inversión financiera.
- 1937 Paul Samuelson formula el modelo de la utilidad actualizada para la elección intertemporal.
- 1937 Bruno de Finetti formaliza el tratamiento de los niveles de creencia para las decisiones.
- 1938 NASD (*National Association of Securities Dealers*) forma el mercado regulado OTC.
- 1938 *Temporary National Economic Committee* (TNEC), su función es estudiar los monopolios e informar al Congreso.
- 1938 John B. Williams plantea el cálculo del valor intrínseco de las acciones (*The Theory of Investment Value*).
- 1938 Nace el principio de la ola de Elliott.
- 1939 Trust Indenture Act of 1939 (TIA), complementa la Securities Act of 1933 en el caso de la distribución de los títulos de deuda en los Estados Unidos.
- 1939 Jean Witter utiliza por primera vez la expresión '*venture capital*'.
- 1940 *Investment Company Act*, regula los *mutual funds*.
- 1940 *Investment Advisers Act*, regulación de los asesores de inversión.
- 1941 Se fusionan Standard Statistics Inc y Poor's Publishing, formando *Standard & Poor's*.
- 1943 El piso de negociaciones del NYSE se abre a las mujeres.
- 1944 *Theory of Games and Economic Behavior*, de John von Neumann y Oskar Morgenstern
- 1944 Método de dilución exponencial con datos continuos.
- 1948 *Technical Analysis of Stock Trends*, de Robert D. Edwards y John Magee.
- 1949 Primer 'fondo de cobertura' (*hedge fund*) administrado por Alfred W. Jones
- 1949 Publicación del método de simulación de Montecarlo.
- 1950 Se formula la solución del equilibrio de Nash.
- 1952 Teoría de la selección de cartera, de Harry Markowitz
- 1953 Se abre el piso de negociaciones del AMEX.
- 1956 Aplicación de programación cuadrática para la selección de carteras de inversión.
- 1957 Se inicia la publicación del índice Standard & Poor's 500 (retroactivo a 1950).
- 1958 Teorema de separación en la decisión de cartera, de James Tobin.
- 1959 *Portfolio Selection*, de Harry Markowitz.
- 1959 Markowitz propone dos medidas de la semi-variancia.
- 1961 John Muth formula la hipótesis de las expectativas racionales.
- 1962 Dun & Bradstreet adquiere Moody's Investor Service.
- 1962 Documento de Jack Treynor referido al modelo de valoración de títulos.

- 1963 Kenneth Arrow introduce el concepto de riesgo moral (*moral hazard*) en economía
- 1963 Análisis del factor común en los rendimientos de los títulos de William Sharpe.
- 1963 Benoît Mandelbrot estudia la distribución no normal de algunos precios especulativos.
- 1964 Paul Cootner compila el libro *The Random Character of Stock Market Prices*; incluye el estudio de Louis Bachelier.
- 1964 Se publica el artículo de William Sharpe del modelo de valoración.
- 1965 Se publica el artículo de John Lintner de valoración de títulos.
- 1965 Paul Samuelson plantea formalmente la prueba del mercado eficiente.
- 1965 Eugene Fama analiza y defiende la marcha aleatoria del precio de las acciones
- 1965 Se explicita el supuesto acerca del riesgo en el tiempo al utilizar la tasa ajustada por riesgo (Robichek y Myers)
- 1966 Se publica el artículo de Jan Mossin de valoración de títulos en equilibrio.
- 1966 Medida del desempeño de una cartera: el ‘coeficiente de Sharpe’.
- 1968 *Williams Act (Securities Disclosure Act)*, modificó la *Securities and Exchange Act* de 1934 para exigir la divulgación obligatoria de información sobre ofertas de compras en efectivo.
- 1968 El modelo de valoración de títulos de Sharpe se denomina por primera vez *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*.
- 1968 Análisis del desempeño de una cartera: el ‘alfa’ de Jensen
- 1969 *Instinet System* provee el primer sistema de negociación de activos vía red.
- 1970 Primera bursatilización de hipotecas en Estados Unidos (*mortgage-backed securities*).
- 1970 Las agencias de calificación de riesgo comienzan a cobrar a los emisores por las calificaciones que realizan.
- 1970 Eugene Fama clasifica las pruebas de eficiencia del mercado en pruebas de forma débil, semi-fuerte y fuerte.
- 1971 NASD introduce el sistema automatizado llamado NASDAQ (*National Association of Securities Dealers Automated Quotations*).
- 1971 Se comienzan a publicar los índices de sector de las acciones operadas en NASDAQ.
- 1971 Bernard Lietaer propone una medida de VaR para el riesgo cambiario, y utiliza el método de Montecarlo para la medición.
- 1972 En *Chicago Mercantile Exchange* se forma la división de mercado internacional (*International Monetary Market*) para contratos de futuros en divisas.
- 1973 *Chicago Board Options Exchange (CBOE)*, primer mercado organizado de opciones sobre acciones.
- 1973 Se crea el primer fondo de inversión basado en un índice bursátil (S&P 500).

- 1973 Se publica el artículo de Black y Scholes con la fórmula del valor de la opción, y el artículo de Robert Merton de valuación de opciones.
- 1973 Modelo intertemporal de valoración: CAPM generalizado por Robert Merton.
- 1973 Primer modelo de valoración de títulos en el mercado internacional.
- 1973 Se publica *A Random Walk Down Wall Street*, de Burton Malkiel.
- 1975 *Securities Acts Amendments*, exige a la comisión del mercado de valores a considerar los impactos de cualquier nueva regulación sobre la competencia.
- 1975 Standard and Poor's hace la primera calificación de MBS (*mortgage backed securities*).
- 1975 Primer contrato de futuros sobre tasas de interés (basado en títulos GNMA).
- 1976 Primer fondo de inversión basado en un índice bursátil que se ofrece para inversores individuales (Vanguard 500).
- 1976 Modelo de valoración por arbitraje (APT), de Stephen Ross.
- 1977 Brokers extranjeros son admitidos en el NYSE.
- 1977 Contratos de futuros sobre bonos y letras del Tesoro.
- 1977 Primera colocación pública de un bono de baja calificación (*junk bond*, bono chatarra).
- 1978 Modelo de Robert Lucas de equilibrio en el mercado financiero con adicional por riesgo que cambia de modo endógeno.
- 1979 Standard and Poor's publica el primer libro donde se explican y detallan los criterios de calificación de riesgo crediticio.
- 1979 Teoría de perspectivas (*prospect theory*) de la decisión en condiciones de riesgo, de Kahneman y Tversky.
- 1980 Se establece el New York Futures Exchange.
- 1980 Paradoja de Grossman y Stiglitz de los mercados informacionalmente eficientes.
- 1980 Paradoja de Bowman de 'riesgo y rendimiento'.
- 1981 Se inicia el sistema de información financiera de Bloomberg.
- 1981 Primer bono vinculado a la inflación (TIPS) en el Reino Unido.
- 1981 Se comienza a utilizar la expresión '*emerging market economy*' (economía de mercado emergente) en informes del Banco Mundial.
- 1981 Estudio de la volatilidad del rendimiento de las acciones.
- 1982 *Garn-St Germain Depository Institutions Act*, desregulariza el ahorro y préstamo y permite a los bancos, proporcionar préstamos hipotecarios de tasa variable.
- 1982 Se comienzan a negociar contratos de futuros sobre índices bursátiles en las bolsas de Kansas, Chicago y Nueva York.
- 1983 Primera titulización estructurada: *collateralised mortgage obligation* (CMO).
- 1983 Se comienzan a negociar opciones sobre índices de acciones en CBOE.
- 1983 Análisis de la economía de intermediación financiera con nociones de teoría de juegos.

- 1984 Efecto de la información asimétrica en las decisiones de inversión y financiamiento.
- 1985 Modelo de valoración intertemporal con equilibrio general, de Cox, Ingersoll y Ross.
- 1985 Fundamento de la valuación de opciones reales como opciones financieras, de Scott Mason y Robert Merton.
- 1985 Estudios de DeBondt y Thaler de las sobre y subreacciones del mercado, y de Shefrin y Statman del ‘efecto disposición’: el punto de partida de las ‘finanzas conductuales’ (*behavioral finance*).
- 1985 Planteo de *equity premium puzzle*, de Mehra y Prescott.
- 1986 *Instinet OMS*, una de las primeras plataformas de *execution management system* (EMS).
- 1987 Primer informe de la OCDE referido a los ‘paraísos fiscales’.
- 1987 Equilibrio de mercado con información asimétrica.
- 1988 *Small Order Execution System* (SOES) de NASDAQ, Una red de computadoras que se ejecuta automáticamente las operaciones de valores de mercado NASDAQ.
- 1988 Indices de acciones de mercados emergentes de Morgan Stanley.
- 1989 Edgar Peters plantea el modo de analizar el comportamiento no lineal (‘caótico’) del mercado de títulos.
- 1990 Comienzan a transarse en el mercado no organizado los títulos que representan emisiones de dióxido de azufre (SO₂).
- 1991 Standard & Poor’s introduce el índice de empresas de tamaño medio, S&P MidCap 400 Index.
- 1991 Primer bono vinculado a la inflación (en Canadá).
- 1992 Estudio del rendimiento y el adicional por riesgo de las acciones de Jeremy Siegel.
- 1992 Modelo de valoración multifactorial de Fama y French.
- 1993 Instinet Helix, una de las primeras plataformas de enrutamiento del mercado.
- 1993 Los títulos SO₂ comienzan a negociarse en el *Chicago Board of Trade*.
- 1993 Índice de bonos de mercados emergentes (EMBI) de J.P. Morgan.
- 1994 Standard & Poor’s introduce el índice de empresas de menor tamaño, S&P SmallCap 600 Index.
- 1994 Primera comunicación del planteo del ‘mercado artificial de acciones’, proyecto de Santa Fe Institute.
- 1995 Índice de bonos de mercados emergentes (EMBI+) de J.P. Morgan.
- 1996 Tablero de cotizaciones en tiempo real.
- 1997 Bonos protegidos de inflación (TIPS) del Tesoro de Estados Unidos.
- 1999 *Gramm–Leach–Bliley Act*, su función principal es la derogación de la Glass-Steagall Act que dice que los bancos y otras instituciones financieras no pueden ofrecer servicios financieros.

- 1999 Índice de bonos de mercados emergentes (EMBI Global) de J.P. Morgan.
Commodity Futures Modernization Act (CFMA), legislación federal de los
- 2000 Estados Unidos que garantiza oficialmente la regulación modernizada de
productos derivados over-the-counter.
- 2001 *Stock Market Decimalization*, sistema donde los precios de los activos están
expresados usando un formato decimal en lugar de fracciones.
- 2002 *Sarbanes–Oxley Act*, protege a los inversionistas de posibles actividades contables
fraudulentas por las empresas.
- 2003 *Fair and Accurate Credit Transactions Act*, está orientada a potenciar las medidas
de protección para el robo de identidad de tarjetas de crédito.
- 2004 Andrew Lo denomina ‘hipótesis de mercados adaptables’ a un planteo
evolucionista del comportamiento en los mercados financieros.
Credit Rating Agency Reform Act, su objetivo es mejorar los estándares de calidad
- 2006 para la protección de inversionistas mediante el fomento de la rendición de
cuentas, la transparencia y la competencia en las agencias calificadoras de crédito.
- 2007 *Chi-X Europe*, el primer y más grande sistema de negociación multilateral
europeo, el cual fue adquirido por BATS Global Markets.
- 2008 Chi-X Global, operador de Chi-X Australia, Chi-X Canada y Chi-X Japan, ahora
propiedad de un consorcio de instituciones financieras, incluyendo Instinet.
Dodd–Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act, promueve la
- 2010 estabilidad financiera de los Estados Unidos a través de medidas que
proporcionen transparencia y estabilidad en el sistema financiero.
- 2015 Nasdaq anuncia la adquisición de Chi-X Canada desde Chi-X Global.

Anexo 5. Artículo Publicado.

El pasado 2 de enero se publicó nuestro trabajo bajo esta cita:

Sánchez-Cantú L, Soto-Campos CA, Morales-Matamoros O, García-Pérez AL (2017), *Ley de Potencia en Caídas de Precios Mayores a un Nivel Crítico en Series de Tiempo Financieras*. REMEF (Enero-Marzo)12(1):63-89.

Anexo 6. Ponencias en Congresos.

The International Society for the Systems Sciences (ISSS2014). Washington DC, Julio 27-1° de Agosto de 2014. *Towards a Complex Systems Approach to Characterize Market Volatility During Financial Crisis*.

7° Foro de Finanzas, Administración de Riesgos e Ingeniería Financiera. Ciudad de México, 25 y 26 de Septiembre de 2014. *Las Crisis Financieras y la Globalización. Reflexión desde una Perspectiva Sistémica*.

8° Foro de Finanzas, Administración de Riesgos e Ingeniería Financiera. Ciudad de México, 10 y 11 de Septiembre de 2015. *Evidencia de Auto-Organización en Series de Tiempo de los Mercados de Capitales*.

1er Coloquio: Acercamiento a la Complejidad. Pachuca, Hidalgo, 11 a 13 de Noviembre de 2015. *Auto-Organización en Caídas Profundas de Series de Tiempo Financieras. Conceptos, Metodología y Cálculo de Probabilidades en Eventos de Cola*.

9° Foro de Finanzas, Administración de Riesgos e Ingeniería Financiera. Toluca, Estado de México, 29 y 30 de Septiembre de 2016. *Auto-Organización en Caídas Profundas de Series de Tiempo Financieras y Cálculo de Probabilidades en Eventos de Cola*.