



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA QUÍMICA E

INDUSTRIAS EXTRACTIVAS

SECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

**CARACTERIZACIÓN EXPERIMENTAL Y TEÓRICA
DEL FLUJO NO – IDEAL EN EL DISTRIBUIDOR DE
COLADA CONTINUA CON INHIBIDOR DE
TURBULENCIA Y CORTINA DE BURBUJAS**

**TESIS QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
CIENCIAS CON ESPECIALIDAD EN INGENIERÍA METALÚRGICA**

PRESENTA:

ING. REYNA SANCHEZ RAMÍREZ

DIRECTORA DE TESIS:

DRA. MANUELA DÍAZ CRUZ

MÉXICO, D.F.

JUNIO 2005






INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL
COORDINACION GENERAL DE POSTRADO E INVESTIGACION

CARTA CESION DE DERECHOS

En la Ciudad de México, D. F. el día 07 del mes Junio del año 2005, el (la) que suscribe Reyna Sánchez Ramírez alumno (a) del Programa de Maestría en Ciencias con especialidad en Ingeniería Metalúrgica con número de registro A030451, adscrito a la Sección de Estudios de Posgrado e Investigación - ESIQIE, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de la Dra. Manuela Díaz y cede los derechos del trabajo intitulado Caracterización Experimental Y Teórica del Flujo No - Ideal en el Distribuidor de Colada Continua con Inhibidor de Turbulencia y Cortina de Burbujas, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección rsanchez00@gmail.com, mdiazc@ipn.mx. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.



Nombre y firma



INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL

COORDINACION GENERAL DE POSGRADO E INVESTIGACION

ACTA DE REVISION DE TESIS

En la Ciudad de México, D. F. siendo las 12:00 horas del día 03 del mes de JUNIO 2005 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis designada

Por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación de la ESQIE

para examinar la tesis de grado titulada:

“CARACTERIZACIÓN EXPERIMENTAL Y TEÓRICA DEL FLUJO NO-IDEAL EN EL DISTRIBUIDOR DE COLADA CONTINUA CON INHIBIDOR DE TURBULENCIA Y CORTINA DE BURBUJAS”

Presentada por el alumno:

SÁNCHEZ

Apellido paterno

RAMÍREZ

materno

REYNA

nombre(s)

Con registro: A

0	3	0	4	5	1
---	---	---	---	---	---

Aspirante al grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS CON ESPECIALIDAD EN INGENIERIA METALURGICA

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **SU APROBACION DE LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISION REVISORA

Director de Tesis

DRA. MANUELA DIAZ CRUZ

Co-Director

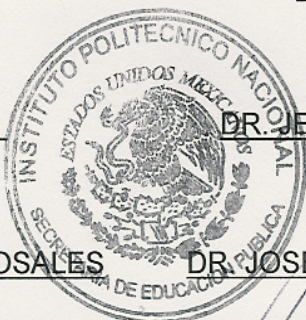
DR. RICARDO MACIAS SALINAS

DR. DAVID HERNÁNDEZ SILVA

DR. JESÚS GILBERTO GODÍNEZ SALCEDO

DR. HÉCTOR JAVIER DORANTES ROSALES

DR. JOSÉ BERNARDO HERNÁNDEZ MORALES



ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERIA
EL PRESIDENTE DEL COLEGIO
SECCION DE ESTUDIOS DE
POSGRADO E INVESTIGACION

DR. ROBERTO LIMAS BALLESTEROS

AGRADECIMIENTOS

Agradezco.

Al Instituto Politécnico Nacional por la formación académica.

A la Escuela Superior de Ingeniería Química e Industrias Extractivas por ser la escuela en la que se me dio la oportunidad de continuar mis estudios.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el enorme apoyo económico brindado.

Al Programa PIFI por el apoyo económico brindado.

A la Dra. Manuela Díaz Cruz por la dirección del trabajo, apoyo, consejos y confianza.

Al Dr. Ricardo Macías Salinas por su colaboración en la realización de este trabajo.

A la comisión revisora de la tesis por las mejoras en la presentación final proporcionadas al trabajo.

Reyna Sánchez Ramírez

	Índice
Resumeniv
Abstract	vi
Lista de Figuras	VIII
Lista de tablas	ix
Nomenclatura	x
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 2 JUSTIFICACIÓN	3
CAPÍTULO 3 ANTECEDENTES Y CONCEPTOS BÁSICOS	5
3.1 Evolución del acero	5
3.2 Fabricación del acero	6
3.2.1 Tipos de acero	7
3.3 Metalurgia secundaria	
8	
3.4 Colada continua	
9	
3.5 Características principales de la olla	
11	
3.6 Modelación física	
13	
3.6.1 Análisis dimensional	14
3.6.2 Criterios de similitud	14
3.6.3 Números adimensionales	15
3.6.4 Diseño de un modelo considerando el número de Froude	
18	
3.6.5 Clasificación del movimiento según el número de Froude	
21	
3.6.6 Regímenes de diseño	
21	
3.7 Vórtices	22
3.7.1 Etapas de formación de los vórtices	
23	

3.7.2	Clasificación de los vórtices	
	24	
3.7.3	Efecto Coriolis	
	24	
3.8	Anemometría láser	26
3.8.1	Procesador	26
3.8.2	Sistema de iluminación	26
3.8.3	Cámaras digitales	27
CAPÍTULO 4 DESARROLLO EXPERIMENTAL		29
4.1	Equipo experimental	29
4.2	Modelación a escala	30
4.3	Buzas utilizadas para la caracterización de la posición óptima	31
4.4	Posiciones de las buzas en el la olla	
	32	
4.5	Estimación del coeficiente de carga	
	33	
4.6	Velocidad de vaciado y flujo volumétrico	
	35	
4.7	Número de Froude	38
4.8	Altura y tiempo de formación del vórtice	
	39	
4.9	Eliminación del fenómeno de vórtice	
	41	
4.10	PIV	41
CAPÍTULO 5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN		45
5.1	Tipos de vórtices que se forman en la olla	
	45	
5.2	Análisis del vórtice que se genera en la olla al momento del vaciado	
	50	
5.3	Dispositivos rompedores de vórtices	
	58	
5.4	Comportamiento del flujo al emplear los	

dispositivos diseñados	81
5.5 Análisis mediante la técnica del PIV	86
CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES	93
BIBLIOGRAFÍA	95

RESUMEN

El efecto que produce el uso de un inhibidor de turbulencia y una cortina de burbujas dentro del distribuidor de colada continua se estudió a través del análisis de su patrón de flujo usando modelación física y matemática.

Los estudios experimentales que se han hecho acerca del patrón de flujo dentro de un distribuidor de colada continua se han basado en el análisis de las curvas DTR por el método de momentos. Sin embargo, este método sobre estima los cálculos de el segundo momento (varianza) afectando significativamente la determinación del numero de dispersión. Por lo tanto, el propósito del presente trabajo es hacer uso de un método experimental diferente para obtener las curvas DTR basado en la inyección de una señal de trazador en escalón. Se determinaron los parámetros de mezclado mediante el modelo estadístico de Einstein. Adicionalmente, para la predicción experimental de las curvas DTR se desarrollo un modelo matemático basado en redes neuronales artificiales empleando el software QNET2000

El esquema experimental comprende un distribuidor fabricado en acrílico a una escala de 2/5 del real. La detección de la variación de la conductividad eléctrica se llevo a acabo mediante el uso de una celda de flujo continuo, un conductímetro y una PC para la adquisición de datos. Los dispositivos modificadores de flujo empelados fueron un inhibidor de turbulencia y una

cortina de burbujas generada por un flujo de aire de 2.4 y 4.0 l/min. La celda de flujo continuo se localizó dentro del distribuidor a dos diferentes alturas: 2.5 cm y 15 cm desde el fondo del distribuidor.

Para el modelo basado en redes neuronales artificiales (RNA), se construyó y entreno, un arreglo de tres capas. La capa de entrada incluye cuatro nodos que están representados por las siguientes variables: posición de la celda, inhibidor de turbulencia (1 se usa, 0 no se usa), el flujo de aire y el tiempo adimensional. La segunda capa o intermedia de la RNA contiene también cuatro nodos mientras que la capa de salida del modelo consiste de un solo nodo que representa la concentración adimensional de las curvas DTR experimentales (en el modo de entrenamiento). La función de transferencia usada entre las capas del modelo fue la tangente hiperbólica.

La técnica experimental usada en este trabajo se basó en un solo punto de inyección localizada dentro del distribuidor y arriba de la boquilla de salida. Se utilizó una solución acuosa de NaCl (20% en peso) como trazador el cual se inyectó en la tobera de entrada como una función en escalón. Las curvas DTR tipo F experimentales se interpretaron en términos del tiempo promedio de residencia y el número de dispersión ó Bodenstein. El cálculo de estos parámetros se hizo mediante el modelo estadístico de Einstein o de Random – Walk (para ello se diseñó un programa en FORTRAN-77).

Usando los resultados experimentales obtenidos en este trabajo, se desarrolló un modelo de redes neuronales artificiales para predecir la función del tiempo adimensional vs. la concentración adimensional (curva DTR). A partir de esta función, se obtienen los parámetros característicos empleando nuevamente el modelo de Random-Walk.

Un análisis detallado de los resultados experimentales en este trabajo reveló que (1) la sola presencia del inhibidor de turbulencia hace que el fluido tienda a flujo en pistón, y (2) el uso de la cortina de burbujas incrementa el tiempo promedio de residencia del fluido, particularmente a altas velocidades de flujo de aire, ej. 4.0 l/min. Se encontró también que a grandes tiempo promedio de residencia el flujo exhibe un alto grado de dispersión.

La fase de entrenamiento del modelo basado en RNA produjo un error medio (RMS) de 0.0097. Para probar la capacidad correlativa del modelo basado en RNA, se alimentaron los datos de la modelación física al modelo neuronal y se compararon, el error máximo RMS entre los datos correlacionados y los medidos fue de 0.005. Además, el grado de predecibilidad del modelo RNA se verificó, para saber si el modelo neuronal era hábil para predecir las curvas DTR en base a datos no considerados durante el proceso de entrenamiento.

Se encontró que el modelo neuronal no memorizó los datos, por el contrario, aprendió a distinguir los patrones funcionales impuestos.

ABSTRACT

The effect that produces the use of a turbulence inhibitor and a curtain of bubbles inside a continuous-casting tundish was studied through analysis of its flow patterns using physical and mathematical modeling.

The experimental studies about the flow pattern inside a continuous-casting tundish have been so far conducted based on the analysis of the residence time curves (RTD) by the method of moments. However, this method overweights the calculation of the second moment (variance) thus affecting significantly the determination of the dispersion number. Therefore, the purpose of the present work is to make use of a different approach to experimentally obtain the RTD curves based on the injection of the tracer as step signal. Accordingly, the determination of the mixing parameters was done by applying the statistical model of Einstein. In addition, a mathematical model based on an artificial neural network (ANN) was devised to predict the experimental RTD curves; the commercial software QNET2000 was employed for this purpose.

The experimental scheme comprises a tundish made out of acrylic was constructed and scaled up to 2/5 of the real one. In order to continuously detect the variation of the electrical conductivity inside the apparatus, a flow-through cell along with a conductivity meter and a PC for data acquisition

were used. The flow modifying devices included a turbulence inhibitor and a curtain of bubbles generated by an air flow rate of 2.4 and 4 lt/min. The flow-through cell was positioned inside the tundish at two different heights: 2.5 cm and 15 cm from the bottom.

For the ANR-based model, a three-layer feed-forward neural network arrangement was devised and trained. The input layer included four nodes representing the following variables: cell position, inhibitor of turbulence (1 if used, 0 otherwise), air flow rate and dimensionless time. The second and intermediate layer contained also four nodes while the output layer of the ANR model consisted of only one node representing the dimensionless concentration of the experimental RTD curves (in the training mode). As a matter of fact, the transfer function used between the ANR layers was that of the hyperbolic tangent.

The experimental technique used in this work was based on a single-measuring point located inside the tundish and above the outlet nozzle. An aqueous solution of NaCl (20% in weight) was utilized as tracer which was injected into the inlet stream as a step function. The resulting experimental RTD curves of type F were interpreted in terms of the mean residence time and the Bodenstein number or dispersion number. To regress these parameters from experimental data, the statistical model of Einstein or Random-Walk model was used (a FORTRAN-77 code was written for such a purpose).

Using the experimental results obtained in this work, a mathematical model based on an artificial neuronal network was developed to predict the dimensionless concentration vs. time function (RTD curve). From these predicted functionality, the characteristic parameters (θ and Bo) can be readily determined by again applying the Random-Walk model.

A detailed analysis of the experimental results obtained in this work revealed that (1) the presence of only the turbulence inhibitor makes the fluid to behave more like plug flow, and (2) the use of a curtain of bubbles increases the mean residence time of the fluid, particularly at the higher air flow rates, e.g. 4 lt/min. It was also found the mean residence time is larger when the fluid exhibits a large degree of dispersion.

The training phase of the ANN-based model yielded a root-mean-square (RMS) error of 0.0097. To test the correlative capabilities of the ANR model, data from the physical model were fed to the neural network and then compared; the maximum RMS error between correlated and measured data was of 0.005. Further, the degree of predictability of the ANN model was also verified, namely if the neural network was able to correctly predict the RTD curve based on a input data set not considered during the training process. It was found

that the ANN model did not actually memorize the data, rather it learned successfully to distinguished between the imposed functional patterns.

LISTA DE FIGURAS

No.	LEYENDA	PÁGINA
1	Ilustración de un horno conteniendo los tres grafitos de fusión.	7
2	Esquema de una instalación de la colada continua. 9	
3	La olla transportando el acero líquido. 10	
4	Planchón al finalizar el proceso de colada continua. 11	
5	Acero líquido transportado dentro de la olla. 12	
6	Formación de un vórtice dentro de un recipiente con salida en canal de flujo.	22
7	Evolución en la formación del vórtice.	23
8	Tipos de vórtices presentes en la olla durante el vaciado. a) vórtice del tipo embudo, b) vórtice del tipo drenado. 24	
9	Desviación de los vientos en los hemisferios norte y sur. 25	
10	Esquema global del equipo de anemometría láser. 26	

11	Esquema del análisis de campos de velocidad por la técnica del PIV.	27
12	Esquema general del equipo en el desarrollo del proyecto. 29	
13	División del acero líquido y la capa de escoria. 31	
14	Esquema general del diseño de las buzas. 32	
15	Representación de las diferentes posiciones de las buzas en la olla. 33	
16	Pérdidas en ensanchamientos y contracciones bruscas. 34	
17	Análisis del vórtice del tipo embudo presente en la olla durante el vaciado. 35	
18	Análisis del vórtice del tipo drenado que se presenta en la olla durante el vaciado.	38
19	Análisis del tiempo y altura de formación del vórtice que ocurren a diferentes radios de la olla durante el vaciado. 40	
20	Redes de flujo del vórtice inducido por la olla al momento del vaciado. 42	
21	Movimiento producido en el vaciado.	45
22	Visualización del vórtice en embudo formado dentro de la olla. 46	
23	Vórtice en embudo observado por medio del colorante, ⁷ observándose la formación del vacío en su centro. 47	
24	Contaminación gradual del baño, a) Concentración del flujo en la zona baja de la olla, b) Contaminación del baño. 47	
25	Baño totalmente contaminado debido al vórtice. 48	
26	Vista frontal del vórtice que ocurre dentro de la olla al momento del vaciado.	48
27	Vórtice de drenado, el cuál arrastra la superficie del baño hacia el distribuidor de colada continua. 49	
28	Mapa de flujo lineal en un vórtice. 49	
29	Inicio de formación del vórtice a lo largo del radio de la olla. 51	
30	Tiempo de formación del vórtice con respecto al radio de la	

	olla empleando las buzas experimentales. 52	
31	Comportamiento del coeficiente de pérdida por contracción brusca en función de los diámetros.	53
32	Comportamiento de la velocidad de vaciado corregida a lo largo del radio de la olla.	54
33	Tiempo de vaciado a lo largo de la olla empleando las diferentes buzas experimentales. 55	
34	Flujo volumétrico en función de las buzas experimentales. 56	
35	Efecto del Número de Froude sobre el radio de la olla al utilizar las buzas experimentales. 57	
36	Muestra la posición del dispositivo dentro de la olla. 59	
37	Inicio del vórtice con el primer dispositivo. 59	
38	Contaminación del baño debido a la formación del vórtice de tipo embudo.	60
39	Vista lateral del vórtice del tipo drenado saliendo por una de las rendijas del dispositivo. 60	
40	Vista frontal del vórtice del tipo drenado y su movimiento rotacional en el origen del vórtice. 61	
41	Salida de flujo en el primer dispositivo empleado.	61
42	Posición del segundo dispositivo en la buza de la olla. 62	
43	Vórtice en embudo de forma muy fina que se presenta con el segundo dispositivo.	62
44	Vista frontal del vórtice, donde se observan los asentamientos del colorante en el fondo de la olla, así como el arrastre superficial del baño.	63
45	Flujo de salida en forma lineal debido a la geometría y posición de los dispositivos empleados. 64	
46	Segundo dispositivo utilizado para el rompimiento del vórtice. 64	
47	Formación del vórtice en uno de los canales de salida de flujo en el dispositivo colocado en la base de la olla. 65	
48	Vista superficial del vórtice tipo drenado en la olla	

	empleando el tercer dispositivo rompedor de vórtices. 65	
49	Esquema del primer dispositivo rompedor de vórtices empleado en el la olla.	66
50	Inicio del vórtice formado en la olla empleando el primer dispositivo rompedor de vórtices. 67	
51	Concentración del colorante en el centro del vórtice aún sin completar su forma (vórtice en embudo). 67	
52	Formación del vórtice tipo embudo con el primer rompedor. 68	
53	Vórtice presente dentro del rompedor 1. 68	
54	Arrastre del baño superficial producido por un vórtice de tipo drenado. 68	
55	Flujo de salida a través de la buza en el fondo de la olla. 69	
56	Esquema del segundo dispositivo rompedor empleado en la olla. 70	
57	a) Se presenta una concentración circular alrededor del rompedor, b) vista superficial presentando la concentración del colorante sin expandirse.	71
58	Vista frontal de la olla donde se observa el remolino formado en el transcurso del vaciado olla-distribuidor. 71	
59	Vórtice en embudo utilizando el segundo dispositivo. 72	
60	Salida del flujo empleando el segundo dispositivo.	72
61	Rompedor en forma de concha para la eliminación de vórtices dentro de la olla. 73	
62	Vista frontal de la olla sin presentar movimiento rotacional. 74	
63	Vista lateral de la olla sin observarse formación vorticial.	74
64	Vista frontal del rompedor, en el cuál el flujo se adhiere a su perímetro ya que no existe una velocidad angular considerable. 75	
65	Vista frontal del dispositivo en el cuál se observa la agitación del flujo contenido dentro de éste, debido a la entrada de aire que rompe el vacío generado durante el proceso de vaciado. 75	

66	Entrada de aire al dispositivo. a) ligera expulsión de agua, b) vaciado del baño inmediatamente después de la pequeña expulsión. 76	
67	Salida del flujo en forma espiral debido a la adherencia que se tiene sobre las paredes de la buza. 76	76
68	Inicio del vórtice en la posición óptima del baño. 77	
69	Reducción de la capa superficial de la escoria. 77	
70	Vista lateral del la olla sin perturbaciones de fluidos. 78	
71	Vista superior del baño en el cuál no se visualizan distorsiones ni alteraciones tanto en el dispositivo, como en la base del horno así como las partículas contenidas en la escoria. 78	78
72	Observación lateral de la olla, sin presencia de vórtices tanto en la olla como en el rompedor. 79	
73	Desplazamiento final de la capa de escoria hacia el distribuidor de colada continua. 80	
74	Comparación de los puntos de formación del vórtice entre los dispositivos y la posición óptima. 82	82
75	Comparación de la velocidad de vaciado corregida para cada dispositivo empleado. 83	
76	Comparación del tiempo de vaciado al emplear los dispositivos rompedores de vórtices en la olla. 84	
77	Flujo volumétrico obtenido para cada dispositivo rompedor de vórtices. 85	85
78	Posiciones en la olla durante las pruebas con el PIV. 86	
79	Vectores de velocidad con el rompedor instalado en el fondo de la olla a 35 cm del baño. 87	87
80	Vectores de velocidad presentados en la olla con rompedor a 12 cm del baño. 88	88
81	Comportamiento del flujo a lo largo de la colada continua de la olla al distribuidor. 88	88
82	Vectores de velocidad vistos a una altura de 35 cm del baño y sin el dispositivo instalado. 89	89
83	Vectores de velocidad presentes en la olla a 12 cm del baño y en el cuál se observa el efecto que se tiene sin	

	el dispositivo rompedor de vórtices.	90
84	Comportamiento del flujo dentro de la olla durante el vaciado del acero líquido al distribuidor sin dispositivo rompedor de vórtices.	91

LISTA DE TABLAS

No.	LEYENDA	PÁGINA
1	Aspectos técnicos de la olla.	
2	Propiedades físicas del agua a 293 k y el acero a 1873 K	17

3	Dimensiones del modelo.	30
4	Volúmenes dentro del la olla experimental.	31
5	Posiciones de las buzas en el la olla.	33
6	Puntos de formación presentada por el vórtice.	
81		

NOMENCLATURA

LETRAS LATINAS

Símbolo	Descripción
M	Masa
L	Longitud
T	Tiempo
F	Fuerza
A	Superficie
V	Velocidad
c	Velocidad del sonido
g	Aceleración de la gravedad
Eu	Número de Euler
Re	Número de Reynolds
Fr	Número de Froude
Ma	Número de Mach
We	Número de Weber
H	Altura hidráulica
Q	Flujo volumétrico
V _v	Velocidad de vaciado
(gy) ^{1/2}	Velocidad de giro superficial
y	Profundidad del baño
V _θ	Velocidad tangencial
H _{cr,r}	Altura crítica de formación del vórtice en embudo
H _{cr,d}	Altura crítica de formación del vórtice en drenado
H _{bl}	Altura del baño
L _b	Longitud de la buza
K	Constante de carga
K _{CB}	Coefficiente de pérdida por contracción brusca
D _o	Diámetro de la olla
D _b	Diámetro de la buza
H _{Fv}	Altura de formación del vórtice
R _b	Radio de la buza
R _o	Radio de la olla
t _{Fv}	Tiempo de formación del vórtice
V _{vcorr}	Velocidad de vaciado corregida
m	Intensidad del vórtice

INTRODUCCIÓN

COLADA CONTINUA

De manera general se puede decir que el proceso de colada continua, consiste de una olla, el distribuidor y el o los moldes como se muestra en la *Figura 1*. El acero líquido proveniente de los hornos eléctricos de arco o los convertidores, se refina en la olla, posteriormente este acero refinado se vacía a un recipiente denominado distribuidor, de donde, a velocidad controlada, pasa a través de boquillas a los moldes construidos con placas de cobre de sección cuadrada. La continuidad se mantiene alimentando el acero al distribuidor en forma constante y la temperatura a la que opera depende del contenido de carbono y su composición química en general. Las paredes de dicho molde se lubrican para que el acero no se adhiera y se mantienen "frías" refrigerándolas con serpentines de agua. El molde además, se hace vibrar para ayudar a que el acero se deslice. El molde no tiene tapa inferior porque el acero que ha solidificado en el extremo inferior, sirve como tapa. El acero es enfriado por un circuito de agua a cierta temperatura para obtener la resistencia mínima requerida para el manejo mecánico del mismo. Después de pasar por el molde, el acero, ya sólido pero al rojo vivo, pasa por una serie de rodillos que lo jalan hasta llegar a una plancha donde, con sopletes la sección cuadrada se corta en tramos de la longitud deseada.

El distribuidor, es un reactor intermedio entre la olla proveniente de los hornos y entre él o los moldes, su función es principalmente la de recibir el acero proveniente de la olla, contener el metal fundido con pérdidas mínimas de calor y entregar el acero limpio al molde constantemente.

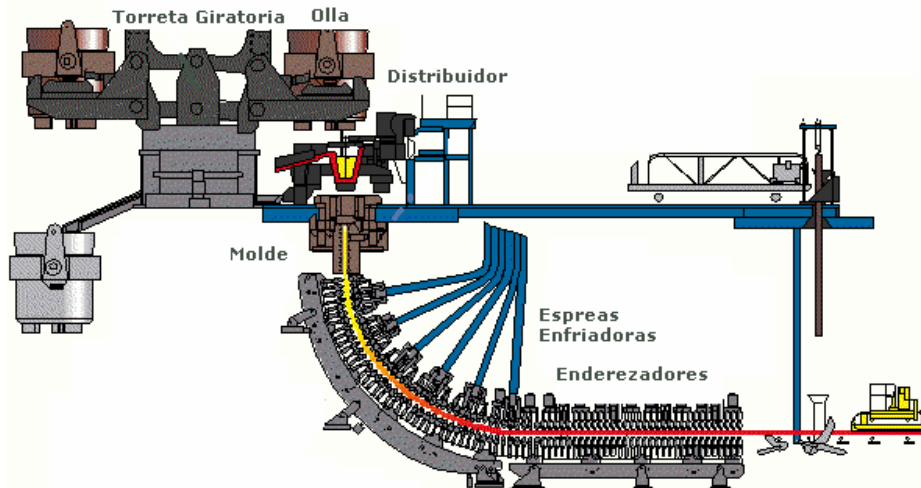


Figura 1. Máquina de Colada Continua de Molde Curvo

La calidad del acero depende de tres factores fundamentalmente: el tipo de escoria, la temperatura del acero líquido, y las características del flujo. La calidad del acero se mejora cuando disminuye la turbulencia superficial del líquido, esta disminución de la turbulencia evita que se abra la capa de escoria que protege al acero líquido del contacto con el aire. El comportamiento del fluido debe ser tal que se evite el atrapamiento de la escoria en un acero líquido y que dirija a las inclusiones hasta la superficie del baño líquido.

En las últimas dos décadas se han hecho considerables esfuerzos para mejorar el desempeño del distribuidor de colada continua, realizando diversos estudios^[5-29] mediante modelación física y simulación matemática, así como estudios combinados. Con este fin, se han publicado diferentes aspectos del distribuidor de colada continua, tales como: criterios de modelación, flujo de fluidos turbulentos, distribuciones de tiempos de residencia (DTR), transporte y separación de inclusiones, pérdida de calor y disminución de temperatura, transición de un grado a otro o intermezclado, etc.

Diversos investigadores han medido las DTR características experimentalmente usando una variedad de técnicas^[5-29]. Las cuales incluyen colorimetría, conductimetría y espectrometría. Usualmente a un

tiempo $t = 0$ se inyecta un trazador en el líquido el cual fluye a través de la olla. La concentración del trazador se monitorea en la buza de salida vía una de las técnicas mencionadas. Se obtiene la variación de concentración a la salida como una función del tiempo. Estos resultados típicamente se grafican como concentración adimensional contra el tiempo adimensional, conocida como curva C, con el fin de obtener sus parámetros característicos, el tiempo promedio de residencia θ y el Bodenstein o número de dispersión Bo . El método de análisis estadístico de estas curvas es típicamente el método de momentos, sin embargo, se ha observado que:

- Se detecta la respuesta a la salida del sistema de flujo, esto no permite eliminar los efectos finales de mezclado que sufre el trazador al ser inyectado y detectado.
- La determinación de los parámetros característicos de la curva DTR (θ y Bo) por el método de momentos no es adecuada, (particularmente el cálculo del 2º momento central) debido a la tendencia de sobrestimar los datos al final de la curva DTR (a través del factor de peso t^2), además la determinación del número de dispersión se ve significativamente afectado en donde se lleve a cabo el truncamiento de la curva [31].

Por lo que los objetivos del presente trabajo son los siguientes:

1. 4. OBJETIVOS

1. 4.1 OBJETIVO GENERAL

Determinación experimental y teórica de las curvas DTR en un distribuidor de colada continua con inhibidor de turbulencia y una cortina de burbujas.

1. 4. 2 OBJETIVOS PARTICULARES

1. Mediante experimentos con trazadores se determinará el grado de flujo no – ideal (dispersión, zonas muertas, etc.) en el Distribuidor de Colada Continua.
2. Determinación de los parámetros característicos de las curvas DTR mediante el Modelo Estadístico de Einstein.
3. Desarrollo de un modelo matemático correlativo y predictivo basado en Redes Neuronales Artificiales para la determinación de curvas DTR en el Distribuidor de Colada Continua.

En el Capítulo 1 se habla de los antecedentes del trabajo, desarrollados por diversos autores en cuanto a modelación física y simulación matemática.

En el Capítulo 2 se explican los conceptos básicos que abarcan el marco teórico, como los tipos de flujo, modelos de análisis de flujo las curvas de Distribución de Tiempo de Residencia (DTR) y modelación física.

En el Capítulo 3 se desarrolla la metodología experimental de la modelación física y la metodología de la modelación matemática; así mismo se explican los casos de estudio propuestos y el equipo experimental empleado.

En el Capítulo 4 se presentan los resultados obtenidos de la modelación física y matemática así como su análisis.

En el Capítulo 5 se expresan las conclusiones obtenidas después del análisis de los resultados.

En el Anexo 1 se explica una breve historia de las redes neuronales, características, algoritmos de aprendizaje y aplicaciones.

Por último se detalla la bibliografía consultada en el desarrollo de este trabajo.

Capítulo 1

ANTECEDENTES

Este capítulo recopila los estudios más recientes realizados a nivel internacional en cuanto a modelación física y simulación matemática del proceso de colada continua.

1.1 ESTUDIOS DE MODELACIÓN FÍSICA

1.1.1 Criterios de Similitud y de Modelación

En modelos de escala reducida isotérmicos y no reactivos, se requieren satisfacer dos criterios de similitud, geométrica y dinámica entre el modelo y la escala completa. La similitud geométrica necesita que cada dimensión en el modelo guarde una relación fija a la dimensión correspondiente en la escala completa. La similitud dinámica concierne a las fuerzas actuantes sobre un elemento de fluido y requiere que la relación de las correspondientes fuerzas sea idéntica entre el modelo y la escala completa.

Sin embargo, entre menor sea la escala del modelo es imposible respetar la igualdad de los requerimientos de Froude y Reynolds simultáneamente. La viscosidad cinemática del acero fundido y el agua son prácticamente la misma. Como consecuencia, uno de los dos números adimensionales en el acero fundido tiene que ser ignorado. Frecuentemente, en operaciones de procesamiento de flujo turbulento tales como los distribuidores, la

transferencia de momentum vía fuerzas viscosas se ha considerado de importancia secundaria.

Esto indica, que el flujo en distribuidores de colada continua esta dominado por el número de Froude y que las fuerzas que dominan primordialmente son las inerciales y gravitacionales.

En efecto, en muchos estudios de modelado físico se ha empleado el criterio de Froude para mantener la similitud dinámica tal como se muestra en la *Tabla 1.1* donde se resumen características de algunas investigaciones reportadas en literatura.

Tabla 1.1. Detalles de varios estudios de modelado físico reportados en literatura

SI no	Investigadores	Características del modelo de distribuidor				Criterio de similitud	Técnica de medida	
		Dimensiones (LxWxH), m	No de hilos	Factor de escala	Forma del distribuidor		DTR	Otros
1	Govindarajan et al. [6]	3.415x0.387x0.288	6	0.6	Rectangular con paredes inclinadas	Froude + Weber	----	---
2	Collur et al. [7]	2.25x0.86x0.40; de altura variable	1	1.0	Rectangular con pared inclinada, fondo curvo	Froude + Reynolds	Espectrometría	Flotación de inclusiones: COULTER Multisizer IIe
3	Sahai y Ahuja [8]	1.32x0.305x0.27	2	0.33	Rectangular con paredes inclinadas	Froude	Espectrometría	
4	Singh y Koria [9-11]	1.0x0.310x0.37 variable altura y ancho	1	0.28	Rectangular y sin paredes inclinadas	Froude	Conductimetría	Patron de Flujo: Movimiento de trazador vía grabación de video
5	Xintian et al. [12]	0.815x0.235x0.30	1	0.33	Rectangular con paredes inclinadas	Froude	Conductimetría	Filtración de acero en un distribuidor actual
6	Kemeny et al. [13]	6.768x0.654x0.750	2	1.0	Rectangular con paredes inclinadas	Reynolds + Froude	Espectrometría	Patrón de flujo: a través del movimiento de trazador
7	Godiwala et al. [14]	1.50x0.20x0.30	2,3 y 4	----	Rectangular con paredes inclinadas			
8	Nakajima et al. [15]	4.14x0.85x0.75 0.748x0.167x0.14	2	1 y 0.19	Rectangular con paredes laterales inclinadas	Reynolds y Froude	----	Flotación de inclusiones a través del método en línea ESZ
9	Martínez et al. [16]	1.32x0.3x0.28	2	0.33	Rectangular con paredes inclinadas	Froude	Colorimetría	Flotación de inclusiones vía método de pesaje
10	Chiang [17]	2.082(L) & 0.4699(H); W no se menciona	1	0.5	Sección transversal rectangular con paredes inclinadas	Froude	Colorimetría	
11	Mazumdar et al. [18]	1.2(L)x0.14(H); 1.76(L)x0.24(H); no menciona el ancho	2, 5 y 6	0.15, 0.33	De paredes sesgadas en forma delta	Froude	Conductimetría	Patrón de flujo. movimiento de trazador.

1.1.2 Desempeño Metalúrgico del Distribuidor de Colada Continua

Para cuantificar el desempeño metalúrgico de un distribuidor, comúnmente se evalúan dos aspectos:

- 1) Medición de la Distribución de Tiempos de Residencia (DTR).
- 2) Medición directa de la separación de inclusiones por modelación acuosa.

Como se menciona en la *Tabla 1.1*, varios investigadores han medido las curvas DTR mediante experimentos utilizando diferentes técnicas tales como, colorimetría, conductimetría y espectroscopia. Típicamente se inyecta un trazador en el líquido que pasa de la olla a un tiempo $t = 0$. La concentración del trazador se monitorea en la buza de salida vía una de las técnicas mencionadas. Se obtiene la variación de concentración a la salida como una función del tiempo. Estos resultados típicamente se grafican como concentración adimensional contra el tiempo adimensional, conocida como *curva C*.

Los parámetros importantes de las curvas DTR son el tiempo mínimo de residencia, el tiempo para obtener una concentración pico, el tiempo promedio de residencia y pueden obtenerse e incorporarse fácilmente a un modelo de flujo y estimar las proporciones de los volúmenes de flujo muerto (V_{dv}), pistón (V_{pv}) o disperso (V_{dpv}) y de mezcla (V_{mv}) en un distribuidor dado.

Con el estudio de estos parámetros Ahuja y Sahai^[8] concluyeron que para lograr una buena separación de inclusiones no metálicas es necesario asegurar:

- 1) Mínima dispersión en los tiempos de residencia.
- 2) Volumen muerto mínimo.
- 3) Una relación grande entre el volumen pistón y el muerto y una relación relativamente grande entre el volumen pistón y de mezcla.
- 4) Flujo superficial dirigido.
- 5) Capa de escoria quieta.
- 6) Debe contener regiones de mezclado.

Se ha demostrado a través de muchos estudios que en el diseño básico de un distribuidor, sus parámetros de operación, así como varios modificadores de flujo, ejercen una influencia considerable en la eficiencia de remoción de inclusiones. Es bien conocido el hecho de que un distribuidor sin algún modificador causará: formación de cortos circuitos, grandes volúmenes muertos, turbulencia significativa, atrapamiento de

escoria; y por ende una disminución en la flotación y separación de inclusiones. Sin embargo, debe mencionarse que las condiciones específicas para remover inclusiones varían grandemente de una práctica a otra, por lo que la efectividad de la remoción debe considerarse para cada caso.

Es importante hacer notar, que aunque son vitales los modificadores de flujo, también producen efectos indeseables, aumentando la dispersión de los tiempos de residencia y creando volúmenes de flujo pistón disperso en volumen de flujo de mezcla. Por lo tanto es necesario evaluar la efectividad de un modificador de flujo en términos de su capacidad para remover inclusiones. Por otra parte, se ha comprobado que la distancia entrada – salida dentro del distribuidor, es la que ejerce mayor influencia en los parámetros de las DTR. Singh y Koria^[5-7] demostraron también que los modificadores de flujo generan diferentes DTR dependiendo del tipo de vaciado.

Otros investigadores^[7-9] han estudiado el papel de la inyección de gas en conjunto con los modificadores de flujo, comprobando que puede reducir la extensión de los volúmenes muertos y mejora la eficiencia de separación de inclusiones, dependiendo de la apropiada localización de las burbujas de gas, el número y las velocidades de inyección.

Estudios de Nakajima^[15] han confirmado que el incremento en el volumen de flujo pistón conduce a una mejor eficiencia de separación de inclusiones. Martínez^[16] demostró que al incrementar θ_{pico} (tiempo en que se alcanza la máxima concentración) es posible incrementar la eficiencia de separación de inclusiones.

1.1.3 Diseño e Innovación Tecnológica.

Los estudios de modelación física de sistemas de colada continua en modelos en agua, han permitido el desarrollo de nuevas tecnologías, principalmente las asociadas con la operación del distribuidor en la industria del acero. Por otra parte, los modelos de agua han sustentado el desarrollo de tecnologías emergentes.

Basados en los resultados de los experimentos con modelos de agua, se han diseñado inhibidores de turbulencia apropiados para los distribuidores actuales y usados comúnmente en la industria. En la industria se ha reportado una mayor limpieza del acero por medio de un mejor desempeño del distribuidor.

1.2 ESTUDIOS DE SIMULACIÓN MATEMÁTICA.

Las condiciones de operación que prevalecen en las plantas de acero producen grandes inconvenientes al tratar de llevar a cabo cualquier investigación experimental directa. Es por ello, que se ha aceptado como una alternativa razonable la modelación matemática para estudiar la hidrodinámica y los fenómenos de transferencia de calor y masa asociados en los distribuidores de colada continua.

1.2.1 Flujo de Fluidos y Tiempo de Residencia

Para el distribuidor se han desarrollado modelos de flujo turbulento tridimensional en estado no estable. Estos modelos comprenden las ecuaciones de continuidad, y ecuaciones de conservación de momento para cada dimensión^[19-25]. Para la solución de tales sistemas, se dispone de diversos paquetes comerciales.

Las predicciones matemáticas parten de aplicar varias suposiciones, que son función de parámetros numéricos, tales como la distribución de la malla, incremento del tiempo de paso de integración, criterios de convergencia, entre otros.

Los trabajos de Joo y Guthrie^[24], así como Chakraborty y Sahai^[28] demostraron que el tamaño de la malla tiene una influencia considerable en la predicción de los campos de flujo. La *Tabla 1.2* muestra las características de algunos estudios de simulación matemática, la cual revela que casi todos los espaciamientos de la malla empleados son muy similares. Mientras que las mallas relativamente finas se aplicaron en las direcciones transversales y verticales, los sistemas de dirección axial tienen mallas más gruesas. Esto se hizo, debido a que las dimensiones axiales son relativamente grandes, y tienden a hacer variar el flujo cuando se emplean pasos de integración menores. Esto se debe particularmente a la correlación entre exactitud y tiempo máquina.

Hoy en día, se han reportado muchas investigaciones numéricas de sistemas de flujo de acero líquido con varias configuraciones geométricas de distribuidor, bajo una amplia variedad de configuraciones de flujo. En general, esos estudios han demostrado que las condiciones de operación en un distribuidor afecta profundamente el comportamiento del flujo.

Tabla 1.2. Características de algunas investigaciones realizadas, reportadas en la literatura

Investigador	Malla	Dimensiones del distribuidor, m	Espaciamento promedio de la malla, m	Distribuidor
--------------	-------	------------------------------------	---	--------------

		L	H	W	ΔX	ΔY	ΔZ	
LAI ^[19]	15X12X14	1.167	0.25	0.167	0.025	0.025	0.007	Modelo de agua
El-Kaddah y Szekely ^[20]	25x11x11	6.79	0.75	0.65	0.15	0.08	0.035	Escala completa
He y Sahai ^[21]	30x12x10	1.32	0.34	0.34	0.0024	0.0034	0.021	Modelo de agua
Tacke y Ludwing ^[22]	30x20x12	7.0	0.7	0.7	0.12	0.038	0.035	Escala completa
Illegbussi y Szekely ^[23]	25x15x15	1.0	0.5	0.25	0.21	0.038	0.01	Modelo de agua
Joo y Guthrie ^[24]	40x24x16	7.12	1.2	0.68	0.09	0.054	0.024	Escala completa
Sahai ^[25]	30x12x15	8.2	1.2	0.6	0.15	0.12	0.023	Escala completa

1.2.2 Transporte y Separación de Inclusiones

Szekely e Illegbussi^[23] desarrollaron un modelo matemático para el transporte de inclusiones en un distribuidor, a partir de un balance de población para las partículas de inclusiones, caracterizadas principalmente por su diámetro.

Por otro lado, se han utilizado ecuaciones similares por numerosos investigadores para predecir la población de inclusiones^[23-27]. Un análisis minucioso revela que la forma exacta de la ecuación y las condiciones límite varía en cada investigador, como lo muestra la *Tabla 1.3*.

Tabla 1.3. Detalles de las condiciones límite y procedimientos de simulación aplicados a simulación numérica de transporte de inclusiones en distribuidores de colada continua

Investigador	Forma de las ecuaciones para transporte de inclusiones	Condiciones límite	
		En las paredes del fondo y laterales	Interfase metal – escoria
Illegbussi y Szekely ^[23]	Transciente, modelo multipartícula con S_i finita	Pared reflejante; flux de inclusiones cero	Absorción ideal, $q_i = u_{T,i} C_{is}$
Joo ^[24]	Estado estable, modelo de una sola partícula con S_i cero	Pared reflejante; flux de inclusiones cero	Absorción ideal, $q_i = u_{T,i} C_{is}$
Sinha y Sahai ^[26]	Estado estable, modelo multipartícula S_i finito	$q_{wsf} = D_{eff} (\delta C / \delta l); l$ es la distancia desde la superficie sólida mas cercana	Absorción ideal, $q_i = u_{T,i} C_{is}$
Tacke y Ludwing ^[22]	Estado estable, solo partículas con S_i cero.	Pared reflejante; flux de inclusiones cero	Absorción ideal, $q_i = u_{T,i} C_{is}$
Kaufmann ^[27]	Estado estable, solo partículas, con S_i cero.	No se menciona	Absorción de flux de inclusiones, $q_i = u_{T,i} C_{is}$

De igual manera, se ha estudiado la influencia de los modificadores de flujo en la remoción de inclusiones, se han realizado considerables mejoras, estudiando las combinaciones adecuadas para tal efecto.

1.2.3 Transporte de Energía Térmica

Así mismo, se ha investigado la influencia que tiene la pérdida de calor sobre el flujo de acero, esto es, en la determinación de las curvas de distribución de tiempo de residencia, estratificación de la temperatura, etc. Para ello, se han aplicado tres tipos de modelos:

1. Modelos macroscópicos (o algebraicos)
2. Sistemas expertos basados en modelos de entrada – salida
3. Modelos diferenciales

Las condiciones límite consideradas por varios investigadores se muestran en la *Tabla 1.4*. Esto muestra que aunque la pérdida de calor en el distribuidor de superficie libre fue considerada en todos los casos, cada investigador aplicó condiciones diferentes. Adicionalmente Chakraborty y Sahai^[28] así como Joo^[24], asumieron pérdidas de calor finitas en las paredes laterales y el fondo del distribuidor, Illegbussi y Szekely^[19] consideró un distribuidor perfectamente aislado. También hubo variación en el campo de temperatura inicial.

Tabla 1.4. Detalles de las condiciones límite por varios investigadores en el cálculo de computacional de campos de temperatura en distribuidores de colada continua.

Investigador	Condiciones computacionales	Temperatura inicial, °C	Condiciones límite	
			Superficie libre	Paredes
Illegbussi y Szekely ^[23]	Estable	1600	Conducción combinada con radiación $T_a = 600$ K	Todas las paredes aislantes
Chakraborty ^[28]	Estable así como transiente	1567 y variando el tiempo con el campo de temperatura inicial	15 kW/m ²	3.2, 3.8 y 2.3 kW/m ² en paredes longitudinales, transversales y del fondo.
Joo ^[24]	Estable	1580	75 kW/m ²	2.6 kW/m ² para todas las paredes.

En resumen, se han realizado numerosos estudios teóricos y experimentales usando modelos de agua y unidades industriales para investigar fenómenos de transporte en el distribuidor de colada continua. En un principio se aplicaron para investigar la flotación de inclusiones en los distribuidores como función de las variables de operación, con un amplio intervalo de geometrías, en conjunto con numerosos diseños de modificadores de flujo. Por otra parte, también se ha estudiado el papel de la relación de rendimiento, agitación electromagnética, y calentamiento auxiliar. Como resultado de esto, actualmente se conoce con una certidumbre razonable, la influencia que tales variables de operación ejercen bajo condiciones prácticas.

Los estudios considerados, inducen a creer que mediante modificadores de flujo puede crearse un flujo que facilite la flotación de inclusiones. Sin embargo, el diseño óptimo de tales modificadores y su localización dentro del distribuidor dependen de la geometría del distribuidor y sus condiciones de operación, por lo que es necesario investigar cada distribuidor por separado.

Capítulo 2

MARCO TEÓRICO

En este capítulo se detallan los aspectos teóricos relacionados con el presente trabajo, los modelos de los diferentes tipos de flujo, las técnicas para la caracterización del patrón de flujo, así como los métodos para su análisis. También se hace una revisión de los criterios de similitud para la modelación física.

2.1 FLUJOS IDEALES

El tipo de flujo existente dentro del distribuidor se encuentra entre dos flujos ideales los cuales se denominan flujo pistón y flujo de mezclado perfecto^[29,30], los cuales se explican a continuación:

2.1.1 Flujo en Pistón.

En este tipo de flujo, ningún elemento del mismo sobrepasa o se mezcla con cualquier otro elemento situado antes o después de aquel^[30], tal como se observa en la *Figura 2.1*. Puede existir mezcla lateral, pero nunca a lo largo de la trayectoria de flujo. La condición necesaria y suficiente para que exista flujo pistón, es que todos los elementos del fluido tengan el mismo tiempo de residencia. El régimen pistón es determinado por el tiempo mínimo de residencia (TMR), el cual es el tiempo en que se detecta la primera señal del trazador teniendo una relación directa con la flotación

de inclusiones, ya que entre mayor sea el TMR, existirá mayor oportunidad para la flotación de éstas

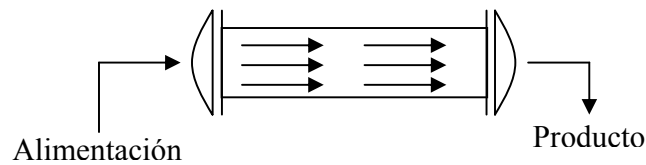


Figura 2.1. Reactor de Flujo en Pistón.

2.1.2 Mezclado Perfecto.

Como se ilustra en la *Figura 2.2*, el flujo está bien agitado, por lo tanto, su composición será la misma en cualquier punto y a cada instante^[30]. Por consiguiente, la corriente de salida será la misma que la del fluido contenido en el reactor.

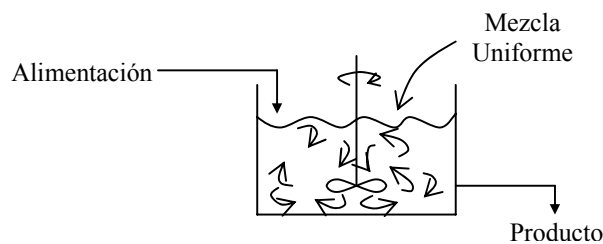


Figura 2.2. Reactor de Mezcla Completa.

2.2 MODELO COMBINADO

Es el tipo de modelo más simple y uno de los más frecuentemente utilizados para la caracterización del flujo en el distribuidor, este se encuentra dividido en dos regiones que se muestran en la *Figura 2.3*, las cuales comprenden el flujo tapón, mezcla y muerto^[27].

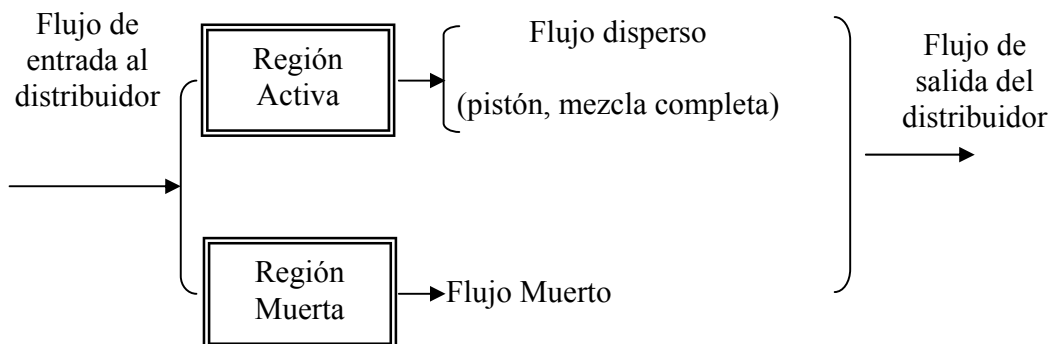


Figura 2.3. Diagrama del modelo combinado

2.2.1 Volumen activo

Cualquier combinación de flujo tapón y mezcla completa puede ser agrupado en el término de volumen activo. La respuesta del trazador es idéntica sin importar el orden en que se encuentren tal como se muestra en la *Figura 2.4*.

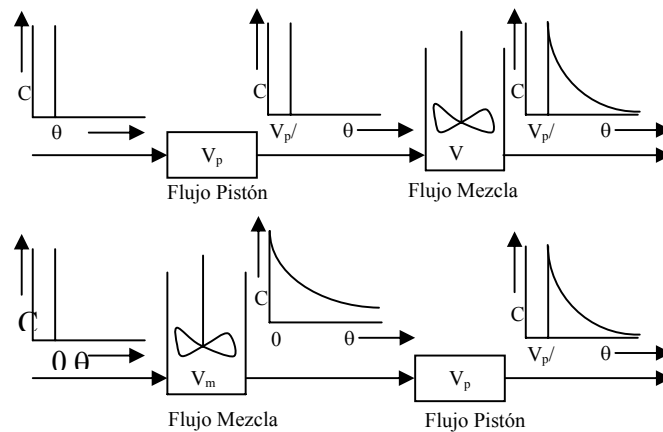


FIGURA 2.4. DIAGRAMA DE RESPUESTA DEL TRAZADOR DEL VOLUMEN ACTIVO EN EL DISTRIBUIDOR

2.2.2 Volumen Muerto

Se entiende por volumen muerto aquel fluido que permanece un mayor tiempo dentro del distribuidor comparado con el resto del fluido lo que equivale que un volumen equivalente de éste permanezca un periodo mucho más corto, lo que provoca que no tenga tiempo suficiente para la eliminación de las inclusiones no metálicas. El fluido que se estanca tiende a perder calor y solidificarse formando una especie de costra dentro del distribuidor.

2.3 DESVIACIONES DEL FLUJO IDEAL

Los modelos reales están comprendidos entre los extremos de flujo ideal (flujo pistón y de mezcla completa)^[29]. Algunos defectos en la trayectoria de los flujos que se pueden presentar se muestran a continuación:

2.3.1 Formación de canales

Cuando elementos del fluido pasan a través del tanque con una velocidad mucho mayor que los otros se habla de acanalamiento o cortos circuitos lo que indica un diseño defectuoso del reactor, esto se ve en la *Figura 2.5*.

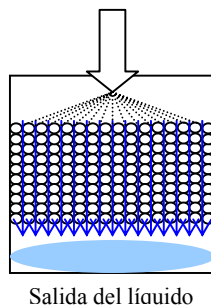


FIGURA 2.5. CANALIZACIONES DE FLUJO

2.3.2 Espacios Muertos

Los espacios muertos son zonas donde el contacto es muy deficiente y se retienen elementos del fluido durante tiempos del orden de magnitud dos veces mayor que el tiempo medio de residencia del fluido total. Es indeseable ya que puede producir la solidificación del acero en general se trata de disminuir el volumen muerto aunque nunca será igual a cero. Como se muestra en la *Figura 2.6*, se localizan principalmente atrás de los modificadores de flujo por ello es importante realizar un buen diseño de ellos con el fin de disminuir la formación de zonas muertas

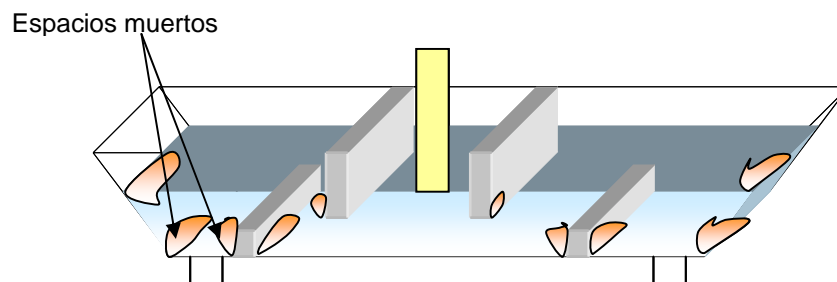


FIGURA 2.6. REPRESENTACIÓN DE ZONAS MUERTAS

2.3.3 Formación de Vortex

Es un fenómeno importante ya que su presencia produce la contaminación del acero, debido al arrastre de la escoria, este fenómeno se observa en la *Figura 2.7*.

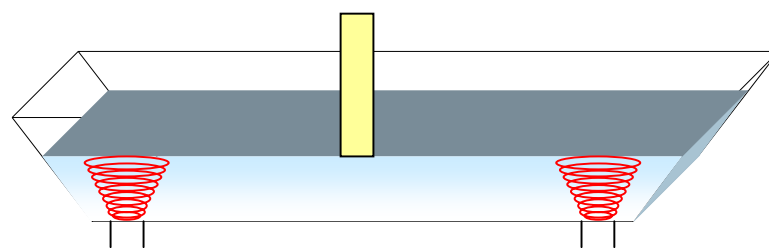


FIGURA 2.7 FORMACIÓN DEL VORTEX

2.4 MÉTODOS EXPERIMENTALES DE ANÁLISIS DE FLUJO DE FLUIDOS EN UN DISTRIBUIDOR DE COLADA CONTINUA

Para caracterizar el grado de flujo no ideal en el distribuidor es necesario recurrir a una serie de técnicas experimentales que se engloban en la

denominación general de técnicas estímulo respuesta. Este método consiste en estimular al sistema mediante una perturbación y analizar la respuesta a este estímulo^[30].

El estímulo en este estudio es la inyección de un trazador a la corriente de flujo (solución salina) que entra al distribuidor, y la respuesta es la representación del trazador (conductividad eléctrica) a la salida frente al tiempo. El trazador debe ser inerte al sistema de estudio, detectable de acuerdo al equipo y condiciones disponibles y no se debe perturbar significativamente el tipo de flujo en el recipiente, y/o cualquier tipo de señal de entrada.

El estudio con trazadores se utiliza para medir la distribución del tiempo de residencia ya que provee los datos necesarios para verificar el régimen flujo del acero líquido de diferentes diseños de distribuidores. El uso de un colorante como trazador ayuda a visualizar el flujo de acero y detectar zonas muertas, cortocircuitos, vortex, etc., esto permite evaluar su comportamiento y dar una interpretación correcta de las curvas DTR.

En el presente trabajo todos los experimentos son procesos lineales, por ello las curvas DTR son utilizadas para denotar el comportamiento del fluido en el distribuidor.

2.4.1 Curva F

Cuando la corriente del fluido que entra en el reactor no contiene trazador alguno, y se le inyecta una señal trazadora en escalón, se denomina curva F a la curva representativa de la concentración del trazador a la salida del recipiente frente al tiempo. Se observa en la *Figura 2.8* que es siempre ascendente desde 0 hasta 1.

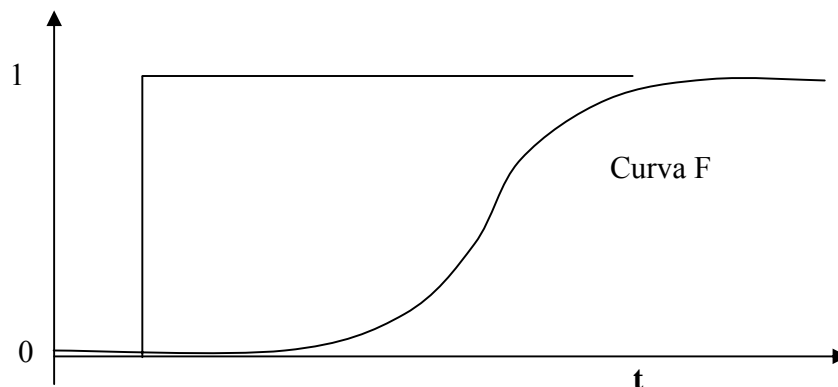


Figura 2.8. Representación de la Curva F.

2.4.2 Curva C

Cuando la corriente de fluido que entra en el distribuidor no contiene trazador y se le impone una señal de pulso perfecto (señal trazadora que se inyecta de modo virtualmente instantáneo y que frecuentemente se conoce con el nombre de función delta de Dirac) se denomina curva C a la respuesta normalizada del trazador en la corriente de salida frente al tiempo, a continuación se muestra la gráfica obtenida en la *Figura 2.9*.

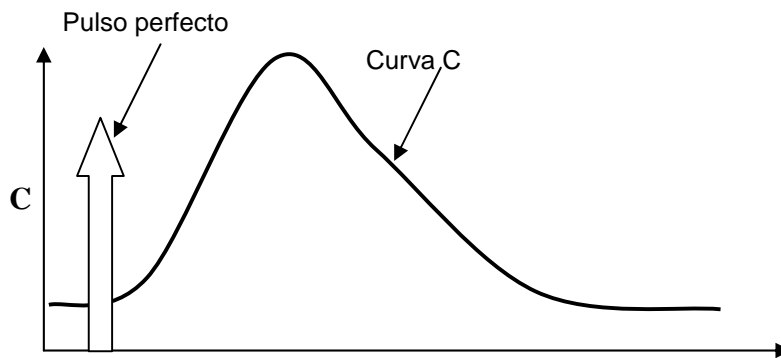
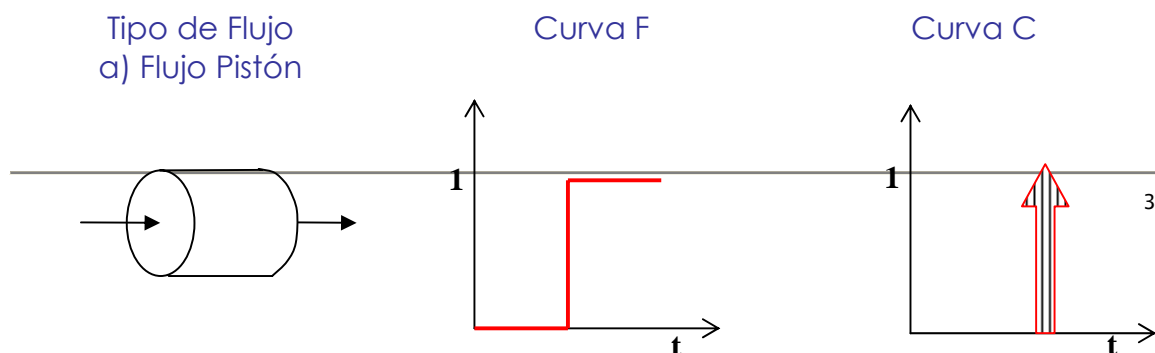


Figura 2.9. Representación de la Curva C.

2.5 DISTRIBUCIÓN DE TIEMPOS DE RESIDENCIA DEL FLUIDO EN EL DISTRIBUIDOR DE COLADA CONTINUA

Para caracterizar el flujo que se presenta en el interior del distribuidor se determina la distribución de tiempos de residencia de la corriente de fluido. Si se supiera exactamente lo que sucede en el interior de un reactor, es decir, si se dispusiera de una representación completa de la distribución de velocidades del fluido, se podría determinar el comportamiento del reactor^[30].

Los elementos del fluido al seguir diferentes trayectorias a lo largo del reactor tardan diferentes tiempos al pasar por éste. La distribución de estos tiempos en la corriente de fluido que sale del recipiente se denomina distribución de la edad a la salida, o distribución del tiempo de residencia (DTR) del fluido. Esta distribución puede afectarse por los parámetros de diseño (represas, mamparas, etc.) y las variables de operación (p. e la velocidad de colada). Dependiendo del tipo de flujo presente se obtendrán diferentes formas de curvas tanto F como C, como se muestra en la *Figura 2.10*.



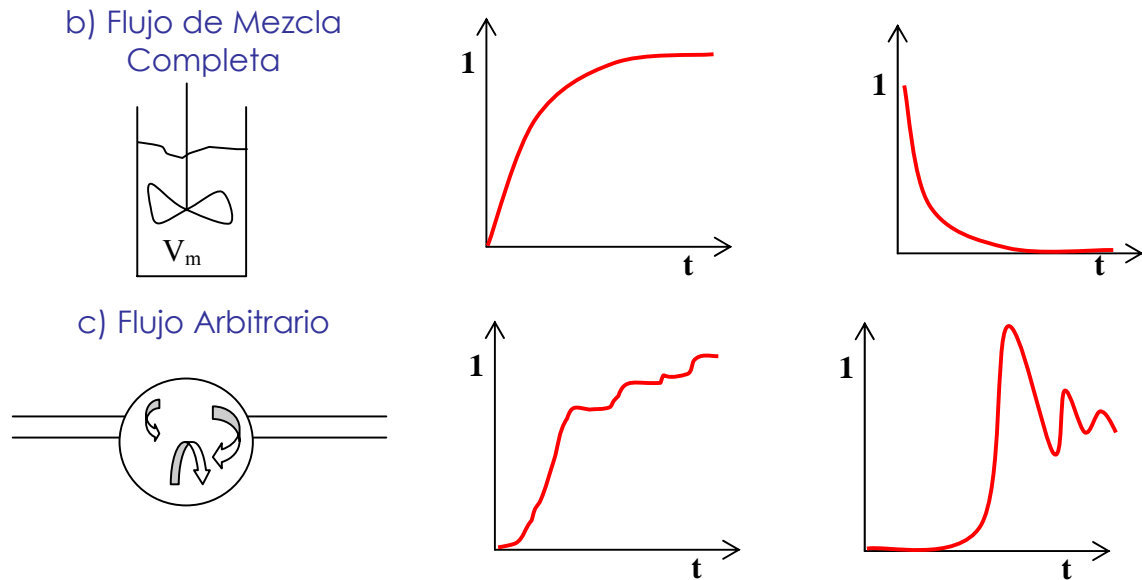


Figura 2.10 Forma de las Curvas F y C para b) Flujo Mezcla Completa y c) Flujo Arbitrario

2.6 TÉCNICA EMPLEADA PARA EL ANÁLISIS DE LAS CURVAS DTR

Se obtendrán las curvas DTR de los experimentos con trazadores. Estos datos se interpretarán con el modelo tipo difusión [31], debido a su analogía con la Ecuación de difusión y la posibilidad de utilizar todas las soluciones matemáticas clásicas, disponibles en literatura. La forma del modelo, se da en la siguiente EDP:

$$D_e \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - v \frac{\partial C}{\partial x} = \frac{\partial C}{\partial t} \tag{2.1}$$

donde C es la concentración del trazador (uniforme en la dirección radial) y x es la distancia en esta dirección. De acuerdo a la Ecuación 2.1, dos parámetros pueden definir el comportamiento del flujo: el coeficiente de dispersión D_e y la velocidad del fluido v .

Como se mencionó, la solución de la *Ecuación 2.1* describe la dispersión axial en sistemas de flujo continuo dependiendo de las condiciones empleadas. La aproximación experimental usada se basa en la técnica de dos puntos de detección en la cual se inyecta un pulso imperfecto y se miden los patrones de respuesta a dos posiciones en el distribuidor. Este arreglo experimental sugiere el uso de un distribuidor infinito como una condición limite, como se observa en la *Figura 2.11*.

Si la concentración inicial del trazador es cero a lo largo del distribuidor, la función de transferencia para un distribuidor infinito dentro de la distancia L puede relacionarse para medir las señales C_{exp}^I y C_{exp}^{II} por

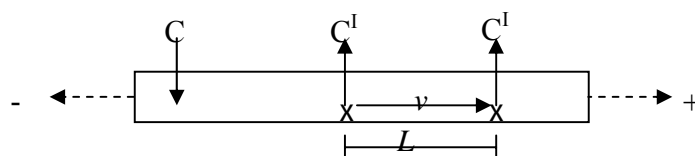


Figura 2.11 Esquema del método empleado

$$F(s) = \frac{\int_0^{\infty} C_{exp}^{II}(t) \exp(-st) dt}{\int_0^{\infty} C_{exp}^I(t) \exp(-st) dt} \quad (2.2)$$

$$F(s) = \exp \left\{ \frac{1}{2} Bo \left[1 - \left(1 + \frac{4\theta_m s}{Bo} \right)^{1/2} \right] \right\} \quad (2.3)$$

donde θ_m y Bo son el tiempo de residencia promedio y la dispersión o el número de Bodenstein, respectivamente. Estos parámetros del modelo se definen como sigue:

$$\theta_m = \frac{L}{v} \quad (2.4)$$

$$Bo = \frac{Lv}{D_e} \quad (2.5)$$

donde L distancia
 v velocidad del fluido
 D_e coeficiente de dispersión

2.6.1 Método de Estadístico de Einstein

El Modelo Estadístico de Einstein o Modelo Random – Walk ^[37] describe la trayectoria aleatoria de las moléculas de trazador empleando

consideraciones estadísticas. Este modelo asume las moléculas de trazador dentro del fluido atraviesan fases muertas y fases en movimiento. La fase muerta se encuentra en zonas de estancamiento del flujo; mientras que el movimiento de las fases ocurre dentro de los espacios a través de los cuales del fluido se mueve a alta velocidad.

La derivación del modelo se basa en la probabilidad de encontrar una molécula de trazador en N longitudes de mezclado lejos de la fuente de trazador a un tiempo T . Todas las trayectorias posibles para llegar en N a un tiempo T se toman en cuenta. La función de probabilidad tiene la siguiente forma:

$$p(N, T) = \int_0^T \exp(-N - u) I_0(2\sqrt{Nu}) du \quad (2.6)$$

donde N define el número de longitudes de mezclado ($= vL/D_e$), T es el tiempo adimensional ($= v^2 t/D_e$) e I_0 = función de Bessel de orden cero y primer tipo con argumento imaginario.

En el desarrollo de la *Ecuación (6)*, se hacen dos suposiciones importantes: (1) perfiles de velocidad planos del fluido dentro de las regiones de interés, y (2) la probabilidad de que una molécula de trazador entre en la fase muerta, es independiente del tiempo y posición.

La evaluación de la *Ecuación (2.6)* es difícil; por lo tanto una forma aproximada desarrollada por Klinkenberg (1954) se uso. Para una inyección de trazador de paso, la concentración en el plano N se da por:

$$\frac{C}{(M/V)} = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\sqrt{T} - \sqrt{N} - \frac{1}{8\sqrt{T}} - \frac{1}{8\sqrt{N}} \right) \right] \quad (2.7)$$

En términos de la presente nomenclatura, la *Ecuación (2.7)* toma la siguiente forma:

$$\frac{C}{(M/V)} = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\sqrt{Bo\theta} - \sqrt{Bo} - \frac{1}{8\sqrt{Bo\theta}} - \frac{1}{8\sqrt{Bo}} \right) \right] \quad (2.8)$$

A valores grandes de N (>50) así como a altas velocidades de flujo, el modelo definido por la *Ecuación (2.7)* se aproxima al modelo tipo difusión. También, como se demostró por Hennico^[37], ambos moldeos son numéricamente equivalentes con condiciones limite finitas.

Este tiene la ventaja de ser aplicable para cualquier longitud del reactor, inclusive si éste es corto. También se distingue por ser un método muy rápido ya que requiere de considerablemente menos cálculos que los otros métodos.

2.7 MODELACIÓN FÍSICA

La observación directa del comportamiento del flujo durante el proceso de colada continua es difícil. Por esta razón, los modelos de agua son invaluable en el estudio de los fenómenos de flujo de fluidos^[38].

En general, antes del empleo del proceso de colada continua, solo se consideraban dos parámetros para caracterizar la condición del acero durante el proceso de aceración. Estos dos parámetros son temperatura y composición. Sin embargo, innovaciones recientes en la práctica de aceración después del horno ^[5-30,39-45], han requerido de un tercer parámetro para caracterizar completamente la condición del acero en cualquier punto de la secuencia de proceso. Este tercer parámetro es el flujo de fluidos.

La composición química y la temperatura se enlazan a través de la físico-química del proceso. La condición del flujo de fluidos afectara la pérdida de calor y por lo tanto la temperatura por su efecto sobre el área superficial de exposición de vaciado y área expuesta durante las operaciones de agitación.

El flujo de fluidos y la composición esta fuertemente ligadas ya que ejerce una influencia significativa sobre:

1. La habilidad para remover inclusiones no metálicas del metal a la fase escoria.
2. El grado de reoxidación, el cual ocurre por el contacto con la atmósfera durante las operaciones de vaciado.
3. El éxito de los procedimientos de aleado, vaciado, distribuidor o molde.

El comportamiento del flujo de fluidos se caracteriza de acuerdo con parámetros tales como: velocidad, patrón de flujo e intensidad de la turbulencia. Ninguno de estos parámetros es realmente aparente mediante una simple inspección visual en cualquier operación de aceración o refinación. Por esta razón es necesario emplear técnicas de modelado físico empleando agua como el fluido de modelado que ha

probado ser muy útil en el estudio del comportamiento del acero durante el vaciado.

Las predicciones matemáticas de patrones de flujo han ganado popularidad en los años recientes obteniéndose mejores modelos de turbulencia [29,39,41-42]. Con el aumento de trabajos experimentales y/o el modelado matemático es posible explicar los resultados observados y dar lineamientos para el diseño experimental.

Estudios con trazadores [5-16,28,39,41-42] han probado su utilidad en la definición de las regiones de flujo en el molde, llamadas, la zona superior de convección forzada, las regiones de convección natural, y las zonas bajas de estancamiento.

El modelado con agua, particularmente el modelado de sistemas de colada continua, ha encontrado amplias aplicaciones en años recientes [5-30,39-45]. Las investigaciones se han conducido en el área de diseño de boquillas, forma del chorro, patrones de flujo en el molde, y patrones de flujo en el distribuidor [7-12].

El flujo del acero líquido en sistemas de colada continua no puede, con excepción de vaciado de chorro abierto, ser observado directamente. La aplicación de las técnicas de modelado matemático se acompaña por la ocurrencia de turbulencia intensa y flujo bifásico en ciertas regiones del sistema. De esta manera, el modelado físico, usando modelos de agua, es una alternativa atractiva para el estudio del flujo de fluidos en el distribuidor de colada continua.

2.7.1 Criterios de Similitud

Para mantener la similitud entre dos sistemas de flujo deben cumplirse las siguientes condiciones^[43]:

1. Similitud geométrica. Es la similitud de forma. Dos sistemas son geoméricamente similares cuando la razón entre cualquier longitud en un sistema y la longitud correspondiente en otro, es siempre la misma. Este cociente se denomina factor de escala. Mientras que la similitud geométrica es uno de los requisitos más obvios del modelado, con frecuencia no es posible alcanzar la similitud geométrica perfecta. El uso de un modelo de sección es un caso especial de un modelo distorsionado, o sea que, al representar un horno o un convertidor, el diámetro y la profundidad del líquido (o del sólido) en el modelo pueden escalarse adecuadamente, pero

el modelo tendría sólo una fracción de la longitud de escala del prototipo. Este criterio se rige por el número adimensional de Froude.

$$NoFroude = \frac{V^2}{gL} = \frac{Fuerza\text{inercia}}{Fuerza\text{gravedad}} \quad (2.9)$$

2. Similitud cinemática. Esta representa la similitud de movimiento. La similitud cinemática se observará fundamentalmente en dos sistemas si las velocidades en los puntos correspondientes de los dos sistemas, se encuentran en la misma relación fija y además son geoméricamente similares. Este criterio se rige por el número adimensional de Reynolds.

$$NoReynolds = \frac{V \cdot L}{\nu} = \frac{fuerza\text{inercia}}{fuerza\text{viscosa}} \quad (2.10)$$

3. Similitud dinámica. Es la que representa la similitud de fuerzas. Se observa similitud dinámica entre dos sistemas cuando las magnitudes de las fuerzas en puntos correspondientes en cada sistema se encuentran en una relación fija. Este criterio se rige por el número adimensional de Weber.

$$NoWeber = \frac{\rho \cdot V^2 \cdot L}{\sigma} = \frac{fuerza\text{inercia}}{tension\text{superficial}} \quad (2.11)$$

4. Similitud térmica. Los números adimensionales envueltos en la transferencia de calor son iguales en ambos sistemas.

En este estudio no se cumple la similitud térmica ya que se considera que en el distribuidor predominan las fuerzas de convección.

El criterio de similitud cinemática entre el prototipo y el modelo se aseguran si los criterios de similitud geométrico y dinámico se satisfacen. Las principales fuerzas a considerarse en el proceso de colada continua son inerciales, gravitacionales, viscosas y de tensión superficial.

En las investigaciones del flujo de acero líquido, se emplea agua comúnmente debido a que es fácil de obtener, de manejar y su viscosidad cinemática es comparable a la del acero líquido. Las propiedades físicas del agua a 20°C y el acero a 1600°C son comparadas en la *Tabla 2.1* [29].

Tabla 2.1. Propiedades del agua a 20°C y acero a 1600°C

Propiedad	Agua (20 °C)	Acero (1600°C)
Viscosidad Absoluta (cP)	1	6.4
Densidad (g/cm ³)	1	7.08
Viscosidad cinemática (cs)	1	0.9
Tensión Superficial (dn/cm)	7.3	1600

La similitud dinámica requiere que cada uno de los números adimensionales tenga el mismo valor en el modelo y el prototipo. Desafortunadamente, es imposible satisfacer cada uno de esos criterios en un solo modelo a una escala particular.

La elección de la escala del modelo y la interpretación de las observaciones del modelo se complican por la diversidad de fenómenos de flujo de fluidos encontrados en el proceso de colada continua. Estos son, caída del chorro de la olla al distribuidor y del distribuidor al molde. El flujo de acero a través de los orificios de medición. Hay flujo homogéneo en el distribuidor y porciones del molde, así como, regiones bifásicas predominantes bajo chorros de vaciado turbulentos. En cada caso diferentes fuerzas predominan, por lo que cada caso debe considerarse por separado.

Capítulo 3

DESARROLLO EXPERIMENTAL

En este capítulo se detallan los equipos y procedimientos empleados para la obtención experimental de las curvas de distribución de tiempo de residencia DTR. También se explica el criterio empleado para la elección de la escala del equipo experimental.

3.1 CRITERIO DE FROUDE PARA EL DISEÑO DEL MODELO

Para la modelación física del flujo controlado por la fuerza de gravedad en un sistema de colada continua se requiere que:

$$Fr_m = Fr_p \quad 3.1$$

donde (m) representa al modelo, y (p) representa al prototipo. De esta manera se tiene;

$$\frac{v_m^2}{gL_m} = \frac{v_p^2}{gL_p} \quad 3.2$$

ordenando términos:

$$\frac{L_m}{L_p} = \frac{v_m^2}{v_p^2} \quad 3.3$$

definiendo $\frac{L_m}{L_p}$ como el factor de escala de longitud L_f y a la relación $\frac{v_m}{v_p}$ como el factor de escala de velocidad v_f , al sustituirlos en la ecuación 3.3 resulta:

$$L_f = v_f^2 \quad 3.4$$

la velocidad del fluido en la buza de salida del distribuidor esta gobernada por la fuerza gravitacional de acuerdo a:

$$v = \sqrt{2gh} \quad 3.5$$

Por lo tanto, la ecuación 3.6 tanto para el modelo como para el prototipo puede escribirse como:

$$v_m^2 = 2gh_m \quad 3.6$$

$$v_p^2 = 2gh_p \quad 3.7$$

Dividiendo la ecuación 3.6 entre la ecuación 3.7 y sustituyendo la relación $\frac{h_m}{h_p}$ por el factor de escala de altura h_f , se tiene:

$$v_f^2 = h_f \quad 3.8$$

sustituyendo la ecuación 3.4 en la ecuación 3.8 se deduce:

$$h_f = L_f \quad 3.9$$

La ecuación 3.9 muestra que la altura hidráulica así como la dimensión lineal deben ser escaladas en la misma relación.

El factor de escala para el tiempo puede obtenerse, mediante la siguiente relación:

$$t_f (\text{factor de escala de tiempo}) = \frac{L_f}{v_f} \quad 3.10$$

Este factor de escala del tiempo puede ser escrito en términos del factor de longitud, utilizando la ecuación 3.4, quedando:

$$t_f = \sqrt{L_f} \quad 3.11$$

de la misma manera se puede obtener el factor de escala para la velocidad de flujo, utilizando los factores de longitud y tiempo, de acuerdo a:

$$Q_f = \frac{L_f^3}{t_f} \quad 3.12$$

la ecuación 3.12 puede reducirse en términos de la longitud lineal:

$$Q_f = L_f^{5/2} \quad 3.13$$

el flujo a través de un orificio de área A , está dado por:

$$Q = v \times A \quad 3.14$$

De la ecuación 3.14 se obtiene la relación de flujo volumétrico entre el modelo y el prototipo, considerando el diámetro de orificio d para el cálculo del área se tiene que:

$$\frac{Q_m}{Q_p} = \frac{v_m d_m^2}{v_p d_p^2} \quad 3.15$$

La ecuación 3.15 puede ser arreglada considerando el factor de escala lineal, utilizando las ecuaciones 3.4 y 3.13

$$d_f = L_f \quad 3.16$$

De acuerdo a la ecuación 16 el factor de escala de la boquilla es igual al factor de escala lineal.

El desarrollo anterior demuestra que para un flujo en donde el comportamiento del fluido depende de las fuerzas gravitatorias, la equivalencia del número de Froude se cumplirá si todas las dimensiones (tamaño del distribuidor, áreas de los orificios, altura hidráulica, flujos) son escaladas de acuerdo a un factor de escala.

3.2 EQUIPO EXPERIMENTAL

El esquema del equipo empleado se muestra en la *Figura 3.1*, el cual consta de lo siguiente:

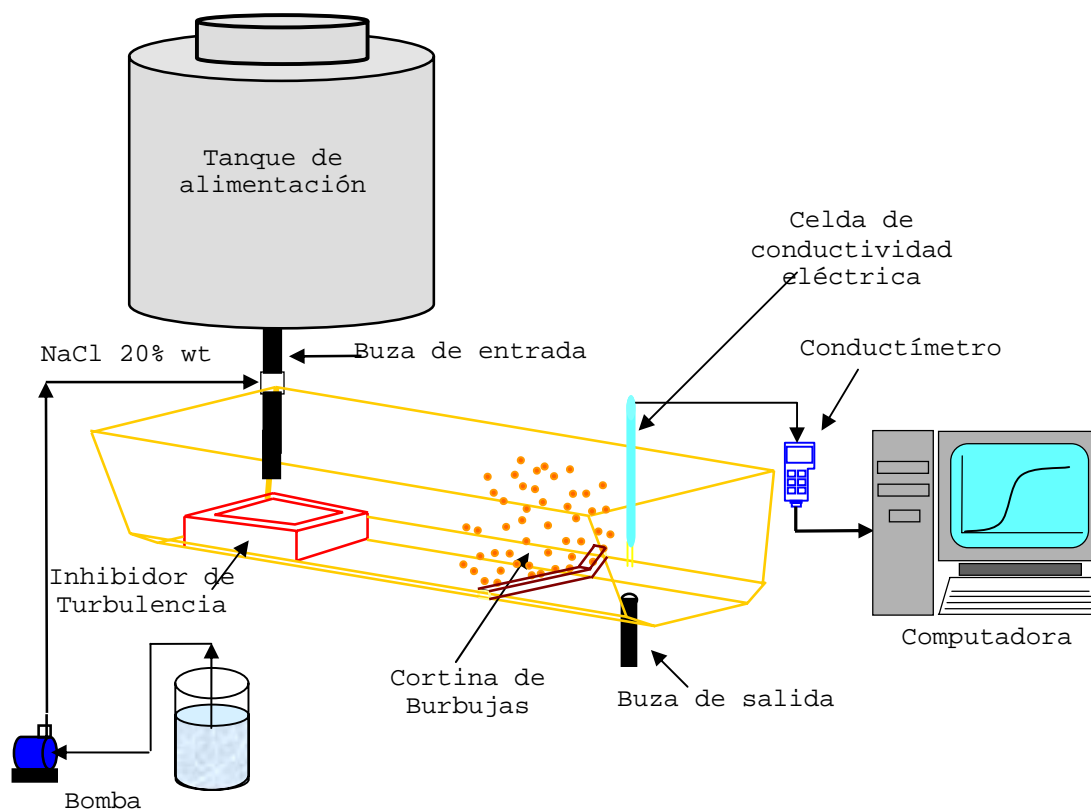


Figura 3.1 Equipo Experimental

- Un tanque de alimentación que abastece el agua necesaria para cada prueba.
- Un distribuidor a 2/5 del tamaño real de la empresa brasileña COSIPA; fabricado en acrílico de 10 mm de espesor; con una capacidad de 17 toneladas y opera a un flujo de acero de 3.12 ton/min., lo cual es equivalente a 45 litros de agua/minuto de acuerdo al criterio de Froude. Los parámetros básicos del modelo de agua se resumen en la *Tabla 3.1*.
- Un Conductímetro Oakton CON – 200 con puerto RS232 para el envío de los datos de conductividad a una PC.
- Una celda de flujo continuo fabricada con electrodos de oro insertados en una varilla de nylon, la cual se ubica en el interior del distribuidor sobre al boza de salida a 2.5 y 15.0 cm desde el fondo del distribuidor.

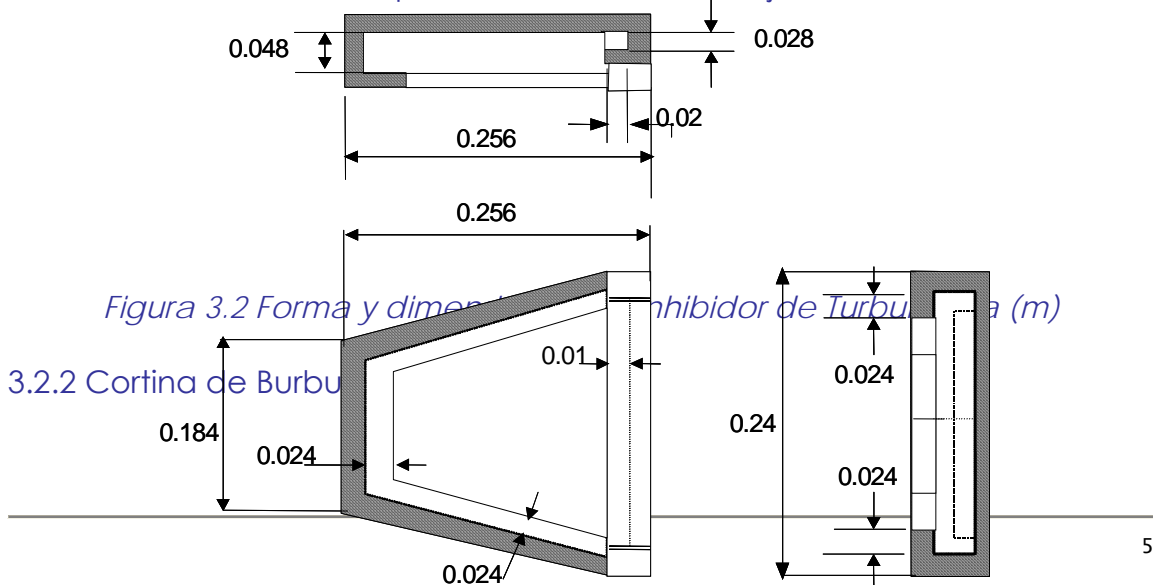
- Una PC para la adquisición de datos.
- Como dispositivos modificadores de flujo, se emplean un inhibidor de turbulencia (véase *Figura 3.2*) y una cortina de burbujas generada mediante un filtro de arena shell (véase *Figura 3.3*).

Tabla 3.1. Parámetros básicos del modelo de agua

MODELO DE AGUA 2/5	
Volumen de agua para 17 ton:	91.86 l
Concentración base del trazador	35g/l
Altura del agua en el modelo	26 cm
Flujo de agua normal	45.18 l/min

3.2.1 Inhibidor de Turbulencia

El inhibidor de turbulencia es un dispositivo que funciona como una placa de impacto en el distribuidor de colada continua. Al arranque de la secuencia de colada o en un cambio de olla, elimina salpicaduras y durante la colada tiene la función de eliminar la turbulencia. Este dispositivo obliga al acero a fluir de manera vertical y con dirección a la superficie del baño líquido para atrapar las inclusiones en la escoria. El inhibidor de turbulencia reorienta el flujo y el momentum del acero que esta entrando al distribuidor minimizando la turbulencia en la superficie del baño y por lo tanto se obtiene un aumento en el tiempo mínimo de residencia e incrementa el volumen pistón. Las dimensiones y forma geométrica del inhibidor de turbulencia utilizado en la presente investigación se muestra en la *Figura 3.2*. El Inhibidor de Turbulencia se colocó a 10 cm desde la pared del distribuidor bajo la buza de entrada.



La cortina de burbujas promueve el arrastre y transporte de inclusiones a la capa de escoria, ya que provoca un mayor contacto del fluido con la superficie y acelera, al mismo tiempo la homogenización térmica del baño.

Para la generación de la cortina de burbujas se empleó un filtro fabricado en arena shell sinterizada. El filtro se coloca 10 cm antes de la buza de salida, tal como se muestra en la *Figura 3.3*. La *Figura 3.4* indica la posición del filtro dentro del distribuidor.

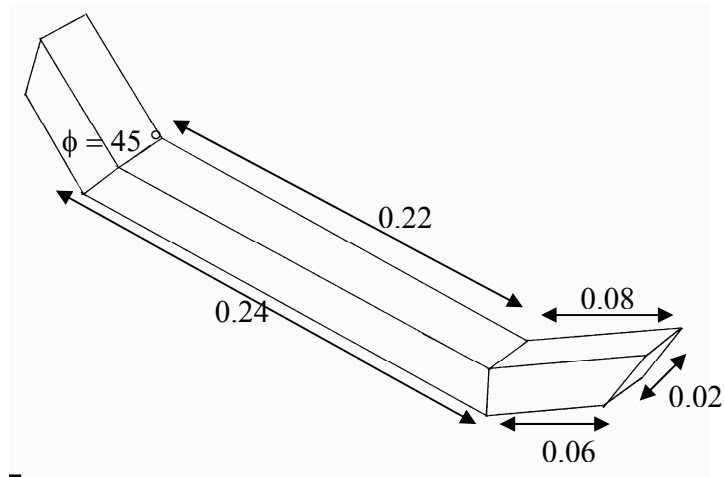


Figura 3.3. Geometría y dimensiones del medio poroso (m).

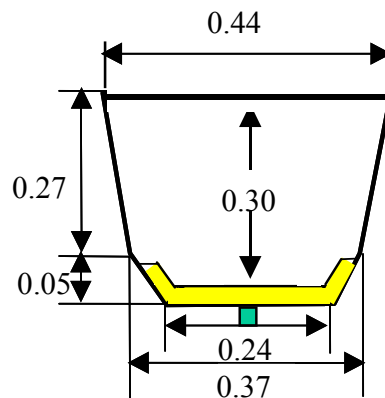


Figura 3.4. Representación esquemática del acondicionamiento de la cortina de gas dentro del distribuidor (m).

3.3 CASOS DE ESTUDIO

Se proponen 6 casos de estudio donde la posición de la celda se varía de 2.5 y 15 cm desde el fondo del distribuidor dependiendo del caso. Las curvas DTR se obtienen mediante la técnica de estímulo – respuesta. Su análisis se realiza a través del modelo estadístico de Einstein para obtener en tiempo promedio de residencia y en número de dispersión o de

Bodenstein (Bo y θ). La representación esquemática de la modelación física se presenta en la *Figura 3.5*.

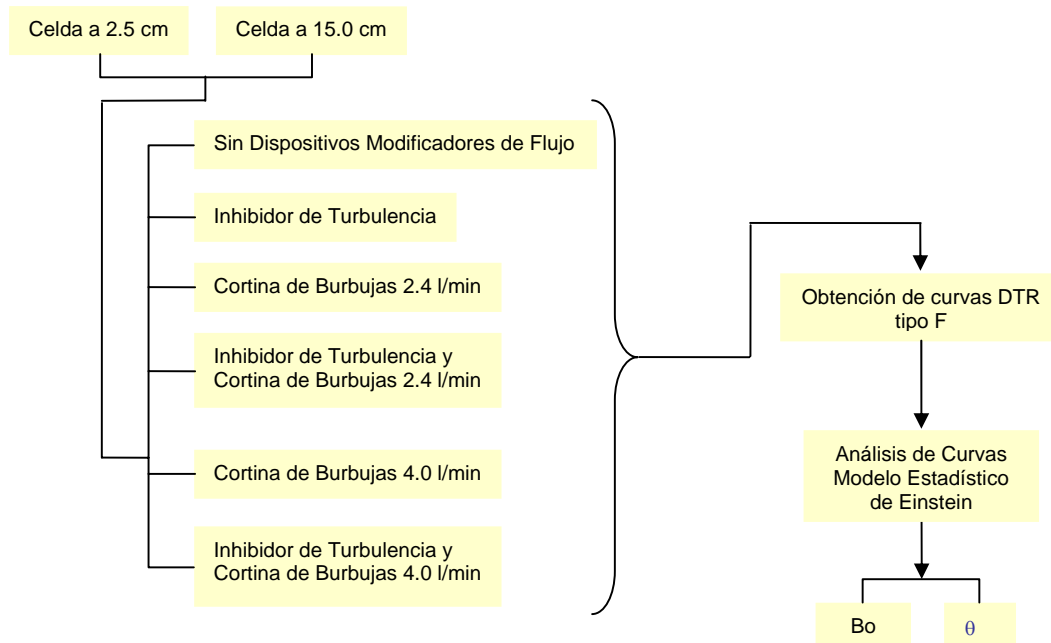


Figura 3.5 Representación esquemática de la Modelación Física

3.4 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL PARA LA OBTENCIÓN DE LA CURVA DTR TIPO F

1. Se mantiene el estado estable del sistema durante 40 min antes de empezar la inyección del trazador.
2. Cuando se usa la cortina de burbujas, se ajusta el flujo de aire de 2.4 y 4.0 lt/min mediante un flujometro según se necesite.
3. A un tiempo cero se inicia la inyección del trazador y a este tiempo empieza la captura de la conductividad cada cinco segundos.
4. El tiempo de inyección del trazador es de 7 minutos, tiempo en que el sistema queda saturado.
5. Cada experimento se repite tres veces con el fin de corroborar la repetibilidad y confiabilidad de los resultados.
6. Los valores de conductividad eléctrica se convierten a concentración a partir de la curvas de calibración de la celda de flujo continuo.
7. El ruido presente en la señal, se elimina mediante un filtro con el programa SIGMA PLOT.
8. Los parámetros θ y Bo se calculan mediante un programa en Fortran77.

9. Los datos de θ_i y C/C_0 (tiempo y concentración adimensionales) se grafican para obtener el volumen pistón, volumen de mezclado y volumen muerto.

Capítulo 4

MODELACIÓN DE CURVAS DTR

En este capítulo se describen los métodos matemáticos, empleados en el análisis de las curvas DTR tipo F obtenidas en la Modelación Física. Así mismo, se explica la construcción del modelo matemático.

4.1 MODELO ESTADÍSTICO DE RANDOM - WALK

Como se mencionó en el Capítulo 2, este modelo no requiere suponer que existe difusión, lo cual es válido únicamente cuando la longitud del reactor es infinita; tampoco es necesario suponer que el fluido se encuentra en la condición de mezclado perfecto.

El modelo considera el movimiento de corpúsculos de trazador en la corriente del fluido. Estos corpúsculos se mueven alternativamente en fases de movimiento y fases estancadas. En consecuencia, los corpúsculos de trazador que se encuentran en la fase de movimiento requieren menor tiempo comparado con los que se mueven a través de fases estancadas. Este modelo asume que las fases estancadas se encuentran en puntos determinados y las fases en movimiento se localizan en el resto de los espacios a través de los cuales, el trazador se mueve a gran velocidad.

El análisis de la función estadística mostrada en la Ecuación 4.1 determina el tiempo promedio de residencia θ y el número de dispersión o de Bodenstein Bo .

$$\frac{C}{(M/V)} = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\sqrt{Bo\theta} - \sqrt{Bo} - \frac{1}{8\sqrt{Bo\theta}} - \frac{1}{8\sqrt{Bo}} \right) \right] \quad (4.1)$$

Para resolver esta función se construye un programa en Fortran77 denominado RWMODEL el cual se ilustra en la *Figura 4.1*.

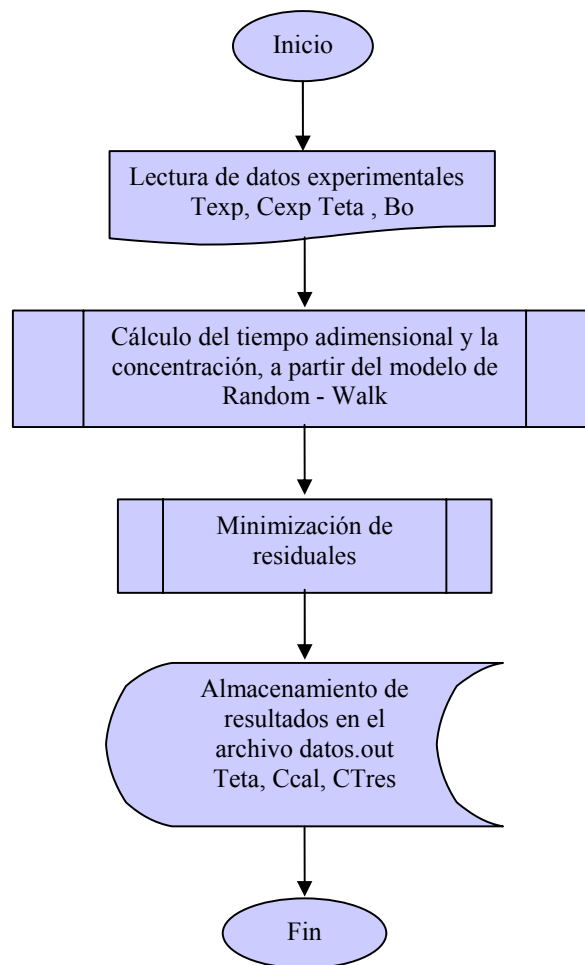


Figura 4.1 Diagrama de Bloques empleado en la construcción del programa para resolver la función de Random - Walk

Al programa se alimentan datos de tiempo experimental y concentración experimental, junto con los estimados iniciales del tiempo promedio de residencia y el número de dispersión.

El estimado inicial del tiempo promedio de residencia se obtiene de la curva DTR tipo F, observando el valor del tiempo para cuando C/C0 tiene un valor de 0.5

La Tabla 4.1 muestra un ejemplo de los datos alimentados al programa:

Tabla 4.1 Datos alimentados al programa RWMODEL

DATOS EXPERIMENTALES DE LA CURVAS DTR Y ESTIMADOS INICIALES							
Experimento #: SDMF REPLICA 1							
Estimado inicial tiempo residencia promedio [s]: 100.5							
Estimado inicial numero de Bo: 1.							
Texp	CTexp		Texp	CTexp		Texp	CTexp
0.0000	0.0000		160.0000	0.7415		320.0000	0.9814
4.0000	0.0000		164.0000	0.7542		324.0000	0.9843
8.0000	0.0001		168.0000	0.7655		328.0000	0.9865
12.0000	0.0003		172.0000	0.7773		332.0000	0.9886
16.0000	0.0006		176.0000	0.7887		336.0000	0.9898
20.0000	0.0011		180.0000	0.7919		340.0000	0.9898
24.0000	0.1957		184.0000	0.8016		344.0000	0.9909
28.0000	0.2006		188.0000	0.8114		348.0000	0.9914
32.0000	0.2021		192.0000	0.8218		352.0000	0.9921
36.0000	0.2093		196.0000	0.8314		356.0000	0.9938
40.0000	0.2218		200.0000	0.8344		360.0000	0.9944
44.0000	0.2367		204.0000	0.8437		364.0000	0.9961
48.0000	0.2703		208.0000	0.8526		368.0000	0.9985
52.0000	0.2755		212.0000	0.8606		372.0000	0.9993
56.0000	0.2955		216.0000	0.8678		376.0000	1.0000
60.0000	0.3024		220.0000	0.8702		380.0000	0.9999
64.0000	0.3245		224.0000	0.8795		384.0000	0.9994
68.0000	0.3465		228.0000	0.8862		388.0000	0.9989
72.0000	0.3547		232.0000	0.8930		392.0000	0.9986
76.0000	0.3793		236.0000	0.9014		396.0000	0.9984
80.0000	0.4015		240.0000	0.9037		400.0000	0.9983
84.0000	0.4231		244.0000	0.9116		-1.	
88.0000	0.4457		248.0000	0.9191			
92.0000	0.4636		252.0000	0.9251			
96.0000	0.4871		256.0000	0.9322			
100.0000	0.4942		260.0000	0.9341			
104.0000	0.5167		264.0000	0.9387			
108.0000	0.5405		268.0000	0.9448			
112.0000	0.5648		272.0000	0.9499			
116.0000	0.5886		276.0000	0.9541			
120.0000	0.5967		280.0000	0.9556			
124.0000	0.6201		284.0000	0.9591			

128.0000	0.6406		288.0000	0.9625			
132.0000	0.6598		292.0000	0.9659			
136.0000	0.6765		296.0000	0.9684			
140.0000	0.6808		300.0000	0.9689			
144.0000	0.6968		304.0000	0.9721			
148.0000	0.7113		308.0000	0.9751			
152.0000	0.7241		312.0000	0.9777			
156.0000	0.7371		316.0000	0.9802			

La Tabla 4.2 muestra un ejemplo del archivo de resultados obtenido por el programa.

Tabla 2. Resultados obtenidos del programa RWMODEL

Optimizacion de los parametros del modelo de Einstein para la representacion de las curvas DTR											
**** Experimento #: SDMF REPLICA 1											
Parametro valor optimizado											

TETAM [s] 77.32											
BO 1.99											
N	T [s]	TETA	CTexp	Ctcal	Ctres	N	T [s]	TETA	CTexp	Ctcal	Ctres
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	39	152.0000	1.9657	0.7241	0.7215	0.0026
2	4.0000	0.0517	0.0000	0.0133	-0.0133	40	156.0000	2.0175	0.7371	0.7341	0.0030
3	8.0000	0.1035	0.0001	0.0309	-0.0308	41	160.0000	2.0692	0.7415	0.7461	-0.0046
4	12.0000	0.1552	0.0003	0.0492	-0.0489	42	164.0000	2.1209	0.7542	0.7577	-0.0035
5	16.0000	0.2069	0.0006	0.0683	-0.0677	43	168.0000	2.1727	0.7655	0.7689	-0.0034
6	20.0000	0.2587	0.0011	0.0882	-0.0871	44	172.0000	2.2244	0.7773	0.7797	-0.0024
7	24.0000	0.3104	0.1957	0.1086	0.0871	45	176.0000	2.2761	0.7887	0.7900	-0.0013
8	28.0000	0.3621	0.2006	0.1296	0.0710	46	180.0000	2.3279	0.7919	0.7999	-0.0080
9	32.0000	0.4138	0.2021	0.1511	0.0510	47	184.0000	2.3796	0.8016	0.8095	-0.0079
10	36.0000	0.4656	0.2093	0.1729	0.0364	48	188.0000	2.4313	0.8114	0.8186	-0.0072
11	40.0000	0.5173	0.2218	0.1950	0.0268	49	192.0000	2.4830	0.8218	0.8274	-0.0056
12	44.0000	0.5690	0.2367	0.2172	0.0195	50	196.0000	2.5348	0.8314	0.8358	-0.0044
13	48.0000	0.6208	0.2703	0.2396	0.0307	51	200.0000	2.5865	0.8344	0.8438	-0.0094
14	52.0000	0.6725	0.2755	0.2620	0.0135	52	204.0000	2.6382	0.8437	0.8515	-0.0078
15	56.0000	0.7242	0.2955	0.2844	0.0111	53	208.0000	2.6900	0.8526	0.8589	-0.0063
16	60.0000	0.7760	0.3024	0.3067	-0.0043	54	212.0000	2.7417	0.8606	0.8659	-0.0053
17	64.0000	0.8277	0.3245	0.3289	-0.0044	55	216.0000	2.7934	0.8678	0.8727	-0.0049
18	68.0000	0.8794	0.3465	0.3508	-0.0043	56	220.0000	2.8452	0.8702	0.8791	-0.0089
19	72.0000	0.9311	0.3547	0.3726	-0.0179	57	224.0000	2.8969	0.8795	0.8852	-0.0057
20	76.0000	0.9829	0.3793	0.3940	-0.0147	58	228.0000	2.9486	0.8862	0.8911	-0.0049
21	80.0000	1.0346	0.4015	0.4152	-0.0137	59	232.0000	3.0003	0.8930	0.8967	-0.0037
22	84.0000	1.0863	0.4231	0.4360	-0.0129	60	236.0000	3.0521	0.9014	0.9020	-0.0006
23	88.0000	1.1381	0.4457	0.4564	-0.0107	61	240.0000	3.1038	0.9037	0.9071	-0.0034
24	92.0000	1.1898	0.4636	0.4764	-0.0128	62	244.0000	3.1555	0.9116	0.9120	-0.0004
25	96.0000	1.2415	0.4871	0.4961	-0.0090	63	248.0000	3.2073	0.9191	0.9166	0.0025
26	100.0000	1.2933	0.4942	0.5152	-0.0210	64	252.0000	3.2590	0.9251	0.9210	0.0041
27	104.0000	1.3450	0.5167	0.5340	-0.0173	65	256.0000	3.3107	0.9322	0.9252	0.0070
28	108.0000	1.3967	0.5405	0.5523	-0.0118	66	260.0000	3.3625	0.9341	0.9292	0.0049
29	112.0000	1.4484	0.5648	0.5701	-0.0053	67	264.0000	3.4142	0.9387	0.9329	0.0058
30	116.0000	1.5002	0.5886	0.5874	0.0012	68	268.0000	3.4659	0.9448	0.9366	0.0082
31	120.0000	1.5519	0.5967	0.6043	-0.0076	69	272.0000	3.5176	0.9499	0.9400	0.0099
32	124.0000	1.6036	0.6201	0.6206	-0.0005	70	276.0000	3.5694	0.9541	0.9432	0.0109
33	128.0000	1.6554	0.6406	0.6365	0.0041	71	280.0000	3.6211	0.9556	0.9463	0.0093
34	132.0000	1.7071	0.6598	0.6519	0.0079	72	284.0000	3.6728	0.9591	0.9493	0.0098
35	136.0000	1.7588	0.6765	0.6668	0.0097	73	288.0000	3.7246	0.9625	0.9520	0.0105
36	140.0000	1.8106	0.6808	0.6812	-0.0004	74	292.0000	3.7763	0.9659	0.9547	0.0112

37	144.0000	1.8623	0.6968	0.6951	0.0017	75	296.0000	3.8280	0.9684	0.9572	0.0112
38	148.0000	1.9140	0.7113	0.7085	0.0028	76	300.0000	3.8798	0.9689	0.9596	0.0093
77	304.0000	3.9315	0.9721	0.9618	0.0103	90	356.0000	4.6040	0.9938	0.9822	0.0116
78	308.0000	3.9832	0.9751	0.9640	0.0111	91	360.0000	4.6557	0.9944	0.9833	0.0111
79	312.0000	4.0349	0.9777	0.9660	0.0117	92	364.0000	4.7074	0.9961	0.9842	0.0119
80	316.0000	4.0867	0.9802	0.9679	0.0123	93	368.0000	4.7592	0.9985	0.9852	0.0133
81	320.0000	4.1384	0.9814	0.9697	0.0117	94	372.0000	4.8109	0.9993	0.9860	0.0133
82	324.0000	4.1901	0.9843	0.9714	0.0129	95	376.0000	4.8626	1.0000	0.9869	0.0131
83	328.0000	4.2419	0.9865	0.9731	0.0134	96	380.0000	4.9144	0.9999	0.9876	0.0123
84	332.0000	4.2936	0.9886	0.9746	0.0140	97	384.0000	4.9661	0.9994	0.9884	0.0110

N	T [s]	TETA	CTexp	Ctcal	Ctres	N	T [s]	TETA	CTexp	Ctcal	Ctres
85	336.0000	4.3453	0.9898	0.9760	0.0138	98	388.0000	5.0178	0.9989	0.9891	0.0098
86	340.0000	4.3971	0.9898	0.9774	0.0124	99	392.0000	5.0695	0.9986	0.9897	0.0089
87	344.0000	4.4488	0.9909	0.9787	0.0122	100	396.0000	5.1213	0.9984	0.9903	0.0081
88	348.0000	4.5005	0.9914	0.9800	0.0114	101	400.0000	5.1730	0.9983	0.9909	0.0074
89	352.0000	4.5522	0.9921	0.9811	0.0110						

**** RMSE-CT [-] = 0.0264

3.2 MODELADO MATEMÁTICO

Para el desarrollo del modelo de redes neuronales artificiales se empleo el software QNET2000, el cual utiliza el algoritmo de retropropagación de errores para el entrenamiento de la red.

La topología de la red fue de 3 capas, una de entrada con cuatro nodos que representan las variables: altura de celda, inhibidor de turbulencia, flujo de aire y tiempo adimensional. La segunda capa se denomina oculta y contiene cuatro nodos y la última capa es la de salida del modelo neuronal, en este caso tiene un nodo el cual proporciona la concentración adimensional para la generación de las curvas DTR. Se empleo como función de transferencia la tangente hiperbólica. El esquema se muestra en la *Figura 4.2*.

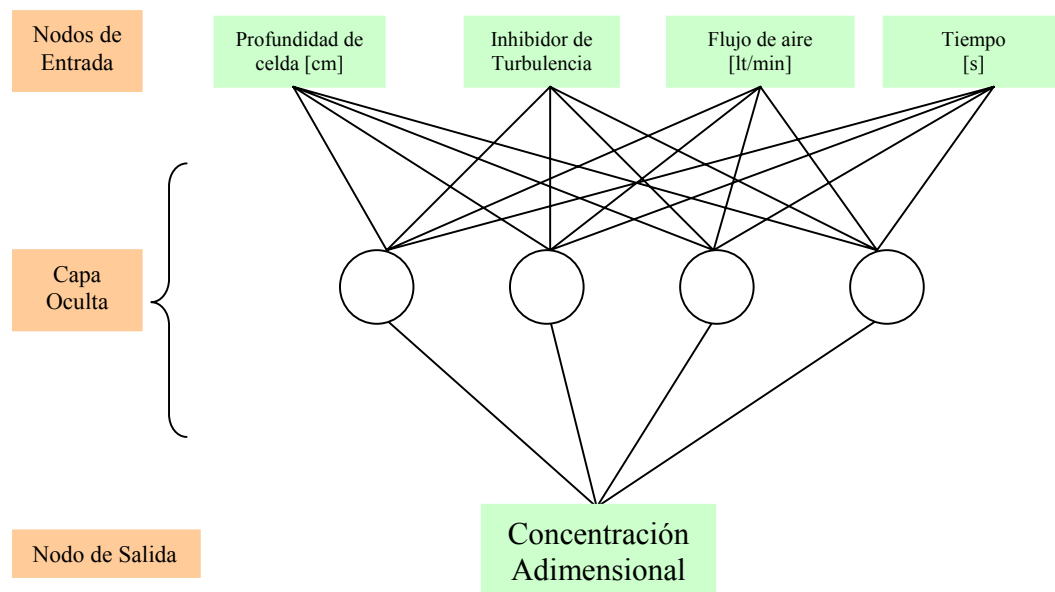


Figura 4.2 Representación esquemática de la red neuronal artificial

Los valores de los nodos de entrada se muestran en la *Tabla 4.3*.

Tabla 4.3. Intervalo de Valores para cada nodo de entrada

Nodo	Intervalo de Valores
Profundidad de celda	2.5 y 15.0 cm
Inhibidor de Turbulencia	0 (no) / 1 (si)
Flujo de Cortina de Burbujas	0.0, 2.4 y 4.0 lt/min
Tiempo	0.0 a 430 s

Una vez que se ha definido la topología del modelo neuronal, es necesario someterlo a un proceso de “entrenamiento”, esto es, el modelo debe aprender a correlacionar las entradas en base a un juego de datos de salidas objetivo. Si el “aprendizaje” es generalizado el modelo será capaz de predecir respuestas que se encuentren fuera del intervalo de datos de entrenamiento.

El modelo neuronal se entreno empleando datos los experimentales, un ejemplo de los datos alimentados se muestra en la *Tabla 4.4*.

Tabla 4.4. Intervalo de Valores para cada nodo de entrada

"Altura"	"Inhibidor"	"Flujo"	"Tiempo"	"C/C0"
2.5	0	0.0	32.40	0.0688

2.5	0	0.0	36.45	0.0808
2.5	0	0.0	40.50	0.0933
2.5	0	0.0	44.55	0.1064
2.5	0	0.0	48.60	0.1200
2.5	0	0.0	52.65	0.1339
2.5	0	0.0	56.70	0.1483
2.5	0	0.0	60.75	0.1630
2.5	0	0.0	64.80	0.1780
2.5	0	0.0	68.85	0.1932
2.5	0	0.0	72.90	0.2087
2.5	0	0.0	76.95	0.2244
2.5	0	0.0	81.00	0.2402
2.5	0	0.0	85.05	0.2562
2.5	0	0.0	89.10	0.2722
2.5	0	0.0	93.15	0.2883
2.5	0	0.0	97.20	0.3045
2.5	0	0.0	101.25	0.3207

3.2 Aprendizaje del Modelo Neuronal

Para controlar que el aprendizaje del modelo neuronal sea generalizado, el software controla el error de la respuesta durante la etapa de "entrenamiento". Es decir, calcula el error entre la respuesta generada por el modelo y la respuesta objetivo (proporcionada por el usuario); por otra parte el software selecciona un conjunto de datos aleatoriamente conocido como conjunto de prueba, el cual se utiliza para observar la respuesta del modelo a un conjunto de datos que no se encuentren entre los de entrenamiento.

Durante la etapa de entrenamiento el software calcula simultáneamente estos parámetros. Si ambos, el error del conjunto de datos de entrenamiento y el error del conjunto de datos de prueba disminuyen, predomina el aprendizaje generalizado.

La *Figura 4.3* muestra el historial del error del conjunto de datos de entrenamiento, en tanto, que en la *Figura 4.4* se aprecia el error del conjunto de datos de prueba. Como se muestra, en ambas figuras los errores disminuyen, por lo que se puede asumir, que el modelo está aprendiendo a generalizar, y será apto para predecir a valores fuera del intervalo de entrenamiento.

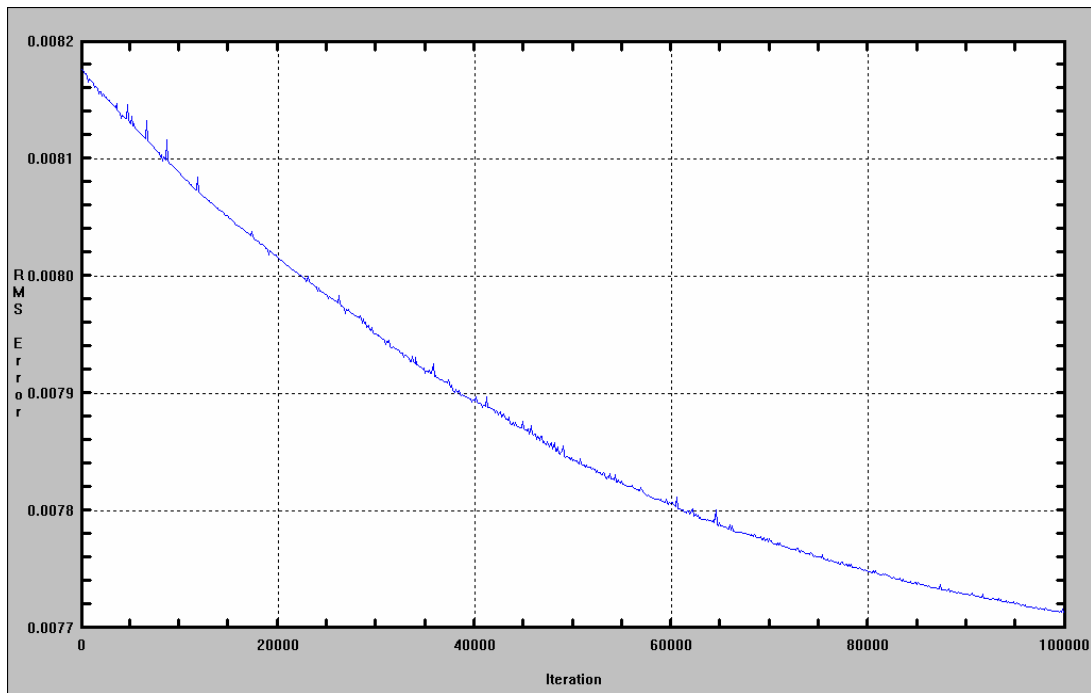


Figura 15. Error del juego de datos de prueba

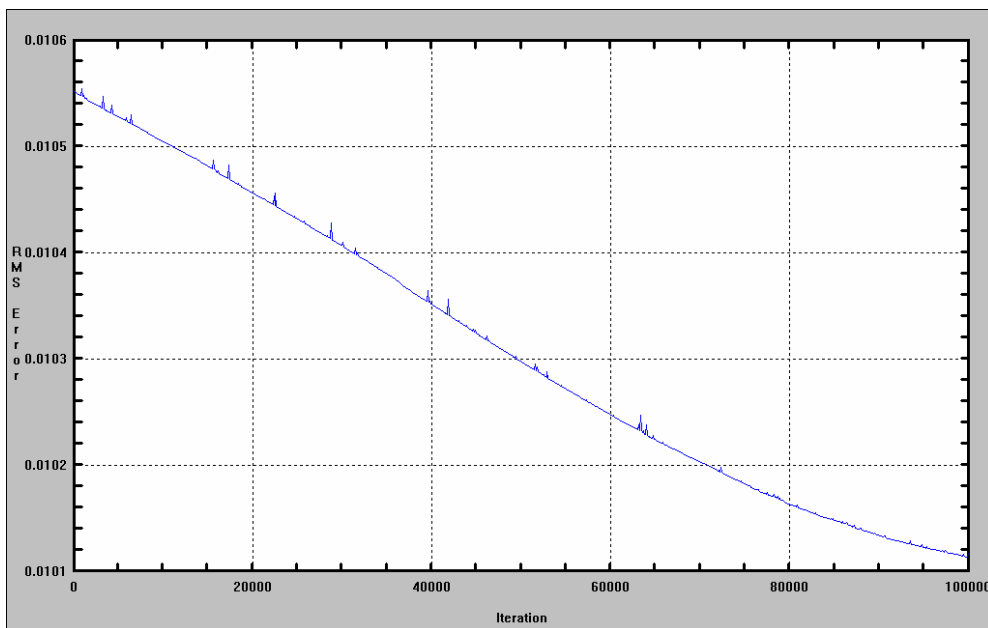


Figura 16. Error del juego de datos de entrenamiento

Capítulo 5

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El desempeño del distribuidor de colada continua, se evalúa en función de las curvas de Distribución de Tiempo de Residencia y sus parámetros característicos tales como tiempo promedio de residencia y el número de dispersión (θ y B_0). Las características del flujo se analizan en función del volumen pistón (V_p/V), volumen de mezclado (V_m/V) y volumen muerto (V_d/V). En este capítulo se muestran y discuten los resultados obtenidos de la modelación física y la modelación matemática.

5.1 CURVAS DTR TIPO F.

5.1.1 Comportamiento del fluido dentro del distribuidor

Se obtuvieron las curvas DTR tipo F en la modelación física para los todos los casos propuestos. Los datos obtenidos se suavizaron mediante un filtro con el programa Sigma Plot basado en la inversa del cuadrado de la función de Cauchy, con el fin de minimizar el ruido de la señal.

La señal suavizada se alimento al programa RWMODEL y se obtuvieron los parámetros característicos de las curvas DTR, así como el error medio entre los datos calculados en función del modelo de Einstein y los obtenidos experimentalmente.

La *Figura 5.1* muestra las curvas DTR obtenidas experimentalmente para todos los casos a una posición de la celda de 2.5 cm desde el fondo del distribuidor.

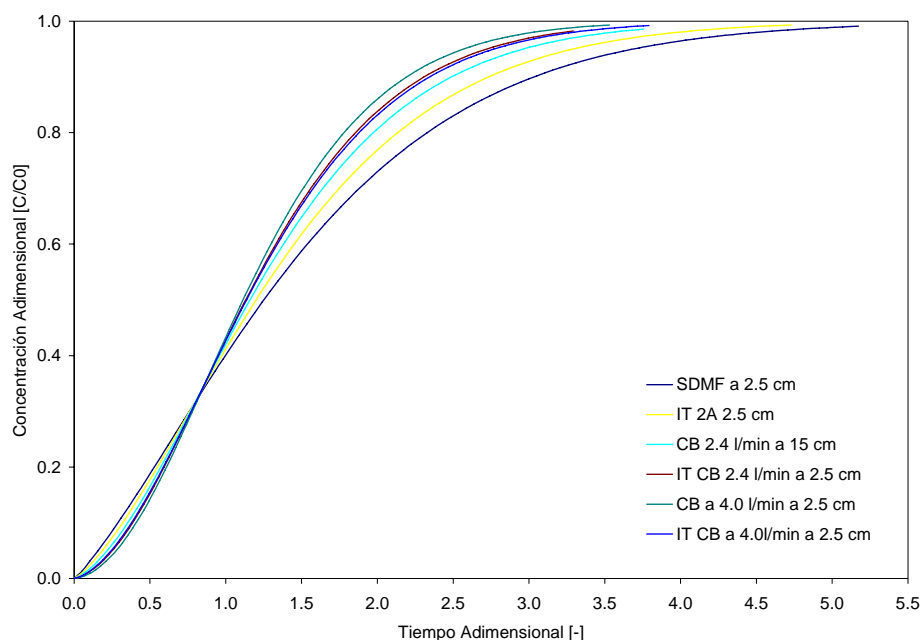


Figura 5.1 Curvas DTR tipo F para los casos 1 a 6 con la celda de a 2.5 cm.

Se observa que las curvas para los casos 4 y 6 (IT CB a 2.4 e IT CB a 4.0 l/min) exhiben casi el mismo comportamiento. Esto puede significar que cuando se combina el uso de la cortina de burbujas y el inhibidor de turbulencia, este último, tiende a atenuar la influencia del aire inyectado a la cortina de burbujas.

Así mismo se observa, que cuando el distribuidor opera sin dispositivos modificadores, la calidad del flujo disminuye.

El inhibidor de turbulencia mejora la calidad del flujo, sin embargo el dispositivo que marca una mejora notable en el fluido es la cortina de burbujas, especialmente cuando se aumenta la cantidad de aire inyectado.

El comportamiento del fluido en la zona superior del distribuidor se muestra en la *Figura 5.2*, cuando la celda de conductividad se localiza a 15.0 cm desde el fondo del distribuidor.

De la Figura 5.2 se observa que las curvas de los casos 9 y 10 (CB a 2.4 l/min e IT CB 2.4 l/min) exhiben un comportamiento muy parecido, por lo que se puede decir que para la zona superior del distribuidor, el inhibidor de turbulencia no tiene una influencia significativa cuando se inyecta un flujo de aire de 2.4 l/min a la cortina de burbujas.

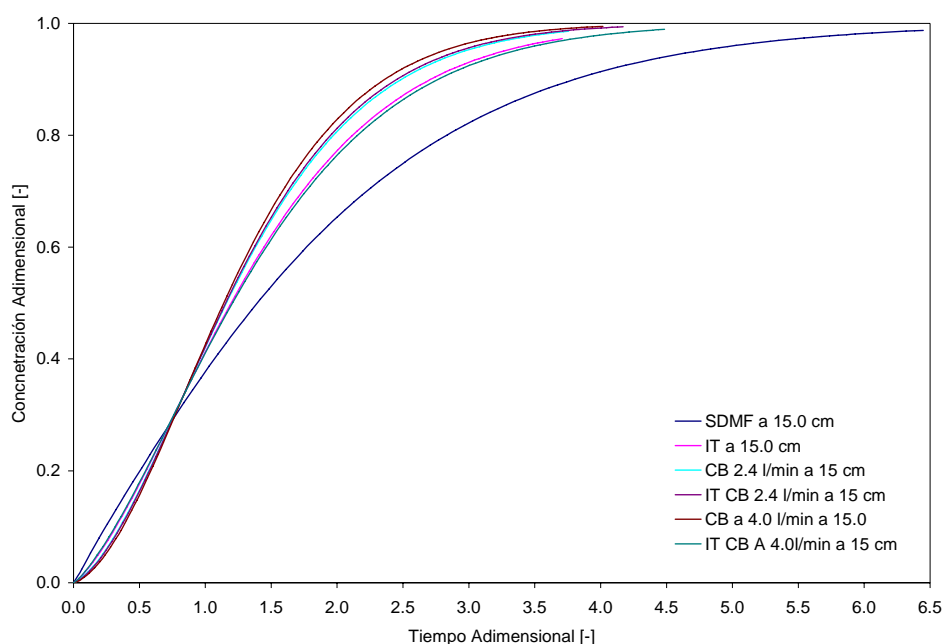


Figura 5.2 Curvas DTR tipo F para los casos 7 a 12 con la celda a 15.0 cm

Así mismo, se aprecia que los casos 8 y 12 (IT e IT CB a 4.0 l/min) también exhiben un comportamiento muy similar, donde se corrobora que la influencia del inhibidor de turbulencia en la zona superior del distribuidor no es significativa.

Por otra parte cuando se opera la cortina de burbujas con un flujo de aire de 4.0 l/min el efecto de este modificador de flujo, es notable.

Los resultados de los cálculos de las características del fluido se muestran en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1 Características del Flujo de acuerdo a las curvas DTR

	CASO	%V PISTON	%V MEZCLA	%V MUERTO
2.5 cm	SDMF	5.170	15.679	79.151
	IT	33.120	41.511	25.369
	CB 2.4 l/min	39.260	44.868	15.872
	IT CB 2.4 l/min	36.210		
	CB 4.0 l/min	49.410	38.318	12.272

15.0 cm	IT CB 4.0 l/min	37.920	44.641	17.439
	SDMF	6.450	82.294	11.256
	IT	29.670	45.299	25.031
	CB 2.4 l/min	30.060	49.792	20.148
	IT CB 2.4 l/min	37.530	43.157	19.313
	CB 40 l/min	40.180	18.369	41.451
	IT CB 4.0 l/min	26.910	47.071	26.019

Para el caso 4 (IT CB a 2.4 l/min) el cálculo del volumen muerto fue excesivamente alto, por lo que estos resultados se descartaron. Sin embargo, se hace notar que la curva para este caso y el caso 6 mostraron un comportamiento muy similar, por lo que se asume que el valor del volumen muerto debe estar entre el 16 y el 18%.

Los casos 1 y 7 (SDMF a 2.5 y 15.0 cm) tienen el menor valor de volumen pistón, esto se debe a la turbulencia generada al caer el chorro líquido dentro del distribuidor. Para la zona inferior este caso presenta el volumen muerto más alto.

El caso que presenta un mayor volumen pistón tanto en la zona inferior como en la superior cuando se emplea la cortina de burbujas a 4.0 l/min de aire. Sin embargo en la zona superior este mismo caso tiene un valor de volumen muerto muy alto.

La *Tabla 5.2* muestra los valores obtenidos del análisis de los parámetros característicos de las curvas DTR de acuerdo al modelo estadístico de Einstein calculado mediante el programa RWMODEL.

Tabla 5.2 Análisis de las curvas DTR de acuerdo al modelo estadístico de Einstein

CASO	TPR [S]	Bo [-]	RMSE [-]	
2.5 cm	SDMF	77.32	1.99	0.0264
	IT	88.78	2.50	0.0285
	CB 2.5 l/min	101.89	3.71	0.0366
	IT CB 2.5	103.28	3.80	0.0268
	CB 40	113.33	4.38	0.0179
	IT CB 4.0	106.80	3.65	0.0138
15.0 cm	SDMF	62.04	1.28	0.0457
	IT	105.15	2.65	0.0575
	CB 2.5 l/min	102.47	3.13	0.0284
	IT CB 2.5	95.92	3.24	0.0267
	CB 40	99.56	3.57	0.0344
	IT CB 4.0	86.96	4.43	0.0210

De la *Tabla 5.2* se observa que cuando el distribuidor trabaja sin dispositivos modificadores de flujo el tiempo promedio de residencia es el menor

debido a las grandes zonas muertas existentes dentro del distribuidor. De la misma manera, el número de dispersión o Bodenstein es menor en estos casos, dando como resultado una gran dispersión dentro del distribuidor.

El caso 5 (IT CB a 4.0 l/min) para la zona inferior del distribuidor, exhibe el mayor tiempo promedio de residencia debido a que cuando opera la cortina de burbujas a 4.0 l/min, está desvía la trayectoria del fluido hacia la superficie alargando la distancia que debe recorrer el fluido y por ende, su tiempo de residencia.

Así mismo se observa que para este mismo caso en la zona superior del distribuidor el tiempo promedio disminuye, esto es debido a que en esta zona la cortina de burbujas acelera el paso del fluido hacia la buza de salida acortando su tiempo promedio de residencia dentro del distribuidor.

CAPITULO 9

BIBLIOGRAFÍA

1. www.infoacero.cl
2. Acero. Lorenzo Martínez Gómez Fondo de Cultura Económica 1989 p. P. 11 –67
3. www.canacero.org.mx informe perfil de la industria del Hierro y del Acero Mayo 2004
4. www.inegi.gob.mx
5. Dipak Mazumdar and Roderick I. L. Guthrie. ISIJ International, Vol. 39 (1999), No 6. pp. 524-547
6. S. Govindarajan, R. Dutta y A. Chatterjee: Proc. Of the Sixth Int. Iron and Steel Cong., ISIJ, Tokyo, 3 (1990), 197
7. M. M. Collur, D. B. Love and B. V. Patil; Proc. Of the Steelmaking Conf., TMS, Warrendale, PA, (1997), 313.
8. Y. Sahai and R. Ahuja: Ironmaking Steelmaking, 13 (1986), 241.
9. S. Singh and S. C. Koria: ISIJ Int., 33 (1993), 1228.
10. S. Singh and S. C. Koria: Ironmaking Steelmaking, 20 (1993), 221.
11. S. Singh and S. C. Koria: ISIJ Int., 34 (1994), 784.
12. L. Xintian, Z. Yaohe, S. Baolu and J. Weiming: Ironmaking Steelmaking, 19 (1992), 221
13. F. Kemeny, D. J. Harris, A. McLean, T.R. Meadowcrrft and J. D. Young: proc. Of the Steelmaking conf., TMS, (1986), 705

-
14. K. M. Godiwala, S. K. Sinha and C. S. Shivaramkrishnan: Proc of the Steelmaking Conf., TMS, Warrendale, PA, (1994), 703
 15. H. Nakajima, F. Sebo, S. Tanaka, I. Dimitri, D: J. Harris and R I. L. Guthrie: Proc. Of the Steelmaking Conf., TMS, (1986), 705.
 16. E. Martínez, M. Maeda, L. J. Heaslip, G. Rodríguez and A. Malean: Trans. Iron Steel Jpn., 26 (1986), 724.
 17. L- K-. Chiang: Proc. Of the Steelmaking Conf., TMS, Warrendale, PA, (1992), 437.
 18. D. Mazumdar, G. Yamanoglu, S. Ramani and R. I. L. Guthrie: Steel Res., 66 (1995), 14.
 19. K. Y. M. Lai, M. Salcudean, S. Tanaka and R. I. L. Guthrie: Metall. Trans., 17B (1986), 449.
 20. J. Szekely, and N. El-kaddah: Proc. Of the Steelmaking Conf., TMS, Warrandale, PA, (1986), 761.
 21. Y. He and Y. Sahai: Metall. Trans., 18B (1987), 81
 22. K. H. Tacke and J. C. Ludwing: Steel Res., 58 (1987), 262
 23. O. J. Illebussi and J. Szekely: ISIJ Int., 29 (1989), 1031.
 24. S. Joo and R. I. L. Guthrie: Can. Metall. Q., 30 (1991), 261
 25. Y. Sahai: Mathematical Modelling of Materials Processing Operations, ed. By J. Szekely et al., TMS, Warrandale, PA. (1987), 431
 26. A. K. Sinha and Y. Sahai: ISIJ Int., 33 (1993), 556
 27. B. Kauffman, A. Neidermany and A. Preuer: Steel Res., 64 (1993), 203
 28. S. Chakraborty and Y. Sahai: Ironmaking Steelmaking, 19 (1992), 479
 29. Análisis del efecto térmico y tobera descentrada sobre el flujo de fluidos en un distribuidor de colada continua Tesis de Maestría Alicia Aguilar Corona 2003
 30. Ingeniería de las Reacciones Químicas Octave Levespiel, Editorial Reverté S. A. 2da. Edición 2001 p. p. 107 – 114 y 277 – 306
-

31. Gas and liquid phases axial dispersion through random structured packings. Tesis de Doctorado Ricardo Macías Salinas 1995.
32. On the Physical meaning of the dispersion equation and its solutions for different initial and boundary conditions. A. Kreft y A. Zuber *Chemical Engineering Science* 1978, Vol. 33, pp1471-1480
33. Parameter estimation by the weighted moments method. A. S. Andersson y E. T. White. *Chemical Engineering Science* 1971, Vol. 26 pp 1203-1221.
34. Interpretation of Chromatographic Peaks by Fourier Analysis. S. K. Gangwal, R. R. Hudding, A. W. Bryson, y P. L. Silveston. *The Canadian Journal of Chemical Engineering* 1971, Vol. 49, pp 113-119.
35. The use of Transfer functions in evaluating residence time distributions curves. *Chemical Engineering Science* 1969, Vol. 24, pp. 1131-1137.
36. On the Use of the Imperfect Tracer Pulse Method for Determination of Hold-Up and Axial Mixing. K. Ostergaard y M. L. Michelsen. *The Canadian Journal of Chemical Engineering* 1969, Vol. 47, pp. 107-112.
37. Longitudinal mixing in packed beds. E. J. Cairns and J. M. Prausnitz *Chemical Engineering Science*, Vol. 12, pp 20 – 34.
38. Fenómenos de flujo de fluidos en procesamiento de metales. J. Szekely. Edit. Limusa 1998.
39. Estudio del flujo de acero líquido en un distribuidor equipado con un inhibidor de turbulencia y un sistema de burbujeo. Tesis de Maestría Alejandro Vargas Zamora 2003.
40. Melt flow characterization in continuous casting tundish. Yogeshwar Sahai and Toshihiko Emi. *ISIJ International*, 1996. Vol. 39.
41. Simulación física y matemática de los efectos de los inhibidores de turbulencia sobre el flujo de acero y transferencia de calor en distribuidores de colada continua. Tesis de Doctorado Simón López Ramírez. 2000
42. Melt flow optimization using turbulence inhibitors in large volume tundishes. J. Palafox – Ramos, J. de J. Barreto, S. Lopez-Ramírez and R. D. Morales *Iron and Steelmaking* 2001, Vol. 28, No 2.

-
43. Análisis y simulación de procesos, Himmelblau M. D. Editorial Reverté España. 1980.
 44. The physical and mathematical modeling of Continuous casting tundish systems, D. Mazumdar and R. I. Guthrie, ISIJ International, 1999, Vol. 39, No. 6.
 45. A criterion for water modeling of non-isothermal melts flows in continuous castings tundishes. Chandrashekhar Damle and Yogeshwar Sahai. ISIJ International, 1996 Vol. 36, No. 6.
 46. <http://ingenieria.udea.edu.co/investigacion/mecatronica/mecatronics/redes.htm>
 47. <http://orbita.starmedia.com/~tellocor/proyecto>
 48. Redes Neuronales y Sistemas Borrosos Bonifacio Martín del Brío y Alfredo Sanz Molina Editorial Rama2da edición 2001
 49. Uso de redes neuronales para la predicción de la distribución de tiempo de residencia en sistemas de flujo continuo Informe Técnico Dr. Ricardo Macías Salinas.
 50. Qnet2000 Manual de Usuario
 51. Fluid property predictions with the aid of neural networks. Ming-Jer Lee and Jui – Tang Chen American Chemical Society, 1993, Vol. 32., No. 5.
 52. PVT Data Analysis Using Neural Network Models, André Normandin, Bernard P. A. Grandjean, and Jules Thibault Ind. Eng. Chem. Res. 1993, 32.
 53. A hybrid neural network – first principles approach to process modeling, Dimitris C. Psychogios and Lyle H. Ungar, AIChE Journal 1992, Vol. 38 No. 10.
 54. Modeling chemical process using prior knowledge and neural networks, Michael L. Thompson and Marck A. Kramer, AIChE Journal 1994 Vo. 40. No. 8.
 55. Potential applications of artificial neural networks to thermodynamics: vapor – liquid equilibrium predictions. Raj Sharma, Diwakar Singhal, Ranjana Ghosh, Ashish Dwivedi, Computers and Chemical Engineering. No. 33, 1999.
-

56. Use of neural networks for liquid – liquid extraction modeling: an experimental study. A. Chouai, M. Cabassud, M. V. Le Lann, C. Gourdon, G. Casamatta, *Chemical Engineering and Processing* Vol. 39, 2000.
57. Flooding Capacity in Packed Towers: Database, correlations, and analysis, Simon Piché, Faïcal Larachi, and Bernard P. A. Grandjean. *Ind. Eng. Chem. Res.* Vol. 40, 2001.
58. Principles of neurodynamics; perceptrons and the theory of brain mechanisms. Frank Rosenblatt Spartan Books 1962
59. B. Widrow, M.E. Hoff Adaptive Switching Circuits 1960 IRE WESCON Convention Record
60. Warren S. McCulloch and Walter Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5 115-133 (1943).
61. The organization of behavior; a neuropsychological theory. D O Hebb. Wiley, 1949

Anexo 1

REDES NEURONALES ARTIFICIALES

HISTORIA

Las redes neuronales artificiales como su nombre lo indica, pretenden imitar a pequeña escala la forma de funcionamiento de las neuronas que forman el cerebro humano. Todo el desarrollo de las redes neuronales tiene mucho que ver con la neurofisiología, no en vano se trata de imitar a una neurona humana con la mayor exactitud posible. Entre los pioneros en el modelado de neuronas se encuentra Warren McCulloch y Walter Pitts^[46]. Estos dos investigadores propusieron un modelo matemático para la neurona. En este modelo cada neurona estaba dotada de un conjunto de entradas y salidas. Cada entrada está afectada por un peso. La activación de la neurona se calcula mediante la suma de los productos de cada entrada y salida. La principal clave de este sistema se encuentra en los pesos de las diferentes entradas. Las entradas son modificadas por el peso y las salidas son función de estas modificaciones. Esto los llevó a concluir que los pesos influyen de forma decisiva en la salida y por lo tanto pueden ser utilizados para controlar la salida que se desea.

En realidad cuando se tienen interconectadas muchas de estas neuronas artificiales lo que se hace inicialmente es entrenar el sistema. El entrenamiento consiste en aplicar unas entradas determinadas a la red y

observar la salida que produce. Si la salida que produce no se adecua a la que se esperaba, se ajustan los pesos de cada neurona para interactivamente ir obteniendo las respuestas adecuadas del sistema. A la red se le somete a varios ejemplos representativos, de forma que mediante la modificación de los pesos de cada neurona, la red va "aprendiendo".

La neurona biológica

A finales del siglo XIX se logró una mayor claridad sobre el trabajo del cerebro debido a los trabajos de Ramón y Cajal en España y Sherrington en Inglaterra^[46]. El primero trabajó en la anatomía de las neuronas y el segundo en los puntos de conexión de las mismas o *sinapsis*. Se estima que en cada milímetro del cerebro hay cerca de 50.000 neuronas, conteniendo en total más de cien mil millones de neuronas y sinapsis en el sistema nervioso humano. La estructura de una neurona se muestra en la *Figura 21*.

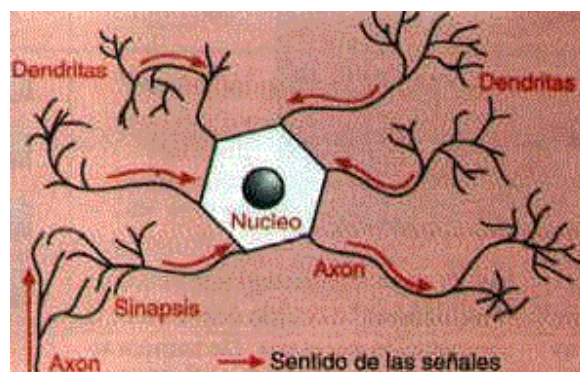


Figura21. La Neurona

El tamaño y la forma de las neuronas es variable, pero con las mismas subdivisiones que muestra la *Figura 21*. Subdividiéndose así, en tres partes:

1. El cuerpo de la neurona,
2. Ramas de extensión llamadas dendritas para recibir las entradas, y
3. Un axón que lleva la salida de la neurona a las dendritas de otras neuronas.

El *cuerpo* de la neurona o *Soma* contiene el *núcleo*. Se encarga de todas las actividades metabólicas de la neurona y recibe la información de otras neuronas vecinas a través de las conexiones sinápticas (algunas neuronas se comunican solo con las cercanas, mientras que otras se conectan con miles).

Las *dendritas*, parten del soma y tienen ramificaciones. Se encargan de la recepción de señales de las otras células a través de conexiones llamadas *sinápticas*. Si se piensa en términos electrónicos se puede decir que las dendritas son las conexiones de entrada de la neurona.

Por su parte el *axón* es la "salida" de la neurona y se utiliza para enviar impulsos o señales a otras células nerviosas. Cuando el axón está cerca de sus células destino se divide en muchas ramificaciones que forman sinapsis con el soma o axones de otras células. Esta unión puede ser "inhibidora" o "excitadora" según el transmisor que las libere. Cada neurona recibe de 10,000 a 100,000 sinapsis y el axón realiza una cantidad similar de conexiones.

La transmisión de una señal de una célula a otra por medio de la sinapsis es un proceso químico. En el se liberan sustancias transmisoras en el lado del emisor de la unión. El efecto es elevar o disminuir el potencial eléctrico dentro del cuerpo de la célula receptora.

Si su potencial alcanza el umbral se envía un pulso o potencial de acción por el axón. Se dice, entonces, que la célula se disparó. Este pulso alcanza otras neuronas a través de la distribución de los axones.

Una neurona se puede comparar con una caja negra compuesta por varias entradas y una salida. La relación de activación entre la salida y la entrada se denomina función de transferencia y se representa en la *Figura 22*.

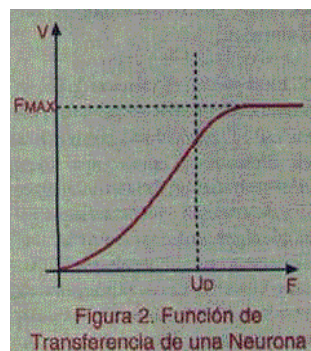


Figura 22. Función de Transferencia de una neurona

La variable f es la frecuencia de activación o emisión de potenciales y u es la intensidad del estímulo del soma.

La Neurona Artificial.

Una caja negra que realice la suma ponderada de las diferentes señales que recibe de otras unidades iguales y produzca en la salida un *uno* o un *cero* según el resultado de la suma con relación al umbral o nivel de disparo, conforma una buena representación de lo que es una *neurona artificial*. La función de transferencia de una neurona, desde ahora se denominara como nodo, tiene el propósito de controlar el rendimiento de la señal de salida para éste (excepto para la capa de entrada). Esas funciones tienen un rendimiento de salida de 0.0 a 1.0. La entrada de la función de transferencia es el producto punto de todos los nodos de señales de entrada por el vector peso del nodo. El software empleado Qnet2000 da la opción de seleccionar entre cuatro funciones de transferencia: sigmoidea, gaussiana, tangente hiperbólica y secante hiperbólica, como se muestran en la *Figura 23*.

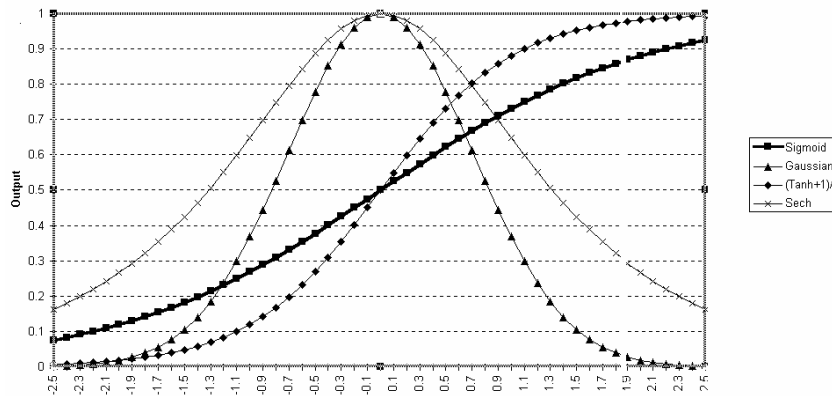


Figura 23. Funciones de transferencia empleadas por Qnet2000

La neurona artificial es un dispositivo eléctrico que responde a señales eléctricas. La respuesta la produce el circuito activo o función de transferencia que forma parte del cuerpo de la neurona. Las "dendritas" llevan las señales eléctricas al cuerpo de la misma. Estas señales provienen de sensores o son salidas de neuronas vecinas. Las señales por las dendritas pueden ser voltajes positivos o negativos; los voltajes positivos contribuyen a la excitación del cuerpo y los voltajes negativos contribuyen a inhibir la respuesta de la neurona (*Figura 24*).

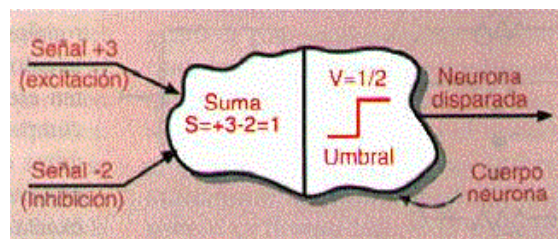
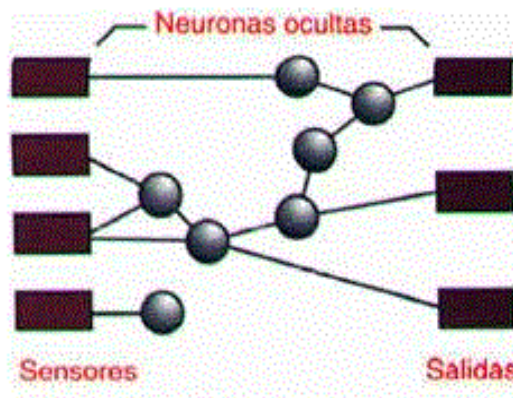


Figura 24. Excitación, inhibición, disparo

REDES NEURONALES

La Red Neuronal Biológica

El sistema de neuronas biológico está compuesto por neuronas de entrada (sensores) conectados a una compleja red de neuronas "calculadoras" (neuronas ocultas), las cuales, a su vez, están conectadas a las neuronas de salidas que controlan, por ejemplo, los músculos. La *Figura 25* muestra un esquema conceptual.

*Figura 25. Estructura neuronal*

Los sensores pueden ser señales de los oídos, ojos, etc. Las respuestas de las neuronas de salida activan los músculos correspondientes. En el cerebro hay una gigantesca red de neuronas "calculadoras" u ocultas que realizan la computación necesaria. De esta manera similar, una red neuronal artificial debe ser compuesta por sensores del tipo mecánico o eléctrico.

Redes neuronales artificiales (Artificial Neural Networks (ANN))

Una red neuronal está constituida por nodos, o unidades, que están unidas mediante conexiones, como se ve en la *Figura 26*. A cada conexión se le asigna un peso numérico. Los pesos constituyen el principal recurso de memoria de la red neuronal y el aprendizaje se realiza usualmente con la activación de estos pesos.

Algunas de las unidades se encuentran conectadas con el ambiente externo, y son llamadas unidades de entrada o unidades de salida

encargadas de percibir los estímulos y emitir los estímulos producto del procesamiento de los datos de entrada.

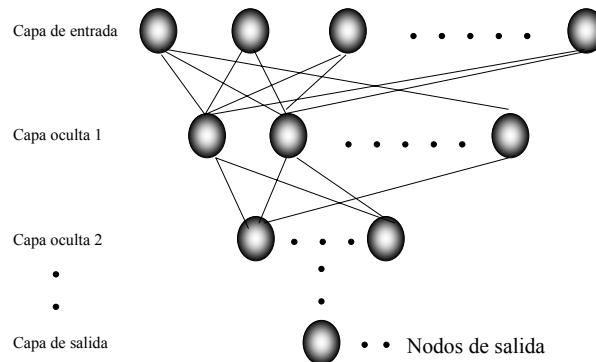


Figura 26. Representación esquemática de una Red Neuronal Artificial

Los pesos son modificados de manera tal que la conducta de entrada-salida de la red esté acorde con la del ambiente que produce las entradas.

Clasificación de las Redes Neuronales Artificiales

Teniendo en cuenta los componentes básicos de la red neuronal, los distintos modelos de red neuronal pueden clasificarse de acuerdo con cuatro criterios básicos (Hilera y Martínez, 1995^[47,48]): (1) la *naturaleza* de las señales de entrada y salida, (2) la *topología* de la red y (3) el *mecanismo de aprendizaje* que utilizan

De Acuerdo Con Su Naturaleza

De acuerdo con la *naturaleza* de las señales de entrada y de salida podemos clasificar las redes neuronales en *analógicas*, *discretas* (generalmente, binarias) e *híbridas*:

Las *redes analógicas* procesan datos de entrada de naturaleza analógica, valores reales continuos, habitualmente acotados y usualmente en el compacto $[-1,1]$ o en el $[0,1]$, para dar respuestas también continuas. Las redes analógicas suelen presentar funciones de activación continuas, habitualmente lineales o sigmoides. Entre estas redes neuronales destacan las redes de Backpropagation, la red continua de Hopfield, la de Contrapropagación, la Memoria Lineal Asociativa, la Brain-State-in-Box, y los modelos de Kohonen (mapas auto-organizados (S.O.M.) y Learning Vector Quantizer, (L.V.Q.)

Las *redes discretas* (binarias) procesan datos de naturaleza discreta, habitualmente $\{0,1\}$, para acabar emitiendo una respuesta discreta. Entre las redes binarias destacan la Máquina de Boltzman, la Máquina de Cauchy, la red discreta de Hopfield, el Cognitrón y el Neogognitrón.

Las *redes híbridas*^[47,48], procesan entradas analógicas para dar respuestas binarias, entre ellas destacan el Perceptrón, la red Adaline y la Madaline.

De Acuerdo Con Su Topología

Por lo que hace a la *topología* de la red, las redes pueden clasificarse de acuerdo con el número de capas o niveles de neuronas, el número de neuronas por capa y el grado y tipo de conectividad entre las mismas. La primera distinción a establecer es entre las redes *Monocapa* y las *Multicapa*.

Las *redes Monocapa* sólo cuentan con una capa de neuronas, que intercambian señales con el exterior y que constituyen a un tiempo la entrada y salida del sistema. En las redes Monocapa (red de Hopfield o red Brain-State-in-Box, máquina de Boltzman, máquina de Cauchy), se establecen conexiones laterales entre las neuronas, pudiendo existir, también conexiones autorrecurrentes (la salida de una neurona se conecta con su propia entrada), como en el caso del modelo Brain-State-in-Box.

Las *redes Multicapa* disponen de conjuntos de neuronas jerarquizadas en distintos niveles o capas, con al menos una capa de entrada y otra de salida, y, eventualmente una o varias capas intermedias (ocultas).

Normalmente todas las neuronas de una capa reciben señales de otra capa anterior y envían señales a la capa posterior (en el sentido Entrada - Salida). A estas conexiones se las conoce como conexiones hacia delante o feedforward. Si una red sólo dispone de conexiones de este tipo se la conoce como red feedforward. Sin embargo, puede haber redes en las que algunas de sus neuronas presenten conexiones con neuronas de capas anteriores, conexiones hacia atrás o *feedback*. En tal caso hablaremos de una red *feedback* o *interactiva*. Entre las primeras destacan los distintos modelos de Kohonen, aunque presentan conexiones laterales y autorrecurrentes, el Perceptrón (multicapa) o M.L.P., las redes Adaline y Madaline, la Memoria Lineal Adaptativa y las Backpropagation.

Entre las segundas debemos mencionar el Cognitrón y el Neocognitrón, junto con los modelos de Resonancia y las máquinas multicapa de Boltzman y Cauchy.

De Acuerdo al Tipo de Algoritmo de Aprendizaje

Supervisado.- mediante este tipo se introduce a la red una serie de patrones de entrada y salida. La red es capaz de ajustar los pesos con el fin de memorizar la salida deseada.

No supervisado.- aquí la red responde clasificando los patrones de entrada en función de las características mas adecuadas de cada uno.

Autosupervisado.- en este tipo la propia red corrige los errores en la interpretación a través de una realimentación.

El entrenamiento de la red es muy importante ya que servirá para que posteriormente la respuesta del sistema sea la adecuada. Si nos fijamos un poco eso tiene mucho que ver con el aprendizaje humano. Cuando a un niño se le ordena coger un vaso, empieza moviendo el brazo de forma cuasi-aleatoria hasta que choca con el vaso y lo presiona con sus dedos. La próxima vez que se le ordene al niño, éste alcanzará el vaso con mayor soltura y precisión. Este mismo modelo se ha ensayado en redes neuronales de características similares a las del niño. Una vez que el brazo mecánico choca con la pieza y memoriza la secuencia, en posteriores ocasiones al brazo le cuesta menos realizar la misma operación se dice entonces que el sistema adquirió experiencia.

En conclusión las redes neuronales se orientan a desarrollar máquinas o sistemas inteligentes capaces de simular, desarrollar y optimizar muchas de las funciones de un ser humano así como también la investigación científica ya que pueden hacer cosas que el hombre por sus limitaciones físicas no puede realizar.

Algunos de los algoritmos de aprendizaje mas famosos son:

- El Perceptrón fue propuesto por Rosenblatt en 1959 en su obra "Principles of Neurodynamics"^[58]. Los Perceptrones son redes de propagación hacia adelante basados en unidades binarias. En una forma sencilla, el Perceptrón consta de una capa de entrada de n elementos, dichas entradas, se propagarán a una capa de m unidades actuadoras y de estas a una sola unidad de salida. El objetivo de esta operación es aprender a dar una transformación

dada usando muestras de aprendizaje, con entrada x y su correspondiente salida y .

- El "Elemento Lineal Adaptable", también llamado Adaline (primeramente conocido como Neurona Lineal Adaptable), fue sugerido por Widrow y Hoff en su obra "Adaptive switching circuits"^[59].
- BACKPROPAGATION (Retropropagación) Este algoritmo consiste en plantear una función de error, y derivar no solo en función de los pesos de la capa de salida, sino también en función de los pesos de las neuronas ocultas, haciendo uso de la regla de la cadena; en consecuencia, las funciones de transferencia de las neuronas deben ser derivables^[51-57].

APRENDIZAJE POR RETROPROPAGACIÓN DE ERRORES

Hebb señaló en 1949 en su trabajo "The Organization of Behavior" ^[61] que si dos neuronas que están interconectadas entre sí, se activan al mismo tiempo esto indica que existe un incremento en la fuerza sináptica. Así mismo, la forma de corrección que emplea esta regla, es incrementar la magnitud de los pesos si ambas neuronas están inactivas al mismo tiempo.

Dado un patrón de entrada x^μ ($\mu = 1, \dots, p$) la operación global de esta arquitectura se expresa del siguiente modo:

$$Z_k^\mu = \sum W_{kj}' Y_j^\mu - \theta_k = \sum_j W_{kj}' f\left(\sum W_{ji} X_i^\mu - \theta_j\right) - \theta_k' \quad (35)$$

Las funciones de activación de las neuronas ocultas $f(n)$ pueden ser de tipo sigmoideo con h el potencial postsináptico o local, siendo típicas las ecuaciones

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \text{ con una salida en el intervalo } [0, +1] \quad (36)$$

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \tanh(x) \text{ con una salida en el intervalo } [1, +1] \quad (37)$$

La función coste de la que se parte es el error cuadrático medio

$$\frac{1}{2} \sum_{\mu} \sum_k \left[t_k^\mu - f\left(\sum W_{kj}' y_j^\mu - \theta_k'\right) \right]^2 \quad (38)$$

La minimización se lleva a cabo mediante descenso por el gradiente, pero en esta ocasión había un gradiente respecto a los pesos de las capas de salidas y otro respecto de los de la oculta

$$\delta W'_{kj} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial W'_{kj}} \quad (39)$$

$$\delta W_{ji} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (40)$$

las expresiones de actualización de los pesos se obtienen solo con derivar, teniendo en cuenta las dependencias funcionales y aplicando adecuadamente la regla de la cadena

$$\delta W'_{kj} = \varepsilon \sum_{\mu} \Delta_k^{\mu} Y_j^{\mu} \quad \text{con} \quad \Delta_k^{\mu} = [t_k^{\mu} - f(v_k^{\mu})] \frac{\partial f(v_k^{\mu})}{\partial v_k^{\mu}} \quad (41)$$

$$\delta W_{ji} = \varepsilon \sum_{\mu} \Delta_j^{\mu} x_i^{\mu} \quad \text{con} \quad \Delta_j^{\mu} = \left(\sum_k \Delta_k^{\mu} W'_{kj} \right) \frac{\partial f(v_j^{\mu})}{\partial v_j^{\mu}} \quad (42)$$

la actualización de los umbrales (bias) se realiza haciendo uso de estas mismas expresiones considerando que el umbral es un caso sináptico, cuya entrada es una constante igual a 1.

En estas expresiones está implícito el concepto de propagación hacia atrás de los errores que da nombre al algoritmo. En primer lugar se calcula la expresión Δ_k^{μ} (41), que denominaremos señal de error, por ser proporcional al error de la salida actual de la red, con el que calculamos la actualización $\delta W'_{kj}$ a través de las sinapsis, proporcionando así las señales de error Δ_j^{μ} (40) correspondientes, a las sinapsis de la capa oculta; con estas se calcula la actualización δw_{ij} de las sinapsis ocultas. El algoritmo puede entenderse fácilmente a arquitectura con más de una capa oculta siguiendo el mismo esquema.

Resumiendo, los pasos a seguir son los siguientes:

1. Establecer aleatoriamente pesos y umbrales.
2. Para cada patrón μ del conjunto de aprendizaje.
 - a. Llevar a cabo una fase de ejecución para obtener la respuesta de la red ante el patrón μ -ésimo (35).
 - b. Calcular las señales de error asociado Δ_k^{μ} y Δ_j^{μ} según (41 y 42)
 - c. Calcular el incremento parcial de los pesos y umbrales debidos a cada patrón μ (elemento de los sumatorios 41 y 42)

3. Calcular el incremento total (para todos los patrones) actual de los pesos $\delta W'_{kj}$ δW_{ji} según (41 y 42). Hacer lo mismo para umbrales.
4. Actualizar pesos y umbrales
5. Calcular el error actual (40); $t:=t+1$, y volver a 2. si todavía no es satisfactorio.

Se debe comenzar siempre con pesos iniciales aleatorios (normalmente números pequeños, +, -) ya que si se parte de pesos y umbrales iniciales nulos el aprendizaje no progresara. A este esquema se le denomina aprendizaje por lotes. Una variación común es actualizar los pesos sinápticos tras la presentación de cada patrón denominado serie.

El orden de la presentación de los patrones debe ser aleatorio, de lo contrario se viciará a favor del ultimo patrón del conjunto de entrenamiento, cuya actualización, por se la ultima predominara sobre las anteriores. Además esta aleatoriedad, presenta una ventaja, puesto que puede permitir escapar mínimos locales en determinadas ocasiones, por lo que al final del proceso puede alcanzarse un mínimo mas profundo.

Funciones de Transferencia

La función de transferencia de un nodo tiene el propósito de controlar el rendimiento de la señal de salida para éste (excepto para la capa de entrada). Esas funciones tienen un rendimiento de salida de 0.0 a 1.0. La entrada de la función de transferencia es el producto punto de todos los nodos de señales de entrada por el vector peso del nodo. El software empleado Qnet2000 da la opción de seleccionar cuatro funciones de transferencia: sigmoidea, gaussiana, tangente hiperbólica y secante hiperbólica.

Función sigmoidea

El software Qnet2000 emplea esta función por default ya que es la que se emplea comúnmente en las redes neuronales por retropropagación y se representa por la relación matemática $1/(1+e^{-x})$. La función sigmoidea actúa como una compuerta de salida que puede estar abierta (1) o cerrada (0). Ya que la función es continua, también es posible para la compuerta estar parcialmente abierta (un valor entre cero y uno). Los modelos que incluyen la función de transferencia sigmoide frecuentemente permiten generalizar las características de aprendizaje y producen modelos con una mayor exactitud; sin embargo su uso implica grandes periodos de tiempo de entrenamiento.

Función gaussiana

Esta función altera significativamente la dinámica del aprendizaje del modelo neuronal. La función gaussiana actúa como un controlador de salida probabilística. Como la función sigmoide, la salida de respuesta se normaliza entre 0.0 y 1.0, pero la función gaussiana produce más bien un "estado intermedio". Por ejemplo, probablemente estaría para el nodo de salida completamente abierto (salida de 1). Dado un juego de entradas al nodo, la salida será normalmente algún tipo de respuesta parcial. Esto es, la compuerta de salida se abrirá parcialmente. Las redes neuronales que se basan en la función gaussiana tienden a aprender más rápidamente que la función sigmoide, pero tienden más a la memorización.

Función Tangente Hiperbólica

Esta función es similar a la sigmoide pero puede exhibir diferentes dinámicas de aprendizaje durante el entrenamiento. Esto puede acelerar el aprendizaje para algunos modelos y también tener un impacto en su exactitud predictiva.

Cada función tiene diferentes ventajas y desventajas por lo que no existe una regla que indique que función ofrece mejores resultados en cada caso, por lo que es necesario experimentar para cada modelo individual para determinar si alguna de las funciones no – sigmoide ofrecerá mejores características de aprendizaje y exactitud.

Sin embargo, se recomienda emplear un modelo en base a la función sigmoide para comparar los resultados de otros modelos. Como regla general se ha comprobado que la sigmoide producirá un modelo más exacto; pero de aprendizaje más lento. En casos, donde la velocidad de aprendizaje es crítica se recomienda usar funciones híbridas para encontrar un modelo de entrenamiento rápido con una exactitud aceptable.

Criterios de para la finalización del entrenamiento

Determinar cuando se ha completado el entrenamiento no siempre es un proceso simple. Frecuentemente, es posible determinar el punto óptimo de entrenamiento después de que se han realizado muchas iteraciones. Por ejemplo, cuando una red se sobreentrena al basarse en el error RMS, es necesario asegurarse que el error de los datos de prueba no es un mínimo local. Si el error de entrenamiento se está haciendo más pequeño o no progresa, la red podría pasar temporalmente por una meseta de

aprendizaje. Usualmente, solo el continuar las iteraciones permite la identificación del verdadero estado del entrenamiento.

En algunos casos, el error RMS estándar puede no ser una herramienta de análisis óptimo. Algunos modelos pueden optimizarse usando una correlación o número de tolerancia. Además, el sobreentrenamiento en el juego de datos de prueba puede que no ocurra en el error RMS, correlación y tolerancia al mismo tiempo. Se debe decidir terminar el entrenamiento cuando cualquiera de los tres empieza a sobreentrenar o solo después de que los tres lo hacen. Los métodos para determinar cuando una red ha alcanzado la convergencia o el estado óptimo son:

Análisis del error RMS: Terminar el proceso de entrenamiento en el punto donde el error de prueba esta en un mínimo. La red se optimiza en exactitud para los casos de fuera del entrenamiento. Todos los casos acarrear en mismo peso.

Análisis de correlación: Terminar el proceso de entrenamiento en el punto donde el error de correlación sea un máximo. La red se optimizo a un error mínimo para los casos de prueba cuando el coeficiente de correlación esta en un máximo. Este difiere del error RMS en que las salidas y objetivos son pesados por sus distancias desde el centro, de esta manera, se incrementara la importancia de los casos en el extremo mínimo y máximo. El sobreentrenamiento en este punto ocurre cuando el coeficiente de correlación de prueba disminuye indefinidamente.

Análisis de tolerancia: Si hay una exactitud conocida que sea necesario alcanzar. Checar la tolerancia puede usarse para determinar cuando la red a alcanzado el nivel de exactitud requerido. Este punto mide el porcentaje de casos donde la predicción cae dentro de la tolerancia deseada. El sobreentrenamiento en este punto ocurre cuando el porcentaje de prueba disminuye indefinidamente.

Ninguna disminución significativa en el error de entrenamiento. Si el sobreentrenamiento no ocurre (o ningún juego de la prueba se usa) y no existe una tolerancia predefinida, este método perfeccionará la exactitud de la red para casos contenidos en el juego de entrenamiento.

El método apropiado varia dependiendo del modelo a ser desarrollado.

APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES.

Las RNA han sido aplicadas a un numero en aumento de problemas en la vida real y de considerable complejidad, donde su mayor ventaja es en la solución de problemas que son bastante complejos para la tecnología actual, tratándose de problemas que no tienen una solución algorítmica cuya solución algorítmica es demasiado compleja para ser encontrada.

En general, debido a que son parecidas al las del cerebro humano, las RNA son bien nombradas ya que son buenas para resolver problemas que el humano puede resolver pero las computadoras no. Estos problemas incluyen el reconocimiento de patrones y la predicción del tiempo. De cualquier forma, el humano tiene capacidad para el reconocimiento de patrones, pero la capacidad de las redes neuronales no se ve afectada por la fatiga, condiciones de trabajo, estado emocional, y compensaciones.

Las principales características que diferencian a las redes neuronales de otras tecnologías de inteligencia artificial son ^[51-57]:

- *La capacidad de aprendizaje a partir de la experiencia.* Normalmente para la realización de un programa informático es necesario un estudio detallado de la tarea a realizar para después codificarla en un lenguaje de programación. Pero las redes neuronales pueden ser entrenadas para realizar una determinada tarea sin necesidad de un estudio a fondo ni de programarla usando un lenguaje de programación, además las redes neuronales pueden ser reentrenadas para ajustarse a nuevas necesidades de la tarea que van realizar, sin tener que rescribir o realizar el código, cosa que si es muy frecuente en programas tradicionales.
- *Su velocidad de respuesta una vez concluido el entrenamiento.* Se comportan también en este caso a como lo hace el cerebro: los seres humanos no necesitamos pensar mucho para reconocer un objeto, una palabra,... una vez que hemos aprendido a hacerlo.
- *Su robustez,* en el sentido de que el conocimiento adquirido se encuentra repartido por toda la red, de forma que si se lesiona una parte se continúa generando cierto número de respuestas correctas.

Se conocen cinco aplicaciones tecnológicas aplicadas

- Reconocimiento de textos manuscritos
- Reconocimiento del habla
- Simulación de centrales de producción de energía
- Detección de explosivos
- Identificación de blancos de radares

- Sistemas de control en reactores, procesos químico físicos, etc.