



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO
DE TECNOLOGÍA DIGITAL**



MAESTRÍA EN CIENCIAS EN SISTEMAS DIGITALES

**“RESTAURACIÓN DE LA VISIÓN DIGITAL EN
AMBIENTES CORROMPIDOS POR DEGRADACIONES
NEBULOSAS”**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN CIENCIAS**

P R E S E N T A:

FRANCISCO JAVIER RAMÍREZ ARIAS

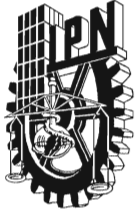
BAJO LA DIRECCIÓN DE:

DR. VÍCTOR H. DÍAZ RAMÍREZ

DR. JOSÉ CRUZ NÚÑEZ PÉREZ

NOVIEMBRE, 2011

TIJUANA, B.C., MÉXICO



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de Tijuana, B.C. siendo las 12:00 horas del día 10 del mes de noviembre del 2011 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación de CITEDI para examinar la tesis titulada:

RESTAURACIÓN DE LA VISION DIGITAL EN AMBIENTES CORROMPIDOS POR DEGRADACIONES NEBULOSAS.

Presentada por el alumno:

RAMÍREZ

Apellido paterno

ARIAS

Apellido materno

FRANCISCO JAVIER

Nombre(s)

Con registro:

B	0	9	1	8	4	3
---	---	---	---	---	---	---

aspirante de:

MAESTRÍA EN CIENCIAS EN SISTEMAS DIGITALES

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

LA COMISIÓN REVISORA

Directores de tesis

DR. VÍCTOR HUGO DÍAZ RAMÍREZ

DR. JOSÉ CRUZ NÚÑEZ PÉREZ

M. C. ERNESTO EDUARDO QUIROZ MORONEZ



S. E. P.

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO
DE TECNOLOGÍA DIGITAL
DIRECCIÓN

DR. JUAN JOSE TAPIA ARMENTA

DR. MOISÉS SÁNCHEZ ADAME

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

DR. LUIS ARTURO GONZÁLEZ HERNÁNDEZ




INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de Tijuana, B.C. el día 11 del mes Noviembre del año 2011, el (la) que suscribe Francisco Javier Ramírez Arias alumno (a) del Programa de Maestría en Ciencias en Sistemas Digitales con número de registro 3091843, adscrito a Centro de Investigación y Desarrollo de Tecnología Digital, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Victor H. Díaz Ramírez y Dr. Jose Cruz Vázquez Pérez y cede los derechos del trabajo intitulado Restauración de la Visión Digital en Ambientes Corrompidos por Degradaciones Uebulosas, 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 Av. del Parque No. 1310, Mesa de Otay, Tijuana, Baja California, Mexico, CP 22510. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.


Francisco Javier Ramírez Arias

Nombre y firma

Dedicatoria

A mi Esposa: María Miriam Ayala Félix, por su amor e incondicional apoyo.

A mis dos Familias y amigos.

Gracias a todos por las alegrías que me han brindado, pero sobre todo Gracias por el tiempo y paciencia para soportarme, se que no es fácil convivir y vivir conmigo.

Agradecimientos

Al Dr. Víctor H. Díaz Ramírez, por sus consejos y tiempo invertido durante el desarrollo de este trabajo de tesis. Por su gran paciencia, así como su disponibilidad.

Al Dr. José Cruz Núñez, le agradezco sinceramente el apoyo y orientación en la realización de este trabajo de tesis.

Al Dr. Juan J. Tapia Armenta, le agradezco todos los consejos brindados.

Al Comité de Revisión: Dr. Moisés Saáchez Adame y M.C. Ernesto E. Quiroz Morones, por su gran disposición en la revisión de este trabajo de tesis, por su tiempo, por todos sus comentarios y sugerencias que contribuyeron a mejorar este trabajo.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACYT, por brindarme su apoyo económico como becario, para el desarrollo de mis estudios.

Al CITEDI, por las facilidades otorgadas para realizar la maestría y por ser una institución muy noble.

Y a todas aquellas personas que hicieron posible la realización de este trabajo de tesis.

A mis compañeros: Araceli, Diana, Ernesto, Jorge, Francisco, Víctor, Colores, Hugo, Oliver, José Luis, Yuma, Nataly, Virgilio, Cristian, Andrés, Mildred, María, Diana, Luis, por la amistad brindada, por el tiempo brindado, por las charlas y por su apoyo.

A mis amigos, por ser incondicionales.

Restauración de la Visión Digital en Ambientes Corrompidos por Degradaciones Nebulosas

Resumen

La restauración de imágenes corrompidas por degradaciones nebulosas como la presencia de brisa, niebla o bruma, ha recibido un creciente interés de investigación de los últimos años. Esto se debe, a que la recuperación de una clara percepción visual a partir de una escena nebulosa, tiene consecuencias importantes en la mejora de la toma de decisiones en ambientes nebulosos donde una mala decisión puede traer consecuencias fatales en aplicaciones críticas como navegación de vehículos y seguridad. El principal efecto de las degradaciones nebulosas en una imagen es la corrupción de los niveles de intensidad que los sensores opto-electrónicos capturan y que son reflejados por los objetos de la escena. En consecuencia, el contraste visual en la imagen se ve afectado considerablemente al grado que es difícil distinguir la presencia de los objetos. La restauración de imágenes en ambientes nebulosos es un problema complicado de resolver debido a que las degradaciones nebulosas pueden modelarse como procesos altamente correlacionados cuyos parámetros estadísticos pueden variar con el paso del tiempo y la carga computacional que es requerida para el proceso de restauración puede ser muy intensiva. En este trabajo de tesis, se proponen dos algoritmos computacionales para la restauración de imágenes corrompidas por degradaciones nebulosas, los cuales hacen uso del modelo físico de formación de imágenes. Los algoritmos propuestos se basan en el uso de ventanas deslizantes locales, en las cuales por medio del modelo físico de las degradaciones nebulosas se estima la profundidad local de la escena en cada posición, para posteriormente obtener la señal restaurada. Diferentes resultados obtenidos con los métodos propuestos son presentados, discutidos, y comparados, con diferentes métodos existentes para la restauración de la visión digital en ambiente nebulosos.

Palabras clave: Restauración de imágenes, degradaciones nebulosas, procesamiento adaptativo, mapa de profundidad.

Digital-Vision Restoration in Enviroments Corrupted by Foggy Degradations

Abstract

Restoration of images which have been corrupted by foggy degradations such as the presence of rain, fog or mist, has received an increasing research interest in recent years. This is because recovery of a clear visual perception from a foggy scene has great impact on the decision making in environments where a bad decision can bring fatal consequences in critical applications such as vehicle navigation. The main effect of a foggy degradation in an observed image is the corruption of the intensity levels that the opto-electronic sensors capture and which are reflected by the objects present in the scene. As the result, the visual contrast in the observed scene is severely affected causing that distinguishing of present objects in the scene become a very difficult task. Image restoration in foggy environments is a difficult problem because foggy degradations can be modeled by a highly correlated process which statistical parameters can vary over time and moreover, the computational load that is required for the restoration process can be very intensive. In this thesis we propose two computational algorithms for restoration of images corrupted by foggy degradations, which make use of the physical image formation models. The proposed algorithms are based on the use of a sliding-window, in which by means of the physical model of the foggy degradation the local scene-depth is estimated in each position, to get the restored signal. Several computer simulation results obtained with the proposed algorithms are presented, discussed and compared, with different methods for image restoration in foggy environments.

Keywords: Image restoration, foggy degradations, adaptive processing, depth map.

Índice general

Resumen	VI
Contenido	VIII
Lista de Figuras	IX
Lista de Tablas	XII
1. Introducción	1
1.1. Visión por Computadora	3
1.2. Clima, Luz y Visión	4
1.3. Objetivos de la Tesis	5
1.3.1. Objetivo General	5
1.3.2. Objetivos Específicos	5
1.4. Trabajos Relacionados	6
1.5. Organización de la Tesis	7
2. Marco Teórico	9
2.1. Procesamiento de Imágenes	10
2.1.1. Clasificación del Procesamiento de Imágenes	13
2.1.1.1. Operaciones puntuales	13
2.1.1.2. Operaciones locales	13
2.1.1.3. Operaciones globales	14
2.1.1.4. Operaciones de objeto	14
2.2. Mejora de Imágenes	15
2.2.1. Operaciones Básicas para el Procesamiento de Imágenes	15
2.2.2. Operaciones con Histograma	16
2.2.2.1. Ajuste de contraste automático	18
2.2.2.2. Ecuilización del histograma	19

2.3.	Mejora de Imagen en el Dominio Espacial	20
2.3.1.	Filtros Lineales	20
2.3.2.	Filtros No-Lineales	20
2.4.	Mejora de Imagen en el Dominio de la Frecuencia	21
2.4.1.	Filtrado en el Dominio de la Frecuencia	22
2.5.	Mejora y Restauración de Imagen	24
2.6.	Técnicas Clásicas en Imágenes Nebulosas	25
3.	Formación de Imágenes Nebulosas	29
3.1.	Ondas Electromagnéticas	30
3.2.	Efectos de Pequeñas Partículas Suspensas en el Medio Ambiente.	34
3.3.	Dispersión Atmosférica	36
3.4.	Modelo de Atenuación	37
3.5.	Modelo de <i>Airlight</i>	40
3.6.	Modelo Óptico de Formación de Imágenes Nebulosas	42
3.7.	Relación Contraste-Profundidad	43
4.	Trabajos Relacionados	45
4.1.	Clasificación de Técnicas para la Mejora de Imágenes Nebulosas	46
4.2.	Métodos No Basados en Modelos Físicos	46
4.3.	Métodos Basados en Modelos Físicos	48
4.4.	Método de Tarel	51
4.5.	Método de He	53
5.	Algoritmos Propuestos para la Mejora de Imágenes Nebulosas	57
5.1.	Algoritmo Propuesto 1	58
5.2.	Algoritmo Propuesto 2	61
6.	Resultados	65
6.1.	Resultados con el Algoritmo Propuesto 1	66
6.2.	Resultados con el Algoritmo Propuesto 2	69
7.	Conclusiones y Trabajos Futuros	77
7.1.	Conclusiones	77
7.2.	Trabajos Futuros	78
	Bibliografía	79

Lista de Figuras

2.1. Proceso de digitalización de una imagen.	10
2.2. Representación de una imagen en: (a) Sistema visual humano, (b) Visión por computadora.	10
2.3. Una imagen digital consiste de un arreglo de $m \times n$ píxeles. Los píxeles en la coordenada $i - renglones$ y $j - columnas$, tienen una intensidad $f(i, j)$	11
2.4. Espectro electromagnético.	12
2.5. Operaciones puntuales. El valor del píxel en la imagen de entrada, es utilizado para calcular el valor correspondiente en la imagen de salida	13
2.6. Operaciones locales. Los valores de los nueve píxeles de la imagen de entrada, son colocados en una ventana de 3×3 y combinados para obtener el valor del píxel de la imagen de salida.	13
2.7. Operaciones globales. Todos los valores de la imagen de entrada son utilizados para obtener el valor del píxel de la imagen de salida.	14
2.8. Operaciones de objeto. Las operaciones a llevar a cabo solamente operan sobre los píxeles pertenecientes al objeto en la imagen de entrada, para obtener la imagen de salida.	14
2.9. (a) Imagen original, (b) Histograma en frecuencia, (c) Histograma acumulativo.	16
2.10. Funciones de distribución de píxeles. (a) Función de distribución de probabilidad, (b) Función de distribución acumulativa.	17
2.11. (a) Operación de auto contraste. (b) Imagen original, (c) Imagen procesada.	18
2.12. (a) Imagen original; (c) Imagen procesada por medio de la ecualización del histograma; (b) y (d) Histogramas correspondientes.	19
2.13. Respuesta en frecuencia del filtrado pasa bajas.	23
2.14. Respuesta en frecuencia del filtrado pasa altas.	23
2.15. Proceso de restauración de imagen.	24
2.16. Imagen Original.	25
2.17. Operador Inversión.	25

2.18. Operador umbral.	25
2.19. Operador logarítmico.	25
2.20. Operador cuadrático.	26
2.21. Operador logarítmico.	26
2.22. Operador potencia.	26
2.23. Operador potencia inversa.	26
2.24. Contraste automático.	27
2.25. Ecualización del histograma.	27
2.26. Filtrado promedio.	27
2.27. Filtrado mediana.	27
2.28. Filtrado pasa bajas.	27
2.29. Filtrado pasa altas.	27
3.1. Enfoques teóricos de la naturaleza de la luz.	30
3.2. Ramas de la óptica relacionadas con el estudio de la atmósfera.	31
3.3. Procesamiento tradicional en imágenes nebulosas.	32
3.4. Representación de un medio disperso.	33
3.5. Campos de aplicación de la teoría de dispersión.	33
3.6. Patrón de dispersión de un haz de luz incidente sobre una partícula sus- pendida.	36
3.7. Unidad de volumen de una partícula suspendida, observada e iluminada aleatoriamente.	36
3.8. Gráfica de comportamiento del modelo de atenuación.	38
3.9. Representación gráfica del modelo físico de atenuación.	38
3.10. Imagen original.	39
3.11. Imagen sintética (modelo de atenuación).	39
3.12. Gráfica de comportamiento del modelo de Airlight.	40
3.13. Representación gráfica del modelo físico de Airlight.	41
3.14. Imagen sintética (modelo airlight).	41
3.15. Representación gráfica del modelo óptico de formación de imágenes nebulosas.	42
3.16. Imagen sintética (modelo óptico).	43
4.1. Diagrama a bloques del algoritmo propuesto por Tarel.	51
4.2. Resultados obtenidos por el método de Tarel.	53
4.3. Obtención de dark channel.	54
4.4. Diagrama de bloques del algoritmo de Kaiming He.	55
4.5. Resultados obtenidos por el método de Kaiming He.	55

5.1. Efecto de maximizado del contraste local.	59
5.2. Diagrama de flujo de la propuesta #1.	60
5.3. Gráfica de contraste-profundidad.	61
5.4. Tipos de zonas en la gráfica de contraste-profundidad.	62
5.5. Diagrama a bloques del algoritmo propuesto.	63
6.1. Escena #1, imagen real nebulosa.	66
6.2. Resultado obtenido con el método de Narasimham, para la imagen nebulosa de la Fig. 6.1.	66
6.3. Resultado obtenido con el método propuesto 1, para la imagen nebulosa de la Fig. 6.1.	67
6.4. Comparación de mejora de imágenes utilizando diferentes métodos. (a) Imagen nebulosa real; (b) imagen mejorada con el método de He; (c) imagen mejorada con el método de Tarel; (d) imagen mejorada con el método propuesto 1.	68
6.5. Imágenes sintéticas monocromáticas procesadas con el algoritmo propuesto. (a) imagen libre de degradaciones nebulosas; (b) imagen nebulosa sintética; (c) imagen procesada con el método propuesto.	69
6.6. Imágenes sintéticas monocromáticas procesadas con el algoritmo propuesto. (a) imagen libre de degradaciones nebulosas; (b) imagen nebulosa sintética; (c) imagen procesada con el método propuesto.	70
6.7. Imagen nebulosa real monocromática.	71
6.8. Imagen de la Fig.6.7 procesada con el algoritmo propuesto 2.	72
6.9. Imagen nebulosa real monocromática.	72
6.10. Imagen de la Fig. 6.9 procesada con el algoritmo propuesto 2.	73
6.11. Escena #5, imagen nebulosa.	74
6.12. Escena #5, imagen mejorada.	74
6.13. Escena #7, imagen nebulosa.	75
6.14. Escena #7, imagen mejorada propuesta 2.	75

Lista de Tablas

1.1. Trabajos relacionados.	7
2.1. Aplicaciones de las ondas electromagnéticas.	12
2.2. Operaciones básicas para el procesamiento de imágenes.	15
3.1. Condiciones ambientales y su respectivo tipo de partícula, tamaño y concentraciones.	34
3.2. Condiciones ambientales en base al rango de visibilidad.	35
4.1. Comparación de características de diferentes métodos para mejorar imágenes nebulosas.	50
6.1. Resultados obtenidos por diferentes propuestas.	67
6.2. Resultados obtenidos utilizando diferentes propuestas en términos de métricas de desempeño.	68
6.3. Resultados obtenidos con el método propuesto al procesar: imagen nebulosa de la Fig. 6.5(b) (Nebulosa 1); imagen nebulosa de la Fig. 6.6(b) (Nebulosa 2).	71
6.4. Comparación entre las imágenes nebulosas y mejoradas (reales).	73

Capítulo 1

Introducción

Los efectos del medio ambiente en la vida de los seres humanos han sido reconocidos y estudiados desde hace tiempo [1]. El impacto del medio ambiente en la vida cotidiana se ha incrementado de forma dramática en las últimas décadas debido a la creciente demanda de tareas importantes como el tránsito aéreo, marino, terrestre, así como también, en la búsqueda de la ubicación idónea para la construcción de nuevas ciudades [1]. El calentamiento global, el efecto invernadero y los fenómenos del “niño” y la “niña”, por mencionar algunos, juegan un papel importante en la formación de fenómenos climatológicos como la lluvia, nieve, brisa, neblina, tormentas, huracanes, entre otros. En los últimos años, estos fenómenos se han presentando con mayor frecuencia fuera de su ciclo natural y en lugares donde no se presentaban habitualmente. Es un hecho que estos fenómenos propician condiciones ambientales adversas en las cuales, llevar a cabo cualquier actividad es una tarea complicada y en algunas ocasiones imposible. Las pérdidas económicas y humanas ligadas directamente a las condiciones ambientales adversas, juegan un rol importante en la investigación y en el desarrollo de sistemas automatizados, los cuales, deben ser capaces de operar bajo condiciones ambientales adversas.

En este trabajo nos concentramos en ambientes afectados por fenómenos ambientales como brisa, neblina y bruma, los cuales, son también conocidos como ambientes nebulosos. En un ambiente nebuloso existe comúnmente una baja visibilidad que dificulta la toma de decisiones durante la ejecución de cualquier tarea. Parte de la comunidad científica, que incluye meteorólogos, físicos, ingenieros, doctores, biólogos y ambientalistas, han mostrado un creciente interés en una mejor comprensión de la formación y el comportamiento de los ambientes nebulosos por años. Esto se debe a que sus efectos afectan de manera directa e indirecta la vida diaria de los seres humanos. Es un hecho que los ambientes nebulosos generan tanto pérdidas humanas como económicas, las cuales, en algunas ocasiones son

comparadas con las pérdidas generadas por fenómenos ambientales como las tormentas y tornados y en ocasiones, llegan a ser tan severas que sus efectos se comparan a los que son producidos por los huracanes. Los ambientes nebulosos, han ocasionado problemas muy severos que van mas allá de los problemas típicos como el cierre temporal de carreteras y aeropuertos. Tal es el caso de lo ocurrido en Londres, Inglaterra en 1925 [2]. En aquella ocasión, un ambiente nebuloso producido por una bruma saturada sin condensación y neblina con características líquidas, paralizaron la ciudad entera debido a la visibilidad tan baja que se presentó. Aun más, las condiciones ambientales adversas producidas por ambientes nebulosos, han jugado también un papel importante en eventos históricos entre los cuales se destaca la Guerra de Crimea [3], donde el Imperio Ruso se enfrentaba a la alianza conformada por el Reino Unido, Francia y Turquía. Durante esta Guerra, las fuerzas aliadas desembarcaron en Crimea el 5 de Septiembre de 1854, lugar donde se desarrolló una intensa neblina, justo en ese momento las fuerzas Rusas lanzaron su mayor ofensiva, y en consecuencia, las fuerzas aliadas no sabían lo que ocurría del otro lado. Otro hecho importante para visualizar la importancia de los ambientes nebulosos, consiste en que en la actualidad, la cantidad de artículos que incluyen la palabra “*fog*” dentro de la base de datos de revistas científicas que publica la Sociedad Americana de Meteorología (AMS), es mayor a 4700. Este hecho sugiere dos afirmaciones inminentes, existe una gran cantidad de trabajos relacionados con el tema y las cantidad de investigadores que se encuentra detrás de éstos es bastante significativa. Los trabajos que tratan de explicar los ambientes nebulosos pueden ser rastreados hasta Aristóteles (323-284 A.C), los cuales a menudo son referenciados por diferentes investigadores. La característica sobresaliente de estos trabajos es que estos fenómenos climatológicos eran utilizados para la predicción del clima. Por otro lado, en la actualidad existen investigaciones realizadas [4], que tratan de explicar la formación de los ambientes nebulosos, así como la manera que éstos se extienden en la superficie de la Tierra.

Sin embargo, las bases formales de los ambientes nebulosos y sus efectos se empezaron a estudiar a partir del siglo XVIII [5]. En estos estudios, se encontró que la formación de estos ambientes en ocasiones eran producidos por fuertes vientos [6] o después de precipitaciones. Los estudios también sirvieron para establecer los patrones climatológicos en relación a la formación de estos fenómenos y también, para establecer el rol de los aerosoles en ellos [6]. En la ultimas décadas se han llevado a cabo una serie de experimentos meteorológicos, los cuales, involucran una red de radio sondas [7], cuya ubicación se encuentra en barcos, aviones, globos meteorológicos y bollas marinas. Estos experimentos requieren de equipo de medición especializado, con el objetivo de entender de

manera más profunda el proceso de formación de estos fenómenos. Como complemento de estos estudios, son implementados diversos modelos matemáticos. Diversos grupos de investigación, principalmente Europeos, se han enfocado en entender el comportamiento tanto físico como químico de las diferentes fases dentro del sistema de formación de estos fenómenos ambientales. Dentro de estos proyectos de investigación podemos encontrar algunos cuyo objetivo principal es la disipación artificial de los efectos de los ambientes nebulosos dentro de una área determinada, por ejemplo, en un aeropuerto o puerto de carga. Otras investigaciones se concentran en aprovechar estos fenómenos climatológicos como fuente de recursos para ecosistemas hidrológicos y recursos de agua [8]. Sin embargo, aún con la gran cantidad de avances que se han logrado para tratar de explicar las causas por las cuales se generan los ambientes nebulosos, en la actualidad todavía existen diferentes dificultades y retos, entre los que se encuentran poder detectar la formación de estos ambientes con anticipación, así como los modelos matemáticos que representan el proceso físico no son de gran exactitud.

1.1. Visión por Computadora

La visión por computadora es el estudio de métodos y técnicas por medio de las cuales los sistemas de visión artificial pueden ser construidos y utilizados de manera amplia en aplicaciones prácticas [9]. Algunos autores también definen el término de visión por computadora a todo lo que se encuentra relacionado con la adquisición e interpretación del mundo visual que nos rodea [10]. Este es un campo de investigación multi-disciplinario en el cual ha sido y es posible desarrollar aplicaciones que pueden tener un impacto en nuestra vida diaria. Debido al bajo costo de las computadoras digitales y sensores opto-digitales en la actualidad, éstos se encuentran en una gran cantidad de lugares, a tal punto que en ocasiones pueden pasar desapercibidos por los seres humanos. Por lo tanto, la cantidad de información visual disponible llega a alcanzar cantidades inimaginables. Debido a este hecho, el procesamiento de la información visual nunca antes había sido tan importante como en nuestros días. Es un hecho que los sistemas de visión por computadora han tenido gran éxito, cuando las condiciones ambientales son controladas y el sistema se encuentra bien estructurado. Sin embargo, el rendimiento de estos sistemas de visión se ve comprometido cuando son puestos en práctica en ambientes exteriores, donde la condiciones de iluminación y ambientales no se encuentran bajo control; por ejemplo, en un ambiente nebuloso. Es un hecho que la luz al momento de interactuar con el medio ambiente puede producir magníficas experiencias visuales entre las que podemos nombrar la puesta de sol, arcoiris, auroras boreales, brisas y neblinas. Los diferentes factores am-

bientales que observamos en el exterior son muy diferentes a los que se presentan en los interiores. Sin embargo no es tan simple desarrollar sistemas de visión por computadora los cuales presenten un buen desempeño en el exterior. Esto se debe, a que estos sistemas requieren conocer de antemano los modelos matematicos adecuados, que simulen el comportamiento de la luz en el exterior y también, la interacción con el medio ambiente en donde la escena de interés se encuentra inmersa.

1.2. Clima, Luz y Visión

Las diferentes técnicas dentro del procesamiento digital de imágenes tales como, segmentación, ecualización, suavizado, reconocimiento de objetos o patrones, extracción de bordes, por mencionar algunas [11], asumen que el medio donde se adquieren las imágenes para su posterior procesamiento es transparente, es decir, está compuesto solamente por aire limpio, y la iluminación del medio ambiente se encuentra controlada [12]. Debido a esto, las técnicas existentes solo funcionan correctamente cuando la luz que es reflejada por los objetos de la escena llega directamente al sensor de la cámara sin obstáculo alguno. Aunado a esto la mayoría de las aplicaciones de visión por computadora que se encuentran al aire libre como vigilancia, navegación y seguimiento de personas entre otras, requieren de estrategias de procesamiento robustas ante las características adversas del medio ambiente. Una de las características que se presentan en este tipo de condiciones climáticas adversas, es que los efectos de estas incrementan de manera exponencial en relación con la distancia de los puntos de la escena hacia el sensor [13]. Por lo tanto, el grado de complejidad de las perturbaciones nebulosas causan una corrupción severa del contraste de las escenas capturadas, debido a las pequeñas partículas suspendidas en el aire, las cuales dispersan la luz en todas las direcciones.

Como consecuencia, la percepción visual del ojo humano ante este tipo de escenarios, resulta en una tarea difícil, como el de apreciar y reconocer bien los diferentes objetos de interés que una escena en particular puede contener. Por lo tanto, el recuperar una percepción visual clara en escenas donde el contraste se ha visto afectado debido a un ambiente nebuloso, es de gran interés en la diferente gama de aplicaciones de visión por computadora, donde se tiene una interacción directa con los seres humanos. Algunos sistemas que se verían beneficiados con la mejora del contraste en ambientes nebulosos son los sistemas de navegación en vehículos no tripulados, así como los asistentes para vuelo, manejo y navegación. Dentro de esta categoría podemos mencionar también los sistemas de vigilancia, donde el seguimiento y reconocimiento de personas son temas de gran in-

terés en la actualidad [14]. Estos son solo algunos ejemplos en los cuales es importante mejorar la percepción visual. La implementación de técnicas para la mejora de imágenes en tales aplicaciones trae consigo el beneficio de mejorar la confianza al momento de la toma de decisiones. Por lo tanto, la probabilidad de ocurrencia de eventos fatales y pérdidas económicas podría reducirse considerablemente.

Este tipo de aplicaciones ha recibido un interés creciente en los últimos años, debido a las condiciones climatológicas tan cambiantes que se han estado presentando en los últimos años. Uno puede observar que la extracción de la información relevante de una escena afectada por un ambiente nebuloso es un problema difícil de resolver por dos principales razones:

1. Los efectos de los ambientes nebulosos pueden describirse mediante modelos físicos basados en la teoría de dispersión de la luz, los cuales dan como resultado modelos de señales no lineales que dependen de las propiedades físicas del medio de dispersión y la distancia relativa entre los puntos de la escena y la cámara (profundidad de campo).
2. La carga computacional que es requerida para remover los efectos de los ambientes nebulosos puede ser muy intensiva.

Es importante mencionar, que en el diseño de nuevas técnicas para el procesamiento digital de imágenes se debe mantener un equilibrio entre la calidad de las señales procesadas y la complejidad computacional de los algoritmos de procesamiento.

1.3. Objetivos de la Tesis

1.3.1. Objetivo General

El objetivo de este trabajo de tesis es diseñar algoritmos de restauración de imágenes que ayuden a incrementar la calidad de la visión digital en ambientes perturbados por degradaciones nebulosas.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Diseñar un nuevo algoritmo para la mejora y restauración de imágenes que se encuentran corrompidas por degradaciones nebulosas.
- Evaluar el desempeño del algoritmo propuesto en simulaciones por computadora utilizando imágenes corrompidas con degradaciones nebulosas.

1.4. Trabajos Relacionados

Sorprendentemente, en la actualidad han sido pocos los trabajos desarrollados dentro del campo de la visión por computadora relacionados con el clima. Dentro de la última década se empezó a notar un interés creciente por parte de la comunidad científica en este tema en particular. Actualmente existen diferentes enfoques que intentan resolver el problema de restauración de imágenes en ambientes nebulosos. Algunas propuestas se basan en la utilización de arreglos de múltiples cámaras en los cuales cada cámara cuenta con diferente punto focal [15]. De esta forma, la restauración puede lograrse al utilizar la información capturada por los diferentes sensores. Otra técnica exitosa es mediante el uso de cámaras de microescaneo [16]. En esta técnica, un sensor captura secuencialmente imágenes con desplazamientos horizontales y/o verticales para después estimar la escena libre de ruido en base a la información obtenida por la secuencia capturada.

Otro enfoque utiliza técnicas de fusión de imágenes. Aquí el procesamiento digital permite combinar información complementaria proveniente de diferentes sensores dentro de una sola imagen con una mayor calidad para su posterior análisis e interpretación. Las imágenes fusionadas pueden ser generadas a partir de diferentes sensores del mismo tipo o, de diferentes sensores que operan a distintos rangos del espectro electromagnético. Un ejemplo de este enfoque es la fusión de imágenes en donde una de ellas proviene de una cámara que responde al espectro de luz visible y otra que proviene de una cámara sensible al espectro infrarrojo. Algunos enfoques más recientes como el de Grewe y Brooks [17], proponen una fusión de diferentes imágenes de la escena adquirida utilizando la transformada Wavelet, para producir una imagen con un mejor contraste. Kopeika y Yitzhaky [18], proponen la restauración del contraste de la imagen utilizando una función de transferencia de modulación atmosférica, que sirve como una función predictora del clima y una estimación *a priori* de la distancia en la escena que fue capturada.

Cabe mencionar que los efectos de los ambientes nebulosos no son exclusivos del procesamiento digital de imágenes, por ejemplo en el área de comunicaciones y sensado remoto la prioridad es la misma, es decir, tratar de evitar los efectos adversos del clima. En telecomunicaciones, las señales que son transmitidas por algún tipo de antena como microondas o radar, sufren una pérdida significativa de potencia mientras viajan a través de un ambiente nebuloso. Por lo tanto, la relación señal a ruido de la señal se ve afectada considerablemente. Trabajos más recientes que tratan de solucionar la restauración de imágenes en ambientes nebulosos, tienen como principal enfoque llevar a cabo una

Investigador	Aportación
Robby T. Tan	“Visibility in Bad Weather from a Single Image”, 2008.
Raanan Fatah	“Single Image Dehazing”, 2008.
Jean-Philippe Tarel	“Fast Visibility Restoration from a Single Color or Gray Level Image”, 2009.
Kaiming He	“Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior”, 2009.

Cuadro 1.1: Trabajos relacionados.

estimación del mapa de profundidad de la escena, el cual es estimado a partir de la escena observada. La principal ventaja que presentan estos enfoques es que no requieren de múltiples versiones de la escena para mejorar la calidad de la imagen, algunos de estos trabajos se muestran en la Tabla 1.1. Otra ventaja importante al utilizar este enfoque es que además de mejorar la calidad de imagen, se obtiene una buena estimación del mapa de profundidad de la escena, el cual en el caso de aplicaciones de robótica móvil resulta de gran importancia, para generar los vectores de desplazamiento del robot [19].

1.5. Organización de la Tesis

Este documento de tesis se encuentra organizado de la siguiente manera: En el Capítulo 1, se describe el contexto general de los ambientes nebulosos y del impacto que éstos tienen en la vida cotidiana. Se presenta una breve reseña histórica en los cuales involucran la presencia de los ambientes nebulosos y se explica la problemática particular que deseamos resolver en este trabajo de Tesis. Se describen de manera general diferentes enfoques científicos que han sido utilizados para tratar de resolver el problema de mejora de la visión digital en ambientes nebulosos. Se presentan también, los trabajos existentes más sobresalientes relacionados con la problemática que nos compete. Se presenta el objetivo general de la Tesis y los objetivos particulares de ésta.

El Capítulo 2, presenta una revisión del marco teórico utilizado para realizar el presente trabajo. En este Capítulo se presentan las diferentes técnicas existentes para la mejora de imagen, tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia. Se presenta también el resultado de utilizar estas técnicas de manera individual sobre imágenes afectadas por degradaciones nebulosas. Un punto importante que resaltamos en este Capítulo, es la diferencia entre mejora de imagen y restauración de imagen, la cual en ocasiones no es lo suficientemente clara.

En el Capítulo 3, se discute las diferentes condiciones ambientales así como su proceso de formación y las diferentes clasificaciones existentes. Se discuten también los diferentes modelos físicos que son utilizados para representar las degradaciones nebulosas. Posteriormente, se presenta la relación que existe entre el contraste y la profundidad de la escena, la cual sirve para mostrar por qué las técnicas convencionales del procesamiento de imágenes no son adecuadas para restauración y mejora de las escenas inmersas en ambientes nebulosos.

En el Capítulo 4, se presentan algunos de los trabajos existentes que se relacionan directamente con la investigación realizada. Así mismo se presenta un análisis de dos trabajos recientes, que se consideran los más sobresalientes, para la restauración y mejora de las imágenes degradadas por los ambientes nebulosos. También se presentan algunos resultados obtenidos por estos trabajos.

En el Capítulo 5, se describe de manera detallada las diferentes propuestas realizadas en este trabajo de Tesis para la restauración de imágenes degradadas por ambientes nebulosos, la cual utiliza los modelos matemáticos descritos en el Capítulo 3. Se presentan los diagramas de flujo de los algoritmos propuestos, y se realiza una descripción detallada de cada uno de los pasos que estos siguen.

En el Capítulo 6, se presentan los resultados obtenidos con los diferentes algoritmos propuestos por medio de simulaciones por computadora utilizando la plataforma Matlab. Los resultados obtenidos, fueron discutidos utilizando tanto métricas objetivas y subjetivas. Los resultados también fueron comparados con respecto a los obtenidos por métodos existentes. Finalmente en el Capítulo 7 se presentan las conclusiones, las cuales son producto del proceso de investigación que se llevó a cabo y diferentes propuestas de trabajos futuros, los cuales se encuentran relacionados con este tema de investigación.

Capítulo 2

Marco Teórico

En este Capítulo se presentan algunos de los fundamentos teóricos del procesamiento digital de imágenes, así como las principales técnicas que existen para la mejora y restauración de imágenes. Algunas de las técnicas presentadas pueden ser implementadas en el dominio espacial mientras que otras se implementan en el dominio de la frecuencia. Entre las diferentes técnicas presentadas se encuentran, los operadores de transformación como son el de inversión de imagen, umbralización, procesamiento homomórfico, procesamiento cuadrático, procesamiento raíz y de potencia, entre otras [20]. Además, se presentan algunas operaciones que realizan modificaciones al histograma de la imagen como el ajuste automático de contraste y la ecualización [20].

Dentro de las técnicas del filtrado de imágenes se hace una breve referencia a los filtros lineales y no lineales [21]. Ambos filtros pueden ser implementados en el dominio espacial o bien, en diferentes dominios alternos mediante el uso de transformadas ortogonales [22]. Una de las implementaciones más comunes de estos filtros se realiza en el dominio de la frecuencia a través de la transformada rápida de Fourier [23]. Otro tema que se discute en este Capítulo es sobre cuáles son las diferencias que existen entre los conceptos de mejora y restauración de imágenes. Se presentan dos de las principales técnicas para llevar a cabo el proceso de restauración de imágenes denominados filtro inverso y filtro de Wiener [11].

Las diferentes técnicas existentes para realizar la mejora y restauración de imágenes son aplicadas a imágenes nebulosas reales. Los resultados obtenidos por estas técnicas son analizados y comentados al final del presente Capítulo.

2.1. Procesamiento de Imágenes

Antes de definir el término procesamiento digital de imágenes, primero debemos definir el término de imagen. Una imagen puede definirse como una pintura, fotografía, película o dibujo, las cuales son diferentes maneras de grabar y representar la información visual. Estas representaciones son un medio extraordinario para la comunicación y almacenamiento de información. Sin embargo, las imágenes pueden ser representadas de manera digital por medio de un proceso llamado digitalización, en el cual las imágenes o escenas físicas se convierten a señales digitales; este proceso es representado de manera gráfica en la Fig. 2.1.

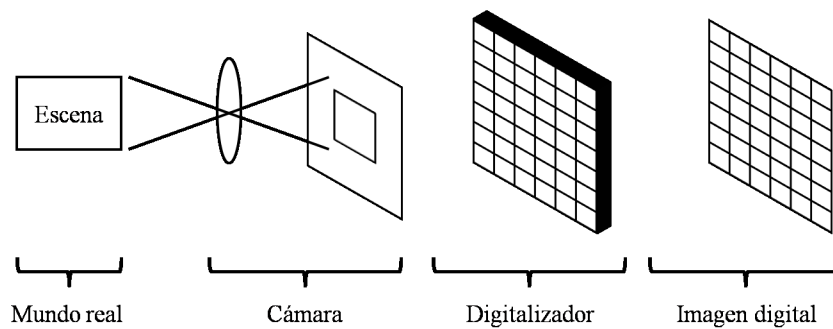


Figura 2.1: Proceso de digitalización de una imagen.

Una de las características quizás más importante dentro del procesamiento de imágenes es el hecho de que el sistema visual humano se comporta de manera diferente respecto a los sistemas de visión por computadora [11], esta diferencia es mostrada en la Fig. 2.2.

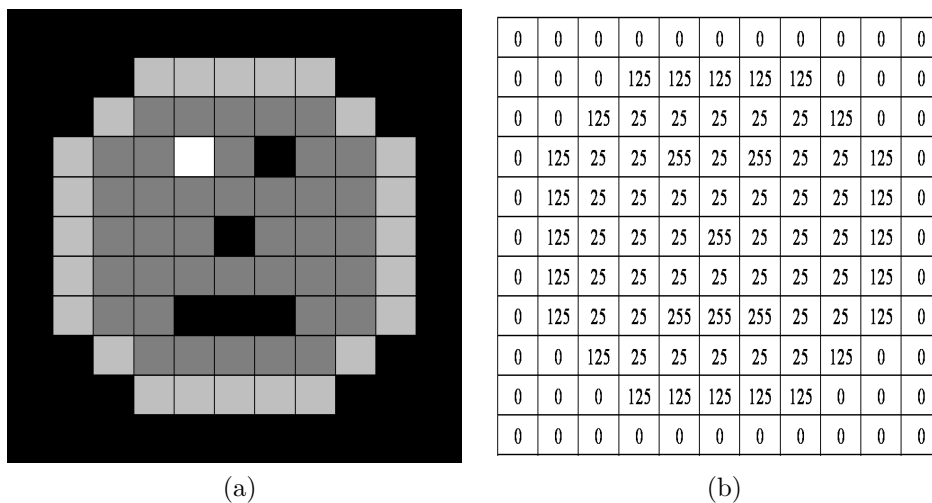


Figura 2.2: Representación de una imagen en: (a) Sistema visual humano, (b) Visión por computadora.

Observamos que el sistema visual humano puede ser visto como un sistema analógico de visión basado en niveles de intensidad de luz. En contraste, en los sistemas de visión por computadora las escenas del mundo real son representadas a través de datos numéricos. Debido a esto y a pesar de los avances tecnológicos, en la actualidad aun no conocemos la suficiente información sobre el sistema de visión humano, que nos permita diseñar algoritmos que emulen al cien por ciento el complejo sistema humano.

Sin embargo, una imagen digital puede ser definida como una función discreta de dos dimensiones $f(i, j)$, donde i y j son coordenadas espaciales, y el valor de $f(i, j)$ evaluado en cualquier par de coordenadas es llamado intensidad o nivel de gris (en el caso de imágenes monocromáticas). Algunos autores definen a una imagen digital como un arreglo de dos dimensiones, donde la dirección (i, j) define la posición de $f(i, j)$, el cual es llamado píxel o elemento de imagen.

Comúnmente, la nomenclatura utilizada para representar una imagen digital se muestra en la Fig. 2.3, donde m, n es el número renglones y columnas, respectivamente. Esto puede servir de base para comprender desde las funciones de procesamiento de imágenes más simples hasta las más complejas.

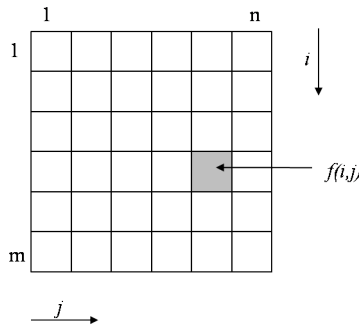


Figura 2.3: Una imagen digital consiste de un arreglo de $m \times n$ píxeles. Los píxeles en la coordenada i – renglones y j – columnas, tienen una intensidad $f(i, j)$.

En la actualidad el procesamiento digital de imágenes se encuentra presente en un amplio rango de aplicaciones, las cuales, en algunas ocasiones son de vital importancia para la vida diaria. Una manera de clasificar las distintas aplicaciones del procesamiento de imágenes es en base a las características espectrales de la imagen. Para esto, podemos apoyarnos en la distribución gráfica del espectro electromagnético mostrado en la Fig. 2.4.

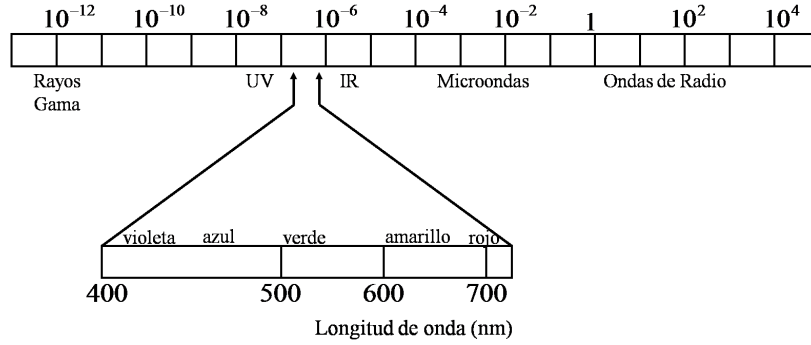


Figura 2.4: Espectro electromagnético.

Dentro del espectro electromagnético de la Fig.2.4, podemos apreciar diferentes valores de longitud de onda, las cuales van desde los rayos gamma hasta la ondas de radio. Algunas de las aplicaciones que tienen este tipo de ondas electromagnéticas se muestran en la Tabla 2.1.

Onda electromagnética	Aplicación
Rayos Gamma	Medicina nuclear, Astronomía
Rayos-X	Tomografías, Aplicaciones industriales
Ultravioleta	Análisis clínicos
Visible	Aplicaciones industriales, Monitoreo, Biometría
Infrarrojo	Biometría, Imágenes Satelitales
Microondas	Radar, Militar

Cuadro 2.1: Aplicaciones de las ondas electromagnéticas.

El procesamiento digital de imágenes puede ser clasificado también por los niveles de procesamiento que se le realizan a la imagen, entre ellos, se encuentran el procesamiento de bajo, medio y alto. Dentro del procesamiento de bajo nivel se encuentran las técnicas de mejora de contraste como supresión de ruido, inversión de imagen, umbralización, detección de bordes, operaciones morfológicas, la operación de convolución (donde se derivan diferentes filtros lineales), entre otros [24]. El filtrado no-lineal también forma parte de esta rama. En el nivel medio, encontramos diferentes tipos de transformadas de imagen que tienen como objetivo principal encontrar diferentes tipos de figuras geométricas como líneas, círculos, elipses, polígonos, etc. [24]. Dentro de este nivel se encuentran algunas técnicas de reconocimiento de patrones. En el nivel alto encontramos técnicas de procesamiento de imágenes un poco más elaboradas como son la visión en 3-D, análisis de movimiento y de forma, visión estereoscópica, seguimiento de objetos, navegación, reconocimiento de patrones en tiempo real y reconocimiento de patrones utilizando técnicas de estadística robusta [25].

2.1.1. Clasificación del Procesamiento de Imágenes

Los algoritmos del procesamiento digital de imágenes realizan algún tipo de operación sobre los píxeles de la imagen. Esto nos permite llevar a cabo una clasificación en base al operador que es aplicado para llevar a cabo un determinado procesamiento.

2.1.1.1. Operaciones puntuales

Estas operaciones producen un valor de salida que se basa solamente en el valor de intensidad de entrada de un elemento determinado de la imagen. La Fig. 2.5, muestra el concepto de este tipo de operaciones.

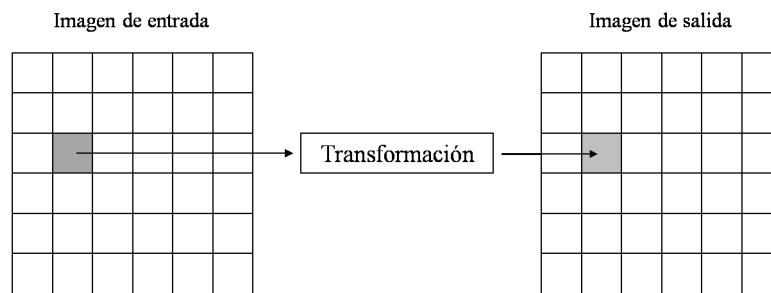


Figura 2.5: Operaciones puntuales. El valor del píxel en la imagen de entrada, es utilizado para calcular el valor correspondiente en la imagen de salida

2.1.1.2. Operaciones locales

Las operaciones locales se basan en los vecindarios adyacentes de un píxel de la imagen de entrada para producir el punto correspondiente en la imagen de salida. La Fig. 2.6, muestra la forma en que son realizadas estas operaciones.

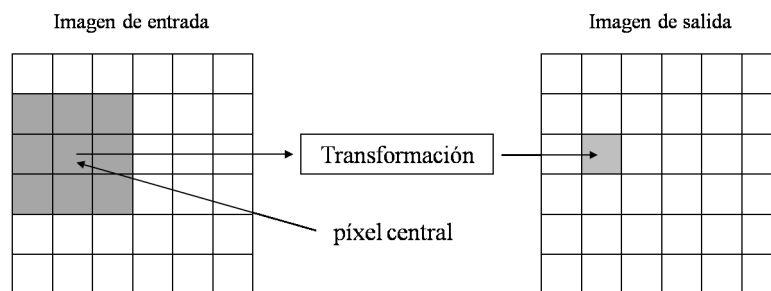


Figura 2.6: Operaciones locales. Los valores de los nueve píxeles de la imagen de entrada, son colocados en una ventana de 3×3 y combinados para obtener el valor del píxel de la imagen de salida.

2.1.1.3. Operaciones globales

Hay ciertos operadores que su salida depende de toda la imagen, este tipo de operadores se conocen como operadores globales. Algunas de las operaciones globales típicas son rotación de imagen, conversión de coordenadas, transformaciones ortogonales como Fourier, Coseno, Hough, Wavelets y operadores sobre el histograma y sus respectivas variaciones. La Fig. 2.7, muestra el concepto de operador global de manera gráfica.

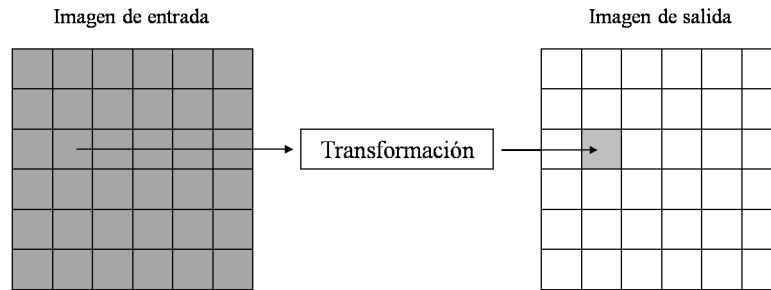


Figura 2.7: Operaciones globales. Todos los valores de la imagen de entrada son utilizados para obtener el valor del píxel de la imagen de salida.

2.1.1.4. Operaciones de objeto

Algunas operaciones del procesamiento de imágenes necesitan ser calculadas a nivel objeto. Esto se realiza reconociendo diversas características de un objeto dentro de una imagen como tamaño, forma, promedio de intensidad entre otras. Los diversos operadores de objeto se encuentran restringidos a que solamente operan en los píxeles que pertenecen a un objeto. El concepto dentro de las operaciones por objeto es mostrado en la Fig. 2.8.

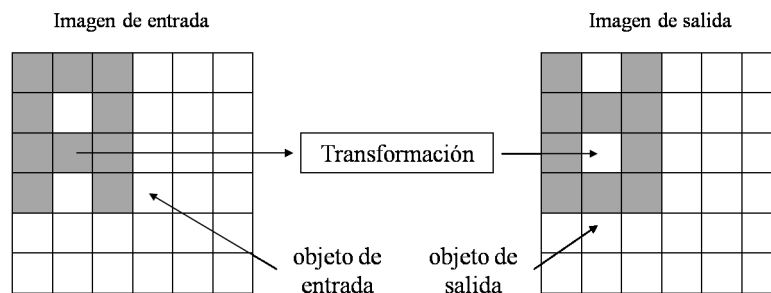


Figura 2.8: Operaciones de objeto. Las operaciones a llevar a cabo solamente operan sobre los píxeles pertenecientes al objeto en la imagen de entrada, para obtener la imagen de salida.

2.2. Mejora de Imágenes

El objetivo principal de las técnicas de mejora de imagen es representar adecuadamente una imagen de entrada para una aplicación específica, es decir, resaltar aquellos aspectos importantes de la imagen que mejoren el desempeño del sistema de visión para una aplicación en particular. Las técnicas de mejora de imagen pueden ser implementadas en el dominio espacial, o bien, en el dominio de la frecuencia. Una de las principales ventajas de las técnicas de mejora de imagen es que no existe una teoría general única para llevarlas a cabo, debido a que cada imagen es procesada para su interpretación visual, y el observador es el último en juzgar el desempeño de un método en particular utilizando su propio criterio subjetivo.

2.2.1. Operaciones Básicas para el Procesamiento de Imágenes

Las operaciones básicas pueden generar una nueva imagen al modificar uno a uno el valor del píxel de una posición específica, por medio de una operación lineal o no lineal, y colocando el nuevo valor del píxel estimado en la posición específica. Estos operadores se pueden definir como

$$g(x, y) = T[f(x, y)], \quad (2.1)$$

donde $f(x, y)$ y $g(x, y)$, son las imágenes de entrada y salida respectivamente, y el operador T es una función de transformación.

Operador de Transformación	Función T
Inverso	$g = 255 - f$
Umbral	$g = \begin{cases} 0 & \text{para } f \leq f_1 \\ 255 & \text{para } f > f_1 \end{cases}$
Logarítmica	$g = \log(f) \cdot \frac{255}{\log(255)}$
Cuadrática	$g = f^2 \cdot \left(\frac{1}{255}\right)$
Raíz	$g = \sqrt{f} \cdot \frac{255}{\sqrt{255}}$
Potencia	$g = f^p \cdot \frac{255}{255^p}$
Potencia Inversa	$g = f^{\frac{1}{p}} \cdot \frac{255}{255^{\frac{1}{p}}}$

Cuadro 2.2: Operaciones básicas para el procesamiento de imágenes.

2.2.2. Operaciones con Histograma

Diversas técnicas del procesamiento de imágenes utilizan herramientas estadísticas como el histograma, el cual, es fácil de interpretar por su representación visual. Básicamente, el histograma de una imagen representa la frecuencia a la cual los valores de intensidad ocurren dentro de una imagen. El histograma se define por [26]

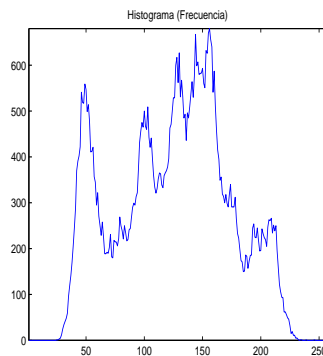
$$h(i) = \text{card}\{(u, v) | I(u, v) = i\}, \quad (2.2)$$

donde $\text{card}\{\dots\}$, denota el número de elementos (“cardinalmente”) dentro de un conjunto. Por tanto $h(0)$, es el número de píxeles con valor de 0 y así sucesivamente hasta llegar a $h(255)$, que es el valor máximo de niveles de cuantización. Una herramienta que se obtiene del histograma de la imagen es el histograma acumulativo; definido por

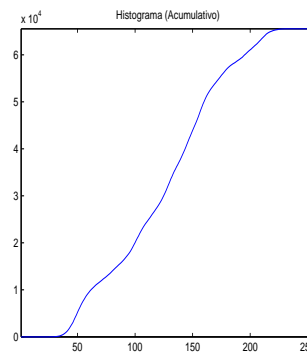
$$H(i) = \sum_{j=0}^i h(j), \text{ para } 0 \leq i < K. \quad (2.3)$$



(a)



(b)



(c)

Figura 2.9: (a) Imagen original, (b) Histograma en frecuencia, (c) Histograma acumulativo.

Debido a que el histograma de una imagen es una distribución en frecuencia discreta, para una imagen I de tamaño $M \times N$, la suma del histograma $h(i)$ es igual al número de píxeles de la imagen. El histograma normalizado asociado a la imagen I es definido por

$$p(i) = \frac{h(i)}{M \cdot N} \text{ para, } 0 \leq i < K. \quad (2.4)$$

La Ec. (2.4), puede verse como una estimación de la función distribución de probabilidad (*pdf*) de la imagen, donde $p(i)$ es la probabilidad de ocurrencia de un píxel de valor i . La contraparte estadística de la función de distribución de probabilidad es la función de distribución acumulativa (*cdf*), que se encuentra definida por

$$P(i) = \frac{H(i)}{M \cdot N} = \sum_{j=0}^i \frac{h(j)}{MN}, \quad (2.5)$$

$$P(i) = \sum_{j=0}^i p(j). \quad (2.6)$$

La función $P(i)$, es una función monótonamente creciente de la misma manera que el histograma acumulativo. Las diferentes formulaciones estadísticas presentadas hasta el momento implican que las imágenes son tratadas como procesos aleatorios que pueden caracterizarse por sus parámetros estadísticos. Tanto el histograma y el histograma acumulativo así como sus contrapartes estadísticas, como lo son la función de distribución de probabilidad y la función de distribución acumulativa, son la base de algunas de las diferentes técnicas de mejora de imagen que se presentan enseguida.

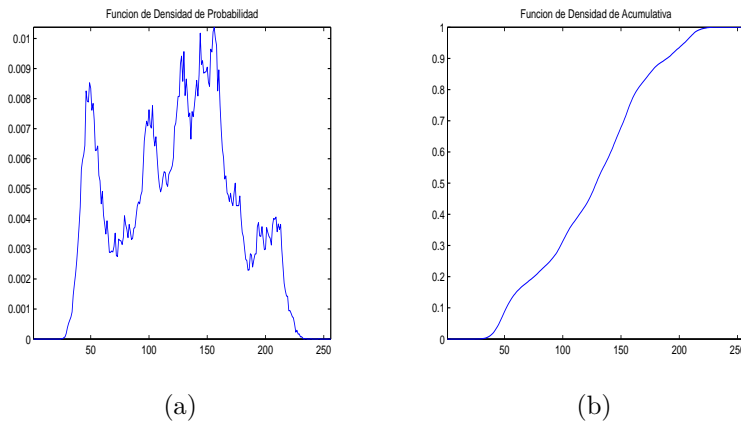


Figura 2.10: Funciones de distribución de píxeles. (a) Función de distribución de probabilidad, (b) Función de distribución acumulativa.

2.2.2.1. Ajuste de contraste automático

El contraste automático es una operación puntual cuya principal tarea es modificar los píxeles de una imagen, de tal manera que el rango dinámico de valores de la imagen sea totalmente cubierto. Esto se logra a través de un mapeo de los píxeles más oscuros y brillantes a los niveles más bajos y altos de intensidad disponibles, y distribuyendo linealmente los valores intermedios. La función de mapeo para llevar a cabo la operación de autocontraste se define por

$$f_{ac}(a) = a_{min} + (a - a_{low}) \cdot \frac{a_{max} + a_{min}}{a_{alto} - a_{bajo}}, \quad (2.7)$$

donde a_{bajo} y a_{alto} son los valores de cuantización más bajos y altos respectivamente, de los píxeles encontrados en la imagen, cuyo rango de intensidades es $[a_{min}, a_{max}]$. Para una imagen de monocromática de 8 bits, $a_{min} = 0$ y $a_{max} = 255$, por lo tanto la función mapeadora puede simplificarse por

$$f_{ac}(a) = (a - a_{low}) \cdot \frac{255}{a_{alto} - a_{bajo}}. \quad (2.8)$$

La Fig. 2.11 , muestra como se realiza el mapeo del contraste automático y la aplicación se este sobre una imagen de prueba.

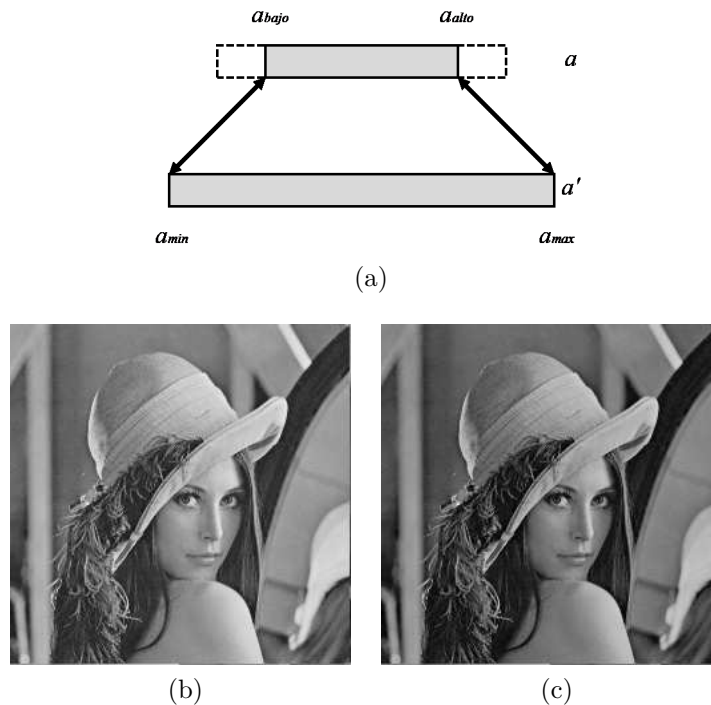


Figura 2.11: (a) Operación de auto contraste. (b) Imagen original, (c) Imagen procesada.

2.2.2.2. Ecuación del histograma

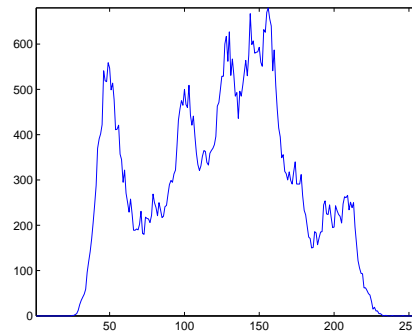
El objetivo de la ecualización del histograma es aplicar una operación puntual a la imagen, de manera que el histograma de la imagen procesada tenga una distribución lo más cercana posible a una distribución uniforme [27]. Esta técnica es muy útil en imágenes con una pobre distribución de intensidades. La ecualización del histograma esta definida por

$$f_{eq}(a) = \left[H(a) \cdot \frac{K - 1}{MN} \right], \quad (2.9)$$

donde H , es el histograma acumulativo de la imagen de entrada, $M \times N$ es el tamaño de la imagen de entrada, K es el rango de píxeles y $f_{eq}(a)$ es la función de ecualización. La ecualización puede ser descrita de manera general por los siguientes pasos: cálculo del histograma de la imagen de entrada, cálculo del histograma acumulativo y ecualización de la imagen de entrada. La Fig. 2.12, muestra el uso de la técnica ecualización del histograma.



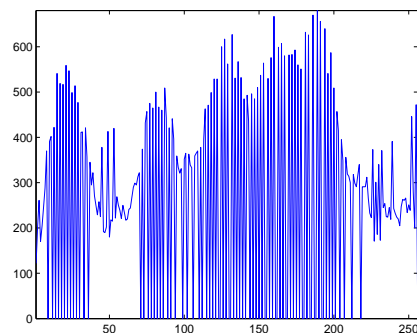
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 2.12: (a) Imagen original; (c) Imagen procesada por medio de la ecualización del histograma; (b) y (d) Histogramas correspondientes.

2.3. Mejora de Imagen en el Dominio Espacial

Las diferentes operaciones espaciales que fueron presentadas en las secciones anteriores, tienen la principal característica de que el valor de un nuevo píxel solamente depende del valor original del píxel en la misma posición. Por lo tanto, las capacidades de las operaciones puntuales son limitadas. A fin de compensar esta limitante, existen los filtros de imágenes cuya principal diferencia es que estos utilizan más de un píxel de la imagen original para estimar cada nuevo píxel de la imagen procesada. Los filtros en imágenes se pueden clasificar en filtros lineales y no lineales.

2.3.1. Filtros Lineales

Los filtros lineales son llamados de esa manera debido a que cumplen con la propiedad de superposición [26]. Estos filtros combinan los píxeles que se encuentran dentro una región de la imagen la cual es conocida comúnmente como máscara, kernel, o ventana, a través de una suma ponderada. La importancia de estos filtros se hace visible al entrar en los detalles teóricos de ellos. La operación asociada a los filtros lineales es la convolución lineal, la cual de manera general combina dos funciones, continuas o discretas. Para el caso discreto la convolución esta definida por

$$I'(u, v) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} I(u-i, v-j) * H(i, j). \quad (2.10)$$

Podemos decir, que tanto el concepto detrás de todos los filtros lineales es la operación de convolución y los resultados que son obtenidos con esta herramienta se encuentran determinados por la matriz de convolución o kernel. En los filtros lineales encontramos los filtros para llevar a cabo el suavizado de imagen, como son el filtro promedio y el filtro gaussiano [11]. Los filtros de bordes son filtros lineales entre los que se encuentran el filtro de Sobel, Prewit y Roberts [11]. En la actualidad, existe una gran cantidad de filtros lineales diseñados para realizar diferentes tareas dentro del procesamiento de imágenes [ref]. La ventaja principal de este tipo de filtros es que son fáciles de diseñar y presentan una complejidad computacional baja a la hora de ser implementados.

2.3.2. Filtros No-Lineales

A pesar de que los filtros lineales cuentan con una base matemática bastante solida, estos filtros no presentan buenos resultados para tratar de suavizar o remover el ruido en señales especialmente no-homogéneas. Esto significa, que al hacer uso de los filtros

lineales en imágenes no-homogéneas, los bordes, líneas y los mismos detalles finos de las imágenes se observan borrosos y de manera general la calidad de toda la imagen se reduce considerablemente. En contraste, los filtros no-lineales se han utilizado ampliamente para tratar de mejorar estos problemas [28]. Estos filtros son llamados no lineales por que los píxeles de la imagen de entrada son combinados a través de una función no lineal. Entre los filtros no lineales podemos encontrar los filtros de orden mínimo, máximo, mediana, mediana ponderado, entre otros [26].

2.4. Mejora de Imagen en el Dominio de la Frecuencia

Los algoritmos de procesamiento de imágenes presentados hasta el momento son realizados en el dominio espacial de la imagen. Otra herramienta importante dentro del procesamiento digital de imágenes es la transformada de Fourier. Esta transformada es utilizada ampliamente para pasar del dominio espacial al dominio de la frecuencia. La transformada de Fourier se encarga de descomponer la imagen en componentes senoidales y cosenoidales de diferentes frecuencias. En el caso de imágenes la Transformada de Discreta de Fourier es utilizada, en la que para una imagen de tamaño $N \times N$ píxeles, la transformada discreta de Fourier se define por [29]

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j \frac{2\pi}{N}(ux+vy)}, \quad (2.11)$$

donde la función exponencial constituye las funciones básicas del dominio de Fourier. Hay que resaltar que la transformada de Fourier produce una representación compleja de la imagen real. La transformada de Fourier lleva a la imagen del dominio espacial al dominio de la frecuencia para su procesamiento. Sin embargo existe una transformada inversa de Fourier que se encarga de pasar del dominio de la frecuencia al dominio espacial. La transformada discreta de Fourier inversa, se define por [29]

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j \frac{2\pi}{N}(ux+vy)}. \quad (2.12)$$

La implementación de la transformada de Fourier basándonos en estas definiciones es computacionalmente costosa, requiere de un tiempo de cómputo considerable. La complejidad computacional de la transformada discreta de Fourier, puede ser reducida por medio del uso del algoritmo conocido como transformada rápida de Fourier (FFT) [26].

2.4.1. Filtrado en el Domino de la Frecuencia

La transformada de Fourier permite llevar a cabo el filtrado de una imagen en el dominio de la frecuencia, a través de la especificación de las frecuencias que deseamos mantener, resaltar o eliminar. Uno de los beneficios de llevar a cabo el filtrado en el dominio de la frecuencia es que la carga computacional se reduce y la definición del filtro se simplifica. Mientras que el filtrado en el dominio espacial es llevado a cabo por medio de la convolución de la imagen con una máscara de filtrado, el teorema de convolución demuestra que la convolución en el dominio espacial implica la multiplicación en el dominio de la frecuencia. Así, filtrado en el dominio espacial se define por

$$g(x, y) = f(x, y) * k(x, y), \quad (2.13)$$

mientras que en el dominio de la frecuencia el filtrado corresponde a la multiplicación del espectro de la imagen por la transformada de Fourier del filtro, como a continuación:

$$G(u, v) = F(u, v)K(u, v). \quad (2.14)$$

En la Ec. (2.14), $K(u, v)$, es la respuesta en frecuencia del filtro, por lo tanto, en lugar de definir un kernel para un determinado tipo de filtrado, el diseño del filtro puede realizarse directamente en el dominio de la frecuencia. Los filtros más sencillos de diseñar en el dominio de la frecuencia son el filtro ideal pasa-bajas y el pasa-altas. Los cuales se definen a continuación [11]

- Filtro pasa-bajas.

$$K(u, v) \begin{cases} 1, & r(u, v) \leq r_0 \\ 0, & r(u, v) > r_0 \end{cases} \quad (2.15)$$

- Filtro pasa altas.

$$K(u, v) \begin{cases} 0, & r(u, v) \leq r_0 \\ 1, & r(u, v) > r_0 \end{cases} \quad (2.16)$$

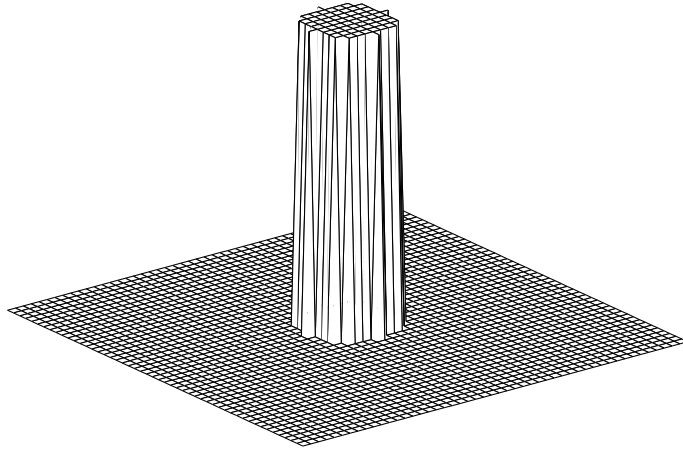


Figura 2.13: Respuesta en frecuencia del filtrado pasa bajas.

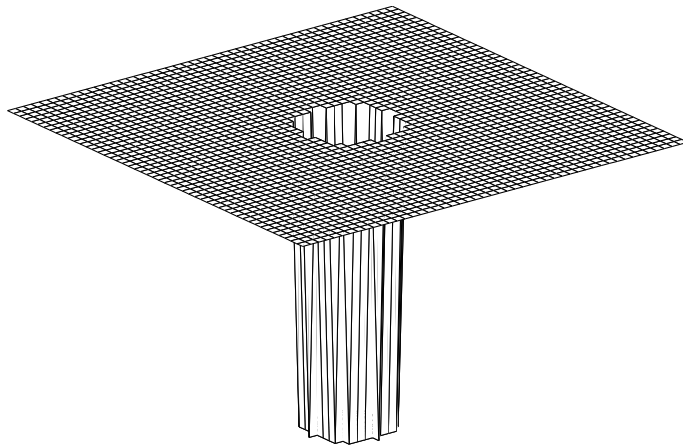


Figura 2.14: Respuesta en frecuencia del filtrado pasa altas.

2.5. Mejora y Restauración de Imagen

Tanto las técnicas de mejora de imagen como de restauración de imagen tienen como objetivo principal llevar a cabo la mejora de imagen en algún sentido predefinido, el cual depende en gran medida del tipo de aplicación. Una de las principales y quizás la más importante diferencia que podemos encontrar entre estas técnicas, es que el principal referente de las técnicas de mejora de imagen es la subjetividad relativa a la mejora de la imagen original y la imagen procesada. Mientras tanto, en la restauración de imagen se lleva a cabo un proceso más objetivo. Las técnicas de restauración de imágenes utilizan una función para modelar el comportamiento de diferentes degradaciones. Para el caso de degradaciones lineales, el proceso de restauración de imágenes puede realizarse como se ilustra en la Fig. 2.15.

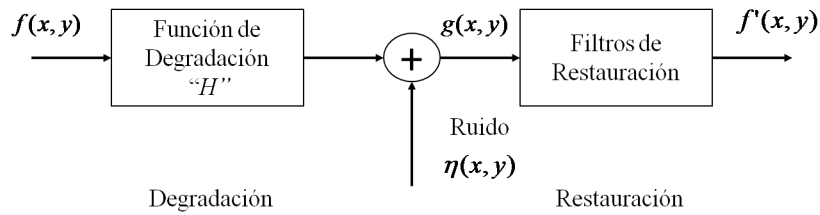


Figura 2.15: Proceso de restauración de imagen.

En el caso del ruido, las funciones de densidad de probabilidad más comúnmente utilizadas son las de Gauss, Rayleigh, Gamma, Exponencial, Uniforme e Impulsivo. Estas funciones modelan las diferentes tipos de degradaciones introducidas por ruido aditivo. Entre los filtros más comunes para la restauración de imagen encontramos el filtro inverso y el filtro de Wiener [11]. El filtro inverso se define en el dominio de la frecuencia por

$$V(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)}, \quad (2.17)$$

mientras que el filtro de Wiener está dado por

$$V(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{\|H(u, v)\|^2}{\|H(u, v)\|^2 + K} \right] G(u, v). \quad (2.18)$$

2.6. Técnicas Clásicas en Imágenes Nebulosas

En esta Sección se presentan los resultados obtenidos al aplicar las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes presentadas en este Capítulo, con la finalidad de poder observar cuales son los efectos que éstas presentan en imágenes afectadas por degradaciones nebulosas. La Fig. 2.16, muestra una imagen real nebulosa, la Fig. 2.17, muestra el resultado obtenido de aplicarle el operador de inversión a la imagen de la Fig. 2.16. La imagen mostrada en la Fig. 2.18, es el resultado obtenido de aplicarle el operador de umbral a la imagen original. La imagen resultante obtenida al utilizar el operador logarítmico sobre la imagen original, es mostrado en la Fig. 2.19. Los resultados obtenidos al momento de utilizar los operadores cuadrático, raíz, potencia y potencia inversa sobre la Fig. 2.16, son mostrados en las Figuras 2.20-2.23, respectivamente.



Figura 2.16: Imagen Original.

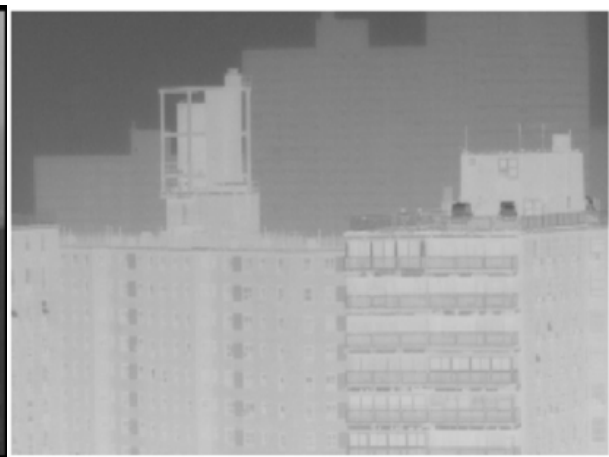


Figura 2.17: Operador Inversión.



Figura 2.18: Operador umbral.



Figura 2.19: Operador logarítmico.



Figura 2.20: Operador cuadrático.

Figura 2.21: Operador logarítmico.



Figura 2.22: Operador potencia.

Figura 2.23: Operador potencia inversa.

Las siguientes imágenes presentan los resultados obtenidos con técnicas un poco mas elaboradas. En la Fig. 2.24, se presenta el resultado obtenido al utilizar la técnica de contraste automatico sobre la imagen original. El resultado de aplicar la técnica de ecualización del histograma a la imagen original, es presentada en la Fig. 2.25. Los resultados obtenidos por medio de los filtros de promedio y mediana, aplicados a la imagen de la Fig. 2.16, son presentados en la Fig. 2.26 y Fig. 2.27, respectivamente. El resultado de las técnicas de procesamiento de imagen en el dominio de la frecuencia aplicadas a la Fig. 2.16, se presentan en la Fig. 2.28, en esta imagen se presenta el resultado de un filtro pasabajas, mientras que en la Fig. 2.29, se presenta el resultado de llevar a cabo un filtrado pasa altas.

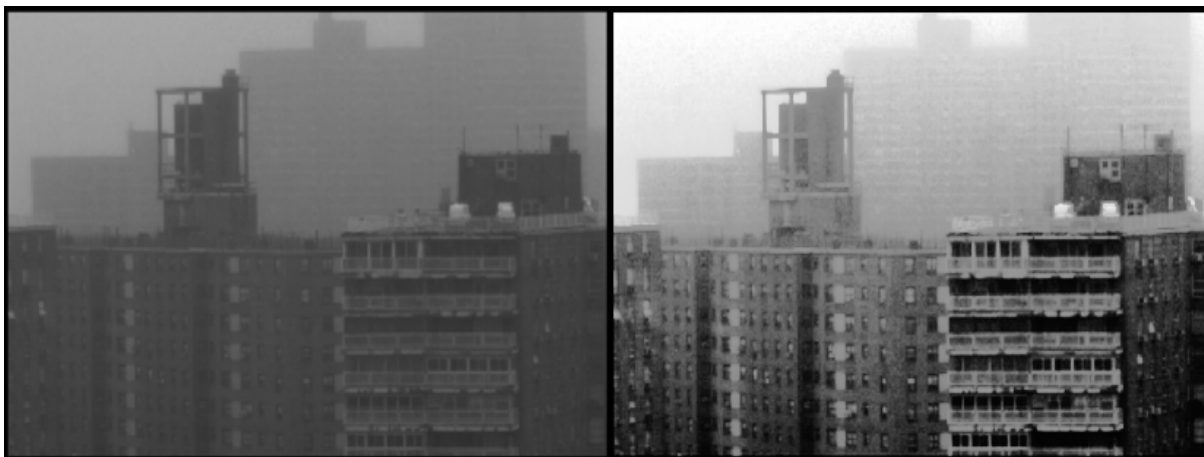


Figura 2.24: Contraste automático.

Figura 2.25: Ecuación del histograma.



Figura 2.26: Filtrado promedio.

Figura 2.27: Filtrado mediana.



Figura 2.28: Filtrado pasa bajas.

Figura 2.29: Filtrado pasa altas.

Se puede observar que los resultados obtenidos por las diferentes técnicas presentadas no son lo suficientemente eficientes en la mejora de imágenes corrompidas por degradaciones nebulosas. Esto se debe principalmente a que las degradaciones nebulosas perturban de manera no-homogénea a las imágenes capturadas, con una relación muy directa a la profundidad de la escena y también, a las características intrínsecas del medio ambiente. La técnica que presenta mejores resultados desde un punto de vista subjetivo es la ecualización del histograma, sin embargo se puede apreciar que los resultados no son óptimos debido al hecho de que la mejora de imagen no se realiza de manera homogénea, es decir, ciertas zonas de la imagen se encuentran mejor definidas que otras e incluso, zonas que se encuentran dentro de una misma profundidad presentan resultados diferentes.

En éste Capítulo se presentaron diferentes técnicas del procesamiento digital de imágenes, tanto en el dominio espacial como en el dominio de la frecuencia. Estas técnicas fueron aplicadas a imágenes afectadas por degradaciones nebulosas y los efectos que estas tienen sobre este tipo de imágenes en particular. En el siguiente Capítulo se presentarán los principales modelos matemáticos que se encargan de describir el comportamiento de este tipo de degradaciones ambientales, los cuales serán utilizados para generar imágenes nebulosas sintéticas.

Capítulo 3

Formación de Imágenes Nebulosas

En el Capítulo 2, se presentaron las diversas técnicas existentes para la mejora y restauración de imágenes digitales, tanto en el dominio espacial como en el dominio de la frecuencia. En base a los resultados obtenidos, y de acuerdo con el criterio visual subjetivo, observamos que hacer uso de manera individual de las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes no presenta una mejora contundente en imágenes afectadas por degradaciones nebulosas. Debido a este hecho es necesario atacar el problema desde un punto de vista físico, es decir, hacer uso de la teoría óptica para comprender correctamente el proceso de formación de imágenes nebulosas. Este enfoque nos permite utilizar modelos de señal más adecuados, de forma que podamos desarrollar estrategias eficientes para remover los efectos nebulosos adversos. En el presente capítulo se hace mención de las principales ramas de la ciencia encargadas de explicar la forma en que la luz interactúa con los ambientes nebulosos. Una de las principales características de los ambientes nebulosos es que contienen una densidad importante de pequeñas partículas suspendidas en el aire, que dispersan la luz en todas las direcciones. En este capítulo se presentan los principales modelos matemáticos que describen el comportamiento de la luz en los ambientes nebulosos y tratamos de sustentar de manera matemática el por qué las técnicas convencionales de procesamiento digital de imágenes no son lo suficientemente eficaces para mejorar la calidad de las escenas afectadas por este tipo de perturbaciones ambientales. Entender la forma en que la luz se comporta dentro de estos ambientes es el primer paso para poder desarrollar mejores estrategias que nos ayuden a contrarrestar los efectos que las condiciones ambientales tienen sobre las imágenes capturadas a través de sensores opto-electrónicos. Cabe mencionar que los modelos matemáticos que se presentan en este capítulo son una parte fundamental de este trabajo de investigación, debido a que por medio de éstos es posible crear imágenes sintéticas que son utilizadas para validar las diferentes propuestas que se presentan en el Capítulo 4.

3.1. Ondas Electromagnéticas

El primer paso para poder desarrollar algoritmos que ayuden a mejorar las imágenes capturadas en ambientes adversos, es entender el proceso físico de formación de ellas. En base a una revisión bibliográfica extensa, diversos autores llaman al proceso de degradación de las imágenes corrompidas por perturbaciones nebulosas como “scattering” (dispersión) [4, 30]. La postura de los diferentes autores para el problema de dispersión de la luz se encuentra centrado en un enfoque más físico en el cual las diferentes características y propiedades de la luz son tomadas en cuenta, así como las partículas suspendidas en el aire, las cuales forman parte primordial del ambiente nebuloso. Diferentes áreas de la ciencia han proporcionado diferentes modelos matemáticos para tratar de comprender el comportamiento de la luz dentro de ambientes donde éstos contienen algún tipo de partículas, las cuales, pueden introducir efectos no deseados. Sin embargo, aunque estos modelos son complicados desde el punto de vista matemático y computacional, no modelan completamente el comportamiento de la luz en ambientes dispersos. La Fig. 3.1, muestra diferentes ramas de la óptica que tratan de explicar la naturaleza de la luz [31].

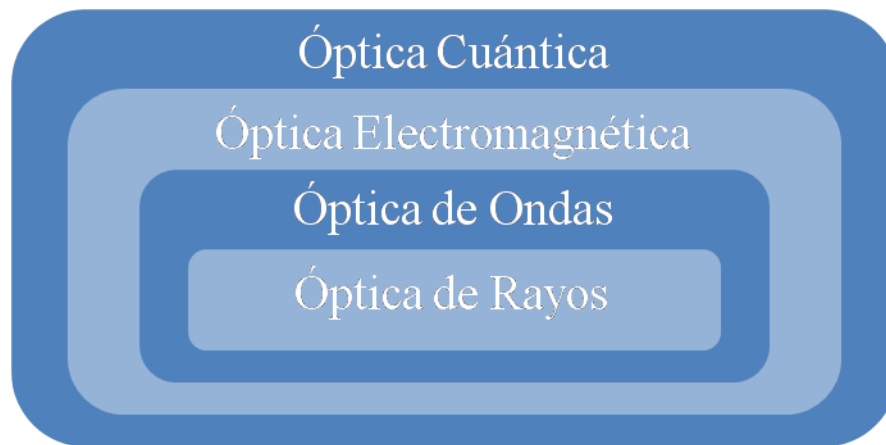


Figura 3.1: Enfoques teóricos de la naturaleza de la luz.

De las diferentes ramas de la óptica se derivan diferentes modelos los cuales son utilizados en diferentes tipos de aplicaciones. Los modelos utilizados en gráficos por computadora hacen uso de la óptica de rayos, también conocida como óptica geométrica. Esta teoría se basa en el uso de diversas suposiciones, entre las que se encuentran que la luz solamente viaja en línea recta y a velocidades infinitas, lo cual limita el tipo de fenómenos que se pueden modelar [32]. Dentro del modelo de la óptica de rayos la luz solamente puede ser emitida, reflejada y transmitida. Debido a esto, otros comportamientos de la luz no pueden ser incorporados de manera sencilla en las simulaciones por computadora.

Comportamientos físicos complejos como la difracción y la interferencia son explicados por la óptica de ondas. Fenómenos como la polarización y la dispersión de la luz son explicados por medio de la óptica electromagnética. La óptica de rayos simplemente ignora estos comportamientos de la luz, sin embargo, el entendimiento de éstos puede llegar a ser muy crítico dependiendo de la situación donde sean utilizados. En la gran mayoría de las aplicaciones gráficas se llevan a cabo suposiciones sobre las propiedades del medio de dispersión, estas son manejadas con la finalidad de poder obtener expresiones matemáticas que describan el comportamiento de la luz de manera práctica. En los párrafos anteriores se ha hecho mención de las principales teorías que tratan de explicar el comportamiento de la luz, sin embargo en la actualidad existen diferentes ramas especializadas de la ciencia que se encargan de estudiar la interacción de la luz con la atmósfera. La Fig. 3.2, muestra las ramas de la óptica que se relacionan con el estudio de la atmósfera [31].

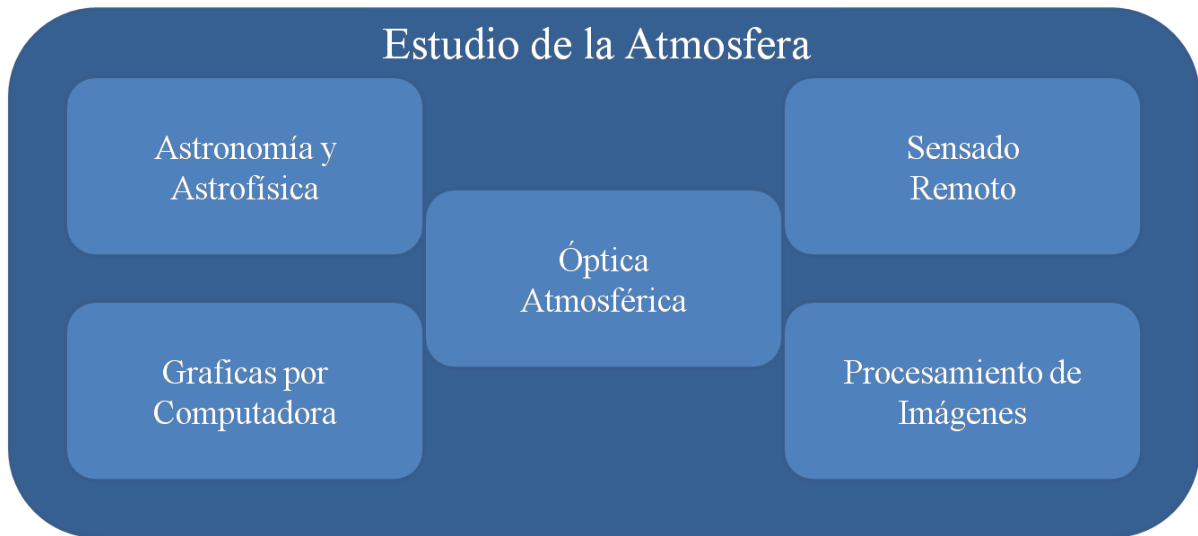


Figura 3.2: Ramas de la óptica relacionadas con el estudio de la atmósfera.

Dentro de las diversas ramas de estudio de la atmósfera se encuentra la rama llamada “Óptica Atmosférica” que durante años se ha encargado del estudio de la interacción de la luz con la atmósfera. Esta disciplina se encarga de describir de manera formal el comportamiento de los principales descriptores de la luz como su intensidad y longitud de onda mientras viajan a través del medio ambiente. La manera en que interactúan los campos de luz con la atmósfera pueden ser clasificados de forma general en tres categorías principales: dispersión, absorción y emisión [33]. La teoría de dispersión es una de las más utilizadas para describir los ambientes nebulosos, ya que se asume que en estos ambientes existe una gran densidad de micropartículas suspendidas en el aire, las cuales

dispersan la luz en todas las direcciones. Sin embargo existe una interrogante básica que es necesario responder, ¿Por qué estudiar el comportamiento de la luz dentro de las diferentes condiciones ambientales por medio de la óptica atmosférica? La respuesta se da de manera gráfica en la Fig. 3.3.

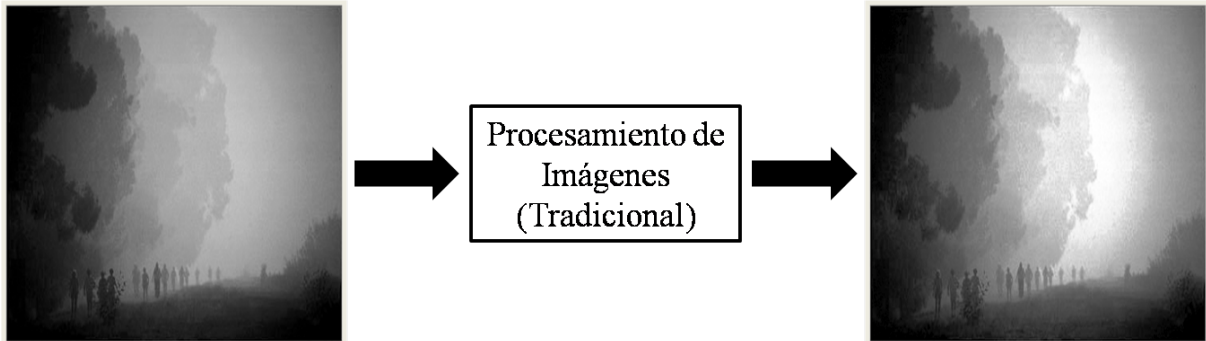


Figura 3.3: Procesamiento tradicional en imágenes nebulosas.

En esta figura podemos observar una imagen nebulosa, posteriormente se le aplica la técnica de ecualización del histograma, y se obtiene la imagen resultante. Al llevar a cabo una comparación visual subjetiva se observa claramente una mejora significativa entre la imagen original y la imagen procesada. Una respuesta más directa a la interrogante anterior es que el estudio de la óptica atmosférica es importante, ya que las técnicas comunes de procesamiento de imágenes no son lo suficientemente buenas para contrarrestar los efectos ambientales en las imágenes capturadas. La dispersión de la luz a través de un medio físico es uno de los principales tópicos de investigación dentro de la óptica atmosférica, como por ejemplo, la astronomía. Algunas referencias bibliográficas declaran que la óptica atmosférica es un concepto muy cercano a la dispersión de la luz. La única restricción es que los dispersores residen en la atmósfera y su principal fuente de iluminación es el sol. Los dispersores atmosféricos pueden ser partículas o moléculas. Visto de manera general, la naturaleza exacta de la dispersión es demasiado compleja, ésta no solo depende de las características del medio como son: tipo de partículas, orientación, tamaño y distribución, sino también de factores como la longitud de onda, polarización y dirección del haz de luz incidente [34]. La teoría de dispersión se basa en el hecho de que el medio donde nos encontramos contiene una cantidad considerable de partículas microscópicas suspendidas. Básicamente esta teoría puede describir los efectos producidos por diferentes fenómenos atmosféricos, como la brisa, neblina, bruma y lluvia, dentro de las imágenes. La Fig. 3.4, muestra este concepto de manera visual.

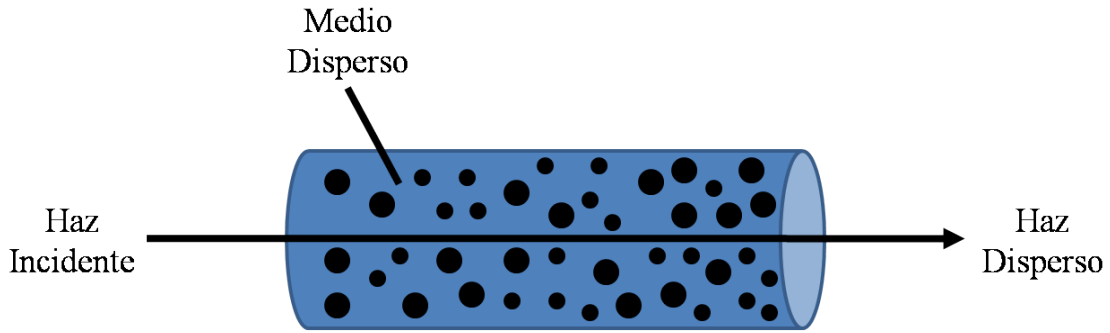


Figura 3.4: Representación de un medio disperso.

La teoría de dispersión es utilizada en diferentes campos de aplicación y ha sido de gran importancia para lograr ciertos avances tecnológicos en la actualidad. La Fig. 3.5, muestra los diferentes campos de aplicación de la teoría de dispersión óptica.



Figura 3.5: Campos de aplicación de la teoría de dispersión.

En la actualidad, existen diferentes modelos matematicos utilizados para describir el proceso de formación de imágenes dentro de ambientes nebulosos [35]. En este trabajo de Tesis se consideran únicamente los modelos de formación de imágenes más significativos y que son citados de manera constante en los trabajos de investigación recientes.

3.2. Efectos de Pequeñas Partículas Suspendidas en el Medio Ambiente.

Los principales factores que determinan los efectos de los ambientes nebulosos en la formación de imágenes son el tipo, tamaño y densidad de las partículas suspendidas en el ambiente [12]. Diferentes investigadores, han realizado esfuerzos importante para medir el tamaño de las partículas así como su densidad en diferentes condiciones. Algunos resultados importantes registrados, se muestran en la Tabla. 3.1[12].

Condición	Tipo de Partícula	Radio (μm)	Concentración (cm^{-3})
Aire	Molécula	10^{-4}	10^{19}
Neblina	Aerosol	$10^{-2} - 1$	$10^3 - 10$
Niebla	Gotas de agua	$1 - 10$	$100 - 10$
Nube	Gotas de agua	$1 - 10$	$300 - 10$
Lluvia	Gotas de agua	$10^2 - 10^4$	$10^{-2} - 10^{-5}$

Cuadro 3.1: Condiciones ambientales y su respectivo tipo de partícula, tamaño y concentraciones.

Notemos que hasta las moléculas de aire producen dispersión de la luz. Sin embargo, la relación que existe entre el tamaño real de las moléculas del aire respecto a las longitudes de onda de la luz dentro del espectro visible, ocasiona que el nivel de dispersión resultante pueda ser despreciable. Las partículas de mucho mayor tamaño que corresponden a algún material suspendido en el aire, producen una serie de condiciones climáticas las cuales son descritas a continuación:

Neblina: La neblina presenta las características de un aerosol, y consiste de un sistema de dispersión que contiene una gran cantidad de pequeñas partículas suspendidas en un gas, en este caso, el aire. La neblina puede ser originada por diversas fuentes entre las que se encuentran la ceniza volcánica, combustión de diferentes tipos de productos y la sal de mar. Las partículas provenientes de estas fuentes responden rápidamente a cambios de humedad y actúan como núcleos de pequeñas gotas de agua cuando la humedad es relativamente alta. Las partículas de neblina tienden a producir un color gris muy distintivo o un tono azulado, las cuales afectaran la visibilidad.

Niebla: La niebla evoluciona cuando la humedad relativa de un paquete de aire alcanza un nivel de saturación. Entonces, algunos de los núcleos crecen a través de la condensación en gotas de agua. Por lo tanto la niebla y ciertos tipos de neblina tienen

origines similares, y un incremento en la humedad es suficiente para convertir la neblina en niebla. Esta transición es gradual y debido a esto, un tercer estado surge, comúnmente conocido como bruma. Mientras que la neblina es perceptible a una altitud de algunos kilómetros, la niebla típicamente es perceptible desde una distancia de algunos cientos de metros. Una distinción práctica entre la niebla y neblina puede ser encontrada en la Referencia [36].

Nubes: Las nubes se diferencian de la neblina en que en las primeras se presentan a mayores altitudes en lugar de encontrarse al nivel del suelo, como es el caso de la neblina. Mientras que la mayoría de las nubes están formadas de gotas de agua tal como la neblina, algunas de ellas se encuentran compuestas de cristales largos de hielo y recubiertos de granos de polvo de hielo.

Lluvia y Nieve: La lluvia, es el resultado de la condensación de las gotas de agua que forman las nubes, a través de un proceso complejo. La lluvia puede causar variaciones aleatorias tanto espaciales como temporales en una imagen observada y por lo tanto, su procesamiento debe de tratarse de manera diferente. Argumentos similares son aplicados a la nieve, donde los copos de nieve son asperos y tienen formas geométricas más complejas, lo cual repercute de manera directa en las propiedades ópticas [37].

En la actualidad, existen algunas definiciones internacionales que se encargan de describir los rangos de visibilidad que pueden ser alcanzados dentro de diferentes sistemas dispersivos típicos. Algunas de estas definiciones se presentan en la Tabla 3.2 [2].

Condición ambiental	Rango de visibilidad
Bruma	menor que 1 <i>km</i>
Niebla	entre 1 <i>km</i> y 2 <i>km</i>
Neblina	de 2 <i>km</i> a 5 <i>km</i>

Cuadro 3.2: Condiciones ambientales en base al rango de visibilidad.

Cabe señalar que nuestro trabajo de tesis solamente se enfoca en condiciones climáticas que de alguna forma pueden denominarse como estables o homogéneas, como la bruma, niebla y neblina. No nos centramos en condiciones climatológicas dinámicas como la lluvia o nieve las cuales son denominadas como turbulencias.

3.3. Dispersión Atmosférica

La manera en que una partícula dispersa la luz incidente depende de las propiedades del material, su forma, y su tamaño. La forma exacta y la intensidad del patrón de radiación resultantes, varían drásticamente de acuerdo con el tamaño de las partículas. Como se observa en la Fig. 3.6 [38], una partícula de $1/10\lambda$, dispersa la luz de manera casi equitativa hacia enfrente y hacia atrás. Una partícula de tamaño medio ($1/4\lambda$), dispersa más luz en la dirección de hacia adelante que hacia atrás. Una partícula larga, es decir, con un diámetro más grande que λ , dispersa la luz casi enteramente hacia enfrente.

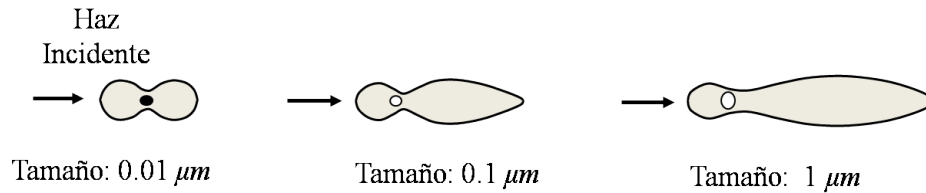


Figura 3.6: Patrón de dispersión de un haz de luz incidente sobre una partícula suspendida.

Notemos que para un ambiente disperso las partículas suspendidas en el medio se encuentran ordenadas unas muy cercanas de las otras, sin embargo dicha separación entre las partículas es varias veces mayor que el tamaño promedio de cada partícula. Debido a que las partículas se encuentran organizadas de manera aleatoria y se mueven de forma aleatoria también, las partículas pueden ser vistas y analizadas como dispersores independientes, cuyos patrones de dispersión no interfieren unos con otros. La dispersión independiente no implica que la luz incidente sea dispersada solamente a través de una simple partícula, como se muestra en la Fig. 3.7. La dispersión múltiple toma lugar y cualquier partícula se encuentra expuesta no solo a la luz incidente sino también a la luz dispersada por otras partículas [39].

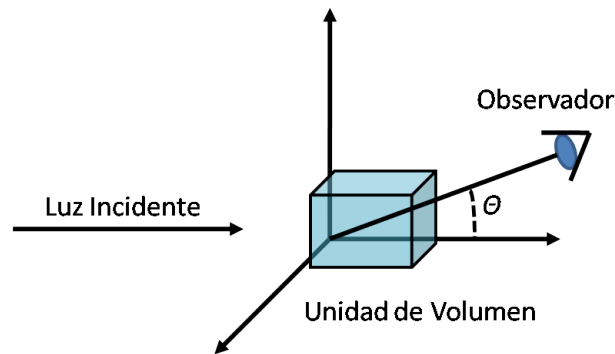


Figura 3.7: Unidad de volumen de una partícula suspendida, observada e iluminada aleatoriamente.

Consideremos el modelo de iluminación simple y la detección geométrica que se presenta en la Fig. 3.7 Una unidad de volumen de un medio disperso es iluminada con irradiación espectral $E(\lambda)$ por sección transversal de área. La intensidad irradiada $I(\theta, \lambda)$ de una unidad de volumen en la dirección θ del observador es

$$I(\theta, \lambda) = \beta(\theta, \lambda)E(\lambda), \quad (3.1)$$

donde, $\beta(\theta, \lambda)$ es el coeficiente angular de dispersión. La intensidad irradiada $I(\theta, \lambda)$ es el flujo de radiación por unidad angular, por unidad de volumen del medio. La irradiancia $E(\lambda)$ es como siempre, el flujo incidente del volumen por unidad de sección transversal. El flujo total de dispersión en todas las direcciones es representada por

$$\phi(\lambda) = \beta(\lambda)E(\lambda), \quad (3.2)$$

donde, $\beta(\lambda)$ es el coeficiente total de dispersión. Este coeficiente representa la habilidad del flujo de dispersión del volumen de una longitud de onda en todas las direcciones [40]. En las siguientes secciones se habla de los modelos que predominan para la mejora de imágenes en ambientes nebulosos.

3.4. Modelo de Atenuación

La atenuación de un haz de luz que viaja a través de la atmósfera, causa que la radiación de un punto en la escena disminuya conforme la distancia en referencia al observador se incrementa. Por lo tanto la luz que es reflejada por un punto de la escena hacia el observador sufre de una pérdida de energía cuando esta viaja dentro de un ambiente dispersivo. Esta pérdida de energía se debe al fenómeno de absorción [40]. El fenómeno de absorción, se debe principalmente al hecho de que las partículas suspendidas en los ambientes nebulosos capturan cierta cantidad de energía, que es disipada en forma de calor. Cabe mencionar que dentro de un ambiente dispersivo la luz que no es dispersada por las partículas es transmitida directamente hacia al observador; razón por la cual en algunas ocasiones el modelo de atenuación es nombrado modelo de transmisión. El modelo matemático del modelo de atenuación esta dado por

$$I(x, y) = L_{\infty}\rho(x, y)e^{-\beta d(x,y)}, \quad (3.3)$$

donde $I(x, y)$ es la intensidad de la imagen que llega al plano de observación, L_{∞} es la intensidad atmosférica (independiente de la posición " x, y "), $\rho(x, y)$ es la reflectancia del

objeto de la escena, β es el coeficiente de dispersión y $d(x, y)$ es la distancia o distribución de la profundidad de la escena respecto al observador. La Fig. 3.8, muestra el comportamiento descrito por el modelo de la Ec. (3.3). En esta gráfica se aprecia que la intensidad de un elemento de imagen dentro de una escena se va atenuando conforme la distancia aumenta. La Fig. 3.9, es una representación gráfica de este modelo.

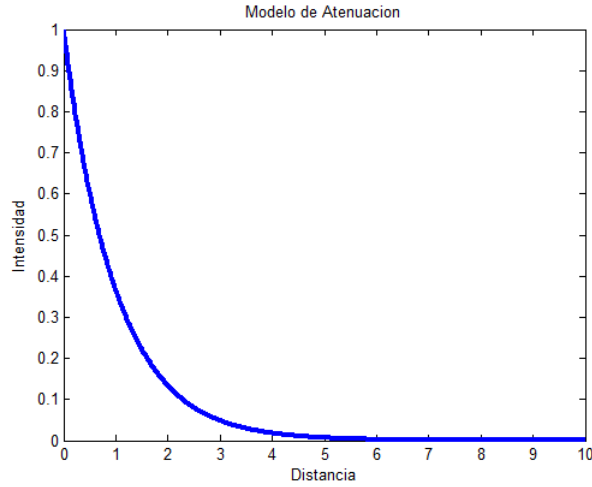


Figura 3.8: Gráfica de comportamiento del modelo de atenuación.

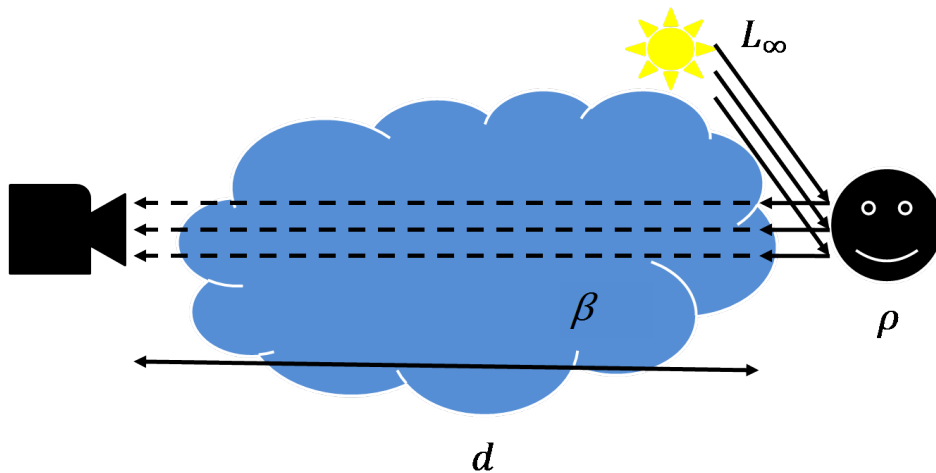


Figura 3.9: Representación gráfica del modelo físico de atenuación.

La Fig. 3.10, muestra la imagen original de una escena libre de degradaciones nebulosas. La Fig. 3.11, muestra la escena, la cual fue modificada utilizando el modelo de atenuación. En esta figura, podemos apreciar claramente el efecto producido por el modelo de atenuación. Nótese que los objetos que se encuentran a una distancia mayor respecto al

observador se van atenuando de manera gradual. Desde el punto de vista visual los objetos que encuentran a una distancia menor son percibidos con mejor claridad. Por lo tanto, podemos decir que el modelo que describe la Ec.(3.3), es una aproximación aceptada para describir el fenómeno de atenuación de la luz dentro de las imágenes digitales.



Figura 3.10: Imagen original.



Figura 3.11: Imagen sintética (modelo de atenuación).

3.5. Modelo de *Airlight*

Este modelo asume que la atmósfera actúa como una fuente de iluminación, por lo tanto podemos decir que el modelo se encarga de describir la iluminación ambiental [40]. La iluminación ambiental puede tener diferentes fuentes de luz entre las que se incluyen la luz directa del cielo, la luz difusa del sol y la luz reflejada por la tierra. Mientras que el modelo de atenuación causa que la radiación de la escena decrezca con respecto a la profundidad de la escena, en el modelo de *Airlight* esta irradiación se incrementa. Esto causa una aparente brillantez de un punto de la escena al incrementar la profundidad. El modelo matemático que describe el fenómeno de *Airlight*, está dado por

$$I(x, y) = L_{\infty}(1 - e^{-\beta d(x,y)}). \quad (3.4)$$

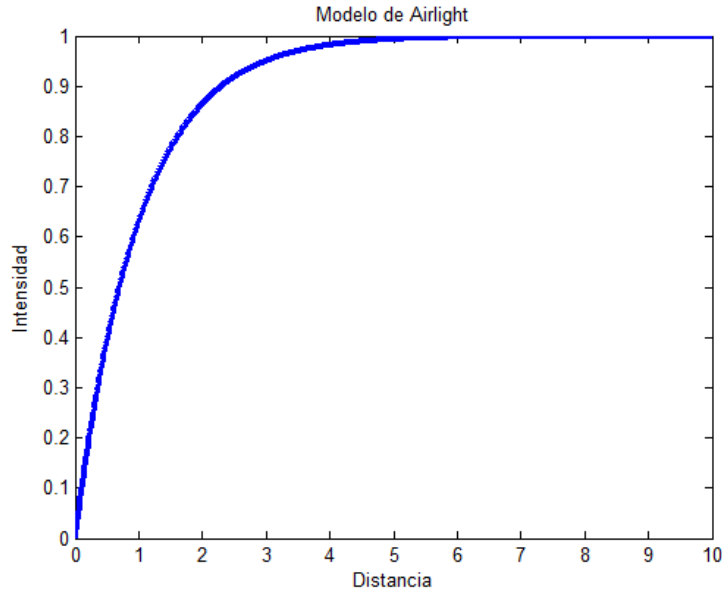


Figura 3.12: Gráfica de comportamiento del modelo de Airlight.

La Fig. 3.12, muestra el comportamiento del modelo de airlight, en esta se aprecia claramente que la relación de la irradiancia con respecto a la distancia del observador se incrementa de manera exponencial. El fenómeno de airlight representado de forma gráfica, se muestra en la Fig. 3.13. La Fig. 3.14, muestra los efectos causados por el modelo de *Airlight*.

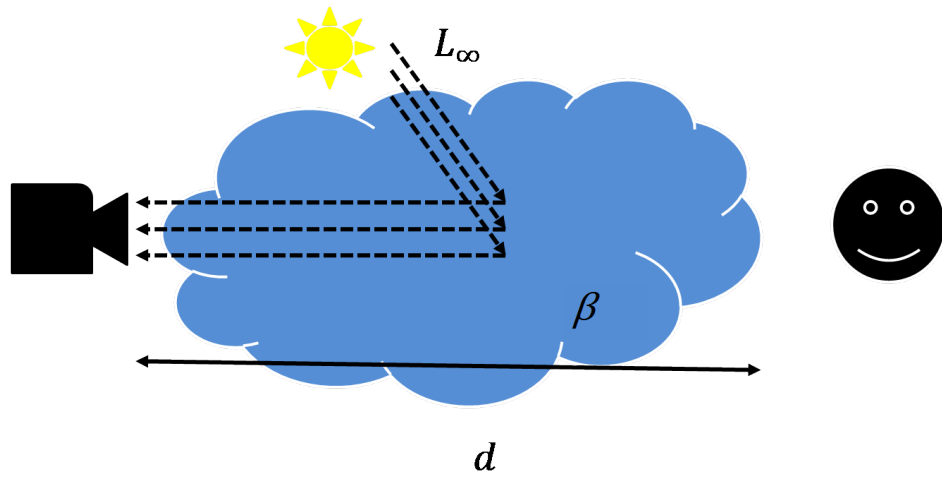


Figura 3.13: Representación gráfica del modelo físico de Airlight.



Figura 3.14: Imagen sintética (modelo airlight).

3.6. Modelo Óptico de Formación de Imágenes Nebulosas

Hasta este punto se han presentado el modelo de atenuación y de *Airlight* de manera separada, pero en la mayoría de las situaciones donde se presentan las degradaciones nebulosas los efectos de ambos modelos coexisten[40]. Debido a esta coexistencia, una imagen en ambientes nebulosos puede ser descrita de la siguiente manera:

$$I(x, y)_{NEBULOSO} = I(x, y)_{ATENUACION} + I(x, y)_{AIRLIGHT}, \quad (3.5)$$

donde

$$I(x, y)_{NEBULOSO} = L_{\infty}\rho(x, y)e^{-\beta d(x, y)} + L_{\infty}(1 - e^{-\beta d(x, y)}). \quad (3.6)$$

En la Ec. (3.6), podemos observar que una imagen nebulosa puede ser descrita por una combinación de los modelos de atenuación y airlight. El primer término de la Ec. (3.6), representa el modelo de atenuación y el segundo término representa el modelo de *Airlight*. Desde el punto de vista de señales y sistemas, podemos observar que el modelo de atenuación se comporta como un modelo de señal multiplicativo, mientras que el modelo de airlight se comporta como un modelo de señal aditivo. Podemos observar que éstos dos modelos dependen tanto del coeficiente de dispersión " β ", así como de la distancia relativa entre el objeto y el observador. En el caso de imágenes digitales hacemos referencia al observador como el sensor opto-electrónico. La Fig. 3.15, muestra de manera visual el modelo óptico con el cual representamos las imágenes observadas dentro de ambientes dispersos.

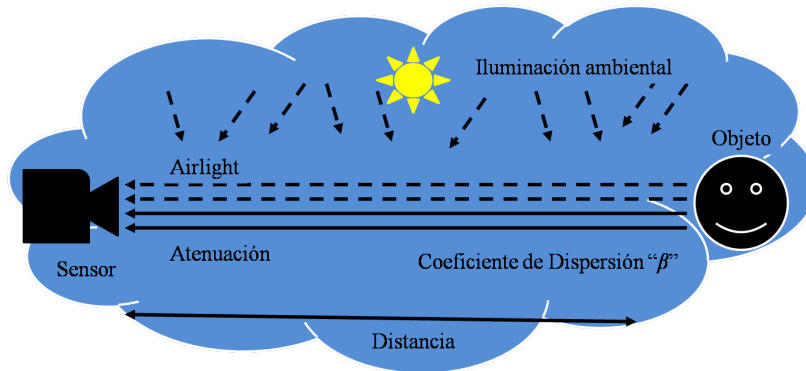


Figura 3.15: Representación gráfica del modelo óptico de formación de imágenes nebulosas.

La Fig. 3.16, muestra una imagen nebulosa construida de forma sintética empleando la Ec. (3.6), a partir de la imagen libre de degradaciones de la Fig. 3.10.



Figura 3.16: Imagen sintética (modelo óptico).

3.7. Relación Contraste-Profundidad

Como se mencionó anteriormente, a través de la Ec.(3.6) podemos modelar las degradaciones nebulosas. Notemos que el principal efecto que tiene una degradación nebulosa es una reducción significativa del contraste de la escena, el cual está dado en función del coeficiente de dispersión atmosférico y la distancia relativa entre la escena y el observador (sensor opto-electrónico). Para demostrar la relación que existe entre el contraste y la profundidad, consideremos dos puntos adyacentes de la escena los cuales denominamos como x_1, x_2 , y donde asumimos que se encuentran a la misma profundidad "d". El contraste entre éstos puntos en base al contraste de Michaelson [41], está dado por

$$C_{x_1 x_2}^{escena} = \frac{x_1 - x_2}{x_1 + x_2}. \quad (3.7)$$

Las intensidades de luz que llegan al sensor, y que es reflejada por los puntos x_1 y x_2 , está dada por

$$I(x_1) = L_\infty \rho(x_1) e^{-\beta d} + L_\infty (1 - e^{-\beta d}), \quad (3.8)$$

y también por

$$I(x_2) = L_\infty \rho(x_2) e^{-\beta d} + L_\infty (1 - e^{-\beta d}). \quad (3.9)$$

Sustituyendo las Ecs. (3.8) y (3.9) en la expresión del contraste de la Ec. (3.7), se obtiene

$$c_{x_1x_2}^{sensor} = \frac{[L_\infty\rho(x_1)e^{-\beta d} + L_\infty(1 - e^{-\beta d})] - [L_\infty\rho(x_2)e^{-\beta d} + L_\infty(1 - e^{-\beta d})]}{[L_\infty\rho(x_1)e^{-\beta d} + L_\infty(1 - e^{-\beta d})] + [L_\infty\rho(x_2)e^{-\beta d} + L_\infty(1 - e^{-\beta d})]}. \quad (3.10)$$

Despues de realizar algunas manipulaciones algebraicas la Ec. (3.10), se reduce a

$$c_{x_1x_2}^{sensor} = \frac{\rho(x_1) - \rho(x_2)}{\rho(x_1) + \rho(x_2) + 2(e^{\beta d} - 1)}. \quad (3.11)$$

Notemos que la Ec. (3.11), nos demuestra que el contraste se degrada de manera exponencial en relación con el coeficiente de dispersión y la profundidad de los diferentes puntos de la escena. Con este resultado también queda demostrado que las técnicas convencionales del procesamiento digital de imágenes no pueden ser utilizadas para remover completamente los efectos que son producidos por condiciones ambientales adversas. En el siguiente Capítulo se presentan diversos trabajos relacionados con la mejora de imágenes en ambientes nebulosos y se hace un especial hincapié en dos de éstos trabajos.

Capítulo 4

Trabajos Relacionados

En este Capítulo se presenta una revisión de los trabajos existentes más exitosos, relacionados con la mejora de imágenes en ambientes nebulosos. Se ha decidido dedicar un Capítulo entero a esta revisión, ya que en la actualidad, el tratamiento de imágenes para contrarrestar los efectos adversos del medio ambiente, es un tema de investigación que atrae la atención de un número importante de investigadores de todo el mundo, y que trabajan en distintas áreas como sensado remoto, visión estereoscópica, procesamiento de imágenes, robótica, imágenes microscópicas, imágenes medicas, entre otras. Un aspecto importante a resaltar, es que la mayoría de los trabajos exitosos utilizan modelos físicos de dispersión óptica en las estrategias propuestas para la reconstrucción de imágenes, en lugar de utilizar técnicas convencionales basadas solamente en la información disponible de la imagen observada, como distribución de frecuencias o las relaciones espaciales entre píxeles. Se escogio los que se consideran los trabajos más sobresalientes relacionados con el tema y una clasificación general de las diferentes técnicas existentes, en base al enfoque teórico utilizado en el algoritmo de procesamiento. Adicionalmente, se hace énfasis en la presentación de dos trabajos que desde nuestra perspectiva son los métodos más sobresalientes para la restauración de imágenes nebulosas. El primero de estos trabajos, mejora substancialmente la calidad de las imágenes procesadas, sin embargo, el esfuerzo computacional requerido por este algoritmo es importante. El segundo método, presenta una calidad de imagen aceptable, pero su velocidad computacional es buena, lo que lo posiciona como uno de los métodos más utilizados en sistemas de mejora de imagen donde se requiere tener una respuesta rápida para la toma de decisiones o en sistemas inmersos donde los recursos de procesamiento o memoria del sistema son limitados.

4.1. Clasificación de Técnicas para la Mejora de Imágenes Nebulosas

Como se mencionó anteriormente en la actualidad existen diferentes enfoques que tratan de solucionar el problema de mejora de imagen en ambientes nebulosos. Tales enfoques se pueden clasificar de manera general en dos grupos principales:

- Métodos no basados en modelos físicos de formación de imágenes nebulosas.
- Métodos basados en modelos físicos de formación de imágenes nebulosas.

Los enfoques que no se basan en modelos físicos, solamente analizan y procesan las imágenes nebulosas, basándose únicamente en la información que proporcionan la imagen observada. Algunos de estos métodos se basan únicamente en el valor de intensidad de los píxeles. Otros métodos un poco más sofisticados toman en cuenta las relaciones espaciales de los píxeles así como sus parámetros estadísticos. Algunos autores utilizan algún tipo de transformaciones de dominio para llevar la imagen original que se encuentra en el dominio espacial a algún otro dominio conveniente que facilite su procesamiento. Entre las transformadas de imágenes más comunes, podemos encontrar, la transformada de Fourier y la transformada de Coseno. Algunos otros métodos, hacen uso de la transformada *Wavelet* para el desarrollo de técnicas avanzadas de mejora de imagen en ambientes nebulosos. A diferencia de los enfoques que no se basan en modelos, los métodos basados en modelos físicos, utilizan modelos matemáticos que describen el comportamiento de la luz en ambientes dispersos. Los métodos basados en modelos físicos se caracterizan por tratar de encontrar una solución consistente con el modelo matemático de formación de imágenes utilizando una hipótesis adecuada al modelo planteado por el autor, y que ayude a derivar un método de reconstrucción de la imagen.

4.2. Métodos No Basados en Modelos Físicos

Algunos de los métodos más populares dentro de este enfoque son los siguientes [42]:

- Ecualización del histograma y sus respectivas variaciones.
- Métodos de mejora de imagen basados en la teoría de Retinex.
- Métodos de mejora de imagen haciendo uso de la transformada Wavelet.
- Métodos de mejora de imagen por medio de máscaras adaptativas anidadas.

Las técnicas de ecualización del histograma llevan a cabo un mapeo de los píxeles de la imagen, cuya función se define por medio del histograma acumulativo de la propia imagen. Como resultado de esta operación se obtiene una imagen cuyo histograma se asemeja más a un histograma distribuido de forma uniforme. Sin embargo, esta técnica no presenta buenos resultados cuando es aplicada a imágenes nebulosas monocromáticas o en imágenes a color. Una manera de solucionar los problemas que presentan este tipo de técnicas es hacer un cambio de espacio de color. El mapeo más utilizado para imágenes nebulosas es pasar del espacio de color RGB (*Red, Green and Blue*) al espacio de color HSI (*Hue, Saturation and Intensity*) y solamente aplicar la técnica de ecualización a la componente de intensidad. Algunas variaciones de la ecualización del histograma son utilizadas para la mejora de imágenes nebulosas. Entre estas podemos mencionar la ecualización del histograma de manera adaptativa. En esta técnica, se hace uso de una ventana deslizante, donde se calcula el histograma local de la imagen dentro de la ventana en cada posición. Así, en cada posición de la imagen se realiza la ecualización del histograma local, y posteriormente el píxel central es calculado por medio de una interpolación lineal tomando solamente algunos de los píxeles de la ventana ecualizada.

Una de las principales características de los métodos mencionados anteriormente tanto en la técnica de ecualización del histograma como en la ecualización adaptativa del histograma es que ambas técnicas dependen del histograma acumulativo de la imagen, como de la ventana deslizante. Así mismo, otros métodos basados en la ecualización del histograma para la mejora de imágenes nebulosas proponen hacer una selección alternativa de la función acumulativa, la cual, puede lograr una amplia variedad de efectos entre los que destacan una imagen sin ningún cambio significativo o una total adaptación de la ecualización del histograma. Existen métodos un poco más sofisticados dentro de las estrategias de mejora de imagen que no se basan en modelos físicos de formación de imágenes nebulosas. La teoría de Retinex es una de ellas [43]. Esta teoría se basa en el uso de un modelo matemático no enfocada a describir las nebulosidades dentro de una escena, sino para describir la manera como son interpretados el color y la luminosidad por el sistema visual humano. Esta teoría trata de entender las discrepancias que existen entre el sistema visual humano y los modelos de visión por computadora. Esto se debe, a que el sistema visual humano es capaz de adaptarse a cambios drásticos de iluminación, lo que en los sistemas de visión por computadora es una tarea complicada. Básicamente los métodos dentro de esta teoría se centran en llevar a cabo una separación de la iluminación y la reflectancia, para posteriormente llevar a cabo una compensación uniforme de la iluminación. Esta teoría tiene varias derivaciones entre las que se encuentran [42]:

- Retinex de escala simple.
- Retinex de escala múltiple.
- Retinex de escala múltiple con restauración de color.
- Retinex de escala múltiple con restauración de color con ganancia canónica

Otras técnicas dentro de este rubro hacen uso de herramientas como la transformada *Wavelet* [44]. Esta transformada se encarga de descomponer una imagen en diferentes bandas de frecuencias y diferentes niveles de resolución. En las bandas de altas frecuencias, se pueden percibir detalles que en la imagen no procesada son difíciles de percibir. La mejora de las imágenes nebulosas es lograda a través de la fusión de las imágenes procesadas en las diferentes bandas de frecuencias. En algunos casos se hace uso de la técnica de fusión por medio de *Wavelet* en imágenes que se encuentran en diferentes rangos del espectro electromagnético, con la finalidad de realzar las mejores características de ambas imágenes. Existen otros enfoques que la actualidad están tomando importancia dentro del procesamiento de imágenes y sobre todo dentro de la mejora de imagen. Uno de estos enfoques es utilizar ventanas deslizantes anidadas adaptativas, las cuáles utilizan herramientas como el filtrado pasa bajas, pasa altas, técnica de convolución, algoritmos adaptativos y funciones de costo, en conjunto para la mejora de imagen [45]. Sin embargo, estos métodos presentan ciertas desventajas entre las cuáles se encuentran, problemas con mantener la fidelidad de los colores, lo cual se deriva en distorsiones en las imágenes. Otras de las desventajas de estos algoritmos es que cuando la imagen se encuentra libre de degradación estos métodos distorsionan la imagen, lo cual hace que su operación no sea totalmente automática.

4.3. Métodos Basados en Modelos Físicos

Los métodos basados en modelos físicos hacen uso de modelos matemáticos que describen las degradaciones nebulosas, las cuáles son usadas para tratar de predecir el patrón de degradación dentro de la imagen y así poder generar las compensaciones adecuadas para realizar una buena mejora de imagen. Estos métodos presentan mejores resultados debido a una mejor interpretación de la escena, sin embargo estos métodos no están libres de desventajas. Una de las principales desventajas es que la mayoría de estos métodos requieren tener conocimiento *a priori* de algunos parámetros físicos del proceso de formación de la imagen.

Algunos de éstos métodos utilizan funciones de transferencia moduladoras para la predicción del clima, junto con una estimación *a priori* de la distancia relativa de la escena respecto al observador. De esta forma, la mejora de imagen es llevada a cabo utilizando métodos de deconvolución simple entre la imagen degradada y la función de transferencia moduladora, como es el caso de [18]. La principal desventaja éstos métodos es obtener la función de transferencia moduladora adecuada a partir de la escena degradada. Otros métodos basados en modelos físicos [46], se encargan de restaurar el contraste de la imagen sin la necesidad de predecir las condiciones atmosféricas. La gran desventaja de este enfoque es que requiere conocer de antemano la geometría de la escena para hacer una estimación de los diferentes parametros del modelo que estos utilizan. Otra desventaja es que para imágenes fijas se realizan pasos establecidos para la reconstrucción, mientras que para una secuencia de imágenes los pasos requeridos para la reconstrucción se incrementan considerablemente, haciendo que éstos métodos no sean consistentes con la metodología utilizada. Además de esto, si no se puede satisfacer el requerimiento de conocer la estructura de la escena, el uso de éstos métodos no es recomendado para aplicaciones prácticas, donde comúnmente, no se tiene conocimiento previo de la estructura de la escena.

Otros enfoques alternos utilizan sistemas de visión comerciales [47], mientras que otros más utilizan sistemas personalizados, aplicados en la estimación de la visibilidad dentro de ambientes dispersos a través de mediciones del contraste en diferentes zonas de importancia en carretera como: el pavimento, líneas centrales del carril, líneas lateral del carril y los límites de la carretera [48]. El principal concepto que se maneja dentro de éstos métodos es la detección de nebulosidades para la prevención. Algunos métodos conocidos, realizan la estimación de la visibilidad dentro de una escena a través de visión estereo [47]. Otros utilizan diversos sensores para la detección de las condiciones atmosféricas como la neblina y la lluvia [49]. En la actualidad, existen una amplia cantidad de métodos que se encargan del tratamiento de degradaciones nebulosas como la neblina y la bruma a través de la solución de los modelos físicos. Dentro de estos métodos encontramos los enfoques que utilizan filtros de polarización a diferentes ángulos [50], así como técnicas como ICA (*Independent Component Analysis*), para llevar a cabo la substracción del fenómeno de Airlight en la imagen. Otros enfoques alternos, utilizan dos o más imágenes de la escena observada tomadas en diferentes condiciones ambientales para estimar la estructura de la escena, y después, utilizar el modelo físico para realizar la restauración del contraste en las imágenes nebulosas [40]. Los métodos mencionados anteriormente han mostrado obtener buenos resultados cuando la profundidad de la escena y la información referente a la condición atmosférica son conocidas.

Sin embargo, llevar éstos métodos a la práctica resulta algo complicado y en algunos casos imposible, debido a que comúnmente no se pueden cumplir las condiciones de tiempo en imágenes dinámicas, que permitan el uso de éstos métodos en aplicaciones en tiempo real. No obstante, los crecientes avances del campo de la visión por computadora, han permitido el desarrollo de nuevo hardware en donde pueden implementarse de forma eficiente los algoritmos para calcular rápidamente la estructura de las escenas y así poder mejorar el contraste en escenas nebulosas sin ningún tipo de información adicional sobre el ambiente o la profundidad.

El enfoque presentado por [51], se basa en dos aseveraciones fundamentales. La primera de ellas es que las imágenes con una mejor visibilidad tienen un contraste mayor que las imágenes que son capturadas en mal clima. La segunda aseveración consiste en que las variaciones del modelo de Airligth tienden a ser suaves en función a la distancia entre los objetos y el observador. En base a éstas aseveraciones los autores desarrollaron una función objetivo la cual hace uso de la teoría de cadenas de Markov para llevar a cabo una estimación del Airligth de la escena, para posteriormente utilizarlo dentro de un modelo inverso del proceso de formación de la imagen nebulosa, para obtener la imagen libre de degradación. El enfoque propuesto por [52], hace uso de un modelo de formación de imágenes nebulosas refinado en el cuál se toman en cuenta las sombras producidas por las diferentes superficies y la transmisión de los objetos de la escena. En base a este modelo, la escena nebulosa es separada en diferentes regiones denominadas albedo constante y albedo atribuido al Airlight. Utilizando la técnica ICA, la estimación de los diferentes parámetros del modelo es realizada. En las siguientes secciones presentamos una revisión detallada de dos trabajos relacionados con nuestro tema de tesis. En la Tabla 4.1, se muestra un compendio de los principales enfoques relacionados con el tema.

Referencia	Imágenes utilizadas para el procesamiento	Basada en modelos físicos	Requieren información previa de la escena	Tipo de imagen
[35]	Múltiples	Si	No	Gris y color
[53]	Múltiples	Si	No	Polarizadas
[54]	Simple	No	No	Gris y color
[51]	Simple	No	No	Gris y color
[55]	Simple	No	No	Gris y color

Cuadro 4.1: Comparación de características de diferentes métodos para mejorar imágenes nebulosas.

4.4. Método de Tarel

Este trabajo pertenece a Jean-Philippe Tarel y Nicolas Hautiere [55]. Los autores hacen uso del siguiente modelo óptico de formación de imágenes:

$$I(x, y) = L_0(x, y)e^{-kd(x, y)} + L_S(1 - e^{-kd(x, y)}), \quad (4.1)$$

donde $L(x, y)$ es la luminancia aparente en el píxel (x, y) , $d(x, y)$ es la distancia correspondiente del objeto con una luminancia intrínseca $L_0(x, y)$, L_S es la luminancia del cielo y k denota el coeficiente de extinción atmosférica. Su propuesta se basa en el hecho de que cuando no se cuenta con información de profundidad, no es posible separar la contribución del coeficiente de extinción de la atmósfera k del mapa de profundidad de la escena $d(x, y)$.

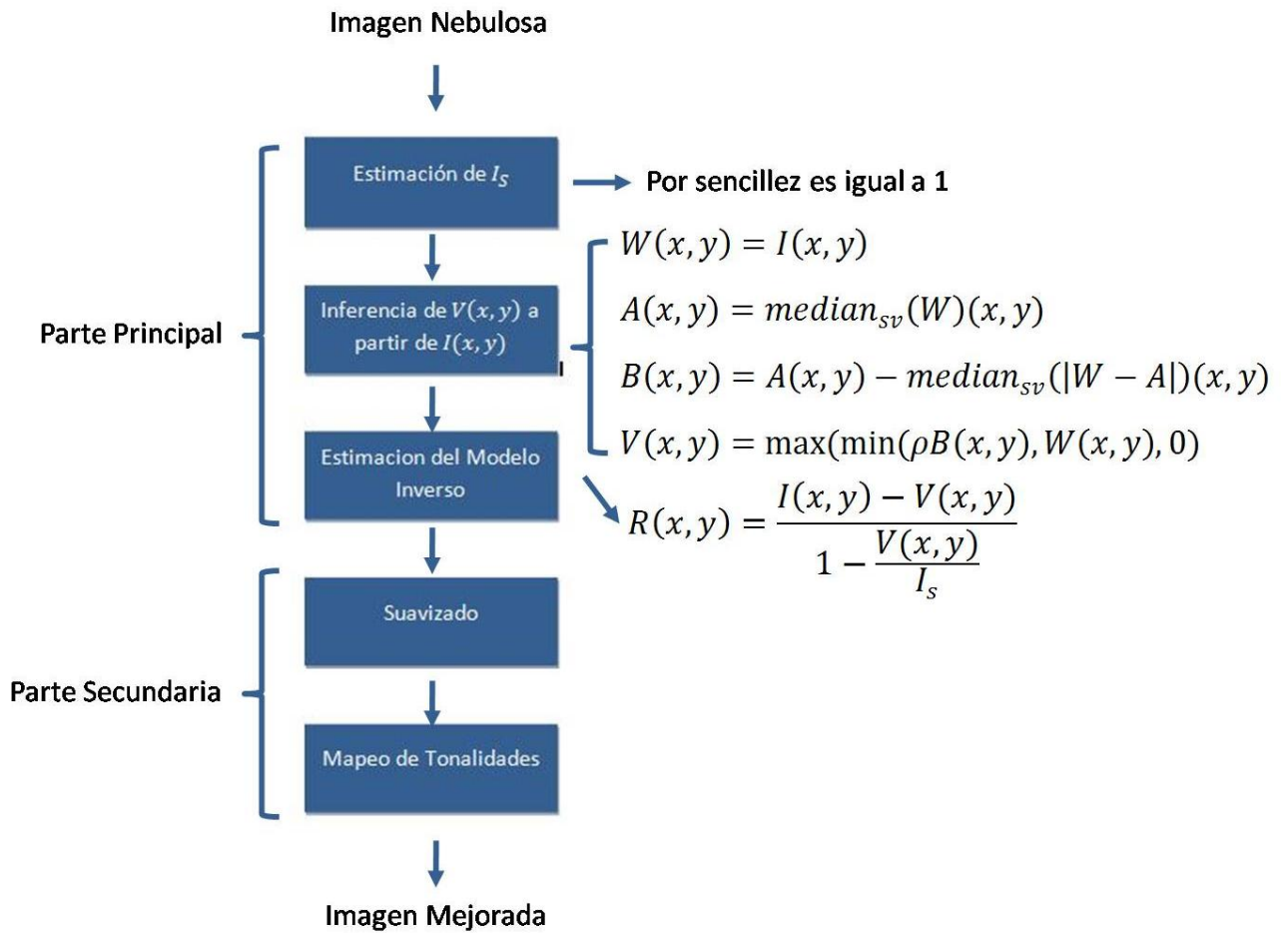


Figura 4.1: Diagrama a bloques del algoritmo propuesto por Tarel.

Para sobrepasar esta inconveniente, los autores introducen lo que ellos llaman “velo atmosférico” el cual se define como

$$V(x, y) = I_S(1 - e^{-kd(x,y)}). \quad (4.2)$$

En base a lo anterior, la Ec. (4.1) puede ser reescrita como

$$I(x, y) = R(x, y) \left(1 - \frac{V(x, y)}{I_S}\right) + V(x, y), \quad (4.3)$$

donde $I(x, y)$ es la intensidad de la imagen observada y $R(x, y)$ es la intensidad de la imagen sin nebulosidad. En el enfoque propuesto por estos investigadores, en lugar de obtener la inferencia de la profundidad $d(x, y)$, ellos obtienen una inferencia equivalente la cual está dada por el velo atmosférico $V(x, y)$. El algoritmo de mejora de imagen es descrito por el diagrama de bloques de la Fig. 4.1. Mientras que la Fig. 4.2, muestra una imagen nebulosa y el resultado obtenido por medio del método presentado se muestra en la Fig. 4.1. Haciendo uso del criterio visual subjetivo se puede observar que la imagen procesada presenta ciertas características que no se alcanzan a apreciar en la imagen de entrada.



(a) Imagen original



(b) Imagen procesada

Figura 4.2: Resultados obtenidos por el método de Tarel.

4.5. Método de He

Este trabajo, es el resultado de una investigación realizada por Kaiming He, Jian Sun y Xiaoou Tang, en la Universidad China de Hong Kong [56]. El trabajo se basa en el uso de lo que ellos denominan “*dark channel*”, el cual se basa en la estadística de las imágenes tomadas a la intemperie, las cuáles están libres de nebulosidades. Los autores de este trabajo, encontraron que en la mayoría de las regiones de una imagen (excluyendo el cielo), es muy frecuente que alguno de estos píxeles tengan muy baja intensidad en al menos un canal de color. En imágenes nebulosas, la principal contribución en la intensidad de estos píxeles llamados “*dark pixels*” se debe al efecto de *airlight*. Por consiguiente, estos “*dark pixels*” pueden proporcionar una buena estimación de la transmisión de la luz debido a la nebulosidad. La Fig. 4.3 muestra la imagen obtenida por del “*dark channel*” el cual se define por

$$J^{dark}(x) = \min_{C \in \{r,g,b\}}(\min_{y \in \Omega(x)} J^C(y)), \quad (4.4)$$

donde J^C , es algún canal de color de J y $\Omega(x)$ es una ventana deslizante centrada en x .



(a) Imagen original

(b) Dark channel

Figura 4.3: Obtención de dark channel.

Llevando a cabo una combinación de un modelo de imagen y un algoritmo de interpolación llamado “*soft matting*”, los autores logran recuperar imágenes libres de nebulosidades de alta calidad y producir buenas estimaciones del mapa de profundidad de la escena. El modelo óptico de formación de imágenes que es utilizado en este enfoque está dado por

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)), \quad (4.5)$$

donde $I(x)$ es la intensidad observada, $J(x)$ es la radiancia de la escena, A es la luz atmosférica global y $t(x)$ es el medio de transmisión el cual describe la porción de luz que no es dispersada por el ambiente y que alcanza la cámara. El objetivo del método es recuperar J , A y t a partir de $I(x)$ en la Ec. (4.5). La Fig. 4.4 presenta el diagrama de bloques del algoritmo de He, mientras que la Fig. 4.5, expone los resultados al aplicar el algoritmo en imágenes reales con degradaciones nebulosas.

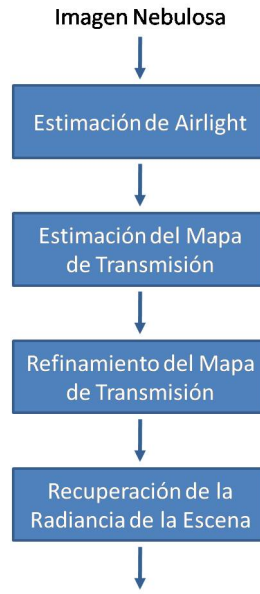


Figura 4.4: Diagrama de bloques del algoritmo de Kaiming He.



(a) Imagen original



(b) Imagen procesada

Figura 4.5: Resultados obtenidos por el método de Kaiming He.

Llevando a cabo un análisis del código en Matlab de estos dos algoritmos, tanto el método de Tarel, como el de He, se puede notar que realizan diversas operaciones de pre-procesamiento y post-procesamiento que los autores no incluyen en las descripciones de sus algoritmos. En el caso del método de Tarel, es llevado a cabo un ajuste de blanco

como operación de pre-procesamiento y una mapeo de las intensidades obtenidas por el método. En el caso de He es llevada a cabo una ecualización del histograma, para evitar que las imágenes de salida no se observen oscuras.

En este capítulo se presentó un compendio de los principales trabajos relacionados con la restauración de imágenes nebulosas. Se le dió mayor atención a dos de los diferentes trabajos, tomando como base los resultados que estos presentan al momento de la restauración de escenas nebulosas. Una de las principales características de los métodos son, en el caso del método propuesto por He, una buena calidad de imagen pero su velocidad computacional se encuentra comprometida; en el método propuesto por Tarel, la velocidad computacional es bastante buena, pero la calidad de imagen no es la óptima.

En el siguiente Capítulo se presenta la propuesta de tesis, en la cual se propone un método de restauración de imágenes nebulosas tomando como base algunas de las principales ideas presentadas en los Capítulos 2, 3 y 4.

Capítulo 5

Algoritmos Propuestos para la Mejora de Imágenes Nebulosas

En el Capítulo 4, se presentaron diferentes métodos existentes para la mejora de imágenes en ambientes nebulosos. La gran mayoría de estos métodos utilizan diferentes técnicas pertenecientes a ramas como el procesamiento digital de imágenes y de la visión por computadora. Algo muy importante a resaltar, es que en estos métodos se plantea la solución del problema en base al modelo físico con el cual se modelan las imágenes nebulosas. Además, algunos de estos métodos, se complementan utilizando algún tipo de técnica básica de procesamiento de imágenes en etapas de pre-procesamiento y post-procesamiento. Este tipo de métodos, han demostrado que producen resultados con una mejora sustancial, respecto a los métodos simples.

Dentro de este trabajo de tesis, proponemos dos algoritmos para la mejora de imágenes nebulosas, que hacen uso del modelo de formación de la escena y no hacen uso de técnicas de pre-procesamiento ni de post-procesamiento de imágenes. Los algoritmos propuestos, hacen uso de una estrategia de búsqueda local dentro de una ventana deslizante utilizando el modelo no-líneal de formación de la escena de entrada. En cada posición, el algoritmo estima el valor de profundidad correspondiente y calcula la señal libre de degradaciones utilizando la información local de la señal dentro de la ventana. De esta forma, los algoritmos propuestos pueden procesar imágenes nebulosas monocromáticas o a color, sin la necesidad de tener conocimiento previo de los parámetros de la imagen de entrada.

5.1. Algoritmo Propuesto 1

Como se mencionó en el Capítulo 3, una imagen nebulosa con degradaciones homogéneas puede describirse por la Ec. (1.6). Es fácil darse cuenta, que el modelo inverso de la Ec. (1.6) para describir la señal libre de degradaciones, está dado por

$$\frac{I(x, y)e^{\beta d(x, y)}}{L_\infty} - e^{\beta d(x, y)} + 1 = \rho(x, y). \quad (5.1)$$

En este trabajo, estamos interesados en el procesamiento de imágenes digitales. Consideremos un rango de señal entre 0 y 1, y con 256 niveles de cuantización. Por lo tanto, podemos considerar $L_\infty = 1$ y la Ec. (1.4) se puede reescribir como

$$\rho(x, y) = (I(x, y) - 1)e^{\beta d(x, y)} + 1. \quad (5.2)$$

El algoritmo propuesto busca estimar la imagen libre de degradaciones $\rho(x, y)$, a partir de la escena nebulosa observada $I(x, y)$. Se puede observar que la imagen $\rho(x, y)$ puede ser fácilmente estimada utilizando el modelo inverso descrito por la Ec. (5.2), si conociéramos el coeficiente de dispersión β y la profundidad de la escena $d(x, y)$. Básicamente, el algoritmo propuesto plantea el problema de la estimación del parámetro $\beta d(x, y)$, como un problema de búsqueda computacional.

En cada posición, el algoritmo propuesto realiza la estimación local del parámetro $\beta d(x, y)$ dentro de una ventana deslizante, explotando así, la información local de la señal dentro de la ventana. Utilizando la estimación local realizada $q = \beta d(x, y)$ y aplicando el modelo de reconstrucción de la Ec (5.2). Sean N y S el número de píxeles de la imagen de entrada y la ventana deslizante, respectivamente. Nótese que cuando $S \lll N$, la señal dentro de la ventana puede considerarse como una señal espacialmente homogénea. Por lo tanto, la estimación local de la profundidad dentro de la ventana pequeña puede considerarse aproximadamente como un parámetro constante. El diagrama de flujo del algoritmo propuesto se muestra en la Fig. 5.2. El algoritmo puede ser descrito a través de los siguientes pasos:

- PASO 1: Leer una imagen nebulosa de entrada $f(x, y)$ de tamaño N .
- PASO 2: Crear una pequeña ventana deslizante de tamaño S , alrededor del píxel central.
- PASO 3: Con la ayuda de una estrategia de búsqueda computacional estimar el parámetro $\beta d(x, y)$, el cual mejora al máximo el contraste local de la ventana

deslizante respecto a alguna métrica de contraste predefinida. Uno de los puntos importantes a resaltar es que necesitamos de una métrica objetiva para evaluar el contraste local dentro de la ventana deslizante. En la literatura se encuentran diferentes propuestas para medir el contraste dentro de una imagen. Una de las métricas más utilizadas es la denominada ley de Michelson [57], la cual puede definirse como

$$c_{k,l} = \frac{\max\{sw_{k,l}(i,j)\} - \min\{sw_{k,l}(i,j)\}}{\max\{sw_{k,l}(i,j)\} + \min\{sw_{k,l}(i,j)\}}, \quad (5.3)$$

donde $sw_{k,l}(i,j)$ es la ventana deslizante de $f(i,j)$, alrededor del píxel " i,j ". Notemos cómo la métrica de la Ec. (5.3), es una medida de contraste local, la cual es utilizada como función objetivo dentro del algoritmo. En la Fig. 5.1, se puede observar el efecto de maximizar el contraste dentro de una ventana deslizante.

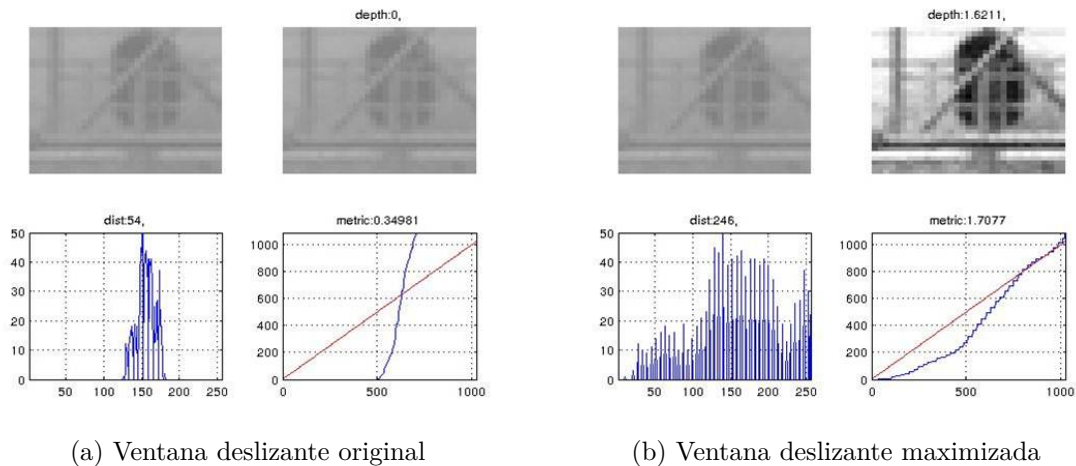


Figura 5.1: Efecto de maximizado del contraste local.

- PASO 4: Una vez que el contraste local es maximizado se obtiene el parámetro de profundidad $d(x,y)$. Este parámetro es utilizado dentro del modelo inverso descrito por la Ec. (5.2).
- PASO 5: La ventana deslizante restaurada es pasada al dominio de la frecuencia ó de Fourier.
- PASO 6: En este dominio a la imagen se le aplica una técnica de mejora, la cual consiste en una modificación no-lineal de la amplitud.
- PASO 7: La transformada de inversa de Fourier es aplicada, por lo cual la ventana deslizante regresa al dominio espacial.

- PASO 8: En el dominio espacial a la ventana deslizante se le aplica un filtrado adaptativo, el cual utiliza un criterio denominado como ϵ_v . Esto es llevado a cabo con la finalidad de aumentar la relación señal a ruido de la señal. Este filtrado regresa la estimación de la ventana local, colocando el píxel de salida en la imagen restaurada.
- PASO 9: La ventana deslizante se mueve a la posición x , y se evalúa. Si el resultado es verdadero se regresa al PASO 3, y en caso contrario se termina la ejecución de algoritmo de procesamiento.

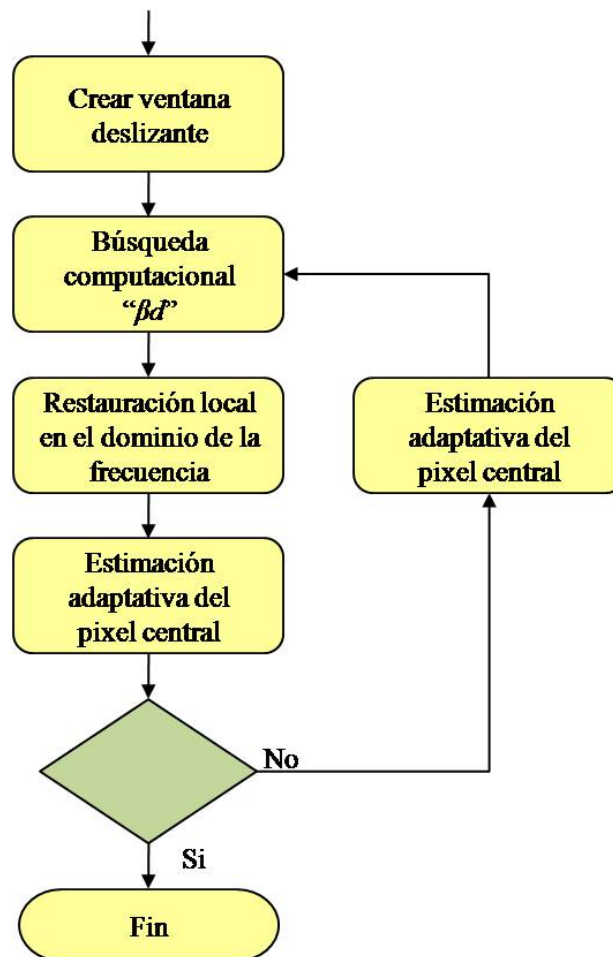


Figura 5.2: Diagrama de flujo de la propuesta #1.

Los resultados obtenidos por medio de esta propuesta se muestran en el Capítulo 6.

5.2. Algoritmo Propuesto 2

El algoritmo propuesto en esta sección es una variación de la propuesta 1. Debido a que existe una estrecha relación entre el contraste y la profundidad de la escena, podemos decir que éste se degrada de manera exponencial en base a la profundidad de esta. La Fig 5.3, muestra el comportamiento de una métrica de contraste en relación a la profundidad de la escena.

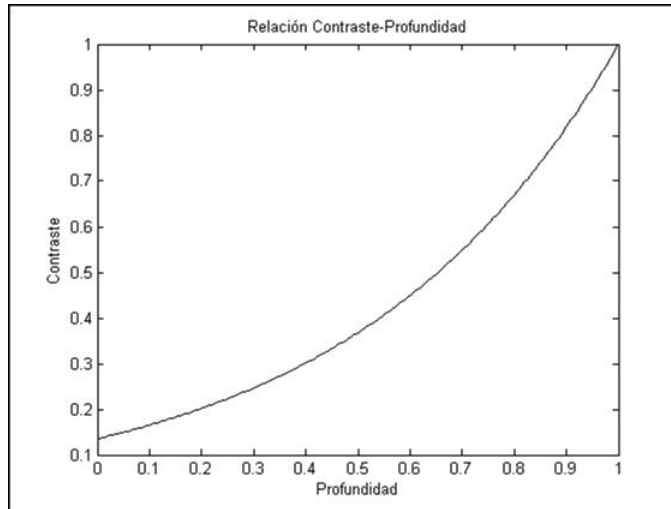


Figura 5.3: Gráfica de contraste-profundidad.

En la propuesta anterior se selecciona el máximo de esta relación para obtener la profundidad estimada de un punto en particular de la escena. Sin embargo en algunos casos el valor estimado de profundidad es sobre-mejorada o sub-mejorada nuestra la escena de interés. Esto se debe principalmente a que el concepto de mejora de contraste en regiones donde no hay variaciones importantes entre los valores de los píxeles de intensidad, como por ejemplo, en regiones sin textura o con nivel constante de intensidad, no tiene sentido. Para superar este problema, definimos tres zonas de interés, las cuáles denominamos de la siguiente manera:

- Zona de sub-mejora. Dentro de esta zona la escena nebulosa no presenta algún tipo de cambio.
- Zona de sobre-mejora. La relación contraste profundidad dentro de esta se ve afectada a tal grado que la escena se observa demasiado oscura.
- Zona óptima. En esta zona la escena nebulosa presenta la relación óptima entre contraste profundidad.

La Fig. 5.4, muestra las diferentes zonas definidas dentro de la gráfica contraste-profundidad. En base a lo anterior, la función objetivo del algoritmo de búsqueda debe ser modificada para encontrar los puntos de la zona definida como zona-óptima.

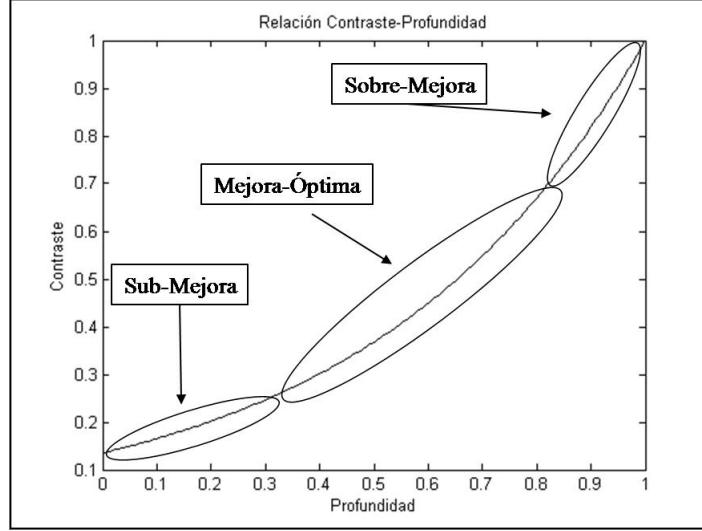


Figura 5.4: Tipos de zonas en la gráfica de contraste-profundidad.

Esto es logrado utilizando algunas de las diferentes métricas de contraste y modificando la ventana deslizante de manera iterativa. En esta Tesis, las métricas de contraste consideradas son contraste logarítmico (C_{log}), contraste de Weber (C_{Weber}), contraste de Michelson ($C_{Michelson}$), y contraste de Michelson modificado ($C_{Michelson-Mod}$), definidas a continuación:

$$C_{log} = 20 \log_{10} \frac{I_{max}}{I_{min}}, \quad (5.4)$$

$$C_{Weber} = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{min}}, \quad (5.5)$$

$$C_{Michelson} = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}}, \quad (5.6)$$

$$C_{Michelson-Mod} = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min} + 2(e^{\beta d} - 1)}. \quad (5.7)$$

La idea de considerar estas métricas, es encontrar el compromiso óptimo entre la relación contraste-profundidad que se encuentra dentro de la ventana deslizante. El diagrama de flujo de esta propuesta se muestra en la Fig. 5.5. Este algoritmo, puede ser descrito por medio de los siguientes pasos:

- PASO 1: Leer una imagen nebulosa de entrada de tamaño N .
- PASO 2: Crear una pequeña ventana deslizante de tamaño S .

- PASO 3: Dentro de la ventana se lleva a cabo una búsqueda computacional, con la finalidad de encontrar la mejor relación de contraste profundidad.
- PASO 4: Obtenida la curva que nos describe el comportamiento del contraste en función de la profundidad, se identifica el punto óptimo de profundidad en el cual la ventana deslizante presentó el mejor contraste.
- PASO 5: Una vez encontrada la función con los mejores valores de profundidad, se realiza un ajuste del rango dinámico por medio de

$$d(k, l) = \left(\frac{cdr(k, l)}{max} \right)^{\left(\frac{\alpha}{\alpha + cdr(k, l)^\alpha} \right)},$$

donde $cdr(k, l)$, es la relación contraste-profundidad, max es el valor máximo dentro de la ventana deslizante y α es el coeficiente de ajuste dinámico.

- PASO 6: Ajustado el rango dinámico se produce ó se forma la imagen de la profundidad estimada de la escena.
- PASO 7: Obtenida la imagen que describe el mapa de profundidad de la escena, la imagen nebulosa es restaurada utilizando el modelo inverso descrito por la Ec.(5.2).

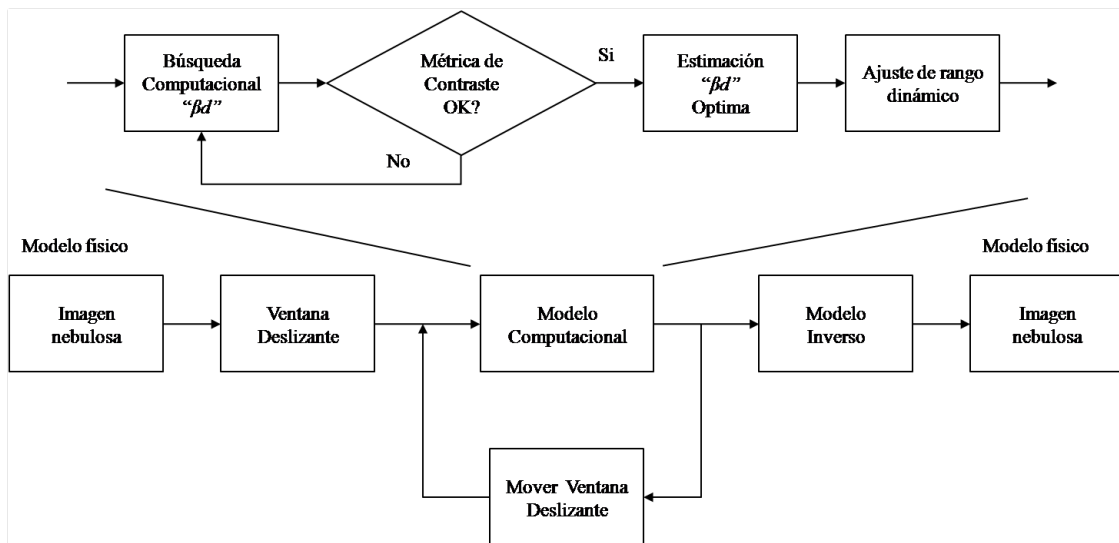


Figura 5.5: Diagrama a bloques del algoritmo propuesto.

En este capítulo se presentaron las diferentes propuestas para la mejora de imágenes nebulosas. Las principales características de ambos métodos, es que estos hacen uso del modelo inverso de formación de imágenes nebulosas.

Otra característica que comparten ambos métodos es que estos realizan una búsqueda computacional para la estimación de la señal libre de degradación nebulosa. La diferencia entre éstos métodos se encuentra en que la propuesta 1, realiza un filtrado en el dominio de la frecuencia una vez que la señal libre de degradación ha sido estimada, para posteriormente realizar un filtrado adaptativo.

En el método de la propuesta 2, prácticamente todo el proceso de mejora de imagen es llevado a cabo en un solo dominio, con la variante de que este puede hacer uso de diferentes funciones objetivo para la estimación de la imagen libre de degradación y un mapeo del rango dinámico de la misma para mejorar los detalles finos de la imagen.

En el Capítulo 6, presentaremos los resultados obtenidos con los algoritmos propuestos. Algunos de estos resultados son comparados con los resultados obtenidos con diferentes métodos existentes.

Capítulo 6

Resultados

En este Capítulo se presentan los resultados obtenidos con los algoritmos propuestos que fueron presentados en el capítulo anterior. Los resultados obtenidos son analizados y discutidos desde un punto de vista objetivo como también subjetivo. Los resultados presentados son comparados con aquellos obtenidos con los métodos de las Referencias [40], [55], [56], a los que llamaremos el método de Narasimham, el método de Tarel y el método de He, respectivamente. La calidad de los resultados presentados está dada en términos del error cuadrático promedio (MSE), relación señal a ruido pico (PSNR) y la medición de mejora de contraste (EME) [58].

De igual manera, hacemos uso del criterio visual subjetivo sobre las imágenes procesadas por los diferentes métodos. Las diferentes implementaciones de los algoritmos propuestos, fueron llevadas a cabo en el lenguaje de programación MATLAB, de la compañía MathWorks. MATLAB es un software utilizado principalmente por el ámbito académico, que ofrece un entorno de desarrollo integrado. MATLAB es un lenguaje de alto nivel el cual cuenta con diversas funciones y herramientas predefinidas, entre las que se encuentran un conjunto de funciones para el procesamiento de imágenes y de vídeo.

Una de las principales características MATLAB es que permite hacer uso de vectores y matrices de una manera sencilla y eficiente. Esta característica, ofrece una gran ventaja al momento que se trabaja con imágenes ya que estas son consideradas como matrices de datos y por lo tanto, la tarea de desarrollar nuevos algoritmos de procesamiento de imágenes como de visión por computadora se simplifica de forma importante.

6.1. Resultados con el Algoritmo Propuesto 1

En esta sección, se presentan los resultados obtenidos con el algoritmo propuesto 1. La Fig. 6.1, muestra una imagen nebulosa real, la cual es procesada utilizando el método de Narasimham [40] y también, por el método propuesto descrito en la Sección 5.1. Los resultados obtenidos con ambos métodos, son mostrados en las Fig. 6.2 y 6.3, respectivamente.



Figura 6.1: Escena #1, imagen real nebulosa.



Figura 6.2: Resultado obtenido con el método de Narasimham, para la imagen nebulosa de la Fig. 6.1.



Figura 6.3: Resultado obtenido con el método propuesto 1, para la imagen nebulosa de la Fig. 6.1.

Propuesta	Métrica de contraste (EME)	PSNR
Narasimhan, 2003	0.6033	19.9396
Propuesta #1, 2010	0.6770	26.2284

Cuadro 6.1: Resultados obtenidos por diferentes propuestas.

Utilizando el criterio visual subjetivo se observa que tanto la imagen de la Fig. 6.2 y 6.3, presentan una mejora bastante significativa. Sin embargo la imagen de la Fig. 6.3, presenta menos ruido que la imagen de la Fig. 6.2. Este efecto puede notarse fácilmente al comparar la esquina superior izquierda de las dos imágenes procesadas. Otra de las características que podemos observar entre el método utilizado por [40] y el nuestro, es que los detalles finos de la imagen (altas frecuencias), se perciben de una manera más clara. Lo anterior, se puede ratificar al observar los resultados que presentan las métricas objetivas, las cuáles se muestran en la Tabla. 6.1. En esta tabla se observa que con el método de la propuesta #1, la relación señal a ruido pico es mucho mayor respecto al método de Narasimham. Nótese que los resultados respecto al MSE no son presentados en este experimento ya que no se cuenta con la imagen libre de degradaciones nebulosas. A continuación, presentamos los resultados obtenidos con los métodos de Tarel [55], [56], y el método propuesto 1, al procesar la imagen nebulosa real mostrada en la Fig. 6.4(a). Las imágenes procesadas por los diferentes métodos son presentados en la Fig. 6.4(b)-(d), mientras que los resultados obtenidos respecto a las métricas de desempeño, se muestran en la Tabla 1.2.

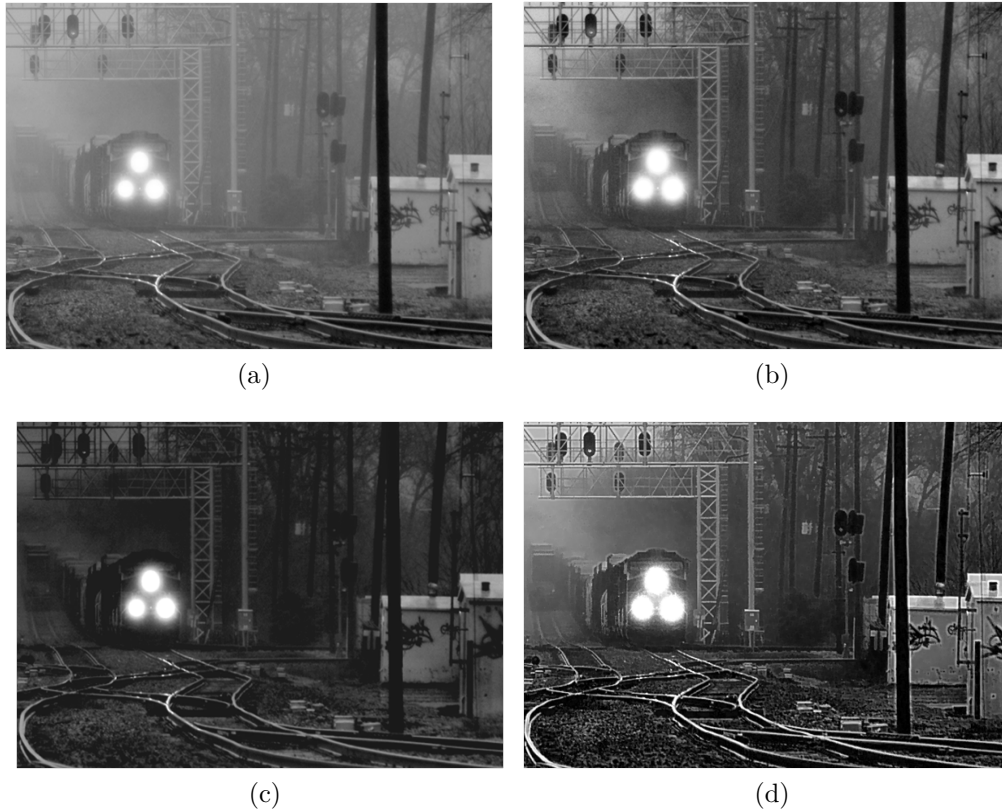


Figura 6.4: Comparación de mejora de imágenes utilizando diferentes métodos. (a) Imagen nebulosa real; (b) imagen mejorada con el método de He; (c) imagen mejorada con el método de Tarel; (d) imagen mejorada con el método propuesto 1.

Propuestas	Métrica de Contraste	SNR
Kaimin He	0.4210	18.8899
Jean-Philippe Tarel	0.4545	14.3622
Propuesta #1	0.5719	21.3941

Cuadro 6.2: Resultados obtenidos utilizando diferentes propuestas en términos de métricas de desempeño.

En base a las imágenes presentadas en en la Fig. 6.4, podemos observar que la imagen procesada por el algoritmo propuesto 1 presenta una mejor definición de los detalles finos de la imagen en las partes lejanas. Asimismo, notemos que la imagen resultante del algoritmo de He [56], es demasiado oscura. En la Tabla. 6.2, podemos apreciar que la propuesta utilizada para la mejora de imagen presenta mejores resultados en comparación con los métodos de He y de Tarel. En la siguiente Sección presentaremos los resultados obtenidos con el algoritmo propuesto 2, presentado en la Sección 5.2.

6.2. Resultados con el Algoritmo Propuesto 2

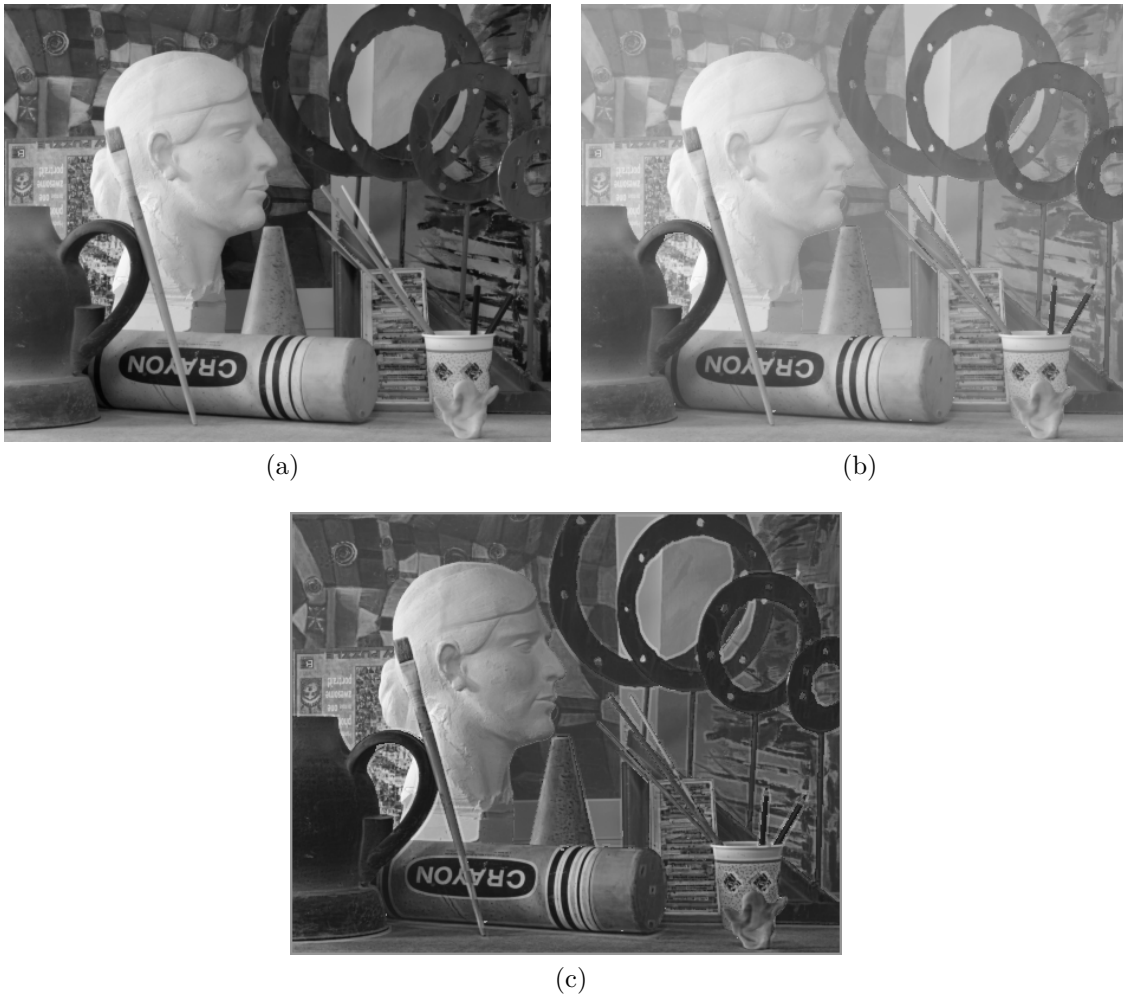
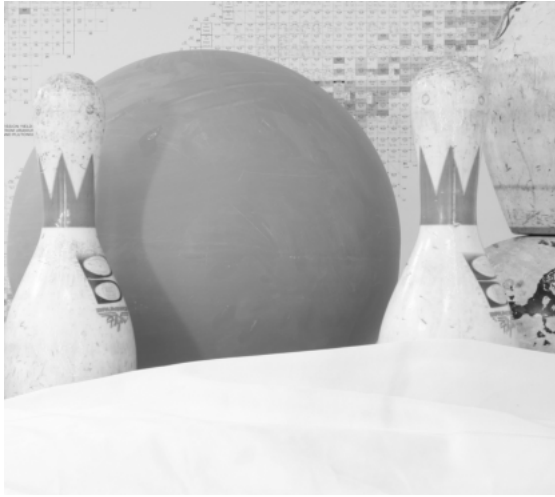
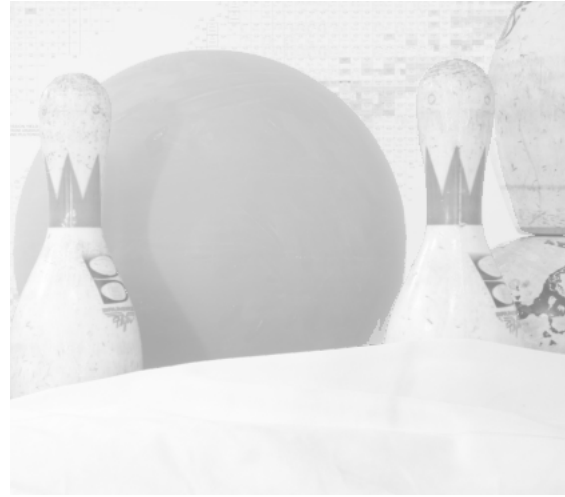


Figura 6.5: Imágenes sintéticas monocromáticas procesadas con el algoritmo propuesto. (a) imagen libre de degradaciones nebulosas; (b) imagen nebulosa sintética; (c) imagen procesada con el método propuesto.

En esta Sección, son mostrados los resultados obtenidos con la propuesta #2. Aquí, evaluamos el desempeño de los diferentes métodos en el procesamiento de imágenes nebulosas creadas de forma sintética, así como también, en imágenes nebulosas reales. Para cada tipo de imagen, realizamos experimentos en imágenes monocromáticas y a color. La Fig. 6.5(a) consiste en una imagen monocromática libre de degradaciones nebulosas. La Fig. 6.5(b) consiste en una imagen nebulosa creada de forma sintética utilizando el modelo de la Ec. (3.6). La Fig. 6.5(c) presenta la imagen resultante al procesar la imagen nebulosa de la Fig. 6.5(b) con el algoritmo propuesto 2. Notemos como los efectos nebulosos fueron correctamente cancelados



(a) Imagen original.



(b) Imagen nebulosa.



(c) Imagen mejorada.

Figura 6.6: Imágenes sintéticas monocromáticas procesadas con el algoritmo propuesto. (a) imagen libre de degradaciones nebulosas; (b) imagen nebulosa sintética; (c) imagen procesada con el método propuesto.

De igual forma, La Fig. 6.6(a) muestra otra imagen monocromática libre de degradaciones nebulosas. La Fig. 6.6(b) muestra la imagen nebulosa de la Fig. 6.6(a) creada de forma sintética utilizando el modelo de la Ec. (3.6). La Fig. 6.6(c) presenta la imagen resultante de procesar la imagen nebulosa de la Fig. 6.6(b) con el algoritmo propuesto 2. Los resultados en términos de las métricas de desempeño obtenidos con el método propuesto, para las imágenes nebulosas de las Figs 6.5(b) y 6.6(b), se presentan en la Tabla 1.3. A partir de la Tabla 1.3, notemos como en ambos casos el error cuadrático promedio (MSE) entre la imagen nebulosa y la imagen de referencia y entre la imagen procesada y la

imagen de referencia disminuye considerablemente. Asimismo, notemos como el contraste de las imágenes procesadas aumenta considerablemente respecto a las imagen nebulosas. De igual forma, notemos como el valor de la relación señal a ruido pico (PSNR) aumenta de forma importante en ambas imágenes procesadas.

Métrica	Nebulosa #1	Nebulosa #2	Mejorada #1	Mejorada #2
MSE	0.0523	0.017	0.011	0.0056
PSNR	12.8141	17.6982	19.5989	22.5226
EME	0.0901	0.0219	0.2175	0.0574

Cuadro 6.3: Resultados obtenidos con el método propuesto al procesar: imagen nebulosa de la Fig. 6.5(b) (Nebulosa 1); imagen nebulosa de la Fig. 6.6(b) (Nebulosa 2).

A continuación, presentaremos resultados obtenidos con el método propuesto 2, en el procesamiento de imágenes nebulosas reales monocromáticas. La Fig. 6.7 y la Fig. 6.9, muestran las imágenes nebulosas reales consideradas. Las imágenes resultantes procesadas con el algoritmo propuesto, respecto a las imágenes de la Fig. 6.7 y la Fig. 6.9, se muestran en la Fig. 6.8 y Fig. 6.10, respectivamente. Notemos como en ambos casos los efectos nebulosos han sido eficientemente cancelados. Los resultados obtenidos en términos del la mejora de contraste EME, se presentan en la Tabla 6.4; nótese que en ambos casos el contraste de la imagen mejora substancialmente.



Figura 6.7: Imagen nebulosa real monocromática.

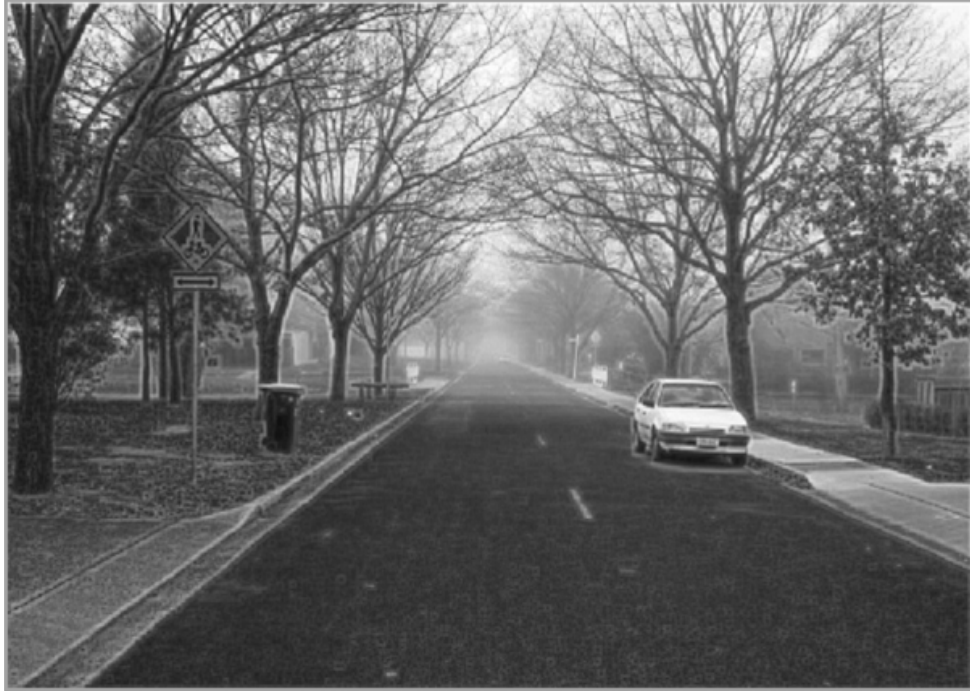


Figura 6.8: Imagen de la Fig.6.7 procesada con el algoritmo propuesto 2.



Figura 6.9: Imagen nebulosa real monocromática.



Figura 6.10: Imagen de la Fig. 6.9 procesada con el algoritmo propuesto 2.

Finalmente, presentamos los resultados obtenidos con el método propuesto en la mejora de imágenes nebulosas a color. La Fig. 6.11 muestra una imagen nebulosa a color creada de forma sintética con el modelo de la Ec. (3.6). La Fig. 6.13, muestra una imagen nebulosa real a color, adquirida con una cámara comercial. Los resultados obtenidos con el método propuesto respecto a las imágenes de la Fig. 6.11 y Fig. 6.13, se presentan en la Fig. 6.12 y Fig. 6.14, respectivamente. Notemos como en ambos casos, los efectos nebulosos son reducidos considerablemente. Así mismo, los resultados obtenidos en términos de la mejora de contraste, se presentan en la Tabla 6.4.

Imagen	Métrica (EME)
Fig. 6.7	0.2791
Fig. 6.8	0.4794
Fig. 6.9	0.1693
Fig. 6.10	0.5030
Fig. 6.11	0.6958
Fig. 6.12	1.5070
Fig. 6.13	0.6456
Fig. 6.14	1.1301

Cuadro 6.4: Comparación entre las imágenes nebulosas y mejoradas (reales).



Figura 6.11: Escena #5, imagen nebulosa.



Figura 6.12: Escena #5, imagen mejorada.



Figura 6.13: Escena #7, imagen nebulosa.



Figura 6.14: Escena #7, imagen mejorada propuesta 2.

En la Tabla 6.4, podemos observar que con el enfoque propuesto se obtiene una mejora en el desempeño de las diferentes métricas, este análisis es un poco complicado llevarlo a cabo en las imágenes reales debido a que no contamos con la imagen libre de nebulosidad de la escena, sin embargo el análisis se llevo a cabo tomando como referencia la imagen nebulosa y la imagen mejorada para analizar el desempeño del algoritmo propuesto.

Llevando un analisis visual subjetivo, tanto de las imágenes sintéticas y reales, podemos observar que comportamiento algoritmo propuesto es muy parecido.

Capítulo 7

Conclusiones y Trabajos Futuros

7.1. Conclusiones

Se presentaron los modelos existentes más utilizados para representar degradaciones nebulosas homogéneas, conocidos como modelos físicos de atenuación y airlight. En base a diversas simulaciones por computadora realizadas pudimos comprobar que estos modelos físicos simulan de manera adecuada los efectos producidos por algunas condiciones ambientales particulares como la brisa y la neblina, que pueden ser modeladas apropiadamente como medios dispersivos. El algoritmo propuesto #1, presenta mejores resultados en términos de métricas objetivas y subjetivas, que los enfoques existentes más utilizados propuestos por otros autores. El algoritmo propuesto #2 tiene como objetivo servir como enlace entre el modelo óptico de formación de imágenes y un modelo computacional que busca los parámetros óptimos del modelo de formación de la imagen nebulosa, que permitan una reconstrucción con la mejor calidad. En base a diferentes métricas objetivas, pudimos observar que el algoritmo propuesto #2, presenta una mejora de alrededor del 50 %, de la imagen restaurada respecto a la imagen con degradaciones nebulosas.

Una de las principales diferencias que presentan los dos algoritmos propuestos, en comparación con otros enfoques similares es que no se utiliza ningún tipo de técnica de preprocesamiento ni de posprocesamiento en las imágenes involucradas, tal como comúnmente se hace en algoritmos similares existentes y en los que estas etapas adicionales tienen un impacto muy significativo en calidad de las imágenes procesadas.

En base a la investigación realizada en este trabajo de tesis, la mejora de imágenes en ambientes nebulosos depende en gran medida de poder realizar una buena estimación del coeficiente de dispersión del medio dispersivo, así como de la estructura de la esce-

na. Los diferentes enfoques presentados en este trabajo funcionan tanto para imágenes monocromáticas como en imágenes a color. Otra de las características importantes de las propuestas realizadas es que no requieren de información adicional, además de la imagen nebulosa de entrada.

7.2. Trabajos Futuros

A continuación, se presenta una lista de los principales puntos de mejora que quedan abiertos en nuestra investigación..

- Proponer e incorporar el uso de nuevos vecindarios adaptativos para la estimación local de la profundidad de la escena.
- Diseño de algoritmos rápidos para la mejora de imagen en ambientes nebulosos.
- Hacer un estudio detallado, para evaluar los resultados obtenidos con los enfoques propuestos en base de métricas de calidad subjetivas. Este tipo de métricas son muy utilizadas principalmente dentro de los métodos de compresión de imágenes, sin embargo los procedimientos que se requieren para llevar a cabo una evaluación de este tipo son muy rigurosos y se requiere cumplir con ciertos estándares internacionales para que los resultados sean validos.
- Explorar enfoques alternos como de estereo visión para obtener una información más completa de la estructura de la escena. Otro enfoque de interés es el de fusión de imágenes en el cual diferentes imágenes son adquiridas con distintos sensores sensibles a diferente rango del espectro electromagnético.
- Realizar implementaciones en hardware de los algoritmos propuestos.

Bibliografía

- [1] I. Gultepe, *Fog and boundary layer clouds: fog visibility and forecasting*. Birkhäuser, 2007.
- [2] I. Gultepe, R. Tardif, S. C. Michaelides, J. Cermak, A. Bott, J. Bendix, M. D. MÅ(eller, M. Pagowski, B. Hansen, G. Ellrod, W. Jacobs, G. Toth, and S. G. Cober, “Fog research: A review of past achievements and future perspectives,” *Pure and Applied Geophysics*, vol. 164, pp. 1121–1159, 2007.
- [3] S. Lindgrén and J. Neumann, “Great historical events that were significantly affected by the weather: 5, some meteorological events of the crimean war and their consequences,” *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, vol. 61, pp. 1570–1583, 1980.
- [4] J. Wallace and P. Hobbs, *Atmospheric science: an introductory survey*, ser. International geophysics series. Elsevier Academic Press, 2006. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=HZ2wNtDOU0oC>
- [5] R. Scott, “Notes on some of the differences between fogs, as related to the weather systems which accompany them. submitted to the fog committee,” *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, vol. 22, no. 97, pp. 41–65, 1896.
- [6] R. H. Scott, “Fogs reported with strong winds during the 15 years 1876-90 in the british isles,” *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 20, no. 92, pp. 253–262, 1894. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1002/qj.4970209204>
- [7] D. F. Leipper, “Fog on the u.s. west coast: A review,” *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, vol. 75, no. 2, pp. 229–240, 1994.
- [8] R. S. Schemenauer and P. Cereceda, “A proposed standard fog collector for use in high-elevation regions,” *J. Appl. Meteor.*, vol. 33, no. 11, pp. 1313–1322, 1994.
- [9] B. Jähne and H. Haussecker, *Computer vision and applications: a guide for students and practitioners*. Academic Press, 2000.

- [10] R. Jain, R. Kasturi, and B. Schunck, *Machine vision*. McGraw-Hill, 1995.
- [11] R. González and R. Woods, *Digital image processing*, 3rd ed. Pearson/Prentice Hall, 2008.
- [12] S. Nayar and S. Narasimhan., “Vision in bad weather,” in *Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision*, no. 2, 1999, pp. 820 – 827.
- [13] F. G. Cozman and E. Krotkov, “Depth from scattering,” in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997, pp. 801–806.
- [14] W. Hu, T. Tan, L. Wang, and S. Maybank, “A survey on visual surveillance of object motion and behaviors,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 34, no. 3, pp. 334–352, 2004.
- [15] V. Vaish, B. Wilburn, N. Joshi, and M. Levoy, “Using plane + parallax for calibrating dense camera arrays,” in *In Proc. CVPR*, 2004, pp. 2–9.
- [16] J. L. Lopez-Martinez, V. Kober, and I. A. Ovseyevich, “Image restoration based on camera microscanning,” *Pattern Recognit. Image Anal.*, vol. 20, pp. 370–375, September 2010.
- [17] L. Grewe and R. Brooks, “Atmospheric attenuation reduction through multi-sensor fusion,” *Proc. SPIE*, vol. 3376, pp. 102–109, 1998.
- [18] I. D. Y. Yitzhaky and N. S. Kopeika, “Restoration of atmospherically blurred images according to weather-predicted atmospheric modulation transfer functions,” *Optical Engineering*, vol. 36, no. 11, pp. 3064–3072, nov 1997.
- [19] RoboticsME, “Using the xbox kinect with labview robotics starter kit,” apr 2011. [Online]. Available: <https://decibel.ni.com/content/docs/DOC-15920>
- [20] T. Klinger and T. Klinger, *Image processing with LabVIEW and IMAQ vision*, ser. National Instruments virtual instrumentation series. Prentice Hall PTR, 2003. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=8tqeVwCyZJ4C>
- [21] M. Petrou and C. Petrou, *Image Processing: The Fundamentals*. John Wiley & Sons, 2010. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=w3BpSIxN9ZYC>
- [22] G. Tolstov and R. Silverman, *Fourier series*, ser. Dover books on advanced mathematics. Dover Publications, 1976. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=XqqNDQeLfAkC>

- [23] S. Smith, *The scientist and engineer's guide to digital signal processing*. California Technical Pub., 1997. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=rp2VQgAACAAJ>
- [24] E. Davies, *Machine vision: theory, algorithms, practicalities*, ser. Signal Processing and its Applications. Elsevier, 2005.
- [25] B. Kumar, A. Mahalanobis, and R. Juday, *Correlation pattern recognition*. Cambridge University Press, 2005.
- [26] W. Burger and M. Burge, *Digital image processing: an algorithmic introduction using Java*, ser. Texts in computer science. Springer, 2008. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=jCEi9MVfxD8C>
- [27] E. Cuevas, D. Zaldívar, and M. Pérez-Cisneros, *Procesamiento digital de imágenes usando MatLAB & Simulink*. Alfaomega, 2010. [Online]. Available: http://books.google.com/books?id=rS3_ewEACAAJ
- [28] K. Barner and G. Arce, *Nonlinear signal and image processing: theory, methods, and applications*, ser. Electrical engineering and applied signal processing series. CRC Press, 2004.
- [29] F. Shih, *Image Processing and Pattern Recognition: Fundamentals and Techniques*. John Wiley & Sons, 2009. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=nEMB9DULDNcC>
- [30] T. Kyle, *Atmospheric transmission, emission, and scattering*. Pergamon Press, 1991. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=1rwRAQAIAAJ>
- [31] C. D. Diego Gutierrez, Wojciech Jarosz and S. Narasimhan, "Scattering," in *SIGGRAPH 2009*, 2009.
- [32] E. Hecht, *Optics*, ser. Pearson education. Addison-Wesley, 2002. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=T3ofAQAAMAAJ>
- [33] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar, "Vision and the atmosphere," in *ACM SIGGRAPH ASIA 2008 courses*, ser. SIGGRAPH Asia '08. New York, NY, USA: ACM, 2008, pp. 69:1–69:22. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1508044.1508113>

- [34] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan, and S. K. Nayar, “Polarization-based vision through haze,” in *ACM SIGGRAPH ASIA 2008 courses*, ser. SIGGRAPH Asia ’08. New York, NY, USA: ACM, 2008, pp. 71:1–71:15. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1508044.1508115>
- [35] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar, “Contrast restoration of weather degraded images,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 6, pp. 713–724, jun 2003.
- [36] G. M. Hidy, *Aerosols and Atmospheric Chemistry*. Academic Press, 1972.
- [37] J. J. Koenderink and W. A. Richards, “Why is snow so bright?” *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 9, no. 5, pp. 643–648, May 1992. [Online]. Available: <http://josaa.osa.org/abstract.cfm?URI=josaa-9-5-643>
- [38] M. Minnaert, *The Nature of Light and Color in the Open Air*. Dover Publications Inc., 1954.
- [39] E. McCartney, *Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles*, ser. Wiley series in pure and applied optics. Wiley, 1976. [Online]. Available: <http://books.google.com/books?id=NMIRAQAIAAJ>
- [40] S. G. Narasimhan, “Models and algorithms for vision through the atmosphere,” Ph.D. dissertation, Columbia University, 2003.
- [41] E. Peli, “Contrast in complex images,” *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 7, no. 10, pp. 2032–2040, Oct 1990. [Online]. Available: <http://josaa.osa.org/abstract.cfm?URI=josaa-7-10-2032>
- [42] D. J. Z. Rahman and G. A. Woodell, “Retinex processing for automatic image enhancement,” *J. Electron. Imag.*, vol. 10, no. 5, pp. 568–575, May 2004.
- [43] D. J. Jobson, Z. ur Rahman, and G. A. Woodell, “Properties and performance of a center/surround retinex,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 3, pp. 451–462, 1997.
- [44] P. Scheunders, “A multivalued image wavelet representation based on multiscale fundamental forms.” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no. 5, pp. 568–575, 2002.

- [45] A. Polesel, G. Ramponi, and V. J. Mathews, “Image enhancement via adaptive unsharp masking.” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 3, pp. 505–510, 2000. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18255421>
- [46] J. P. Oakley and B. L. Satherley, “Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation.” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 2, pp. 167–179, 1998.
- [47] R. L. N. Hautière and D., “Real-time disparity contrast combination for onboard estimation of the visibility distance,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 7, no. 2, pp. 201–212, June 2006.
- [48] D. Pomerleau, “Visibility estimation from a moving vehicle using the ralph vision system,” in *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, November 1997, pp. 906 – 911.
- [49] L. Grewe, “Detecting and counteracting atmospheric effects,” in *Chapman & Hall/CRC Computer & Information Science Series*. Chapman and Hall/CRC, Dec. 2004, pp. 213–224–. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1201/9780203487068.ch12>
- [50] S. Shwartz, E. Namer, and Y. Y. Schechner, “Blind haze separation,” *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, vol. 2, pp. 1984–1991, 2006.
- [51] R. T. Tan, “Visibility in bad weather from a single image,” *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, vol. 0, pp. 1–8, 2008.
- [52] R. Fattal, “Single image dehazing,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 27, pp. 72:1–72:9, August 2008. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1360612.1360671>
- [53] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan, and S. K. Nayar, “Polarization-based vision through haze.” *Applied Optics*, vol. 42, no. 3, pp. 511–525, 2003. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12570274>
- [54] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Single image haze removal using dark channel prior.” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 5, pp. 1956–1963, 2009. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20820075>
- [55] J. Tarel and N. Hautière, “Fast visibility restoration from a single color or gray level image,” in *in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, 2009, p. 558.

- [56] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single image haze removal using dark channel prior," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, pp. 2341–2353, 2011.
- [57] A. Michelson, *Studies in Optics*. Dover Publications, 1995. [Online]. Available: http://books.google.com/books?id=m2tUZ4_8WGMC
- [58] S. S. Aghaian, K. P. Lentz, and A. M. Grigoryan, "A new measure of image enhancement," in *IASTED International Conference on Signal Processing & Communication*, 2000.