



UNIVERSIDAD DE GRANADA

RECUPERACIÓN DE INFORMACIÓN
EN IMÁGENES EN COLOR
DETERIORADAS POR LA
ATMÓSFERA: APLICACIÓN A LA
MEJORA DE LA VISIBILIDAD.

Tesis doctoral presentada por Raúl Luzón González
dentro del Programa de Doctorado en Física y Ciencias del Espacio

Dirigida por: Dr. Francisco Javier Romero Mora
y Dr. Juan Luis Nieves Gómez

Editor: Editorial de la Universidad de Granada
Autor: Raúl Luzón González
D.L.: GR 725-2014
ISBN: 978-84-9028-892-4



UNIVERSIDAD DE GRANADA

RECUPERACIÓN DE INFORMACIÓN
EN IMÁGENES EN COLOR
DETERIORADAS POR LA
ATMÓSFERA: APLICACIÓN A LA
MEJORA DE LA VISIBILIDAD.

Tesis doctoral presentada por Raúl Luzón González
dentro del Programa de Doctorado en Física y Ciencias del Espacio

Dirigida por: Dr. Francisco Javier Romero Mora
y Dr. Juan Luis Nieves Gómez

El doctorando

El director

El director

Granada, Julio de 2013

Declaración

El doctorando Raúl Luzón González y los directores de la tesis Francisco Javier Romero Mora y Juan Luis Nieves Gómez Garantizamos, al firmar esta tesis doctoral, que el trabajo ha sido realizado por el doctorando bajo la dirección de los directores de la tesis y hasta donde de nuestro conocimiento alcanza, en la realización del trabajo, se han respetado los derechos de otros autores a ser citados, cuando se han utilizado sus resultados o publicaciones.

En Granada, julio de 2013

Directores de la Tesis

Doctorando

Fdo.: Francisco Javier Romero Mora

Raúl Luzón González

Juan Luis Nieves Gómez

*A mis padres...que siempre me han apoyado.
A Úrsula...mi luz en todos los caminos.*

Agradecimientos

Una tesis es un proceso de aprendizaje, no sólo en el ámbito profesional sino también en el personal. Es un inicio en el mundo de la investigación cargado de retos, alegrías y como no, frustraciones. Es además una oportunidad de conocerse y aprender a afrontar nuevos desafíos. La dificultad habría sido insalvable para mí de no haber contado con el apoyo de toda la gente que me ha rodeado, por lo que espero que si alguien se queda fuera de estos agradecimientos se haga así mismo partícipe de ellos, ya que no es posible mencionar a todas las personas que han estado ahí durante este tiempo.

Tengo que agradecer de forma particular la oportunidad que me ha dado el Profesor Javier Romero Mora al contar conmigo para la realización de este proyecto, ha sido durante estos años un gran director y sus orientaciones y enseñanzas han hecho posible este trabajo. Al Profesor Juan Luis Nieves Gómez, también director de esta tesis, que con sus oportunas sugerencias me ha sacado numerosas veces del atolladero. A mis compañeros del grupo de investigación *Color Imaging Lab* (Javi, Eva, Timo ...) y demás compañeros de laboratorio por sus consejos y horas de conversación, de las que siempre salían ideas interesantes que tanto me han servido. Y en general, a todos los miembros del Departamento de Óptica de la Universidad de Granada, que siempre han estado ahí cuando he necesitado algo.

El otro pilar básico sobre el que se ha sustentado este trabajo es mi familia y amigos. A Germán y Antonia, mis padres, que a pesar de mis ausencias siempre me han apoyado y animado para poder concluir este trabajo y que me han dado los medios y educación necesaria para poder elegir con libertad. A mis hermanos Germán y Toñi que desde

siempre han sido una fuente de inspiración y un ejemplo a seguir. A mis sobrinos Raquel, Javier, Isabel y Rosario que me hacen ver la fuerza de las nuevas generaciones.

Tengo que hacer un agradecimiento especial a Úrsula, que me ha mostrado el camino en tantas ocasiones, abriendo siempre nuevos horizontes y acompañándome día a día en el recorrido. Gracias por hacerme hablar, por los consejos, por tus risas, por aguantarme en mis horas bajas...gracias por mucho más de lo que puedo recordar.

A mis amigos del “otro lado”, que me han enseñado las cosas que no se pueden aprender en los libros. Gracias a mis “Davises” y a Jorge por tantos conciertos y noches en directo, a mis amigas Vane, Sandra, Maribel y Elena con las que las risas y los buenos momentos son una garantía y cómo no, gracias también a todos los amigos que estuvieron en Granada en aquellos años y que se han quedado siempre conmigo.

Gracias a todos,

Raúl

septiembre 2013

Este trabajo ha sido posible gracias al soporte de la Junta de Andalucía,
bajo el proyecto de investigación P07.TIC.02642.

Índice general

Índice de figuras	XI
Índice de cuadros	XVII
1. Introducción y objetivos	1
1.1. Introduction and aims	4
2. Caracterización del dispositivo CCD de la cámara RGB (Retiga EXi Fast 1394)	7
2.1. Introducción	7
2.1.1. Responsividad espectral	9
2.1.2. Obturación y lectura de carga	10
2.1.3. Rango dinámico	13
2.1.4. Uniformidad	15
2.2. Caracterización del dispositivo CCD empleado	16
2.2.1. Verificación de la ley de reciprocidad	17
2.2.2. Caracterización de la no linealidad del CCD	21
2.2.3. Caracterización de la no uniformidad del CCD	23
2.2.4. Responsividad espectral del CCD	24
2.3. Resumen	27
2.4. Synopsis	28

ÍNDICE GENERAL

3. Efectos de la atmósfera sobre el color y la visibilidad de las imágenes naturales	29
3.1. Óptica atmosférica	29
3.1.1. Absorción	30
3.1.2. Esparcimiento	32
3.1.2.1. Tipos de esparcimiento	34
3.1.3. <i>Airlight</i>	36
3.1.4. Visibilidad y contraste	40
3.1.4.1. Umbral visual de percepción	42
3.1.4.2. Visibilidad	43
3.2. Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas	45
3.2.1. Método	48
3.2.2. Resultados	52
3.2.2.1. Variación del color de los objetos en función de la distancia de observación	52
3.2.2.2. El color y el criterio de visibilidad	55
3.2.2.3. Razón entre la excitación de conos y la distancia de observación	61
3.3. Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas	64
3.3.1. Método	65
3.3.2. Resultados	66
3.4. Resumen	75
3.5. Synopsis	77
4. Algoritmo de recuperación de imágenes naturales alteradas por la atmósfera	79
4.1. Recuperación no basada en modelos físicos	80
4.1.1. Ecuación de histogramas	80
4.1.2. Modelos basados en la teoría Retinex	84

4.2.	Recuperación basada en modelos físicos	87
4.2.1.	Modelo dicromático de esparcimiento atmosférico	88
4.2.2.	Modelos basados en la respuesta impulso atmosférica (APSF)	90
4.3.	Modelos de segmentación de imágenes	94
4.3.1.	<i>K-means</i>	96
4.3.2.	<i>Seed Region Growing, SRG</i>	98
4.3.3.	<i>Mean Shift Segmentation, MSS</i>	100
4.4.	Algoritmo desarrollado para la mejora de imágenes naturales alteradas por las condiciones atmosféricas	103
4.4.1.	Implementación del algoritmo	107
4.5.	Resultados del algoritmo	109
4.5.1.	Recuperación de imágenes con niebla simulada computacionalmente	109
4.5.2.	Mejora de imágenes naturales tomadas con una cámara RGB científica	111
4.5.3.	Mejora de imágenes naturales tomadas con una cámara RGB comercial	117
4.5.4.	Corrección de imágenes sub-expuestas	121
4.6.	Comparación con otros modelos	121
4.6.1.	Métricas	123
4.6.2.	Resultados de la comparación	125
4.6.2.1.	Modelo de Ancuti et al. [Anc11]	125
4.6.2.2.	Modelo de He et al. [He09]	129
4.6.2.3.	Modelo de Tarel y Hautière [Tar09]	134
4.6.2.4.	Modelo de Tan [Tan08]	138
4.6.2.5.	Modelo de Fattal [Fat08]	142
4.7.	Resumen	145
4.8.	Synopsis	147
5.	Conclusiones y trabajo futuro	149
5.1.	Conclusions and future work	154
	Bibliografía	157

Índice de figuras

2.1. Respuesta espectral del detector CCD (modelo Sony ICX285) en el intervalo visible e infrarrojo cercano en función de la longitud de onda [QIm].	10
2.2. Esquema experimental empleado para la verificación de la ley de reciprocidad y de la determinación de los factores de no linealidad y no uniformidad.	18
2.3. Responsividad espacial media para los distintos canales. (a) Canal R, (b) canal G y (c) canal B. Las líneas rojas representan los límites en los que la variación de la ley de reciprocidad es menor o igual que el 4 % del valor de referencia, tomado en 30 ms para los tres canales.	20
2.4. Factores de no linealidad para los canales R (a), G (b) y B (c) en función del número de cuentas digitales. Las barras de error (líneas en azul) representan la desviación estándar de los factores de corrección a lo largo de la matriz del CCD. Las curvas de ajuste (en rojo) corresponden a polinomios de segundo grado, $a_0 + a_1x + a_2x^2$, donde a_0 , a_1 y a_2 son los parámetros del ajuste. Estos polinomios serán los que se usen para corregir la no linealidad del CCD. Los coeficientes de ajuste se pueden ver en el Cuadro 2.2.	22
2.5. Comparación entre la respuesta de la matriz del CCD sin los factores de corrección (a) y una vez aplicada la Eq. 2.9 (b), para el canal R.	24
2.6. Montaje experimental para la calibración radiométrica del CCD.	25

ÍNDICE DE FIGURAS

2.7. Responsividad espectral relativa del detector CCD para los canales R, G y B en función de la longitud de onda.	26
3.1. Esquema del paso de radiación a través de un medio absorbente de espesor dx	31
3.2. Patrones de esparcimiento en función del tamaño de las partículas y de la longitud de onda incidente ([McC76].	35
3.3. Representación esquemática de las diferentes contribuciones que le llegan al observador en una escena.	37
3.4. Representación esquemática del proceso de <i>airlight</i> [Nar99]. . . .	38
3.5. Montaje experimental para la medida de la radiancia del horizonte y de la irradiancia sobre las muestras de la carta de colores <i>Macbeth Color-Checker DC</i>	50
3.6. Evolución de las coordenadas de cromaticidad en el diagrama CIE 1931 para la muestra 4L del <i>Color-Checker DC</i> para cuatro días. .	54
3.7. Evolución de las coordenadas de cromaticidad para varias muestras del <i>Color-Checker DC</i> , 20 de abril de 2010, día cubierto. (a) CIELAB (componentes a^* , b^*) y (b) CIE 1931 (componentes x, y). .	56
3.8. Reducción de la gama de colores a medida que incrementa la distancia. Representación en el diagrama CIE 1931 (x, y), 16 de marzo de 2010, día despejado.	57
3.9. (a) Reducción de la gama de colores a medida que incrementa la distancia representada en el diagrama CIE 1931 (x, y), 19 de marzo de 2010, día cubierto, (b) versión aumentada de la figura (a). . . .	58
3.10. Diferencias en claridad (ΔL^*), cromaticidad ($\Delta E_{a^*b^*}$) y color ($\Delta E_{L^*a^*b^*}$) entre el objeto y el fondo (horizonte), calculados en el espacio de color CIELAB, para mostrar la influencia del color de los objetos sobre su visibilidad frente al horizonte. (a) Diferencias de color en función de la distancia para la muestra 5F de la carta de color <i>Color-Checker DC</i> frente al horizonte, (b) versión aumentada. . .	59

<p>3.11. Razón entre la constancia de la excitación de conos para veinte muestras de la carta de colores <i>Color-Checker DC</i> (1F, 2C, 2G, 2I, 2R, 4I, 4K, 5F, 5M, 5R, 6G, 6H, 7M, 9M, 10F, 10H, 11H, 11I, 11N) , 16 de abril 2010, día cubierto. (a) Constancia de la razón de conos para el canal L a distancia cero, (b) constancia de la razón de conos para el canal M a distintas distancias.</p>	63
<p>3.12. La primera fila corresponde a las imágenes RGB de muestra, obtenidas a partir de los datos hiperespectrales para tres distancias (0 km, 1 km y 10 km). Esta imagen corresponde a una escena urbana con un coeficiente de extinción $\beta_{ex,\lambda} = 60.3 Mm^{-1}$. La segunda fila corresponde a las coordenadas CIELAB para cada escena a las tres distancias simuladas.</p>	67
<p>3.13. La primera fila corresponde a las imágenes RGB de muestra, obtenidas a partir de los datos hiperespectrales para tres distancias (0 km, 1 km y 10 km). Esta imagen corresponde a una escena rural con un coeficiente de extinción $\beta_{ex,\lambda} = 125.2 Mm^{-1}$. La segunda fila corresponde a las coordenadas CIELAB para cada escena a las tres distancias simuladas.</p>	68
<p>3.14. Reducción del número de colores discernibles promediados para todas las escenas de la base de datos para cinco coeficientes de extinción. Las líneas corresponden a ajustes exponenciales de la forma $a_1 \exp(t_1x) + a_2 \exp(t_2x)$, los coeficientes de determinación correspondientes a estos ajustes también se muestran en la leyenda. Los coeficientes a_1, t_1, a_2 y t_2 son los parámetros del ajuste. . . .</p>	70
<p>3.15. Reducción del número de colores discernibles para la componente de atenuación. En este caso las líneas corresponden a un ajuste exponencial de la forma $a \exp(bx)$, siendo a y b los parámetros del ajuste. En el gráfico también se muestran los valores de los coeficientes de determinación correspondientes a estos ajustes.</p>	71

ÍNDICE DE FIGURAS

3.16. Coeficiente de extinción ($\beta_{ex,\lambda}$) en función de la distancia a la cual el número de colores discernibles se reduce a la mitad. La línea roja corresponde a un ajuste exponencial de la forma $a \exp(xt)$ con un coeficiente de determinación de 0.9917, donde a y t son los parámetros del ajuste.	73
3.17. Comparación entre la reducción en el volumen relativo de los colores de la escena (círculos) y sus correspondientes colores óptimos (cuadrados) en función de la distancia de observación. Las líneas corresponden a un ajuste exponencial de la forma $a_1 \exp(xt_1) + a_2 \exp(xt_2)$, donde a_1 , t_1 , a_2 y t_2 son los parámetros del ajuste.	73
4.1. (a) Imagen original afectada de niebla, (b) imagen procesada mediante la ecualización de histogramas aplicada de forma global a los canales RGB, se puede ver cómo esta técnica no consigue una recuperación de los colores naturales de la escena, (c) imagen procesada mediante la ecualización de histogramas aplicada en el espacio HSV sobre los canales S y V.	83
4.2. (a) Imagen original afectada de niebla, (b) imagen procesada mediante la implementación de un algoritmo SSR [Fun04], en este caso no se ha realizado ningún pre-procesamiento de la imagen.	87
4.3. Esquema de la geometría del modelo de reflectancias de Shafer.	88
4.4. (a) Imagen original, (b) imagen segmentada empleando el algoritmo <i>K-means</i> para una distancia euclídea y un número inicial de agrupamientos igual a 3.	98
4.5. (a) Imagen original, (b) imagen segmentada empleando el algoritmo SRG, con una selección manual de las semillas.	99
4.6. (a) Imagen original, (b) imagen segmentada empleando el algoritmo MSS con $\sigma_s = 5$, $\sigma_r = 15$ y $M = 50000$	102

4.7. Constancia de la razón de excitación de la respuesta del canal R de la cámara Retiga EXi Fast ante un iluminante natural y el iluminante equienergético, para dieciséis muestras (2E, 3F, 5F, 11F, 2G, 11G, 2H, 4H, 5H, 11H, 4I, 11I, 2L, 4L, 4M y 7M) de la carta de colores <i>Color-Checker DC</i> . (a) En el caso de una distancia 0 y (b) para varias distancias en dos días de niebla con diferentes coeficientes u	104
4.8. Esquema de las coordenadas para la aplicación del modelo de restauración propuesto. Esta figura no corresponde a ninguna restauración en concreto, se incluye sólo como material aclaratorio. . . .	106
4.9. Interfaz gráfica de usuario desarrollada para la implementación del algoritmo.	108
4.10. Interfaz gráfica de usuario desarrollada para la implementación del algoritmo con una imagen cargada, la correspondiente segmentación y la imagen procesada obtenida.	108
4.11. (a) y (c) imágenes simuladas empleando el modelo dicromático, (b) y (d) imágenes recuperadas, los valores mín y max corresponden a los parámetros mínimo y máximo que introducimos en nuestro modelo.	110
4.12. (a) Imagen simulada mediante un algoritmo no conocido, (b) imagen recuperada.	111
4.13. (a) Imagen original, (b) imagen recuperada de forma automática sin ningún tipo de parámetros y sin segmentación.	112
4.14. (a) y (c) imágenes originales afectadas de niebla, (b) y (d) imágenes recuperadas sin segmentación.	113
4.15. (a) Imagen original, (b) segmentación de la imagen original empleando el algoritmo de segmentación de cambio de media, (c) imagen restaurada.	115
4.16. (a) Imagen original, (b) segmentación de la imagen original empleando el algoritmo de segmentación de cambio de media, (c) imagen restaurada.	116
4.17. (a) y (c) imágenes originales capturadas en un día de tormenta sahariana, (b) y (d) imágenes recuperadas.	118

ÍNDICE DE FIGURAS

4.18. (a) Imagen original, (b) segmentación de la imagen original empleando el algoritmo de segmentación de cambio de media, (c) imagen restaurada.	119
4.19. (a), (c) y (d) imágenes originales. (b), (d) y (f) imágenes recuperadas.	120
4.20. Ejemplo de aplicación del algoritmo desarrollado a la mejora de imágenes subexpuestas.	122
4.21. Recuperación de dos imágenes naturales en condiciones de niebla mediante el método de Ancuti et al. y el método propuesto.	127
4.22. Recuperación de dos imágenes rodeadas de objetos artificiales por el método de Ancuti et al. y por el método propuesto.	128
4.23. Comparación entre el modelo de He et al. para una imagen aérea, primera fila y para una imagen urbana, segunda fila.	132
4.24. Comparación entre el modelo de He et al. para una imagen con poca profundidad, primera fila. La segunda fila corresponde a una imagen con objetos situados a distancias muy diferentes.	133
4.25. Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo para el caso de dos imágenes urbanas.	136
4.26. Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo para el caso de una imagen urbana, primera fila y una imagen rural, segunda fila.	137
4.27. Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tan y nuestro modelo para el caso de dos paisajes en los que se mezclan objetos naturales y artificiales.	140
4.28. Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tan y nuestro modelo para el caso de un paisaje urbano.	141
4.29. Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Fattal y nuestro modelo para el caso de un paisaje en los que se mezclan objetos naturales y artificiales y de una escena con un grupo de personas.	144

Índice de cuadros

2.1. Comparación entre las características y el rendimiento de los dispositivos CCD y CMOS.	15
2.2. Parámetros y coeficiente de determinación R^2 para el ajuste cuadrático ($a_0 + a_1x + a_2x^2$) realizado sobre los canales RGB (Fig. 2.4) para la compensación de la no linealidad. En el canal B se muestran los dos tramos del ajuste.	23
3.1. Partículas naturales, no procedentes de contaminantes, responsables del esparcimiento atmosférico [McC76].	33
3.2. Luminancias aproximadas para el cielo en diferentes situaciones cerca del horizonte [McC76].	42
3.3. Días medidos, condiciones atmosféricas, coeficientes de esparcimiento y absorción (ambos coeficientes en Mm^{-1}) y coeficiente u	51
3.4. Evolución de las coordenadas de cromaticidad para la muestra 6G del <i>Color-Checker DC</i> en el espacio CIE 1931 (xy) y CIE 1976 $L^*a^*b^*$ para distintas distancias, 9 de marzo de 2010, día despejado, $u=1.9$	52
3.5. Evolución de las coordenadas de cromaticidad para la muestra 6G del <i>Color-Checker DC</i> en el espacio CIE 1931 (xy) y CIE 1976 $L^*a^*b^*$ para distintas distancias, 18 de marzo de 2010, día cubierto, $u=1.4$	53

ÍNDICE DE CUADROS

3.6. Umbrales de diferencias de color y fracción de Weber para diferentes muestras frente al horizonte de la carta de colores <i>Color-Checker DC</i> , 15 de marzo (despejado), 16 de abril (cubierto) y 20 de abril (cubierto).	60
3.7. Resultados del análisis de los diferentes datos obtenidos para la simulación a varias distancias para un total de veinte muestras (1F, 2C, 2G, 2I, 2R, 4I, 4K, 5F, 5M, 5R, 6G, 6F, 6H, 7M, 9M, 10F, 10H, 11H, 11I, 11N) de la carta de colores <i>Color-Checker DC</i>	64
3.8. Parámetros de decaimiento (t_1 y t_2) para el ajuste exponencial correspondiente a los cinco coeficientes de extinción ($\beta_{ex,\lambda}$). El ajuste muestra que hay dos contribuciones en la reducción del número de colores discernibles, uno que tiene una contribución suave, relacionado con el término de atenuación (t_1) y otro más fuerte relacionado con el término de <i>airlight</i> (t_2).	72
4.1. Resultados del análisis de los diferentes datos obtenidos para la simulación a varias distancias para un total de dieciséis muestras (2E, 3F, 5F, 11F, 2G, 11G, 2H, 4H, 5H, 11H, 4I, 11I, 2L, 4L, 4M y 7M) de la carta de colores <i>Color-Checker DC</i> correspondientes a la Fig. 4.7.	105
4.2. Comparación entre el modelo de Ancuti et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.21.	126
4.3. Comparación entre el modelo de Ancuti et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.22.	129
4.4. Comparación entre el modelo de He et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.23.	131
4.5. Comparación entre el modelo de He et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.24.	131
4.6. Comparación entre el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.25.	135
4.7. Comparación entre el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.26.	135

ÍNDICE DE CUADROS

4.8. Comparación entre el modelo de Tan y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.27.	139
4.9. Comparación entre el modelo de Tan y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.28.	142
4.10. Comparación entre el modelo de Fattal y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.29.	143

Introducción y objetivos

Debido a la implementación del formato digital en la captura de imágenes, tanto en el ámbito científico, industrial como doméstico, se vienen desarrollando algoritmos para el procesamiento de éstas, que permitan su mejora (si no tienen la suficiente calidad) o la extracción de información relevante en las mismas. La evolución de los dispositivos digitales está haciendo posible sistemas de captura cada vez más pequeños y con mejores características en cuanto a su respuesta al ruido y con rangos dinámicos más altos; ello permite incorporarlos como elementos adicionales en multitud de campos diferentes, tales como en sistemas de ayuda (cámaras situadas en vehículos), sistemas de vigilancia y en todo lo relacionado con dispositivos de captura a nivel de usuario, como cámaras digitales compactas, cámaras réflex, cámaras web, tabletas, teléfonos móviles, etc. Actualmente hay gran interés en el desarrollo de algoritmos que permitan la implementación de éstos en dispositivos móviles, como puede ser el campo de las imágenes de alto rango dinámico, mediante la captura de una serie de imágenes con diferentes tiempos de exposición, realizando un post-procesado de las imágenes capturadas.

Sin embargo, en condiciones de neblina, bruma o niebla, las imágenes capturadas pueden no tener la calidad suficiente para que la información recogida sea de utilidad. Si pensamos por ejemplo en una cámara de vigilancia situada a la entrada de un túnel, puede que en condiciones de niebla las imágenes de los vehículos que

1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

pasan por éste dejen de tener el suficiente contraste para poder extraer información útil. En estos casos, la implementación de algoritmos que permitan corregir los efectos adversos de las condiciones atmosféricas sobre las imágenes capturadas harán posible que el sistema siga funcionando, a pesar de estas condiciones desfavorables.

En base a todo ello el objetivo principal de este trabajo es el desarrollo e implementación de un algoritmo de recuperación de imágenes alteradas por las malas condiciones atmosféricas. Para lo cual este trabajo se ha dividido en tres partes bien diferenciadas.

En una primera parte se ha procedido a la calibración del dispositivo CCD de una cámara científica RGB. Esta no ha sido una calibración exhaustiva debido a que no se pretendían hacer medidas radiométricas o colorimétricas con este dispositivo, sólo disponer de una base de datos de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas corregidas de las mayores perturbaciones presentes en este tipo de dispositivos.

La segunda parte de este trabajo ha estado dedicada al análisis de cómo varían las componentes cromáticas de los objetos presentes en la imagen en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas. Para ello hemos empleado un modelo físico de esparcimiento de la luz por las partículas atmosféricas, denominado modelo dicromático de esparcimiento atmosférico [Nar00, Nar99]. Este modelo nos ha permitido hacer simulaciones computacionales del cambio cromático de una gran variedad de reflectancias en función de parámetros atmosféricos reales y de la distancia a la que se observan.

Basándonos en trabajos previos realizados en el Departamento de Óptica de la Universidad de Granada que ponían de manifiesto la constancia de la razón de la respuesta de conos bajo distintos iluminantes, y la ampliación de estas conclusiones a los canales de una cámara RGB, hemos desarrollado un algoritmo para la recuperación de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas. Este algoritmo está basado en la constancia de la razón de la respuesta de los canales de una cámara RGB bajo distintos iluminantes. En nuestro caso hemos supuesto que uno de los iluminantes era el presente en la escena de la imagen a recuperar y el otro sería el iluminante teórico de la misma escena no afectada por las condiciones atmosféricas.

Se ha probado la eficacia de este algoritmo sobre una base de datos de imágenes capturadas con una cámara RGB científica así como con cámaras comerciales no calibradas. Además, hemos probado el algoritmo desarrollado sobre imágenes recopiladas de internet de las cuales no se tenía ninguna información adicional aparte de la propia imagen.

Para situar el algoritmo desarrollado en un contexto actual hemos comparado nuestro modelo con el propuesto por otros cinco autores [Anc11, Fat08, He09, Tan08, Tar09]. Debido a que día de hoy no hay un criterio único establecido sobre la evaluación de la mejora de imágenes deterioradas por la atmósfera hemos empleado una serie de métricas de uso común en este tipo de trabajos [Che11, Hau08, Tao12, Zha10]. Estas métricas normalmente se basan en la razón entre el número de bordes en la imagen recuperada y en la imagen original, obteniendo mayores puntuaciones los métodos que consiguen imágenes restauradas con mayor número de bordes. Estos métodos de evaluación, sin embargo, no tienen en consideración la mejora que puedan presentar desde un punto de vista del observador humano. En muchas de las aplicaciones de estos métodos no será un problema grave, ya que no se van buscando imágenes placenteras para un observador sino conseguir realzar los objetos presentes en las escenas para su posterior procesamiento, como puede ser la identificación de obstáculos o la detección de determinados objetos.

1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

1.1 Introduction and aims

As the digital image format in capturing devices is imposed over the analog format, it is mandatory to develop algorithms to process the captured images. The evolution of digital components yields to smaller capturing devices with improvements in noise response and with higher dynamic ranges. These features make possible to implement such devices as a part of user assistant components (vehicle cameras), electronic surveillance and in multiple customer devices, such as web cams, smartphones, tablets, etc. Nowadays there is a lot of interest in the application of image processing algorithms to the aforementioned devices, as in the high dynamic range algorithms. These algorithms are applied capturing several images at different exposures times and then applying a post-processing over the captured images.

Nevertheless, in bad weather conditions the captured images may have got poor quality and the application of the algorithms is not possible. In a surveillance system camera in a tunnel entrance in fog conditions, the contrast could be reduced and not useful information could be extracted. Developing algorithms that remove the effects of the bad weather conditions are quite useful in these kind of situations. With the implementation of such algorithms the recognition systems keep working even in bad weather conditions.

Regarding the aforementioned, the main aim of this work is to develop a restoration algorithm for images captured in bad weather conditions. To achieve this purpose we have split our work in three well distinguishes parts.

At first, we have calibrated the CCD of the image capturing device. This device is a scientific RGB camera. We are not going to do radiometric or colorimetric measures with this device, so the calibration will not be exhaustive. We have utilized this camera to obtain a noise reduced database of weather degraded images.

The second part of this work is dedicated to the evolution of the chromaticity coordinates of the objects as a function of the observation distance and the weather conditions. We have used a physical model of the interaction between the light and the atmospheric particles to assess the computations. This physical model is called dichromatic atmospheric scattering model [Nar00, Nar99]. With this model we have simulated the variation of the chromaticities on a large amount of reflectances

with real atmospheric parameters.

Based on previous works at Optics Department (University of Granada) where it is proved the cone response ratio constancy under different illuminants, we have developed an algorithm to restore weather degraded images. In this work we have used the extension of these previous works to RGB channels response ratio constancy under different illuminants. In our case, we have assumed that one illuminant is the illuminant of the captured scene and the other is the illuminant of the theoretical scene not affected by bad weather conditions.

We have used an image database obtained with several devices, such as the scientific camera, customer cameras (as reflex and compact digital cameras) to test the performance of our method. Furthermore, we have extended our study to web images, with no information about the capturing method or the capturing device, just the image itself.

To put our method in context we have compared it with five models proposed by different authors [Anc11, Fat08, He09, Tan08, Tar09]. At the moment of this writing, no standard metric is used to evaluate the performance of the recovering algorithms. As a consequence, we have employed five different metrics to compare our algorithm with the ones developed by these authors [Che11, Hau08, Tao12, Zha10]. These metrics evaluate the difference between the edges in the recovered image and the edges in the original degraded image. The best images obtain highest numbers in the metrics. Nevertheless, none of these metrics take into consideration the human visual system, so sometimes images with higher numbers should appear with less quality to a human observer. In some applications this is not a problem because we are not looking for a pleasant image, just an image with higher visibility.

Caracterización del dispositivo CCD de la cámara RGB (Retiga EXi Fast 1394)

2.1 Introducción

Desde su invención por Willard Boyle y George Smith en los Laboratorios Bell AT&T en 1969, los dispositivos CCD (*Charge Couple Device* o Dispositivo de Carga Acoplada) no han parado de evolucionar. Las destacadas características de estos dispositivos, como son su alta resolución espacial, alta linealidad, bajo ruido, alta resistencia mecánica, larga duración, gran eficiencia cuántica en el intervalo espectral que va desde el ultravioleta cercano hasta el infrarrojo cercano (aproximadamente entre unos 350 *nm* y unos 1100 *nm*, fuera de este rango las características de la banda prohibida del silicio, material principal del que suelen estar compuestos estos dispositivos, impiden la creación de electrones por efecto fotoeléctrico) los sitúan a la cabeza de los dispositivos empleados para la formación de imágenes digitales. Además de estas propiedades, estos dispositivos se caracterizan por

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

ser muy compactos y ligeros, lo que los hacen ideales para su uso en todo tipo de aparatos electrónicos, tanto científicos como comerciales.

En esta introducción nos centraremos en el uso de estos dispositivos como elementos básicos en la captura digital de imágenes. Hoy en día se emplean principalmente dos tecnologías distintas en la captura de imágenes digitales. Una está basada como se ha mencionado anteriormente en los dispositivos CCD y la otra en los dispositivos CMOS (*Complementary Metal-Oxide-Semiconductor* o Metal-Óxido-Semiconductor Complementario). Las dos tecnologías fueron inventadas aproximadamente en la misma época, aunque debido a que los procesos de fabricación de los dispositivos CMOS eran más complejos que los de los CCD, éstos últimos experimentaron un mayor auge durante aproximadamente unos 25 años. Hoy en día las mejoras introducidas en la fabricación de la tecnología CMOS y la reducción en el consumo de energía de éstos, los convierten en competidores directos de los dispositivos CCD.

Sin entrar en profundidad acerca de la configuración de estos dispositivos ni en su funcionamiento físico daremos algunos detalles sobre la forma en que éstos convierten la luz que les llega en imágenes digitales. Para más información acerca del funcionamiento de estos dispositivos se puede consultar [Hol98].

Tanto la tecnología CCD como la CMOS están basadas en detectores de estado sólido, consistentes en una matriz compacta de fotodiodos que incorpora regiones destinadas a la acumulación de carga. Sobre cada uno de estos detectores se sitúa un diodo fotosensible de silicio (usualmente denominado píxel) conectado a una región de acumulación de carga, que a su vez se conecta a un amplificador que hace la lectura de la cantidad de carga acumulada sobre cada uno de los píxeles de la matriz fotosensible. Por tanto, la cantidad de carga acumulada estará directamente relacionada con la luz incidente sobre la matriz fotosensible (dentro del intervalo espectral al que es sensible el detector). Estos píxeles están diseñados para tener las mismas dimensiones y estar separados a una distancia constante unos de otros, por lo que operan como detectores de muestreo espaciales.

Una vez que la exposición a la luz ha concluido, en el caso de los detectores CCD, la carga acumulada sobre los píxeles es transferida de forma secuencial a una estructura de salida común a toda la matriz, que convierte la carga en voltaje y la transfiere a un dispositivo fuera de la zona de detección. En los detectores

CMOS, sin embargo, la carga se convierte a voltaje en cada píxel de la matriz. Esta diferencia en la forma de lectura de la carga entre las dos tecnologías dará lugar a una serie de diferencias fundamentales en las propiedades de los dos tipos de detectores.

Veamos a continuación una serie de conceptos que aparecen relacionados con estos dispositivos de captura y en función de éstos, las diferencias entre los dispositivos basados en CCD y en CMOS.

2.1.1 Responsividad espectral

Para este tipo de dispositivos fotosensibles se puede hablar de la responsividad espectral¹ como la cantidad de corriente que el dispositivo genera en función de la irradiancia que recibe [Whi74]. Por lo tanto, la responsividad va a depender de la respuesta espectral del dispositivo y de la componente espectral de la luz incidente. En la Fig. 2.1 se puede ver un ejemplo de la respuesta espectral de un detector CCD en el intervalo visible y parte del infrarrojo cercano. En la mayoría de los detectores CCD se sitúa un filtro infrarrojo delante de la matriz de píxeles para evitar la respuesta del detector por encima de longitudes de onda de 780 nm (para adaptar el rango de respuesta espectral de la cámara al rango de respuesta espectral del ojo humano); este filtro en algunos modelos de cámaras puede ser retirado si se quiere extender la respuesta de la cámara al infrarrojo cercano.

En el caso de un material ideal, cuando la energía del fotón que incide sobre el detector es mayor que la banda prohibida del material semiconductor del que está compuesto, cada fotón incidente produciría un par electrón-hueco, con lo que la eficiencia cuántica sería 1. Usualmente en estos dispositivos se emplea el concepto de eficiencia cuántica, que está relacionada con la responsividad espectral mediante la siguiente expresión [Hol98]:

$$R_e = \frac{q\lambda}{hc} R_q \quad (2.1)$$

donde R_e es la responsividad (unidades A/W), q es la carga del electrón, λ es la longitud de onda, h es la constante de Planck, c es la velocidad de la luz en el medio y R_q es la eficiencia cuántica (unidades A/W).

¹A lo largo del texto se hablará de responsividad o respuesta espectral indistintamente, teniendo en cuenta que siempre estará implícita la dependencia con la longitud de onda.

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

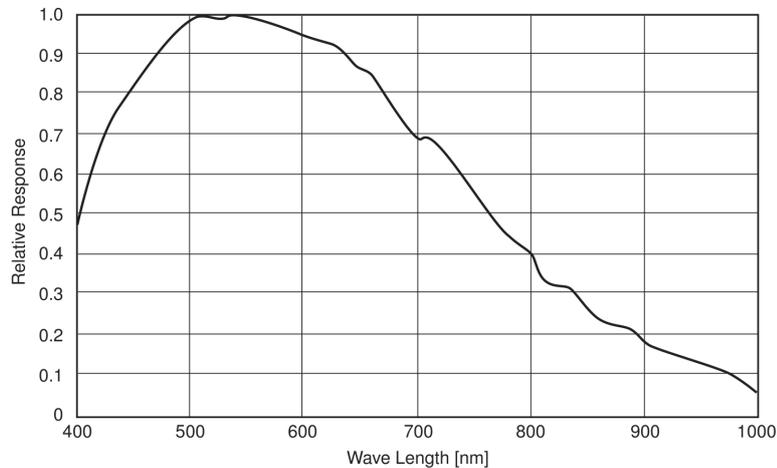


Figura 2.1: Respuesta espectral del detector CCD (modelo Sony ICX285) en el intervalo visible e infrarrojo cercano en función de la longitud de onda [QIm].

La absorción de los fotones depende de la longitud de onda de la luz incidente, siendo las longitudes de onda largas absorbidas a mayor profundidad que las cortas. Para longitudes de onda suficientemente largas el fotón puede atravesar el detector sin ser absorbido (normalmente por encima de $1.1 \mu\text{m}$).

La responsividad de los dispositivos CMOS es ligeramente superior a la de los CCD debido a que en los primeros, junto a cada píxel, hay situado un amplificador que es el que hace la lectura de la carga acumulada sobre éste, por lo que se puede obtener una mejor lectura de la carga acumulada con menor consumo de energía. En el caso de los dispositivos CCD suele haber un único amplificador común para todos los píxeles situado en una de las esquinas de la matriz de detectores.

2.1.2 Obturación y lectura de carga

La obturación es la capacidad que tiene el dispositivo para dejar pasar o impedir el paso de la luz a la matriz fotosensible.

En los dispositivos CCD existen varias configuraciones para realizar la obturación y posterior lectura de la matriz fotosensible, aunque las más utilizadas suelen ser tres [Pal10]:

- Transferencia completa de marco (*full-frame transfer*), en el que toda la matriz del detector es sensible a la luz, por lo tanto la obturación se ha de hacer

mediante un obturador mecánico que impida la llegada de luz a la matriz mientras se está realizando la lectura o alternativamente mediante el empleo de luces estroboscópicas, en este último caso, la lectura de carga tiene que sincronizarse con la frecuencia de la fuente para realizar la lectura. Este tipo de mecanismo presenta la ventaja de que consigue factores de llenado (*fill factor*¹) del 100 %, toda la matriz del CCD se emplea en la recogida de los fotones y además es el más sencillo de realizar. Las principales desventajas residen en la imposibilidad del empleo de luces estroboscópicas en ciertas aplicaciones o del problema que presenta el empleo de obturadores mecánicos en situaciones que requieran tiempos de exposición muy cortos. Este tipo de obturación se suele emplear en dispositivos asociados a la captura de imágenes astronómicas.

- Transferencia de marco (*frame transfer*), similar a la transferencia completa de marco pero en la que la mitad de la matriz fotosensible se cubre con una máscara opaca. Es esta parte, a la que no llega la luz, la que se emplea como almacén temporal de la carga transferida desde la matriz expuesta a la luz, por tanto, la lectura y la exposición pueden ocurrir al mismo tiempo sin la necesidad de incluir ningún tipo de obturador. Esta tecnología presenta todas las ventajas de la transferencia completa de marco pero sin los inconvenientes de tener que usar una fuente estroboscópica o un obturador mecánico. Además se consiguen unas lecturas más rápidas que las anteriores. La principal desventaja de esta configuración radica en que es necesario el uso de dos dispositivos CCD, para obtener una resolución espacial equivalente a la de la transferencia completa de marco, por lo que el coste es mayor. Otro inconveniente que presenta esta configuración es que al ocurrir de forma simultánea la transferencia de carga hacia la matriz de almacenamiento y la llegada de luz a la matriz fotosensible, se puede producir un emborronado en la imagen (dando lugar al efecto conocido como *smear*). Esta configuración se suele emplear cuando no es posible el uso de la transferencia completa, como en

¹Factor de llenado o *fill factor* en inglés, es la razón del área refractiva activa, es decir, la razón entre el área fotosensible y el área total de la matriz del detector.

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

los dispositivos iluminados por detrás, que se emplean en situaciones de baja iluminación.

- La tercera configuración es la denominada transferencia interlineal (*interline transfer*) en la que en la matriz de detectores se entremezclan columnas de píxeles fotosensibles con columnas de píxeles no fotosensibles, destinadas estas últimas al almacenaje de carga, que posteriormente será transferida para su lectura. En este tipo de configuración la lectura se ha de hacer sobre toda la matriz a la vez, por lo que es necesaria la inclusión de un obturador electrónico que impida la llegada de luz mientras que se hace la transferencia de carga. Una de las principales ventajas de esta configuración es que se consiguen tiempos de exposición muy cortos y el coste de producción es menor que el de las otras dos tecnologías vistas anteriormente. Como principal desventaja cabe destacar que su factor de llenado está entorno al 30 %. Este factor de llenado se puede incrementar hasta aproximadamente un 60 % mediante el uso de microlentes colocadas delante de cada píxel, que lo que hacen es focalizar la luz incidente sobre los píxeles fotosensibles. Esta arquitectura es la más ampliamente utilizada en los dispositivos CCD.

Una vez finalizado el proceso de exposición, es necesario hacer una lectura de los fotoelectrones recogidos en los píxeles previo a su conversión en cuentas digitales. Se suele usar una analogía para explicar cómo se hace esta transferencia de carga o lectura de la matriz en dispositivos CCD. Podemos suponer que el principio de funcionamiento de la lectura de carga en los dispositivos CCD se asemeja a la medida espacial del agua de lluvia (luz en el caso de dispositivos CCD) que cae sobre un campo (detector), en el que se sitúan una serie de cubos (matriz de píxeles) uniformemente distribuidos que recogen este agua (que una vez recogida por estos cubos serían el equivalente a los fotoelectrones), que vuelcan su carga sobre una cinta transportadora que evalúa la cantidad de agua (fotoelectrones recogidos sobre cada píxel) sobre cada cubo [Mac86, Hea94] .

En el caso de los dispositivos CMOS, como ya se ha mencionado, no es necesario que la lectura de los píxeles se haga toda a la vez, es posible realizarla de forma independiente por píxel o por columna de píxeles. Para poder hacer una obturación uniforme en detectores CMOS se han de situar una serie de transistores alrededor

de cada píxel. La velocidad de lectura estará afectada por la velocidad a la que el convertidor analógico digital (AD)¹ pueda trabajar. A medida que la resolución del detector aumente, será necesario un convertidor AD más rápido. Esto limita los tiempos de exposición mínimos en este tipo de dispositivos.

Una de las ventajas que presentan los dispositivos CMOS frente a los CCD debido al modo en el que hacen la lectura de carga está relacionado con el fenómeno conocido como desbordamiento (*blooming*)². En los dispositivos CMOS este efecto se puede suprimir, debido a que se puede hacer una lectura de carga adecuada sobre los píxeles sobre-expuestos sin comprometer la lectura en el resto de la imagen. Los dispositivos CCD, por otro lado, requieren de una tecnología específica para soslayar los problemas de sobre-exposición. Los dispositivos CCD dotados de la tecnología de anti-desbordamiento lo que hacen es transportar la carga sobrante a una estructura destinada a almacenar este excedente de carga para evitar que afecten a los píxeles circundantes. Estas estructuras presentan la desventaja de que pueden disminuir la eficiencia cuántica y la linealidad del dispositivo [Say91, Hol98].

2.1.3 Rango dinámico

El rango dinámico se suele caracterizar como la razón entre el valor máximo de señal que es capaz de registrar un píxel y su valor mínimo. En otras ocasiones se suele expresar como la razón entre el valor de la máxima señal que es capaz de medir el fotodetector y el ruido de la cámara, donde la máxima señal medible viene determinada por la profundidad del pozo y el ruido de la cámara es la suma del ruido de la corriente de oscuridad (electrones libres generados por la energía térmica del silicio, proporcional al tiempo de integración y a la temperatura del detector) más los ruidos de lectura. Estos ruidos de lectura son una combinación de todos los ruidos generados durante el proceso de lectura de los electrones acumulados en los píxeles del detector, estos incluyen los debidos a la frecuencia de lectura, los producidos en el vaciado de carga de los transistores y los ruidos del amplificador

¹Convertidor analógico digital (AD), dispositivo que convierte una señal analógica en una señal digital, código binario interpretable por un ordenador.

²Fenómeno por el cual la capacidad de llenado de un píxel se puede ver desbordada por la presencia de una fuente muy intensa en la imagen, haciendo que la carga fluya a píxeles vecinos, dando falsas lecturas.

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

de salida. El rango dinámico de un dispositivo se puede expresar en decibelios de acuerdo a la siguiente expresión [Nay00]:

$$\text{Rango dinámico} = 20 \log \frac{N_{sat}}{N_{noise}} \quad (2.2)$$

donde N_{sat} es la capacidad de llenado del pozo, expresado en número de electrones y N_{noise} es el valor del ruido de lectura, también expresado en número de electrones. La cámara usada en este trabajo emplea un detector refrigerado por efecto Peltier que según las especificaciones del fabricante posee $N_{sat} = 18000 e^-$ y $N_{noise} = 8 e^-$, lo que produce un rango dinámico de 2250 cuentas (en este caso no está expresado en decibelios). Para garantizar que todas estas cuentas capturadas se traduzcan en cuentas digitales, bits, interpretables por un ordenador, es necesario usar un convertidor analógico digital (AD). Esta cámara opera con un convertidor AD de 12 bits, que es capaz de generar 4096 cuentas digitales ($2^{12} = 4096$) lo que garantiza que todo el rango dinámico del detector CCD (2250 cuentas) podrá ser traducido a bits. Vemos que el rango dinámico de una cámara y su número de bits son dos conceptos relacionados pero diferentes.

Cuanto mayor es el rango dinámico de un dispositivo, mayor es la respuesta que puede ofrecer entre las zonas oscuras y las muy iluminadas de la imagen capturada, en general, mayor es la información que cada píxel puede capturar [QIm]. Por tanto, mayor será el número necesario de bits del convertidor AD empleado para garantizar que todos los foto-electrones generados puedan ser traducidos a cuentas digitales.

Los dispositivos CCD ofrecen un rango dinámico más alto que los dispositivos CMOS aproximadamente en un factor dos, en condiciones de captura similares. Esto es debido otra vez a la forma en la que se realiza la lectura de carga en los dispositivos CCD, en los que la lectura de todos los píxeles de la matriz se hace a través de una salida común, siendo más fácil controlar la ganancia aplicada para minimizar el ruido de lectura, a diferencia de la forma de lectura que se aplica en dispositivos CMOS, en los que la lectura se hace a través de circuitos situados sobre cada píxel de la matriz.

característica	CCD	CMOS
señal de salida del píxel	paquetes de electrones	voltaje
señal de salida del chip	voltaje (analógico)	bit (digital)
señal de salida de la cámara	bit (digital)	bit (digital)
factor de llenado	alto	moderado
relación señal ruido	alta	moderada
coste relativo entre investigación y desarrollo	bajo	alto
rango dinámico	alto	moderado
uniformidad	alta	entre moderada y baja
anti-desbordamiento	medio bajo	alto
velocidad de respuesta	media alta	alta

Cuadro 2.1: Comparación entre las características y el rendimiento de los dispositivos CCD y CMOS.

2.1.4 Uniformidad

Se va a definir la uniformidad como la constancia en la respuesta de los distintos píxeles que conforman el dispositivo cuando están sometidos a las mismas condiciones de iluminación. En condiciones ideales, la respuesta de todos los píxeles debería ser la misma, pero errores durante el proceso de fabricación pueden llevar a respuestas distintas entre distintos píxeles del mismo detector sometidos a las mismas condiciones.

La uniformidad de los dispositivos CMOS en general es peor que la de los dispositivos CCD debido otra vez a la forma en la que se hace la lectura de carga en éstos, en los que cada píxel opera con su propio amplificador, pudiendo variar considerablemente la respuesta de píxel a píxel. Para solventar estos problemas, los fabricantes de CMOS han desarrollado amplificadores retroalimentados que compensan la ganancia para obtener una uniformidad mayor [Yu00].

Finalmente en el Cuadro 2.1 se puede ver una comparación entre los dos tipos de tecnologías.

Actualmente las dos tecnologías están muy asentadas y la elección de una u otra dependerá del tipo de aplicación a desarrollar y del presupuesto disponible. En

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

este trabajo se ha optado por una cámara con un detector CCD con una obturación de tipo interlineado, debido a que éstos presentan una relación señal ruido más alta, una eficiencia cuántica mayor y presentan mayor soporte por ser la tecnología más empleada en el campo científico e industrial [Lit01].

2.2 Caracterización del dispositivo CCD empleado

Como ya se ha mencionado anteriormente, las cámaras CCD son ampliamente utilizadas, tanto para el consumo general como el industrial y científico. Es en estos dos últimos campos donde se hace necesaria una caracterización y en su caso compensación de las posibles imperfecciones y fuentes de ruido que aparecen en estos dispositivos. Algunas de estas fuentes de ruido proceden de la propia naturaleza del detector (como pueden ser la corriente de oscuridad *-dark current-* y el ruido de disparo *-shot noise-*), por lo que generalmente no se pueden eliminar aunque sí minimizar y caracterizar para poder descontarlas o compensarlas en la imagen final.

Las imperfecciones proceden en su mayoría de errores en la fabricación industrial que pueden dar como consecuencia que la responsividad espectral pueda variar de unos píxeles a otros, efecto conocido como no uniformidad en la foto-respuesta (PRNU, *photo response non-uniformity*).

En este trabajo se ha empleado una cámara de la marca QImaging™, modelo Retiga EXi-Fast 1394 con un detector CCD Sony™ ICX285 de tipo interlineado de escaneo progresivo. Esta cámara está dotada de un mecanismo de refrigeración basado en el efecto Peltier, que según las especificaciones del fabricante consigue reducir la temperatura del detector 25°C por debajo de la temperatura ambiente.

Se ha hecho una caracterización del detector mediante la verificación de la ley de reciprocidad, estudiando los factores de no linealidad y no uniformidad de la respuesta y de la responsividad espectral del detector. Esta calibración fue realizada en las instalaciones del Instituto de Física Aplicada, perteneciente al Consejo Superior de Investigaciones Científicas en Madrid, con la inestimable ayuda de los doctores Joaquín Campos Acosta y Alejandro Ferrero Turrión.

2.2 Caracterización del dispositivo CCD empleado

2.2.1 Verificación de la ley de reciprocidad

Usualmente se suele modelar la respuesta de los píxeles de la cámara mediante la siguiente expresión [Hea94, Har01, Fer06a]:

$$N_i - N_{o,i} = R_i(\lambda)E(\lambda)t_{exp} \quad (2.3)$$

donde N_i es el número de cuentas asociadas al píxel i , $N_{o,i}$ es el número de cuentas asociadas al píxel i cuando no le llega luz (este término es usualmente denominado corriente de oscuridad), $R_i(\lambda)$ es la responsividad del píxel i , $E(\lambda)$ es la irradiancia que le llega al píxel i y t_{exp} es el tiempo de exposición.

Esta ley pone de manifiesto que si la responsividad de los píxeles $R_i(\lambda)$ fuera constante, se podría obtener la misma respuesta en el píxel i manteniendo constante el producto $E(\lambda)t_{exp}$, es decir, si se redujera a la mitad el tiempo de exposición y se duplicase la irradiancia sobre el detector, la respuesta N_i debería ser la misma, también debería cumplirse la situación inversa en la que duplicando el tiempo de exposición y reduciendo a la mitad la irradiancia sobre el detector, la respuesta N_i debería ser la misma. La ley de reciprocidad, bajo ciertas circunstancias [Fer06a, Fer06b, LA09, Fer06c], puede no cumplirse, dando lugar a que la respuesta de los píxeles dependa del tiempo de exposición.

En esta sección se hará un estudio de la dependencia de la responsividad de cada píxel R_i en función del tiempo de exposición t_{exp} , obteniendo el intervalo donde la ley se cumple de manera aproximada para este detector CCD. Como método alternativo se podría haber optado por variar la irradiancia que le llega al detector en lugar del tiempo de exposición, pero variando este último la toma de imágenes se puede automatizar haciendo que el proceso de captura de imágenes sea mucho más rápido.

En la Fig. 2.2 se puede ver un esquema del montaje experimental empleado. Éste estaba compuesto por una lámpara halógena estabilizada (0.1 mA) situada frente al puerto de entrada de una esfera integradora de 50 cm de diámetro (empleada para obtener una irradiancia aproximadamente homogénea sobre el detector CCD). Entre la fuente y la esfera se ha situado un dispositivo rotatorio para evitar el efecto del *speckle* sobre las paredes de la esfera. La cámara RGB (sin objetivo) se ha situado sobre un carril a 14 cm de la salida del puerto de la esfera integradora

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

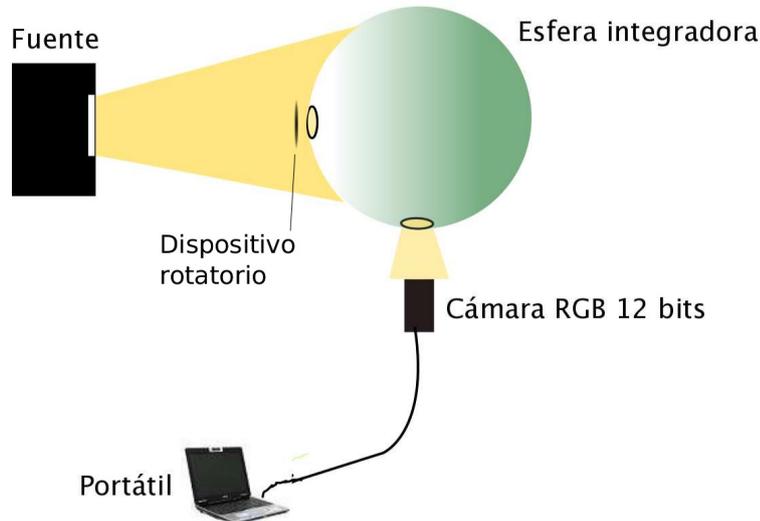


Figura 2.2: Esquema experimental empleado para la verificación de la ley de reciprocidad y de la determinación de los factores de no linealidad y no uniformidad.

(para asegurar que todo del detector CCD estaba iluminado), que forma un ángulo de 90° con la fuente. Este mismo montaje será también el empleado en la determinación del factor de no linealidad y en el de no uniformidad, que se verán en las secciones siguientes.

Para determinar el intervalo de validez de la ley de reciprocidad se han promediado series de 10 imágenes para reducir el ruido temporal [LA09] (aunque en este caso no se ha hecho un estudio exhaustivo para determinar cuánto disminuye el ruido con este número de repeticiones, esto es debido a que en las aplicaciones en las que se va a emplear la cámara no es posible promediar sobre varias capturas), con tiempos de exposición que varían desde los $400 \mu s$ hasta los $25 ms$ en una primera tanda, con una $E(\lambda)$ constante y desde los $60 ms$ hasta los $2 s$ en una segunda tanda, con otra $E(\lambda)$ distinta, esto se ha hecho así para evitar la sobreexposición y la subexposición en el detector. En todos los análisis realizados se ha tenido especial cuidado en mantener la respuesta de la cámara por encima de las 400 cuentas, para evitar que la relación señal ruido (SNR) sea muy baja y por debajo de 3500 cuentas (aproximadamente el 85 % del número de bits que se obtiene del convertidor AD, $2^{12} - 1 = 4095$) para no entrar en la zona de saturación [Hea94, Fer06b, LA09].

En el método empleado para evaluar la responsividad de los píxeles se va a

2.2 Caracterización del dispositivo CCD empleado

estimar la variación del tiempo de exposición en función de la respuesta promedio de los píxeles del detector, usando la siguiente expresión [LA09]:

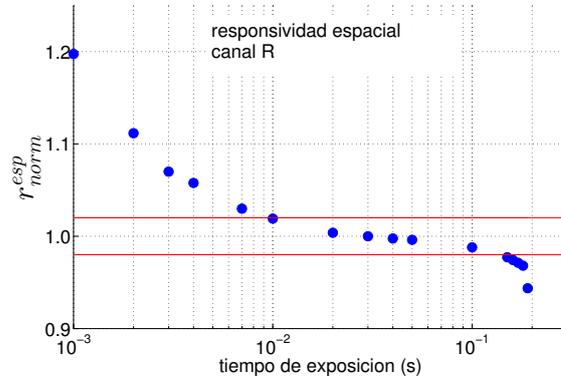
$$E(\lambda) \propto \frac{\overline{N_i - N_{o,i}}}{t_{exp}} \quad (2.4)$$

donde la barra vertical indica promedio espacial sobre todos los píxeles del detector. La irradiancia espectral $E(\lambda)$ que llega al detector no se ha medido, pero al ser ésta constante a lo largo de cada una de las tandas no es necesario tenerla en cuenta.

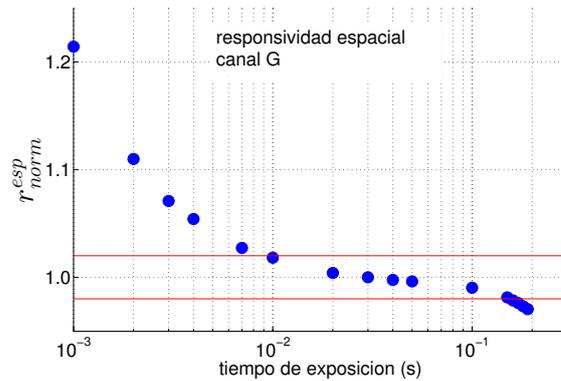
En la Fig. 2.3 se muestran los resultados obtenidos para la responsividad espacial (normalizada al valor para 30 ms , r_{norm}^{esp}) para cada uno de los canales de la cámara, en función del tiempo de exposición. Esta responsividad depende fuertemente del tiempo de exposición para tiempos por debajo de 10 ms , por lo que la ley de reciprocidad, Eq. 2.3, no se va a cumplir por debajo de este valor. Vemos como para tiempos de exposición por encima de 0.1 s la respuesta de la cámara en los canales R y G vuelve a depender fuertemente del tiempo de exposición. Por tanto, si nos queremos quedar en el intervalo en el que se verifica la ley de reciprocidad para este dispositivo de manera aproximada, con una variación entorno al 4% o menor, tendremos que restringirnos a tiempos de exposición por encima de 10 ms y por debajo de 0.1 s , tiempos de exposición que se van considerar comunes para los tres canales. Estos resultados coinciden con los encontrados por otros autores para dispositivos similares, [Fer06b, LA09].

A primera vista parecería que el rango para los tiempos de exposición es bastante restringido, sin embargo esto no va a ser un problema en las aplicaciones en las que vamos a emplear la cámara debido a que siempre lo haremos en entornos abiertos a la luz del día, en los que los tiempos de exposición serán muy bajos (menores de 0.1 s en el peor de los casos). En los casos en los que la radiancia de la escena sea tal que necesite tiempos de exposición menores de 10 ms , para no sobrepasar el nivel de 3500 cuentas que nos hemos fijado, se usarán filtros de densidad neutra para atenuar esta irradiancia. Los filtros empleados en este trabajo tienen una densidad óptica comprendida entre 0.2 y 3 en 632.8 nm . La variación espectral de estos filtros en el intervalo visible es suficientemente baja como para que no haya que tenerla en consideración.

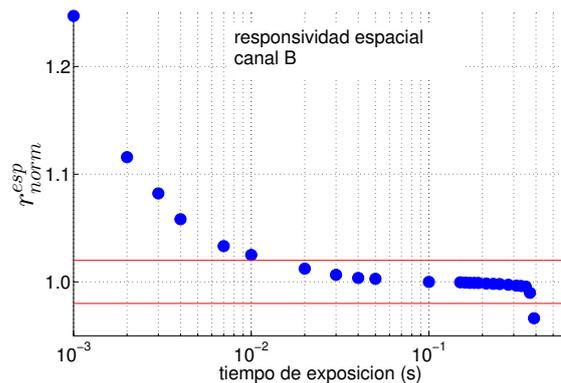
2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)



(a) canal R



(b) canal G



(c) canal B

Figura 2.3: Responsividad espacial media para los distintos canales. (a) Canal R, (b) canal G y (c) canal B. Las líneas rojas representan los límites en los que la variación de la ley de reciprocidad es menor o igual que el 4% del valor de referencia, tomado en 30 ms para los tres canales.

2.2.2 Caracterización de la no linealidad del CCD

Como hemos visto en la sección anterior, la responsividad de los píxeles no sólo depende del tiempo de exposición, sino que también va a depender del número de fotones recogidos. Suponiendo que esta dependencia con el número de fotones recogidos por el píxel i es independiente de la responsividad espectral del dispositivo [Fer06b], se puede obtener la siguiente expresión a partir de la Eq. 2.3 [Hea94]:

$$r_i^{NL}(N) = \frac{N_i - N_{o,i}}{R_i^0(\lambda)E(\lambda)t_{exp}} \quad (2.5)$$

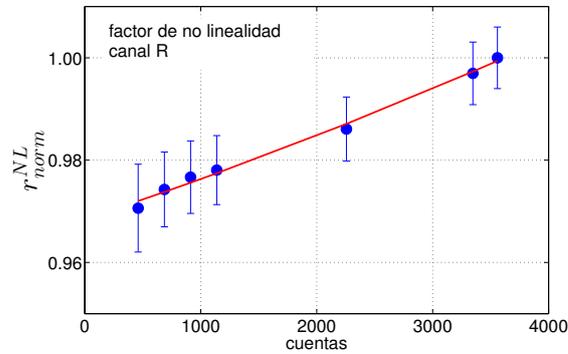
donde se ha separado la responsividad del píxel i de la Eq. 2.3, $R_i(\lambda)$, en dos factores, el llamado factor de no linealidad $r_i^{NL}(N)$, que como se indica depende exclusivamente del número de cuentas digitales y otro factor $R_i^0(\lambda)$, que sólo depende de la longitud de onda.

Teniendo en cuenta que el factor relevante es la evolución relativa del factor de no linealidad $r_i^{NL}(N)$, que la irradiancia $E(\lambda)$ la vamos a mantener constante a lo largo de todo el experimento y que vamos a suponer que la responsividad se puede considerar constante entre 10 ms y 0.1 s , vamos a usar la siguiente expresión para evaluar el factor de no linealidad [Hea94]:

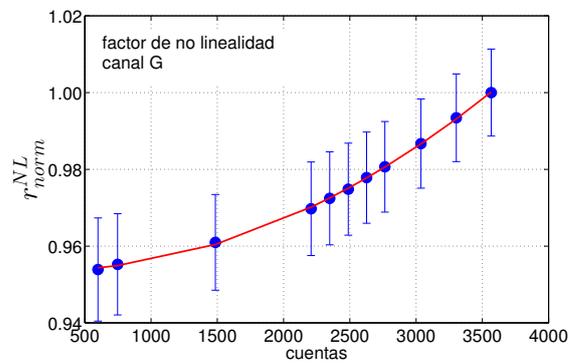
$$r_i^{NL} \propto \frac{N_i - N_{o,i}}{t_{exp}} \quad (2.6)$$

En la Fig. 2.4 se muestran los valores medios normalizados de los factores de corrección $r^{NL}(N)$ para distintos tiempos de exposición y para los distintos canales. Las curvas rojas corresponden a los polinomios de ajuste que se van a emplear para la corrección de la no linealidad de las imágenes, estos polinomios se aplicarán a las imágenes una vez capturadas. Para todos los canales se han usado polinomios de segundo grado. En el caso del canal B se han usado dos polinomios de ajuste distintos, uno para el intervalo comprendido entre 453 y 1125 cuentas y otro para el intervalo entre 1125 y 3464 cuentas. Las barras de error, líneas azules en la Fig. 2.4, corresponden a la desviación típica a lo largo de la matriz del detector. Como se puede observar, las barras de error para los canales R y G son prácticamente del mismo tamaño, lo que hace pensar que la respuesta relativa de los píxeles de estos canales es muy parecida. Para los tres canales se ve que la no linealidad está por

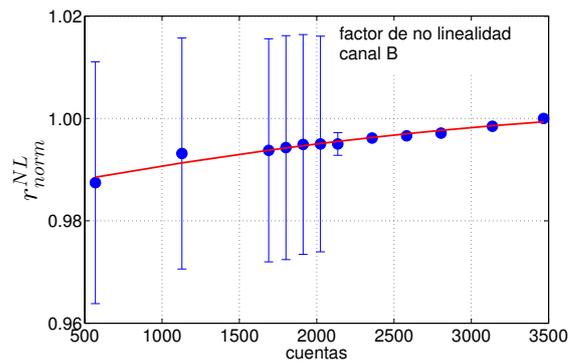
2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)



(a) canal R



(b) canal G



(c) canal B

Figura 2.4: Factores de no linealidad para los canales R (a), G (b) y B (c) en función del número de cuentas digitales. Las barras de error (líneas en azul) representan la desviación estándar de los factores de corrección a lo largo de la matriz del CCD. Las curvas de ajuste (en rojo) corresponden a polinomios de segundo grado, $a_0 + a_1x + a_2x^2$, donde a_0 , a_1 y a_2 son los parámetros del ajuste. Estos polinomios serán los que se usen para corregir la no linealidad del CCD. Los coeficientes de ajuste se pueden ver en el Cuadro 2.2.

2.2 Caracterización del dispositivo CCD empleado

canal	a_0	$a_1(\cdot 10^{-6})$	$a_2(\cdot 10^{-10})$	R^2
R	0.969	7.238	4.001	0.994
G	0.953	-0.552	39.512	0.998
B	0.979	19.012	-53.218	1.000
	0.993	0.243	5.833	0.991

Cuadro 2.2: Parámetros y coeficiente de determinación R^2 para el ajuste cuadrático ($a_0 + a_1x + a_2x^2$) realizado sobre los canales RGB (Fig. 2.4) para la compensación de la no linealidad. En el canal B se muestran los dos tramos del ajuste.

debajo de un 5 % para el intervalo comprendido entre unas 500 y 3500 cuentas. El canal B es el que presenta un comportamiento mejor, teniendo una desviación de la linealidad en el intervalo estudiado de aproximadamente un 1 %, Fig. 2.4 (c).

2.2.3 Caracterización de la no uniformidad del CCD

Una vez corregido el factor de no linealidad pasamos al cálculo del factor de no uniformidad. El factor $R_i^0(\lambda)$ de la Eq. 2.5 se puede considerar a su vez compuesto por dos términos, uno que va a tener en cuenta la variación media espectral de la responsividad a lo largo de todos los píxeles [$\langle R_i^0(\lambda) \rangle$], y otro relacionado con la respuesta relativa de cada píxel respecto al valor medio [$r_i^{NU}(\lambda)$]. Por tanto, el factor de no uniformidad lo podremos expresar como:

$$r_i^{NU}(\lambda) = \frac{N_i - N_{o,i}}{r_i^{NL}(N) \langle R_i^0(\lambda) \rangle E(\lambda)t_{exp}} \quad (2.7)$$

donde $r_i^{NU}(\lambda)$ es el factor de corrección de no uniformidad. Mediante la Eq. 2.3, esta última expresión se puede reescribir como [Fer06b]:

$$r_i^{NU}(\lambda) = \frac{N_i - N_{o,i}}{r_i^{NL}(N)} / \langle \frac{N_i - N_{o,i}}{r_i^{NL}(N)} \rangle \quad (2.8)$$

Una vez obtenidos los factores de no linealidad y no uniformidad se procederá a incluirlos de forma automática en la captura de imágenes mediante el empleo de la siguiente expresión [Fer06b]:

$$N_i^c = \frac{N_i - N_{o,i}}{r_i^{NL}(N)r_i^{NU}(\lambda)} \quad (2.9)$$

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

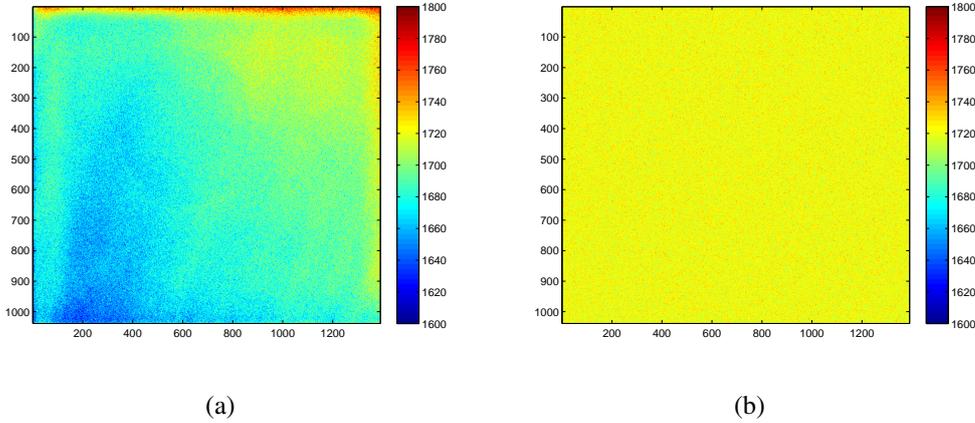


Figura 2.5: Comparación entre la respuesta de la matriz del CCD sin los factores de corrección (a) y una vez aplicada la Eq. 2.9 (b), para el canal R.

donde N_i^c es el nivel de cuentas registrado en el píxel i una vez corregida su respuesta de la componente de no linealidad y no uniformidad. Esta expresión se ha incluido en el algoritmo de captura desarrollado para la cámara empleada en este trabajo.

En la Fig. 2.5 se muestra en un mapa de intensidades los resultados de hacer la corrección de no linealidad y no uniformidad sobre una imagen uniforme capturada a la salida de la esfera integradora, con un tiempo de exposición de 15 ms . Como se puede apreciar en la Fig. 2.5 (b) la imagen no es una imagen totalmente uniforme debido a que ciertos ruidos son inherentes al proceso de detección, como puede ser el ruido de disparo [Hea94] y no se pueden eliminar.

2.2.4 Responsividad espectral del CCD

En la Fig. 2.6 se puede ver el montaje experimental empleado para la evaluación de la responsividad del detector CCD. En este caso también es necesario iluminar el detector de forma homogénea, pero en esta ocasión no se va a mantener la irradiancia constante, por lo que necesitamos de un detector calibrado para monitorizar estos cambios y poder usarlo como referencia.

Como fuente se ha usado una lámpara de incandescencia estabilizada. Inmediatamente después de la fuente se ha situado una lente para focalizar la luz sobre

2.2 Caracterización del dispositivo CCD empleado

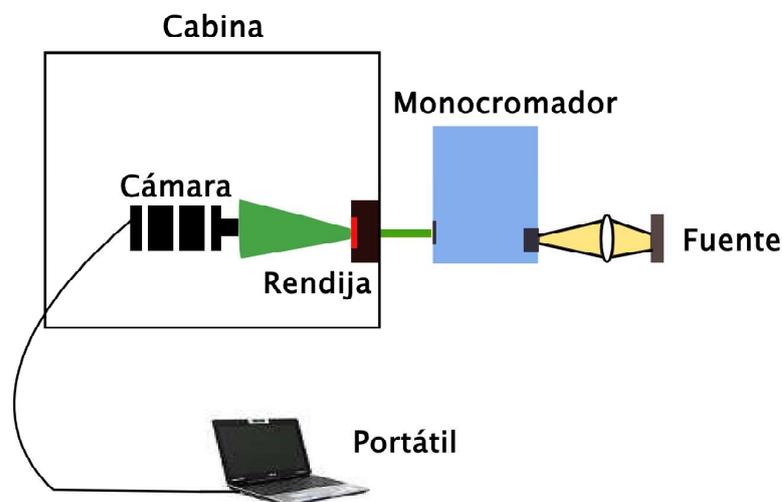


Figura 2.6: Montaje experimental para la calibración radiométrica del CCD.

el monocromador y poder hacer incidir más irradiancia sobre éste. Para estudiar la responsividad espectral del detector CCD se ha hecho un barrido desde 380 nm hasta 780 nm en pasos de 10 nm . Para facilitar el experimento se ha empleado un monocromador acoplado a un ordenador para realizar los cambios en la longitud de onda de manera automática. Como dispositivo se ha usado un radiómetro patrón (DSS01) de comprobada linealidad para la calibración, conectado al mismo ordenador que el monocromador para la lectura de datos. Todo el sistema se ha situado en una cabina cerrada para evitar la luz parásita que pueda llegar al montaje.

Una vez realizadas las medidas con el radiómetro, se han vuelto a repetir las medidas con la cámara situada en la posición del radiómetro. En ambas configuraciones se ha medido la respuesta de oscuridad tanto de la cámara como del radiómetro. Después de tomar todas las medidas se ha procedido a la evaluación de la respuesta espectral de la cámara mediante la siguiente expresión [Tur05]:

$$\mathfrak{R}_i = \frac{N_i - N_{o,i}}{t_{exp} E} \quad (2.10)$$

donde E se calcula empleando:

$$E = \frac{S_i - S_o}{\mathfrak{R}_p} \quad (2.11)$$

siendo S_i y S_o la respuesta del radiómetro en iluminación y en oscuridad, respectivamente, y \mathfrak{R}_p la responsividad del radiómetro.

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

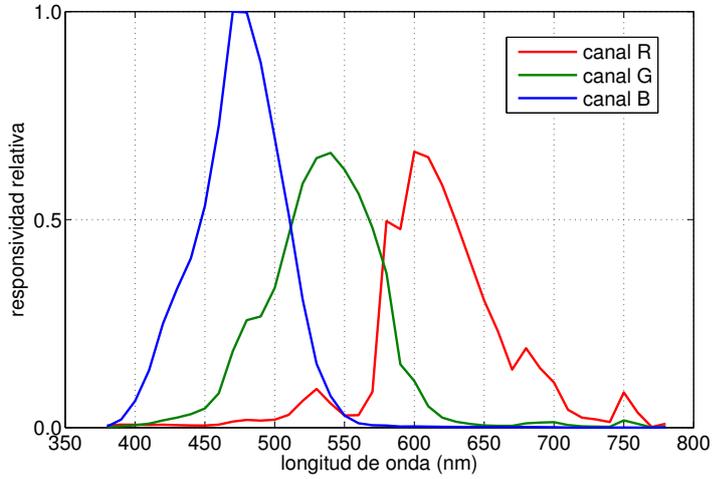


Figura 2.7: Responsividad espectral relativa del detector CCD para los canales R, G y B en función de la longitud de onda.

Si se tienen en cuenta las correcciones de no linealidad y no uniformidad, finalmente obtenemos que la expresión para la responsividad del píxel i de la cámara viene dada por:

$$\mathfrak{R}_i = \frac{N_i - N_{o,i}}{r_i^{NL} r_i^{NU} t_{exp} E} \quad (2.12)$$

En la Fig. 2.7 se pueden ver los resultados de la respuesta espectral del detector CCD.

Cabe mencionar que con este calibrado no se pretendía hacer una caracterización exhaustiva de la cámara completa, sólo estudiar los valores de no linealidad y no uniformidad en la respuesta del detector (CCD).

2.3 Resumen

Las dos tecnologías predominantes en la captura digital de imágenes en el momento de la escritura de este trabajo son la basada en dispositivos CCD y su competidora basada en dispositivos CMOS. A pesar de que esta última ha sido relegada prácticamente desde su invención en favor de la tecnología CCD, últimamente las mejoras en el diseño y la reducción de costes están volviendo a lanzar la tecnología CMOS como un serio competidor de los dispositivos basados en CCD.

Las mayores diferencias entre ambas tecnologías provienen de la forma en la que realizan la lectura de carga, presentando ambas ventajas e inconvenientes, que deberán ser sopesadas a la hora de decidir cuál de las dos se ajusta mejor a las necesidades planteadas. En este trabajo se ha optado por un dispositivo basado en la tecnología CCD dotado de una obturación de tipo interlineado, debido principalmente a que éstos presentan una relación señal ruido más alta, una eficiencia cuántica mayor y tienen mayor soporte, por ser la tecnología más empleada en el campo científico e industrial.

En este trabajo no se van a realizar medidas radiométricas o colorimétricas por lo que no se va a hacer una calibración completa de la cámara, en su lugar hemos optado por una calibración parcial del detector CCD, en el que hemos realizado una caracterización de los factores de no linealidad y no uniformidad que son propios de este tipo de dispositivos, así como una caracterización de la respuesta espectral del mismo en el rango comprendido entre los 380 y 780 *nm*.

2. CARACTERIZACIÓN DEL DISPOSITIVO CCD DE LA CÁMARA RGB (RETIGA EXI FAST 1394)

2.4 Synopsis

Nowadays CCD and CMOS are the two main technologies in the field of capturing images based on silicon devices. Despite that the CCD technology was preferred from the beginning over the CMOS one, the cost reduction and design improvements in CMOS devices turn this technology in a serious competitor over the devices based on CCD technology.

One of the main differences between both technologies come from how the charge lecture is made. Both technologies have its advantages and drawbacks. The choice of one technology over the other depends on the field of application and the project's budget. In this work we have opted for a device based on CCD technology with an interline transfer sensor. The main reasons for this election are based on the higher signal to noise ratio (SNR), the higher quantum efficiency and better community support. At the time of this writing, CCD devices are the main choice in both the industrial and scientific areas.

In this work we are not going to do radiometric or colorimetric measures, so it is not necessary an exhaustive calibration of all the components of the camera. Instead we constrict the calibration to the CCD device. We have made a characterization of the non linear and non uniformity factors. Also we have made a spectral characterization of the device in the range between 380 to 780 *nm*.

Efectos de la atmósfera sobre el color y la visibilidad de las imágenes naturales

3.1 Óptica atmosférica

Las principales características de la luz procedente de un objeto en una escena natural, como pueden ser el color, la intensidad, la polarización y la distribución espacial, se ven alteradas al interactuar aquella con las moléculas y partículas presentes en la atmósfera. Debido a estas interacciones se pueden producir modificaciones en el color percibido y una reducción en el contraste de los objetos, que puede llevar a que el objeto sea totalmente indiscernible en la escena. Estas alteraciones serán más importantes a medida que la distancia entre el objeto y el observador aumente y a medida que las condiciones atmosféricas sean más desfavorables.

Básicamente este tipo de interacciones se pueden resumir en los tres fenómenos conocidos como esparcimiento (aunque también se emplea el término dispersión en el campo de la física atmosférica o *scattering*, anglicismo usualmente aceptado),

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

absorción y emisión¹. La absorción y el esparcimiento ocurren simultáneamente debido a que todos los medios esparcen y absorben la radiación electromagnética a través de sus moléculas, aunque en el caso de la absorción sólo será relevante para trayectorias muy largas [Len93]. Como consecuencia de ambos fenómenos, la luz que proviene de los objetos se atenúa, pudiendo ser esta atenuación espectralmente selectiva. Diversos trabajos en el estudio espectral del esparcimiento de la luz por aerosoles hacen suponer que tanto el esparcimiento como la absorción se pueden considerar como funciones continuas de la longitud de onda, esto es, sin bandas ni líneas de absorción en el intervalo visible [Iqb83]. En este trabajo se va a suponer que la absorción y el esparcimiento se pueden considerar parte de un único proceso, denominado extinción, aunque en general, la contribución del esparcimiento va a ser mucho más determinante que la contribución de la absorción, al menos en el intervalo visible.

En los siguientes apartados se va a hacer una pequeña introducción a cada uno de estos conceptos, que posteriormente serán de interés para el desarrollo de un modelo físico del esparcimiento de la luz por las partículas atmosféricas.

3.1.1 Absorción

Los estados energéticos de las moléculas están cuantizados, así como la radiación electromagnética que incide sobre éstas. En los procesos de absorción, las moléculas experimentan transiciones desde estados de más baja energía a estados más energéticos, mediante el cambio de una de las tres formas de energía interna (rotacional, vibracional y de tipo eléctrico). Estos cambios de energía van a ser discontinuos y espectralmente selectivos, ya que sólo los cuantos que tienen una energía igual a la diferencia energética entre dos niveles pueden ser absorbidos por las moléculas.

La mayor parte de los estados excitados alcanzados son inestables, por lo que pasado un cierto período de tiempo, la molécula vuelve a su estado original y emite radiación, completándose el ciclo absorción-emisión. Estas transiciones pueden

¹El término recomendado por la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales es esparcimiento, dejando el uso del término dispersión para la dispersión de la luz en las diferentes longitudes de onda que componen su espectro.

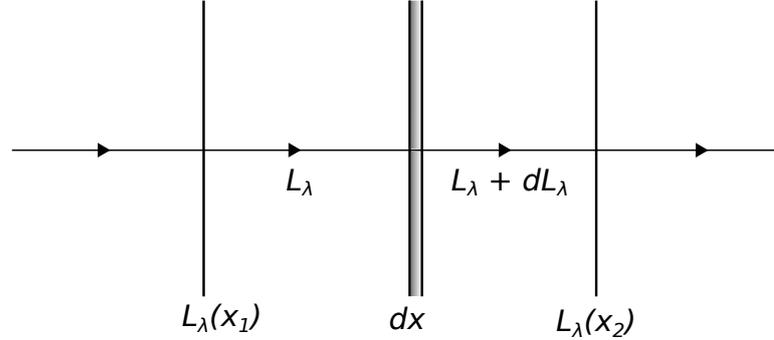


Figura 3.1: Esquema del paso de radiación a través de un medio absorbente de espesor dx .

ser espontáneas o estimuladas. En la atmósfera predominan las transiciones espontáneas, mientras que las transiciones estimuladas son las que se amplifican en dispositivos láser. La radiación emitida como consecuencia de estas transiciones tiene una energía igual a la diferencia entre el estado inicial y el final, debido a lo cual la emisión será también un proceso espectralmente selectivo.

Vamos a considerar la Fig. 3.1, en la que se representa de forma esquemática la absorción dentro de un medio. A partir de este esquema se van a obtener algunas de las ecuaciones básicas que se pueden deducir de este fenómeno. Para ello vamos a considerar un material absorbente de espesor dx . Dentro del material, la energía radiante sufre diferentes pérdidas debido a su conversión en otras formas de energía (procesos fotoquímicos, calor, etc) por tanto, después de atravesar un espesor dx , parte se transmitirá y parte se absorberá, de manera que la radiancia espectral L_λ inicial habrá sufrido una variación que vendrá expresada mediante la siguiente relación [Len93]:

$$dL_\lambda = -\beta_{ab,\lambda}L_\lambda dx \quad (3.1)$$

en la ecuación anterior se ha introducido el coeficiente de absorción, $\beta_{ab,\lambda}$, que lo vamos a considerar como la energía absorbida por unidad de distancia, con unidades m^{-1} (aunque en el ámbito de la óptica atmosférica es común expresar este coeficiente en Mm^{-1} , $1 Mm = 1 \cdot 10^6 m$). Si consideramos que el medio absorbente tiene un espesor comprendido entre x_1 y x_2 , tomando éstas distancias como límites de integración, y realizando la integración sobre la Eq. 3.1 se obtiene la ley

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

exponencial de atenuación de Beer (también conocida como ley de Beer-Lambert o ley de Beer-Bouguer-Lambert):

$$L_{\lambda}(x_2) = L_{\lambda}(x_1) \exp(-\delta_{ab,\lambda}) \quad (3.2)$$

donde $L_{\lambda}(x_1)$ es la radiancia inicial (por economía del lenguaje se va a suprimir el término espectral, aunque se debe tener en cuenta que todas las magnitudes en las que aparezca λ son definidas espectralmente), $L_{\lambda}(x_2)$ es la radiancia después de atravesar el espesor de material y $\delta_{ab,\lambda} = \int_{x_1}^{x_2} \beta_{ab,\lambda}(x) dx$ es el espesor óptico debido a la absorción, parámetro adimensional.

Usando la Eq. 3.2 se puede evaluar la transmitancia τ_{λ} en el material como:

$$\tau_{\lambda} = \frac{L_{\lambda}(x_2)}{L_{\lambda}(x_1)} = \exp(-\delta_{ab,\lambda}) \quad (3.3)$$

considerándola como la fracción de radiación que no es absorbida por el medio. El coeficiente de absorción es proporcional a la densidad del material absorbente, ρ (no confundir con la reflectancia del material). La energía se absorbe mediante la transición de un estado de energía a otro, por tanto el proceso de absorción depende del estado de energía de la molécula. Este proceso sólo ocurre en determinadas longitudes de onda por lo que se le denomina absorción selectiva [Len93].

3.1.2 Esparcimiento

El esparcimiento es otro proceso que atenúa la cantidad de radiación que atraviesa un medio, se produce en cualquier intervalo del espectro electromagnético por lo que se le va a considerar continuo. Cualquier molécula o partícula (a partir de ahora por abreviar emplearemos el término partícula, teniendo en cuenta que nos podemos referir tanto a moléculas como a partículas, independientemente de su tamaño) en la trayectoria de una onda electromagnética continuamente extrae energía de ésta y a su vez reemite esa energía en un determinado ángulo sólido centrado en la partícula. Para que el esparcimiento tenga lugar, la partícula tiene que tener un índice de refracción distinto al medio que la rodea. Se puede considerar por tanto que la partícula es una discontinuidad óptica en la propagación de la onda electromagnética. En la atmósfera, las partículas responsables de producir este fenómeno abarcan un amplio rango de tamaños (Cuadro 3.1), que van desde

tipo de partícula	radio (μm)	concentración (cm^{-3})
molécula de aire	10^{-4}	10^{19}
núcleos de Aitken	$10^{-3} - 10^{-2}$	$10^4 - 10^2$
bruma	$10^{-2} - 1$	$10^3 - 10$
niebla	$1 - 10$	$100 - 10$
nubes	$1 - 10$	$300 - 10$
gotas de agua	$10^2 - 10^4$	$10^{-2} - 10^{-5}$

Cuadro 3.1: Partículas naturales, no procedentes de contaminantes, responsables del esparcimiento atmosférico [McC76].

las partículas gaseosas hasta las gotas de agua. El origen de estas partículas puede ser variado, en el caso de ambientes urbanos, gran parte de las partículas responsables del esparcimiento provienen de la polución. Otra característica importante del esparcimiento es que, aún cuando la luz que incide sobre la partícula sea no polarizada, la luz esparcida tiene un cierto grado de polarización. El tipo y el grado de polarización dependen de las propiedades ópticas de la partícula, de la polarización de la luz incidente y de la dirección de observación de la luz esparcida [Boh05].

El esparcimiento se manifiesta en la atmósfera mediante tres procesos: luz difusa procedente del cielo, atenuación o debilitamiento del flujo de luz y pérdida de visibilidad de objetos distantes. Los dos primeros son consecuencia directa de los procesos de esparcimiento angular y total, respectivamente. El tercero es debido a una combinación de los dos primeros. Con las mismas consideraciones que se hicieron para la absorción, se pueden obtener las siguientes ecuaciones para el esparcimiento:

$$dL_\lambda = -\beta_{sc,\lambda} L_\lambda dx \quad (3.4)$$

donde se ha introducido el coeficiente de esparcimiento, $\beta_{sc,\lambda}$. Al igual que antes, el coeficiente de esparcimiento es proporcional a la densidad del medio.

Si consideramos una atmósfera homogénea (lo que implica un coeficiente de esparcimiento constante, $\beta_{sc,\lambda}$ no varía a lo largo de la trayectoria de observación, aunque mantiene su dependencia con la longitud de onda) y un objeto con una radiancia $L_{0,\lambda}$, entonces la radiancia que llega al observador procedente del objeto,

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

L_λ , a una determinada distancia vendrá dada por:

$$L_\lambda = L_{0,\lambda} \exp(-\beta_{sc,\lambda}x) \quad (3.5)$$

siendo x la distancia entre el objeto y el observador.

Tanto la absorción como el esparcimiento reducen el flujo inicial del haz procedente del objeto, por lo que ambos procesos se pueden considerar aditivos y englobados dentro de un mismo coeficiente, denominado coeficiente de extinción o atenuación:

$$\beta_{ex,\lambda} = \beta_{sc,\lambda} + \beta_{ab,\lambda} \quad (3.6)$$

Para caracterizar la importancia relativa de cada uno de estos coeficientes en un determinado medio, se introduce el término albedo¹ de esparcimiento simple (ω_λ):

$$\omega_\lambda = \frac{\beta_{sc,\lambda}}{\beta_{ex,\lambda}} = \frac{\beta_{sc,\lambda}}{\beta_{sc,\lambda} + \beta_{ab,\lambda}} \quad (3.7)$$

en el caso de un medio puramente absorbente se tendría un albedo $\omega_\lambda = 0$ y en el caso de que el medio esté dominado por el coeficiente de esparcimiento tendríamos un albedo $\omega_\lambda = 1$.

3.1.2.1 Tipos de esparcimiento

Cuando una onda electromagnética incide sobre una partícula, induce oscilaciones en las cargas eléctricas de éstas, que dan lugar a dipolos que radian ondas esféricas. Estas interacciones se pueden explicar mediante la teoría electromagnética y la teoría eléctrica de la materia. Debido a que las cargas oscilan de manera sincrónica con la radiación incidente, las ondas secundarias tienen la misma frecuencia que la radiación inicial incidente. Como excepción a este comportamiento, está el denominado esparcimiento de Raman, en el que la frecuencia de la radiación esparcida es diferente a la frecuencia de la radiación incidente. El esparcimiento Raman en el intervalo visible es despreciable desde el punto de vista energético [Len93], comparado con el esparcimiento de Rayleigh, que se verá a continuación.

Como ya se ha dicho, espectralmente el esparcimiento es un proceso continuo, aunque depende fuertemente de la longitud de onda para un tamaño determinado

¹El albedo es el porcentaje de radiación que cualquier superficie refleja respecto a la radiación que incide sobre la misma.

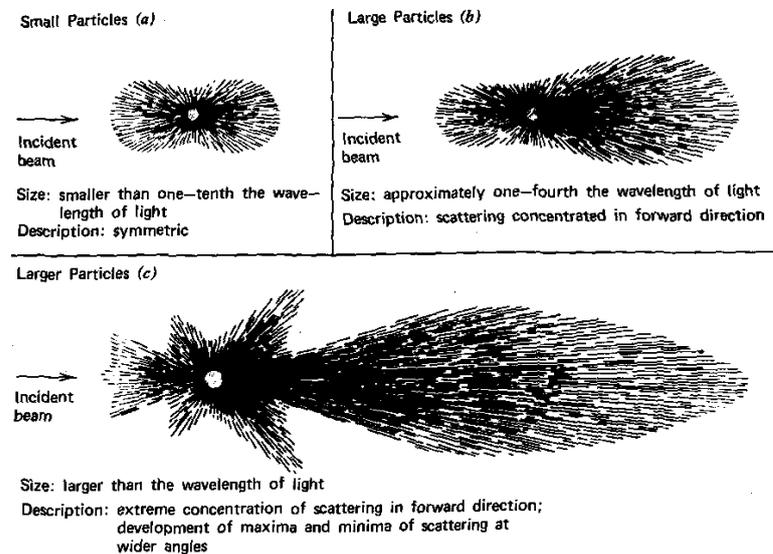


Figura 3.2: Patrones de esparcimiento en función del tamaño de las partículas y de la longitud de onda incidente ([McC76]).

de partícula. Debido al amplio rango de partículas presentes en la atmósfera, el esparcimiento presenta también mucha variabilidad en su forma, como se puede ver en la Fig. 3.2. Si la partícula es isótropa, el patrón de esparcimiento es simétrico respecto a la dirección de la onda incidente (a pesar de que esta suposición es muy fuerte debido a que la mayoría de las partículas no presentan una distribución isótropa, es común realizarla para simplificar el problema).

Las partículas relativamente pequeñas ($r \leq (1/10) \lambda$, donde r es el radio de la partícula y λ como es habitual, es la longitud de onda de la radiación incidente) esparcen de forma simétrica tanto en el sentido de incidencia como en sentido contrario. Este comportamiento se puede explicar mediante la solución de Rayleigh a las ecuaciones de Maxwell, en la cual aparece una dependencia en la intensidad de la luz esparcida con la segunda potencia del volumen de la partícula y una variación inversamente proporcional a la cuarta potencia de la longitud de onda incidente.

En el caso atmosférico, los principales centros dispersores son las moléculas gaseosas como CO_2 , O_3 , N_2O , CO , O_2 , CH_4 y N_2 [Iqb83]. En el caso de que $r \geq (1/10) \lambda$, las soluciones de Rayleigh no son suficientes y hay que recurrir a las soluciones de Mie. De forma exacta las soluciones de Mie sólo son aplicables a partículas isótropas, aunque en la práctica se suelen aplicar a partículas de cualquier

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

forma. Matemáticamente, las soluciones de Mie se expresan mediante una serie infinita que abarca todos los tamaños de partícula, siendo las soluciones de Rayleigh una simplificación de esta serie para el caso de partículas pequeñas, en relación a la longitud de onda incidente. Para tamaños de partículas medios ($r \approx (1/10) \lambda$) su patrón de esparcimiento se concentra en el sentido de la radiación incidente y es más intenso que el de las partículas pequeñas.

Las partículas de mayor tamaño ($r \geq (1/10) \lambda$) producen un esparcimiento aún mayor y tienen un patrón angular más complicado, presentando máximos y mínimos para diferentes ángulos (lóbulos en la Fig. 3.2). En todos estos casos, el patrón de esparcimiento está directamente relacionado con el índice de refracción de las partículas, por lo que además de su tamaño influirá el tipo de partícula.

En la mayoría de las situaciones se supone que las partículas interactúan únicamente con la luz incidente inicial, fenómeno conocido como esparcimiento simple. Sin embargo, lo más común es que las partículas se vean expuestas a la luz procedente de la interacción con otras partículas de su alrededor, esto es lo que se conoce como esparcimiento múltiple. La principal diferencia entre ambos tipos de esparcimiento es que el esparcimiento simple mantiene su dependencia con la longitud de onda, mientras que el esparcimiento múltiple se puede considerar independiente de ésta. Este efecto se pone de manifiesto cuando se mira al horizonte en horas distintas al amanecer y atardecer, cuando se observa un horizonte blanquecino. Un análisis de la interacción de la luz con las partículas atmosféricas, teniendo en cuenta el esparcimiento múltiple es matemáticamente muy complejo y requiere de tiempos de computación altos, siendo generalmente la contribución pequeña respecto a considerar únicamente el esparcimiento simple [Iqb83]. Por tanto, en la mayoría de los algoritmos, es común encontrar la aproximación de esparcimiento simple.

3.1.3 *Airlight*

Cuando se observa un paisaje durante el día, desde una posición elevada, se puede apreciar cómo los objetos progresivamente aparecen más claros a medida que nuestra vista se dirige desde los más cercanos a los próximos al horizonte. A este fenómeno se le conoce como *airlight*¹ y se debe al esparcimiento de la luz por

¹Se va a emplear el término en inglés por no haber una traducción directa al español.

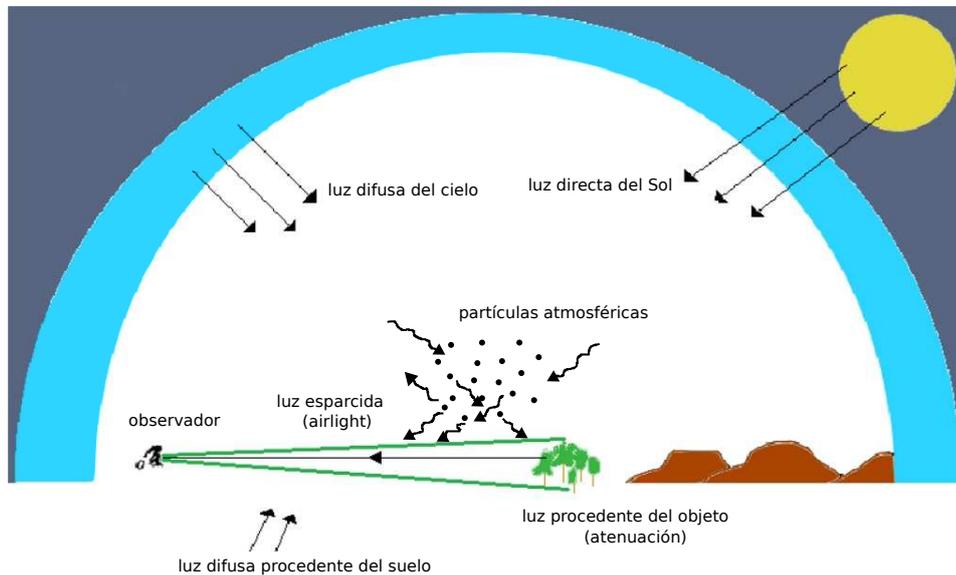


Figura 3.3: Representación esquemática de las diferentes contribuciones que le llegan al observador en una escena.

todas las partículas atmosféricas, que añaden luz en el cono de visión del observador. Generalmente, las fuentes luminosas que contribuyen al *airlight* provienen de la luz directa del Sol, de la luz difusa del cielo y de las reflexiones del suelo, aunque esta última componente se va a considerar despreciable frente a las otras contribuciones [Nar00]. En el caso de escenas en ambientes urbanos puede haber contribuciones de fuentes artificiales (como farolas, carteles luminosos o la iluminación procedente de edificios), que también tendrán una contribución, aunque muy pequeña comparada con las fuentes mencionadas anteriormente, por lo que tampoco serán tenidas en consideración. En la Fig. 3.3 se representa de manera esquemática las contribuciones de las distintas fuentes de luz presentes en una escena, así como las distintas componentes que llegan al observador.

El término de *airlight* se puede evaluar mediante la contribución de la luz esparcida en el tramo de atmósfera comprendida entre el objeto y el observador. Dado que vamos a evaluar las contribuciones desde el punto de vista del observador, emplearemos magnitudes fotométricas en lugar de las radiométricas. Así, por ejemplo, la magnitud radiométrica radiancia será sustituida por su equivalente fotométrica

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

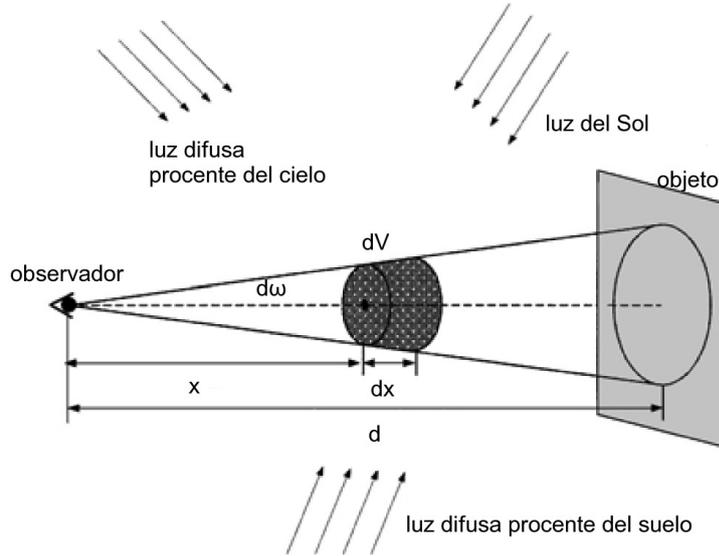


Figura 3.4: Representación esquemática del proceso de *airlight* [Nar99].

luminancia, mediante la siguiente expresión:

$$L_v = \int V(\lambda)L_e(\lambda)d\lambda \quad (3.8)$$

donde $V(\lambda)$ es la eficiencia luminosa del ojo humano, con un máximo situado en 550 nm y que tiende a cero en los extremos de 380 y 780 nm , aproximadamente. Cuando pueda haber lugar a confusión se emplearán los subíndices v y e para referirnos a conceptos fotométricos y radiométricos, respectivamente.

Para evaluar la contribución del *airlight* a lo largo de una trayectoria vamos a considerar el elemento de ángulo sólido $d\omega$ a lo largo del segmento que une al observador con el plano del objeto, supondremos que a lo largo de este camino el esparcimiento atmosférico es desconocido tanto en dirección, intensidad y componente espectral, aunque consideraremos que permanece invariable con la distancia [Nar08], (ver Fig. 3.4). Para cualquier ángulo de observación θ , a veces también denominado ángulo de esparcimiento ($0 \leq \theta \leq \pi$, debido a la simetría del proceso de esparcimiento), el coeficiente angular de esparcimiento $\beta_{sc,\lambda}(\theta)$ es proporcional al coeficiente angular total:

$$\beta_{sc,\lambda} = \int_0^{4\pi} \beta_{sc,\lambda}(\theta)d\omega \quad (3.9)$$

El elemento de volumen dV , viene dado por:

$$dV = d\omega x^2 dx \quad (3.10)$$

independientemente de la forma en la que la iluminación ambiental incide sobre el elemento de volumen, la intensidad luminosa dentro de este elemento en dirección al observador es [McC76]:

$$dI_\lambda = dV \sigma \beta_{sc,\lambda} \quad (3.11)$$

donde σ es un factor de proporcionalidad entre el esparcimiento angular y las propiedades de las partículas dentro del volumen dV . La iluminancia en el observador debido al esparcimiento viene dada por:

$$dE_\lambda = dI_\lambda x^{-2} \exp(-\beta_{sc,\lambda} x) \quad (3.12)$$

donde se ha tenido en cuenta la ley de la variación de la intensidad con el inverso del cuadrado de la distancia y la atenuación debida al esparcimiento total. Dividiendo ambos miembros de la ecuación anterior por el elemento de ángulo sólido se obtiene la luminancia de este elemento como:

$$dL_\lambda = \frac{dI_\lambda}{d\omega} x^{-2} \exp(-\beta_{sc,\lambda} x) \quad (3.13)$$

y a partir de las expresiones anteriores se llega finalmente a:

$$dL_\lambda = \sigma \beta_{sc,\lambda} \exp(-\beta_{sc,\lambda} x) dx \quad (3.14)$$

La iluminancia a lo largo de todo el camino se puede interpretar como la luminancia procedente del horizonte $L_{h,\lambda}$, que calculamos integrando entre 0 e ∞ y que no es más que $L_{h,\lambda} = \sigma$.

Suponiendo ahora que estamos observando un objeto distante frente al horizonte, situado a una distancia R , la luminancia de este objeto se puede calcular integrando la expresión de la Eq. 3.14 entre $x = 0$ y $x = R$, con lo que se obtiene:

$$L_\lambda = L_{h,\lambda} [1 - \exp(-\beta_{sc,\lambda} R)] \quad (3.15)$$

A partir de esta expresión se puede interpretar que para una distancia nula, $R = 0$, la contribución de la iluminancia que le llega al observador debido a la componente

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

de *airlight* es nula y para una distancia muy grande, $R \rightarrow \infty$, la iluminancia que le llega al observador se debe a la luminancia del horizonte.

Teniendo en cuenta los dos términos para la luminancia, uno debido a la luz que proviene directamente del objeto, atenuado por la atmósfera, Eq. 3.5, y otro debido a la que introduce el término de *airlight*, Eq. 3.15, se obtiene finalmente la luminancia total sobre el observador, que viene expresada por la siguiente relación:

$$L_\lambda = L_{0,\lambda} \exp(-\beta_{ex,\lambda}R) + L_{h,\lambda}[1 - \exp(-\beta_{ex,\lambda}R)] \quad (3.16)$$

en la que se han considerado las contribuciones de los coeficiente de absorción y esparcimiento englobadas dentro del coeficiente de extinción, $\beta_{ex,\lambda}$.

3.1.4 Visibilidad y contraste

Ya se han visto las principales interacciones que sufre la luz con las partículas atmosféricas, ahora veremos las consecuencias que tienen estas interacciones sobre la visibilidad de los objetos en escenas naturales.

La visibilidad es un concepto subjetivo que normalmente, en el ámbito de la óptica atmosférica, se define como la mayor distancia a la que es posible ver e identificar, a ojo desnudo, un objeto oscuro (se supone que el objeto tiene un tamaño suficientemente grande como para ser discernible por el sistema visual) frente al horizonte [Hus59]. En principio, este concepto estaría relacionado con la evaluación del contraste del objeto y su reducción como consecuencia de la atenuación. Sin embargo, como ya se ha mencionado, además de esta contribución tenemos que tener en consideración el término de *airlight*, dado que su resultado es la adición de luz en el cono de observación, también provocará que el objeto aparezca con colores menos saturados, y a partir de una determinada distancia, que su tono se confunda con el tono del horizonte haciendo prácticamente imposible distinguirlo frente al fondo.

Generalmente, el concepto de visibilidad se relaciona con el contraste en luminancia, dejando la componente cromática de lado, aunque posteriormente se verá que esta componente también aporta información importante a la determinación de la visibilidad del objeto.

Para introducir el concepto de contraste vamos a asumir un objeto aislado de su entorno, situado frente a un fondo uniforme y extenso. Bajo estas consideraciones el contraste se puede definir como:

$$C = \frac{L - L_h}{L_h} \quad (3.17)$$

donde L y L_h son la luminancia del objeto (a una determinada distancia) y la luminancia del fondo, respectivamente. El umbral de contraste vendrá definido como el menor contraste distinguible por el ojo humano, que suele estar representado mediante la letra ϵ . A partir de la Eq. 3.16 y la Eq. 3.17 se obtiene que, a una distancia R , el contraste entre un objeto idealmente negro (luminancia cero) y el horizonte viene dado por:

$$C = \exp(-\beta_{ex}R) \quad (3.18)$$

donde el argumento de la exponencial es lo que en óptica atmosférica se denomina espesor óptico. En el tratamiento del contraste vamos a considerar que el coeficiente de extinción se puede considerar independiente de la longitud de onda [Boh05]. La mayor distancia a la que un observador puede percibir un objeto negro depende del mínimo contraste que pueda discernir, por tanto, volvemos a ver que es un concepto subjetivo.

La Eq. 3.18 se ha obtenido bajo la suposición de que se trata de un objeto perfectamente negro, sin luminancia, que es una restricción fuerte. Para suavizar estas condiciones se define el contraste inherente, \bar{C} , entre dos objetos adyacentes o entre el objeto y el fondo como:

$$\bar{C} = \frac{L_0 - L'_0}{L'_0} \quad (3.19)$$

De manera similar se define el contraste aparente entre dos objetos, C_R , situados a una distancia R como:

$$C_R = \frac{L_R - L'_R}{L'_R} \quad (3.20)$$

donde L_R y L'_R son las luminancias aparentes de los objetos vistos a una distancia R . Se ha demostrado que se puede escribir el contraste aparente en función del contraste inherente como [McC76]:

$$C_R = \bar{C} \left(\frac{L'_0}{L'_R} \right) \exp(-\beta_{ex}R) \quad (3.21)$$

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

situación	$cd\ m^{-2}$
día claro	10^4
día cubierto	10^3
día muy cubierto	10^2
puesta de Sol, día cubierto	1
media hora después de la puesta de Sol, día claro	10^{-1}
noche clara con Luna llena	10^{-2}
noche clara sin Luna	10^{-3}
noche cubierta sin Luna	10^{-4}

Cuadro 3.2: Luminancias aproximadas para el cielo en diferentes situaciones cerca del horizonte [McC76].

En el caso particular de trayectorias horizontales, que es el caso que nos ocupa, siendo L'_0 y L'_R las luminancias del horizonte a una distancia 0 y una distancia R , se tiene que:

$$\frac{L'_0}{L'_R} = 1 \quad (3.22)$$

con lo que se puede considerar la luminancia del horizonte como un valor de *equilibrio*.

Finalmente se tiene que el contraste para un objeto situado a una distancia R viene expresado como:

$$C_R = \bar{C} \exp(-\beta_{ex}R) \quad (3.23)$$

3.1.4.1 Umbral visual de percepción

El sistema visual humano tiene una respuesta no lineal a los estímulos (ley general de Weber), lo que hace posible que abarque un rango dinámico que va desde las $10^4\ cd\ m^{-2}$ de la luz directa del Sol hasta las $10^{-4}\ cd\ m^{-2}$ de una noche sin Luna [Oht05], ver Cuadro 3.2. A día de hoy, no se ha conseguido ningún instrumento con un rango dinámico que se le pueda aproximar, aunque se está realizando un gran esfuerzo por desarrollar algoritmos que permitan aumentar el rango dinámico de las imágenes capturadas con dispositivos convencionales (HDR, *High Dynamic Range*, por sus siglas en inglés).

El incremento mínimo de la luminancia perceptible por el ojo viene dado por el umbral visual de percepción, que se caracterizará en función de que la fuente sea extensa o puntual. En el caso de fuentes extensas se trata de un umbral del tipo luminancia-contraste, es decir, usaremos un objeto rodeado por un campo extenso uniforme. Se evalúa haciendo una aproximación entre las luminancias del objeto y del fondo hasta el mínimo que el observador pueda discernir. Llamando a las luminancias L y $L + \Delta L$, el umbral ϵ se define como:

$$\epsilon = \frac{(L + \Delta L) - L}{L} = \frac{\Delta L}{L} \quad (3.24)$$

donde $\Delta L/L$ es la razón del mínimo incremento en la luminancia perceptible y la luminancia del campo. A esta razón se le denomina fracción de Weber, el cual observó experimentalmente que permanece aproximadamente constante para luminancias superiores a 1 cd m^{-2} y para objetos que subtenden ángulos mayores de 1° . El segundo tipo es el umbral para fuentes puntuales y es el que se usa en óptica atmosférica.

3.1.4.2 Visibilidad

Para introducir el concepto de visibilidad vamos a emplear la Eq. 3.23, que se puede expresar como [Hor81]:

$$C = \left(\frac{L_0}{L_h} - 1 \right) \exp(-\beta_{ex}R) \quad (3.25)$$

donde $(L_0/L_h - 1)$ es lo que antes hemos definido como contraste inherente \bar{C} . La visibilidad V se puede definir como la distancia a la cual el contraste es igual al umbral de visibilidad del sistema visual humano. Esta distancia vendrá dada por:

$$\epsilon = \bar{C} \exp(-\beta_{ex}V) \rightarrow V = \frac{1}{\beta_{ex}} (\ln|\epsilon| - \ln|\bar{C}|) \quad (3.26)$$

se introducen los valores absolutos debido a que el contraste puede llegar a ser negativo (objeto más oscuro que el fondo). Para el caso particular de objetos completamente negros, $\bar{C} = -1$ y $\epsilon = 0.02$ se obtiene la fórmula de Koschmider:

$$V = \frac{3.91}{\beta_{ex}} \quad (3.27)$$

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

Esta fórmula es ampliamente usada, sobre todo por su simplicidad. Las suposiciones que se han hecho para poder obtenerla son [Hor71]:

- El coeficiente de absorción es constante a lo largo de la línea de visión (suponiendo visión horizontal y omitiendo la curvatura de la Tierra).
- La cantidad de luz esparcida es proporcional al elemento de volumen y al coeficiente de extinción, también constante a lo largo de la línea de visión.
- Se supone que estamos tratando con un objeto idealmente negro, con el horizonte de fondo.
- Se asume un ojo modelo, con un umbral de contraste de 0.02 [Bla46].

En la mayoría de las situaciones estas restricciones no se cumplen completamente, por lo que en los casos en los que se necesita una mejor aproximación se emplea una fórmula modificada en la que sea fácil ir introduciendo las correcciones necesarias.

En un modelo más realista se tiene que tener en cuenta que el coeficiente de extinción varía con la distancia al observador debido a que el aerosol no se distribuye de forma homogénea (por la presencia de varios aerosoles o de fuentes de aerosol situadas en la línea de visión). Por razones similares, la cantidad de luz esparcida en un volumen también es función de la distancia recorrida por la luz en ese volumen. En el modelo se ha hecho la suposición de que los objetos usados son absolutamente negros, es decir, que tienen una reflectancia nula, lo que usualmente no se cumple, además, debido a la componente de *airlight*, estos objetos tendrán una determinada luminancia. Finalmente, el umbral de contraste del observador no se corresponderá en la mayoría de las situaciones con el observador estándar, aún cuando se trate de una persona con visión normal.

Por tanto, en los casos que se necesite mayor precisión, el contraste para un objeto situado a una distancia R y con una luminancia L se puede obtener como [Hor81]:

$$C_\lambda = \frac{\int_R^\infty A(x) \exp\left(-\int_0^\infty \beta_{ex,\lambda}(x) dx\right) dx + L_0 \exp\left(-\int_0^x \beta_{ex,\lambda}(x) dx\right)}{\int_0^\infty A(x) \exp\left(-\int_0^x \beta_{ex,\lambda}(x) dx\right) dx} \quad (3.28)$$

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

donde $A(x)$ es un parámetro que incluye la función de esparcimiento del aerosol, la iluminación procedente del cielo, de las nubes, del suelo, del Sol, etc. La visibilidad se obtiene al resolver esta ecuación haciendo $C_\lambda = \epsilon$ en función de la variable R . Se puede resolver explícitamente para algunos casos especiales, pero normalmente ha de resolverse por métodos numéricos.

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

Sin entrar en profundidad en definir las distintas aproximaciones y modelos que se emplean en la recuperación de imágenes naturales alteradas por la atmósfera, que se verán en el siguiente capítulo, en este apartado vamos a hacer uso del modelo dicromático del esparcimiento de la luz en la atmósfera. Mediante el empleo de este modelo seremos capaces de hacer una evaluación del cambio de color de los objetos en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas.

Diferentes autores [Nas02, Hen49, Bur87, Web97] han estudiado la gama de colores presentes en escenas naturales. Nascimento *et al.* [Nas02] han descrito la distribución de colores medidos tanto en escenas urbanas como en escenas naturales usando como referencia el diagrama de cromaticidad CIE 1931.

Las escenas naturales contienen una gran variedad de cromaticidades procedentes de diferentes objetos naturales (montañas, diferentes tipos de terrenos, bosques, etc), de objetos artificiales (edificios, carreteras, coches, etc) y del propio cielo. Los tonos ocre, rojo y marrón procedentes del terreno, verdes y amarillos procedentes de la vegetación y los azules y blancos procedentes del cielo son bastante comunes. Otros colores de tonos fundamentales como verdes, amarillos, rojos y púrpuras se pueden apreciar tanto en las flores y en las alas de los insectos como en objetos artificiales.

En escenas urbanas se observa que la gama de colores es ligeramente superior debido a la presencia de materiales artificiales. En general, las escenas medidas por Nascimento *et al.* [Nas02] incluyen objetos no demasiado alejados de la cámara capturados bajo condiciones atmosféricas óptimas, esto es, días despejados en los

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

que se puede considerar que la iluminación sobre la escena es constante, ausencia de viento y de condiciones meteorológicas adversas, como la presencia de nieblas o brumas. Hendly y Hecht [Hen49] han concluido que en general, las escenas naturales muestran valores bajos de pureza colorimétrica, esto es, sus coordenadas de cromaticidad no están cerca del borde del diagrama de cromaticidad, donde se sitúan los estímulos de color monocromáticos, y quedan lejos de la línea correspondiente a los púrpuras en el diagrama de cromaticidad.

El concepto de pureza del color está relacionado con el atributo perceptual de saturación del color, en otras palabras, cómo de puro es el color al que nos estamos refiriendo. Un color estará más saturado cuando sus coordenadas de cromaticidad estén representadas cerca de los bordes del diagrama y será un color menos saturado cuando sus coordenadas caigan cerca de la zona correspondiente a los blancos en el diagrama de cromaticidad. Estos autores han puesto de manifiesto que la saturación disminuye a medida que la distancia entre el objeto y el observador aumenta, incluso en días con buena visibilidad.

Como ya hemos mencionado antes, la atmósfera influye en el color percibido¹ de los objetos distantes en escenas naturales [McC76]. Cuando un observador mira objetos distantes, no sólo hay que considerar la componente de la luz que proviene directamente del objeto, que sufre de los fenómenos de esparcimiento y absorción, sino que también habrá que tener en cuenta el efecto del *airlight*, que añade luz en el cono de visión del observador. Esta componente añade luz de una coloración azulada o blanquecina en función del tamaño de partícula predominante en la atmósfera. Como consecuencia de la componente de *airlight*, los objetos aparecen más blanquecinos, con mayor luminancia y con colores menos saturados. A medida que la distancia aumenta, la componente de *airlight* va ganando peso y los colores aparecen menos saturados, pudiendo alcanzar la cromaticidad del horizonte. Este efecto influye en el contraste de las imágenes y puede ser fácilmente observable cuando se mira, por ejemplo, a una cadena de montañas situadas a una determinada distancia. El efecto del *airlight* puede haber condicionado estudios previos de la distribución del color de los objetos en la naturaleza.

¹La CIE (1970) define el color percibido como el aspecto de la percepción visual mediante el cual un observador puede distinguir entre dos campos del mismo tamaño, forma y textura basándose en las diferencias de la composición espectral de las radiaciones relacionadas con la observación.

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

El cambio en el tono de los objetos hacia el azul puede no ser evidente bajo ciertas circunstancias, en las que el esparcimiento de Mie puede predominar sobre el esparcimiento de Rayleigh. También puede influir la capacidad que tiene el ojo humano para descontar esta componente. Henry *et al.* [Hen00] han mostrado a través de experiencias psicofísicas que a pesar de que los objetos aparecen menos saturados con la distancia, el sistema visual humano es capaz de descontar este efecto y mantener el tono de los objetos. Este efecto es conocido como constancia del color atmosférico [Fos11].

La variación del color de los objetos con la distancia ha sido también evaluada de manera cuantitativa en varias ocasiones [Min54], aunque no parece haber nada publicado hasta la fecha referente a medidas colorimétricas de estos cambios. Por tanto, lo que primero nos hemos planteado es responder a la pregunta de cómo varían los colores de los objetos en función de la distancia de observación. Para responder a esta cuestión hemos empleado un modelo físico, tanto para el caso de días cubiertos como de días despejados. La evolución del color de los objetos con la distancia se ha evaluado en base al conocimiento experimental de ciertos parámetros atmosféricos, mediante los cuales fue posible la evaluación de la cromaticidad a cualquier distancia.

El segundo objetivo que nos marcamos con este estudio está relacionado con el concepto de visibilidad. Como ya se ha mencionado, hasta el momento el concepto de visibilidad es evaluado empleando la diferencia en luminancias entre el objeto y el fondo, el horizonte en nuestro caso. Sin embargo, en el caso de que estemos en el nivel de respuesta fotópica del ojo, como es el caso en las observaciones durante el día, la percepción de los objetos involucra la visión en color y por tanto cabe preguntarse, ¿por qué el color no es tenido en cuenta en las definiciones de visibilidad?. Como consecuencia nos hemos planteado estudiar cómo puede afectar a la medida de la visibilidad de los objetos incluir su componente de cromaticidad.

Como tercer objetivo hemos relacionado la constancia en la apariencia del color de un objeto en función de la variación de la luz día, es decir, hemos estudiado la constancia del color¹. La apariencia del color de los objetos no cambia para diferentes días, horas del día o para diferentes condiciones atmosféricas, a pesar de que

¹Capacidad que tiene el ser humano para mantener constante la apariencia de los colores de un objeto cuando se producen cambios de iluminación.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

estos cambios de iluminación produzcan cambios colorimétricos. Empleando una gran variedad de objetos, distintos autores, [Nas02, Rom07, Fos94, Zai97, Zai98] han encontrado relaciones lineales, con altos coeficientes de determinación, entre los valores de excitación de los distintos conos fotorreceptores (L, M o S) calculados para cada objeto bajo condiciones de iluminación distintas correspondientes a diferentes temperaturas de color. Foster y Nascimento [Fos94] han explicado esta constancia de color basándose en estas relaciones lineales. En este trabajo se ha comprobado que estas relaciones lineales se mantienen cuando se estudia la excitación de conos evaluada para objetos situados a diferentes distancias. Mediante estos resultados creemos que se puede profundizar en el estudio de la constancia del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia, como ya ha sido descrito por Henry *et al.* [Hen00].

3.2.1 Método

Para evaluar el color de un objeto con una reflectancia $\rho(\lambda)$ en una escena natural, tanto directa como indirectamente iluminado por el Sol a una determinada distancia, necesitamos evaluar la radiancia espectral que muestra el objeto a la distancia a la que se encuentra el observador. Esta radiancia espectral está compuesta de dos términos: uno será debido a la luz directa que proviene del objeto y llega al observador, término conocido como atenuación, más otra componente que añade luz en el cono de visión del observador como consecuencia del esparcimiento atmosférico, este es el término de *airlight*. El modelo físico que explica la radiancia que le llega al observador teniendo en cuenta estos dos términos es el denominado modelo dicromático de esparcimiento atmosférico (*dichromatic atmospheric scattering model*) [Nar00, Nar99] el cual viene representado de manera esquemática en la Fig. 3.3.

Veamos qué ocurre en el caso de días cubiertos, en los que la luz que le llega al objeto procede de toda la cúpula del cielo [Nar03a, Nar08], por lo que la Eq. 3.16 (volviendo a hacer uso de expresiones radiométricas) viene expresada como:

$$L_\lambda = L_{\infty,\lambda}\rho_\lambda \exp(-\beta_{ex,\lambda}R) + L_{\infty,\lambda}(1 - \exp(-\beta_{ex,\lambda}R)) \quad (3.29)$$

donde ρ_λ es la reflectancia espectral del objeto. En esta expresión estamos asumiendo que la superficie del objeto presenta un comportamiento lambertiano y que

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

la única fuente de luz es el cielo, por lo que vamos a considerar despreciable otras fuentes de luz procedentes del suelo o de otros objetos en la escena.

A partir de la relación que hay entre la irradiancia y la radiancia para objetos con un comportamiento lambertiano [Oht05]:

$$L = \frac{E}{\pi} \quad (3.30)$$

se obtiene la expresión para días claros, bajo los mismos supuestos realizados para la obtención de la expresión para el caso de días cubiertos:

$$L_\lambda = E_{R,\lambda} \frac{\rho_\lambda}{\pi} \exp(-\beta_{ex,\lambda} R) + L_{\infty,\lambda} (1 - \exp(-\beta_{ex,\lambda} R)) \quad (3.31)$$

donde $E_{R,\lambda}$ es la irradiancia espectral sobre el objeto iluminado por el Sol.

Usando la Eq. 3.29 y la Eq. 3.31 se pueden obtener las coordenadas de color para diferentes objetos situados a diferentes distancias si se tienen medidas experimentales o datos tabulados de los diferentes parámetros que intervienen. Estas coordenadas han sido calculadas en los espacios de color CIE 1931 (x , y , Y) y CIELAB [Wys82]. Los objetos empleados en este estudio proceden de la carta de colores *Macbeth ColorChecker DC* [23].

La radiancia espectral del horizonte $L_{\infty,\lambda}$, ha sido medida mediante el empleo de un espectrorradiómetro (*SpectraColorimeter, PR-650, Photo Research Inc. Chatsworth, California*). La irradiancia espectral sobre los objetos ha sido medida con el mismo instrumento a una distancia de observación cero, y se ha supuesto que era la misma a cualquier distancia del observador, tanto en días cubiertos como en días despejados. En la Fig. 3.5 se puede ver el montaje experimental realizado para las distintas medidas. Dado que el espectrorradiómetro, como cualquier otro fotodetector, viene afectado del denominado ruido de tipo disparo (*shot noise*), se ha realizado una simulación de este ruido empleando la estadística de Poisson [Smi07, Ban91], para poder evaluar la influencia de este tipo de ruido en el cálculo de las coordenadas de cromaticidad. Sin embargo, para los niveles de iluminación en los que se ha trabajado, estos efectos eran completamente despreciables, dando lugar a diferencias de color que se situaban por debajo de 0.1 unidades CIELAB.

Los coeficientes de extinción $\beta_{ex,\lambda}$, fueron medidos con un nefelómetro en el laboratorio del CEAMA (Centro Andaluz de Medio Ambiente) [cea]. Como ya se

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

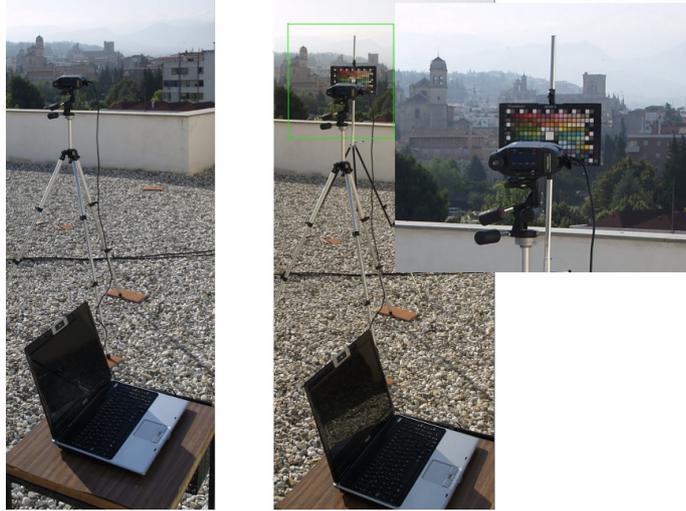


Figura 3.5: Montaje experimental para la medida de la radiancia del horizonte y de la irradiancia sobre las muestras de la carta de colores *Macbeth Color-Checker DC*.

ha mencionado anteriormente, el coeficiente de extinción es la suma del coeficiente de absorción y el coeficiente de esparcimiento. El coeficiente de esparcimiento fue medido para tres longitudes de onda (450, 550 y 700 nm) [Tan01] y extrapolado para el resto del rango visible, obteniendo el valor del parámetro u en la expresión:

$$\beta_{ex,\lambda} \propto \frac{1}{\lambda^u} \quad (3.32)$$

El parámetro u está relacionado con la cantidad y tipo de aerosoles presentes en la atmósfera [Iqb83]. Los valores de u van desde 0 para el caso de una niebla densa hasta 4 para el caso de una atmósfera completamente limpia. Este parámetro está directamente relacionado con el concepto de visibilidad, tomando valores bajos en el caso de días con niebla en los que la visibilidad también es baja.

El rango de variación de los coeficientes de extinción para los días evaluados se mueve entre los 14 y 143 Mm^{-1} para una longitud de onda de 550 nm, ver Cuadro 3.3. Bajo las condiciones atmosféricas estudiadas, hemos hecho la suposición de que estamos en la aproximación de esparcimiento simple [McC76].

Los valores típicos del parámetro u para condiciones de niebla generalmente se toman entre 1 y 2 [Iqb83]. En el Cuadro 3.3 se muestran para los días medidos

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

día (2010)	modelo	$\beta_{sc}(450\text{ nm})$	$\beta_{sc}(550\text{ nm})$	$\beta_{sc}(700\text{ nm})$	$\beta_{ab}(670\text{ nm})$	u
9 marzo	despejado	20.3	14.2	9.0	4.5	1.9
15 marzo	despejado	64.4	46.2	29.1	7.1	1.8
16 marzo	despejado	52.2	36.5	23.6	16.2	1.9
18 marzo	cubierto	95.2	93.5	86.9	54.5	1.4
19 marzo	despejado	105.1	98.1	87.5	54.5	0.4
14 abril	despejado	49.8	35.5	23.6	7.59	1.7
16 abril	cubierto	53.4	38.3	25.7	28.6	1.9
19 abril	despejado	34.2	23.8	16.0	3.1	1.7
20 abril	cubierto	71.6	47.9	29.9	12.0	1.9
21 abril	despejado	47.7	32.9	21.6	18.0	1.9
28 abril	despejado	32.6	23.3	16.2	14.5	1.6
23 noviembre	cubierto	167.5	116.6	73.3	43.3	1.9
24 noviembre	cubierto	25.3	17.8	11.3	8.1	1.8
26 noviembre	cubierto	115.5	84.6	57.0	56.0	1.6
9 diciembre	despejado	84.6	67.8	50.1	52.4	1.3
13 diciembre	despejado	192.7	141.1	96.0	77.5	1.6
14 diciembre	despejado	194.1	142.9	99.1	88.3	1.5
15 diciembre	despejado	132.7	97.7	67.3	74.3	1.5
16 diciembre	despejado	149.7	108.8	71.6	50.0	1.6

Cuadro 3.3: Días medidos, condiciones atmosféricas, coeficientes de esparsamiento y absorción (ambos coeficientes en Mm^{-1}) y coeficiente u .

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

distancia (km)	x	y	L^*	a^*	b^*
0.0	0.4177	0.5098	65.59	-17.97	65.45
0.2	0.4041	0.4900	66.53	-17.35	55.13
1.0	0.3674	0.4364	69.83	-15.31	33.90
2.0	0.3420	0.3991	73.13	-13.43	21.70
5.0	0.3091	0.3511	79.83	-9.93	7.81
10.0	0.2914	0.3251	85.94	-6.98	1.59
30.0	0.2794	0.3069	94.28	-3.04	-1.30
60.0	0.2806	0.3075	97.52	-1.46	-1.10
70.0	0.2817	0.3086	98.03	-1.21	-0.99

Cuadro 3.4: Evolución de las coordenadas de cromaticidad para la muestra 6G del *Color-Checker DC* en el espacio CIE 1931 (xy) y CIE 1976 $L^*a^*b^*$ para distintas distancias, 9 de marzo de 2010, día despejado, $u=1.9$.

los valores del parámetro u . Sólo un día tiene un valor de u menor que 1, correspondiente a un día con un alto contenido de polvo en la atmósfera. En el rango visible, el coeficiente de absorción ha sido considerado constante y medido a 670 nm [Len93], Cuadro 3.3.

3.2.2 Resultados

3.2.2.1 Variación del color de los objetos en función de la distancia de observación

En el Cuadro 3.4 se muestra la evolución de las coordenadas de cromaticidad de un objeto en función de la distancia de observación. Las coordenadas de cromaticidad están expresadas en los espacios de color CIE 1931 y CIELAB, donde hemos asumido que la métrica en este último espacio es euclídea, estando las distancias entre colores y las diferencias perceptuales en una relación 1 : 1. Sin embargo, las no uniformidades de este espacio están bien documentadas, en particular cerca de los límites de los colores espectrales [Luo07, Mel04]. Hay que tener en cuenta que los colores de las escenas naturales, tanto urbanas como rurales, tienen una gama limitada y raramente sus colores se aproximan a los extremos donde el espacio CIELAB es menos uniforme.

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

distancia (km)	x	y	L^*	a^*	b^*
0.0	0.4092	0.5293	65.96	-14.61	65.19
0.2	0.3888	0.4873	69.15	-11.87	43.53
1.0	0.3556	0.4190	77.72	-6.26	18.49
2.0	0.3420	0.3909	83.79	-3.52	9.57
5.0	0.3302	0.3664	91.91	-1.15	2.81
14.0	0.3261	0.3548	97.96	-0.20	0.35

Cuadro 3.5: Evolución de las coordenadas de cromaticidad para la muestra 6G del *Color-Checker DC* en el espacio CIE 1931 (xy) y CIE 1976 $L^*a^*b^*$ para distintas distancias, 18 de marzo de 2010, día cubierto, $u=1.4$.

El Cuadro 3.4 corresponde a un objeto con un tono entre amarillo y verde para un día despejado con algo de niebla (9 de marzo de 2010). Como se puede observar, las coordenadas de cromaticidad cambian a medida que varía la distancia, tendiendo a estabilizarse a largas distancias. De la Eq. 3.31 se deduce que esta tendencia evoluciona hasta las coordenadas de cromaticidad del horizonte. Para las componentes a^* , b^* y L^* la tendencia es hacia (0, 0, 100). Para poder obtener las coordenadas CIELAB hemos empleado como blanco de referencia el correspondiente a un objeto blanco perfecto iluminado bajo las mismas condiciones que el objeto a cada distancia.

En el Cuadro 3.5 se muestra la evolución de las coordenadas de cromaticidad para el mismo objeto que en el Cuadro 3.4 para un día cubierto (18 de marzo de 2010) con un valor del parámetro u menor. En este caso, las coordenadas de cromaticidad *límite* del horizonte se alcanzan a una distancia menor. Este día presenta una visibilidad menor que los previamente mostrados.

La variación de las coordenadas de cromaticidad en el diagrama CIE 1931 (x,y) en función de la distancia para una muestra de color entre amarillo y verde, para cuatro días (dos cubiertos y otros dos despejados) se muestra en la Fig 3.6. Los extremos de las curvas corresponden al color del objeto a distancia cero, tendiendo hacia las coordenadas de cromaticidad del horizonte a grandes distancias.

Para todos los días estudiados es posible distinguir dos partes en estas curvas. La primera corresponde a la variación de las coordenadas de cromaticidad del ob-

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

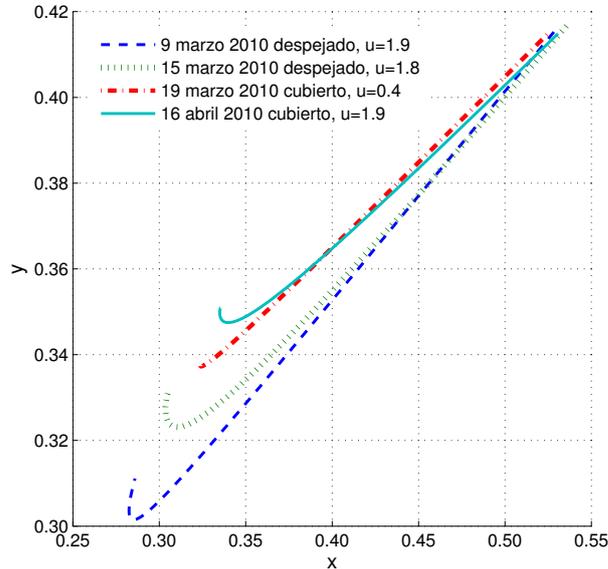


Figura 3.6: Evolución de las coordenadas de cromaticidad en el diagrama CIE 1931 para la muestra 4L del *Color-Checker DC* para cuatro días.

jeto desde 0 hasta medias distancias, mostrando una fuerte desaturación debido a la componente de *airlight*. Esta desaturación también está afectada por la dependencia en la longitud de onda que aparece en el coeficiente de extinción. De acuerdo con la Eq. 3.29 y la Eq. 3.31, la atenuación será mayor a longitudes de onda menores para la luz que procede directamente del objeto (primer término de las ecuaciones). Por otro lado, la componente de *airlight* será más importante a longitudes de onda cortas, proporcionando el típico tono azulado al color de los objetos presentes en escenas naturales. El resultado es la combinación de estos dos términos opuestos, siendo la componente de *airlight* la que adquiere más peso a medida que aumenta la distancia hasta el observador.

Para grandes distancias, sin embargo, el término $\exp(-\beta_{ex,\lambda}R)$ se hace más pequeño, por lo que la dependencia con la longitud de onda del término de *airlight* es menor, provocando que la cromaticidad del objeto tienda hacia la cromaticidad del horizonte, independientemente de la cromaticidad original del objeto. Es esta última parte la que hace aparecer el cambio de tendencia hacia las coordenadas de cromaticidad del horizonte en las curvas representadas en el diagrama CIE 1931,

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

Fig. 3.6.

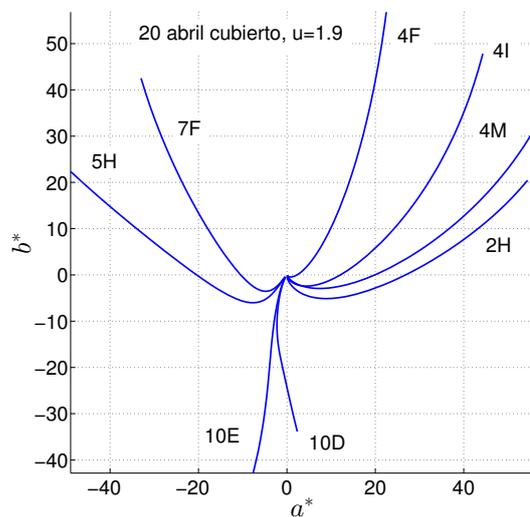
En la Fig. 3.7 se muestra la evolución para varias muestras en el mismo día para los sistemas CIELAB (Fig. 3.7 (a)) y para CIE 1931 (Fig. 3.7 (b)). Como se puede observar, la cromaticidad de cada muestra tiende a la cromaticidad del horizonte. Se puede deducir por tanto, que la gama de colores en una escena natural a largas distancias será menor que a distancias cortas. En la Fig. 3.8 y en la Fig. 3.9 se muestra la evolución de la gama de color de algunas de las muestras de la carta *Macbeth Color-Checker DC* en función de la distancia (en la Fig. 3.8 para un día despejado y en la Fig. 3.9 para un día cubierto). La gama de colores a distancia cero es similar a la encontrada en [Nas02] para escenas naturales. La gama de colores se va estrechando a medida que se va incrementando la distancia entre objeto y observador; este comportamiento es más notable en el caso de días cubiertos, donde el coeficiente de extinción es mayor y el parámetro u es menor que en el caso de un día despejado, dando lugar a una menor visibilidad.

3.2.2.2 El color y el criterio de visibilidad

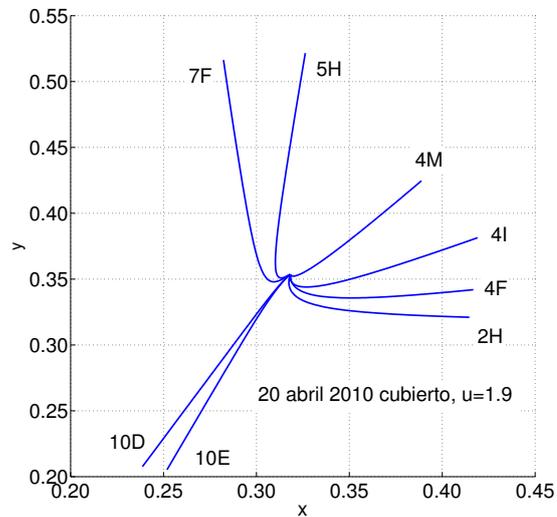
En el campo de la óptica atmosférica el criterio para determinar la visibilidad está relacionado con la habilidad perceptual de distinguir un objeto a una determinada distancia situado frente a un determinado fondo. Como ya se ha mencionado en apartados anteriores, este criterio normalmente se toma como la mayor distancia a la que se puede distinguir un objeto negro situado frente al horizonte. Debido a la componente de *airlight* un objeto negro situado a una determinada distancia tiene cierta luminancia, que puede ser discernida o no con la luminancia del horizonte. El concepto de visibilidad, por tanto, está basado en un criterio de umbral de contraste en luminancia entre el objeto y el fondo (horizonte en estos casos). Este criterio está basado en la luminancia percibida de un objeto y del fondo, pero sin tener en cuenta ningún criterio colorimétrico (ver apartado 3.1.4).

Atendiendo a la definición de visibilidad, cabe preguntarse, ¿tiene el color alguna influencia en la visibilidad de un objeto frente al horizonte?. Para responder a esta pregunta, se va a calcular en el espacio CIELAB las diferencias en color ($\Delta E_{L^*a^*b^*}$), claridad (ΔL^*) y cromaticidad ($\Delta E_{a^*b^*}$) entre los objetos y el horizonte. En la Fig. 3.10 se pueden apreciar estas diferencias a varias distancias. A partir de estas gráficas se puede deducir que para pequeñas distancias, la diferencia

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES



(a) CIELAB (a^* , b^*)



(b) CIE1931 (x,y)

Figura 3.7: Evolución de las coordenadas de cromaticidad para varias muestras del *Color-Checker DC*, 20 de abril de 2010, día cubierto. (a) CIELAB (componentes a^* , b^*) y (b) CIE 1931 (componentes x,y).

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

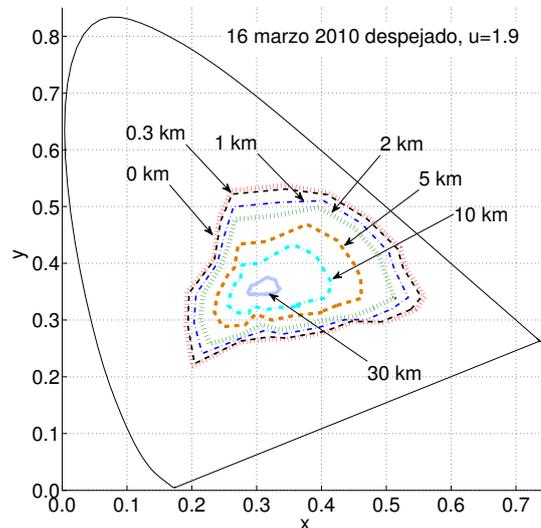
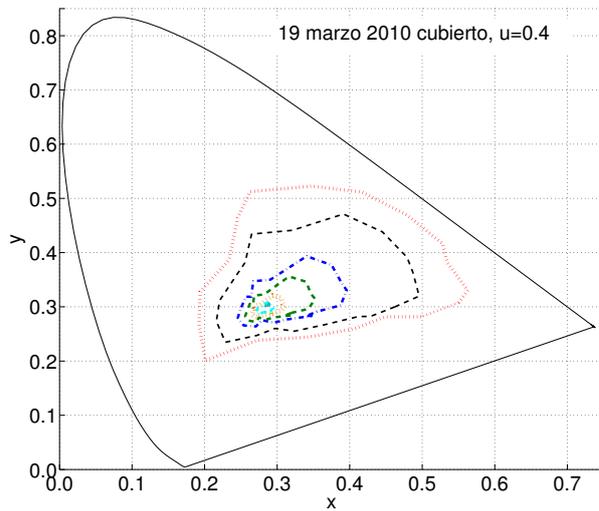


Figura 3.8: Reducción de la gama de colores a medida que incrementa la distancia. Representación en el diagrama CIE 1931 (x , y), 16 de marzo de 2010, día despejado.

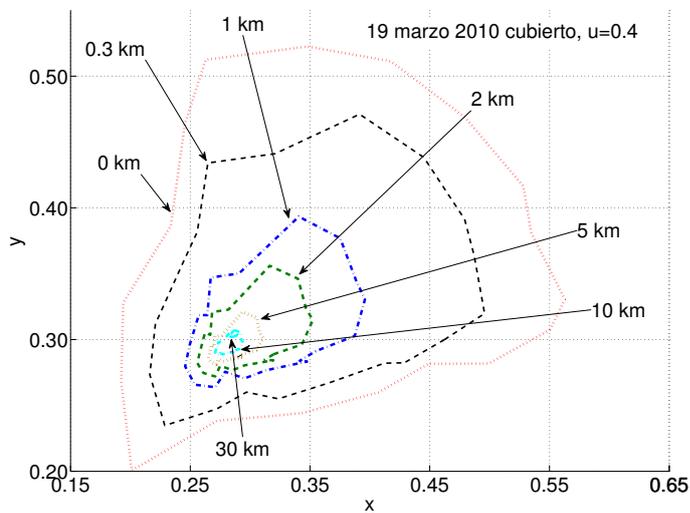
de color total ($\Delta E_{L^*a^*b^*}$) y la diferencia en luminancia (ΔL^*) están muy próximas, por lo que la contribución relativa de la cromaticidad ($\Delta E_{a^*b^*}$) es menos importante. Sin embargo, a pesar de que las tres curvas están próximas a grandes distancias, la contribución de la diferencia de cromaticidad es mayor que la diferencia en claridad.

La visibilidad como magnitud se ha calculado de acuerdo al criterio de umbral de luminancia [Hor81, Hor71], tomando como límite el valor de (0.02) dado por la fracción de Weber ($\Delta L^*/L^* = 0.02$). Esta razón mide el contraste entre el objeto (un objeto negro) y el fondo (horizonte). El numerador mide la diferencia en luminancia en el valor límite de discriminación entre ambos, mientras que el denominador es la luminancia del fondo. Este criterio está basado en la discriminación psicofísica en luminancia en condiciones de visión fotópica. Se ha optado por emplear el valor clásico dado (0.02) por la fracción de Weber [McC76] en lugar del valor (0.01) usualmente empleado en experimentos de psicofísica, en los que las condiciones de observación son ideales. El valor 0.02 establece un criterio para la visibilidad más restrictivo, que puede ser más ventajoso en ciertas circunstancias, como en seguridad en aeropuertos.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES



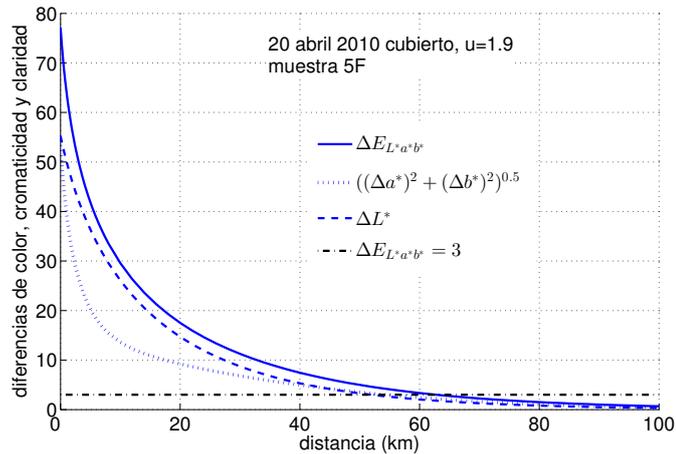
(a) CIE1931 (x,y)



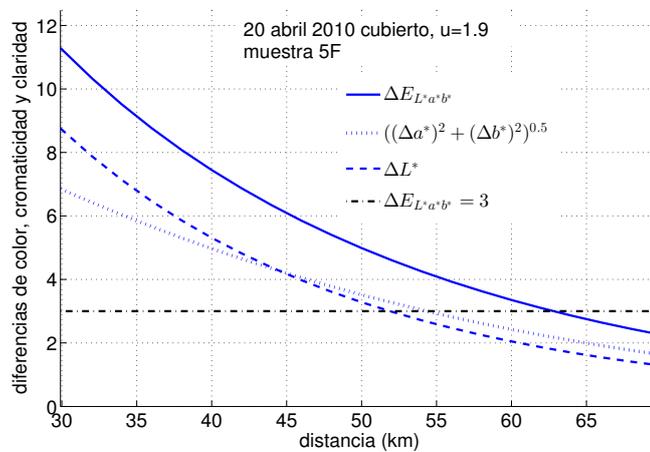
(b) Ampliación de (a)

Figura 3.9: (a) Reducción de la gama de colores a medida que incrementa la distancia representada en el diagrama CIE 1931 (x, y), 19 de marzo de 2010, día cubierto, (b) versión aumentada de la figura (a).

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas



(a) Evolución de varios parámetros en función de la distancia



(b) Ampliación (a)

Figura 3.10: Diferencias en claridad (ΔL^*), cromaticidad ($\Delta E_{a^*b^*}$) y color ($\Delta E_{L^*a^*b^*}$) entre el objeto y el fondo (horizonte), calculados en el espacio de color CIELAB, para mostrar la influencia del color de los objetos sobre su visibilidad frente al horizonte. (a) Diferencias de color en función de la distancia para la muestra 5F de la carta de color *Color-Checker DC* frente al horizonte, (b) versión aumentada.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

fecha (2010)	muestra	distancia (km)	$\Delta E_{L^*a^*b^*}$	$\Delta L^*/L^*$
15 marzo despejado, u=1.8	2C	48	3.37	0.021
	4L	44	3.06	0.021
	5F	48	3.14	0.021
	6G	42	3.65	0.022
	7F	48	3.37	0.021
	8D	48	3.40	0.022
	11E	48	3.66	0.022
16 abril cubierto, u=1.9	2C	46	2.81	0.022
	4L	44	2.35	0.020
	5F	46	2.84	0.022
	6G	42	2.40	0.021
	7F	46	3.02	0.022
	8D	46	3.10	0.022
	11E	48	2.63	0.020
20 abril cubierto, u=1.9	2C	60	2.89	0.020
	4L	54	2.75	0.022
	5F	60	3.15	0.020
	6G	52	2.95	0.022
	7F	60	3.35	0.021
	8D	60	3.40	0.021
	11E	60	3.09	0.021

Cuadro 3.6: Umbrales de diferencias de color y fracción de Weber para diferentes muestras frente al horizonte de la carta de colores *Color-Checker DC*, 15 de marzo (despejado), 16 de abril (cubierto) y 20 de abril (cubierto).

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

En lugar de considerar un objeto negro hemos usado seis objetos con colores diferentes, y mediante el empleo de los datos obtenidos (ver Cuadro 3.6 para los resultados de tres días) se ha estimado la distancia a la que la fracción de Weber, usando la claridad (L^*) como variable, tiene un valor próximo a 0.02 frente al horizonte. Para la misma distancia se ha determinado la diferencia en cromaticidad entre los objetos y el horizonte. Podemos evaluar por tanto a qué distancia concreta se alcanza el límite de la fracción de Weber para la visibilidad, y comprobar si para ese límite la diferencia en cromaticidad es suficiente para poder aportar algo a la visibilidad. La respuesta a esta cuestión va a estar determinada por la tolerancia en el color que se acepte. Cuando los colores están uno al lado del otro se suele aceptar 1 unidad CIELAB como límite. En otras ocasiones, debido a que esta diferencia es muy restrictiva se suelen emplear 3 unidades CIELAB como límite para discernir dos colores [Vrh94, Dre03].

Los resultados del Cuadro 3.6 muestran que para una diferencia de color de 3 unidades CIELAB y una fracción de Weber de 0.02 los resultados son muy similares, sin embargo, como también se puede apreciar, en algunos casos una fracción de Weber de 0.02 corresponde a valores por debajo de 3 unidades CIELAB, lo que hace pensar que los objetos se hacen indistinguibles a distancias más cortas que las especificadas por el criterio clásico de visibilidad.

Dependiendo de las condiciones atmosféricas del día analizado, la visibilidad de varios objetos es menor que la evaluada con criterios clásicos. Por otro lado, en condiciones de iluminación óptimas, es decir, nivel fotópico y un ángulo de visión mayor de 1° , si tomamos el criterio de diferencia de color CIELAB de 1 unidad, la distancia a la que el objeto se hace indistinguible del horizonte es mayor que la calculada con el criterio clásico. Se puede concluir por tanto, que el color puede influir en el contraste entre los objetos y el horizonte.

3.2.2.3 Razón entre la excitación de conos y la distancia de observación

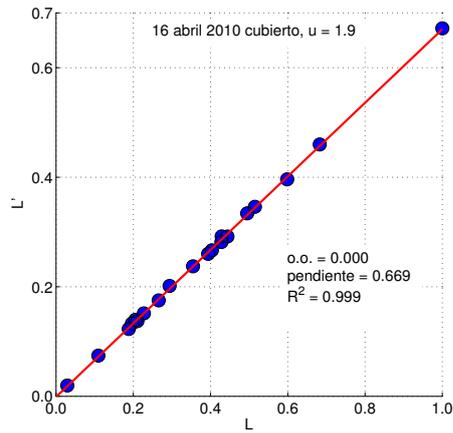
Se va a definir la constancia del color como la capacidad que tiene el ser humano para mantener constante la apariencia de los colores de un objeto cuando se producen cambios de iluminación. Esta propiedad se cumple bastante bien cuando hay cambios espectrales en la luz día, por ejemplo, durante diferentes fases del día o para diferentes días.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

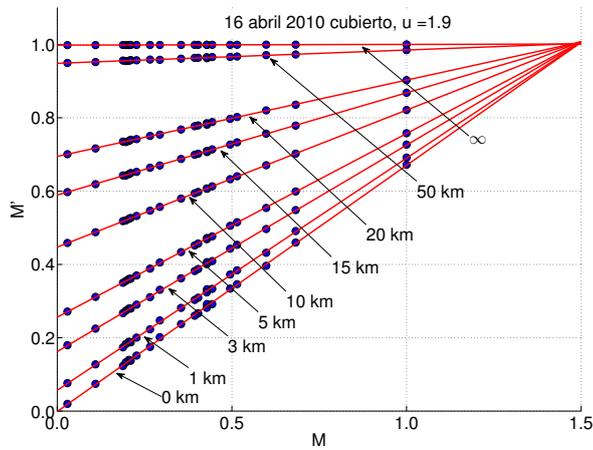
Hay varias teorías que explican este fenómeno [Fos11]; la denominada constancia del color relacional, está basada en la constancia de la razón de excitación de conos cuando cambiamos la iluminación sobre los objetos. Cuando para un tipo de cono receptor [DeM92], se evalúan los valores de excitación de éste ante un objeto bajo un determinado iluminante y después se evalúa de nuevo bajo otro iluminante, la razón entre ambos resultados es una línea recta con un alto grado de determinación [Nas02]. Algunas teorías desarrolladas para la creación de algoritmos de reconocimiento de objetos están basadas en la constancia en la razón de la excitación de conos [Fos11, Rom07].

En la Fig. 3.11 (a) se muestra un ejemplo de la constancia en la respuesta de la excitación de conos para dos iluminantes distintos. Para una serie de muestras de la carta de colores *Color-Checker DC* se ha representado la excitación de conos sensibles a largas longitudes de onda (tipo L) bajo un iluminante tipo luz día (eje de ordenadas) y bajo un iluminante equienergético (eje de abscisas). En este caso, estamos considerando como si todas las muestras estuvieran a distancia cero del observador, por lo que no hay que tener en consideración las pérdidas por atenuación o los cambios que pudiera acarrear el término de *airlight*. Como cabía esperar, estos resultados muestran un alto grado de correlación. En la Fig. 3.11 (b) se muestra un resultado similar para los conos de tipo M, pero en este caso los objetos se han ido colocando a diferentes distancias del observador. En este caso también aparecen relaciones con un alto grado de correlación pero con puntos de corte con el eje de ordenadas distintos a cero (ver Cuadro 3.7). El punto de corte con el eje de ordenadas va tomando valores más elevados y la pendiente de las rectas se va haciendo cada vez menor a medida que el objeto se sitúa a mayor distancia del observador. Estos resultados no son sorprendentes, debido a que la gama de colores de los objetos se va haciendo cada vez menor a mayores distancias, mientras que la constancia de la razón de excitación de conos se mantiene prácticamente inalterada. Este valor corresponde al valor de excitación de conos para el horizonte. La razón de que las ordenadas en el origen vayan creciendo con la distancia encuentra su explicación en el fenómeno de *airlight*. Los conos tienen una determinada respuesta para distancias distintas de cero, incluso para objetos negros cuyo valor de excitación de conos L, M y S sería (0, 0, 0) a distancias cortas, tienen un cierto valor debido a la componente de *airlight*.

3.2 Estudio del cambio del color de los objetos en escenas naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas



(a) Distancia 0



(b) Varias distancias

Figura 3.11: Razón entre la constancia de la excitación de conos para veinte muestras de la carta de colores *Color-Checker DC* (1F, 2C, 2G, 2I, 2R, 4I, 4K, 5F, 5M, 5R, 6G, 6H, 7M, 9M, 10F, 10H, 11H, 11I, 11N), 16 de abril 2010, día cubierto. (a) Constancia de la razón de conos para el canal L a distancia cero, (b) constancia de la razón de conos para el canal M a distintas distancias.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

distancia (<i>km</i>)	ordenada en el origen	pendiente	R^2
0	0.000	0.669	0.999
1	0.057	0.663	0.999
3	0.162	0.563	0.999
5	0.256	0.501	0.999
10	0.447	0.374	1.000
15	0.589	0.279	0.999
20	0.695	0.208	0.999
50	0.949	0.036	0.991
∞	0.998	0.002	0.956

Cuadro 3.7: Resultados del análisis de los diferentes datos obtenidos para la simulación a varias distancias para un total de veinte muestras (1F, 2C, 2G, 2I, 2R, 4I, 4K, 5F, 5M, 5R, 6G, 6F, 6H, 7M, 9M, 10F, 10H, 11H, 11I, 11N) de la carta de colores *Color-Checker DC*.

Estos resultados también pueden explicar la constancia de color en la atmósfera. Henry *et al.* [Hen00] han puesto de manifiesto que existe una correlación lineal entre los valores de la respuesta de excitación de conos y la constancia en el tono para objetos observados a diferentes distancias. Hagerdon y D’Zamura [Hag00] han empleado el modelo dicromático para relacionar la constancia en el contraste de los objetos vistos en condiciones de niebla con un modelo afín para representar la luz recibida por un objeto en condiciones de niebla. En este caso hemos demostrado que este modelo también es válido cuando se tienen en cuenta los valores de excitación de conos.

3.3 Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

A continuación vamos a hacer una ampliación del estudio realizado en el apartado anterior para imágenes hiperespectrales. Este estudio fue realizado en el Departamento de Física de la Universidad de Minho, Braga, Portugal, bajo la supervisión

3.3 Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

del Profesor Sérgio M. C. Nascimento durante una estancia de tres meses en el año 2011 [LG13]. Como en el caso anterior, vamos a emplear el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico como base de nuestras simulaciones, aunque en este caso el objetivo del estudio es evaluar el volumen de la gama de colores y el número de colores discernibles sobre una base de datos de imágenes hiperespectrales (los detalles de esta base de datos se verán en el siguiente apartado). Para las simulaciones computacionales vamos a usar los mismos parámetros atmosféricos que en el apartado anterior debido a que éstos recogen la variedad de condiciones atmosféricas en las que estamos interesados.

3.3.1 Método

En este caso, para realizar las simulaciones, nos vamos a quedar con la ecuación obtenida para el caso de días cubiertos, Eq. 3.29, en la que se considera que la iluminación sobre la escena es uniforme, con lo cual los cálculos son más sencillos. El término $L_{\infty,\lambda}$, que en el apartado anterior lo habíamos considerado como la radiancia del *airlight* a una distancia infinita, en términos prácticos, la radiancia del horizonte, lo vamos a considerar ahora como la radiancia de un blanco situado en la escena [Fos06], es decir, vamos a considerar que podemos recuperar la radiancia de la escena mediante la irradiancia medida sobre un blanco colocado en la escena del que conocemos su reflectancia espectral.

Los efectos de los diferentes coeficientes de extinción para distintas distancias se han simulado usando una base de datos de imágenes hiperespectrales. Esta base de datos está formada por 17 escenas rurales de áreas no cultivadas, compuestas por rocas, árboles, flores, hierba, maleza, tierra, y otras 21 imágenes de ambientes urbanos en la que aparecen principalmente edificios.

Esta base de datos fue obtenida mediante un sistema hiperespectral compuesto por una cámara digital con una resolución espacial de 1344x1024 píxeles (*Hamamatsu*, modelo C4742-95-12ER, *Hamamatsu Photonics K. K.*, Japón), y un filtro de cristal líquido sintonizable (*Varispec*, modelo VS-VIS2-10-HC-35-SQ, *Cambridge Research & Instrumentation, Inc.*, Massachusetts). El filtro sintonizable estaba montado enfrente de un objetivo de 75 mm de distancia focal. El ángulo de visión

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

del sistema era aproximadamente de unos 6° y su resolución espacial era comparable a la que tiene el ojo humano.

Las imágenes fueron adquiridas en el rango 400-720 nm en pasos de 10 nm . Los datos hiperespectrales adquiridos fueron calibrados empleando las medidas de un espectroradiómetro (*SpectraColorimeter, PR-650, Photo Research Inc. Chatsworth, California*) sobre la luz reflejada de una superficie gris situada en la escena justo después de la adquisición de la imagen.

Para poder realizar las simulaciones computacionales es necesario conocer las reflectancias espectrales y la radiancia espectral de un blanco situado en la escena. La luz reflejada de un gris de referencia se empleó para obtener la radiancia espectral de un blanco y para obtener la iluminación normalizada de la escena, y a partir de estos datos poder obtener la reflectancia espectral de cada píxel (consultar [Fos06] para obtener más detalles acerca de la técnica empleada para recoger las imágenes y [Lin08] para las imágenes de la escena).

Para cada píxel de la imagen, la radiancia espectral correspondiente ha sido calculada mediante el empleo de la Eq. 3.29, a una distancia R y para un coeficiente de extinción $\beta_{ex,\lambda}$. Hemos empleado como iluminante el recuperado de las escenas [Fos06]. Como blanco de referencia se ha empleado un blanco perfecto ($\rho(\lambda) = 1$) a cada distancia simulada. Hemos calculado las coordenadas de color CIELAB y a partir de éstas se ha evaluado la gama de colores de la escena para unas determinadas condiciones. El número de colores discernibles se ha estimado haciendo una segmentación del volumen de color CIELAB en cubos unitarios y haciendo un conteo del número de cubos no vacíos, método que produce una aproximación razonable al número de colores discernibles de una escena [Poi98]. Como paso siguiente se ha estudiado la reducción en el número de colores discernibles en las escenas en función de la distancia de observación para ciertas condiciones atmosféricas.

3.3.2 Resultados

En la Fig. 3.12 y en la Fig. 3.13 se pueden apreciar los resultados de la simulación computacional para dos imágenes, una para una escena urbana (Fig. 3.12) y la otra para una escena rural (Fig. 3.13) bajo dos condiciones atmosféricas diferentes, dos parámetros de extinción $\beta_{ex,\lambda}$. La primera fila de cada figura corresponde a

3.3 Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

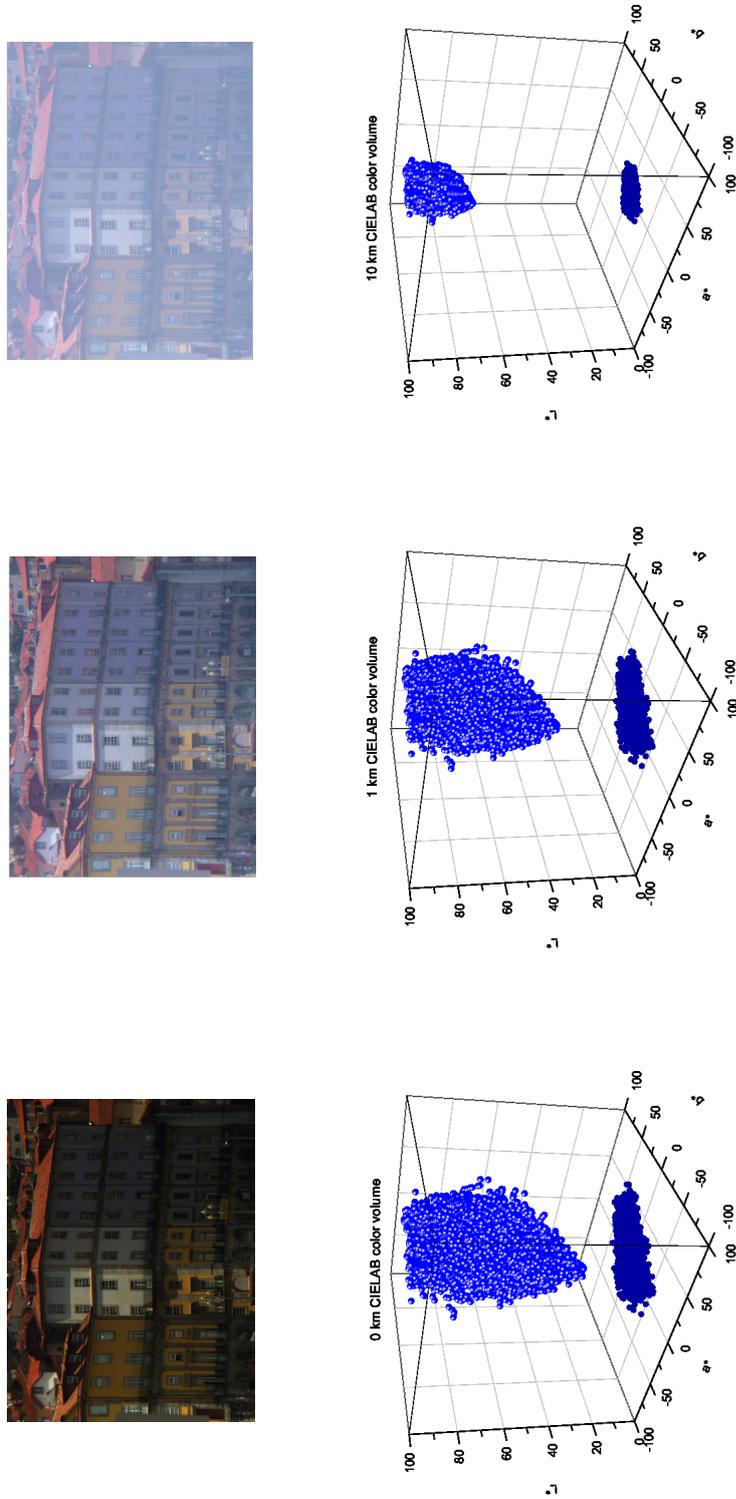


Figura 3.12: La primera fila corresponde a las imágenes RGB de muestra, obtenidas a partir de los datos hiperespectrales para tres distancias (0 km , 1 km y 10 km). Esta imagen corresponde a una escena urbana con un coeficiente de extinción $\beta_{ex,\lambda} = 60.3 Mm^{-1}$. La segunda fila corresponde a las coordenadas CIELAB para cada escena a las tres distancias simuladas.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

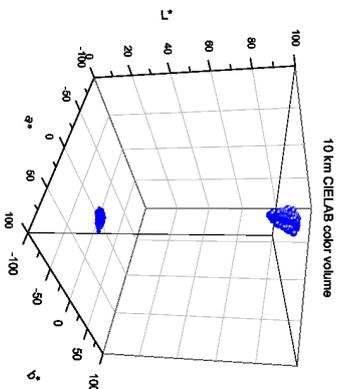
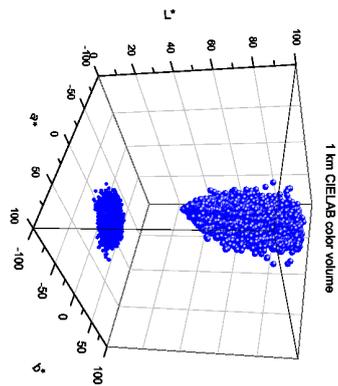
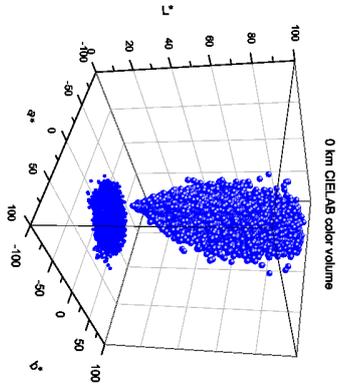


Figura 3.13: La primera fila corresponde a las imágenes RGB de muestra, obtenidas a partir de los datos hiperspectrales para tres distancias (0 *km*, 1 *km* y 10 *km*). Esta imagen corresponde a una escena rural con un coeficiente de extinción $\beta_{ex, \lambda} = 125.2 \text{ Mm}^{-1}$. La segunda fila corresponde a las coordenadas CIE LAB para cada escena a las tres distancias simuladas.

3.3 Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

la representación RGB de las imágenes hiperespectrales, empleadas aquí sólo con propósitos representativos. Tanto en la Fig. 3.12 como en la Fig. 3.13, la primera columna corresponde a la imagen original (distancia de observación de 0 *km*), la segunda columna corresponde a una distancia de observación de 1 *km* y la tercera a 10 *km*. Las simulaciones han sido realizadas manteniendo la geometría de la escena invariable pero incrementando la distancia del punto de observación simulado. La segunda fila de cada imagen corresponde a las coordenadas CIELAB para cada distancia y para cada escena. Estos gráficos muestran la reducción de la gama de colores a medida que la distancia a la escena aumenta. Como se ha visto en el apartado 3.2.2.1 la cromaticidad de los objetos tiende a las coordenadas de cromaticidad del horizonte a medida que la distancia de observación aumenta. Este comportamiento ya hemos visto que puede ser deducido de la Eq. 3.29.

Como consecuencia de la dependencia espectral en el término de *airlight* debida al coeficiente de extinción, esta tendencia es más pronunciada para objetos con un tono distinto al azul. Las coordenadas de cromaticidad (a^* , b^*) se compactan produciendo una reducción en la gama de colores a medida que la distancia de observación aumenta. Para la componente de claridad (L^*) se observa una variación hacia su valor límite de 100 debido al término de *airlight*.

Debido a esta compresión en las coordenadas de cromaticidad (a^* , b^*) y al aumento de la componente de claridad (L^*), los objetos aparecen menos saturados y con un aspecto blanquecino. En el caso límite, para una distancia infinita, la información de color de los objetos se ha perdido, como ya predecía la Eq. 3.29 y sólo la componente de luz atmosférica será la que llegue al observador. Por tanto, la visibilidad de los objetos se reduce a medida que la distancia de observación aumenta. Esta reducción en la gama de colores de los objetos de la escena ha sido encontrada para todas las escenas y para todas las condiciones atmosféricas.

Se ha evaluado numéricamente esta reducción en la gama de colores de la escena mediante la estimación del número de colores discernibles para cada escena y para todas las condiciones atmosféricas, Fig. 3.14. Los valores representados en la Fig. 3.14 del número de colores discernibles para cada escena (eje de ordenadas) están normalizados para el valor obtenido a una distancia de 0 *km*. Se ha encontrado que el número de colores discernibles para todas las escenas y para todas las imágenes se reduce de forma exponencial, con unos coeficientes de determinación

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

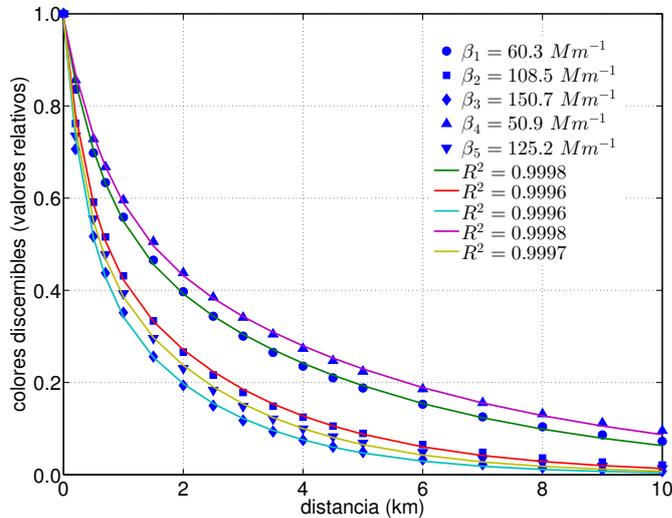


Figura 3.14: Reducción del número de colores discernibles promediados para todas las escenas de la base de datos para cinco coeficientes de extinción. Las líneas corresponden a ajustes exponenciales de la forma $a_1 \exp(t_1 x) + a_2 \exp(t_2 x)$, los coeficientes de determinación correspondientes a estos ajustes también se muestran en la leyenda. Los coeficientes a_1 , t_1 , a_2 y t_2 son los parámetros del ajuste.

por encima de 0.9 en todos los ajustes realizados, a medida que la distancia de observación va aumentando. Como era previsible, el número de colores discernibles es menor para coeficientes de extinción mayores (atmósferas más turbias) que en el caso de que tengamos coeficientes de extinción menores (atmósferas más limpias). Las líneas de la Fig. 3.14 representan los resultados del ajuste de los datos aplicando una doble exponencial.

La componente de atenuación de la Eq. 3.29, primer sumando, se ha representado de manera separada en la Fig. 3.15 con el propósito de poder estudiar su influencia en el modelo de esparcimiento atmosférico considerado. El efecto de esta componente es la inclusión de una corrección suave en el número de colores discernibles. En este caso se ha optado por un ajuste exponencial con un sólo término, obteniendo unos coeficientes de determinación bastante altos.

Comparando la Fig. 3.14 y la Fig. 3.15 se puede deducir que la componente de *airlight* es la que tiene una mayor influencia en la reducción del número de colores discernibles, sobre todo a distancias cortas. En el Cuadro 3.8 se muestran

3.3 Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

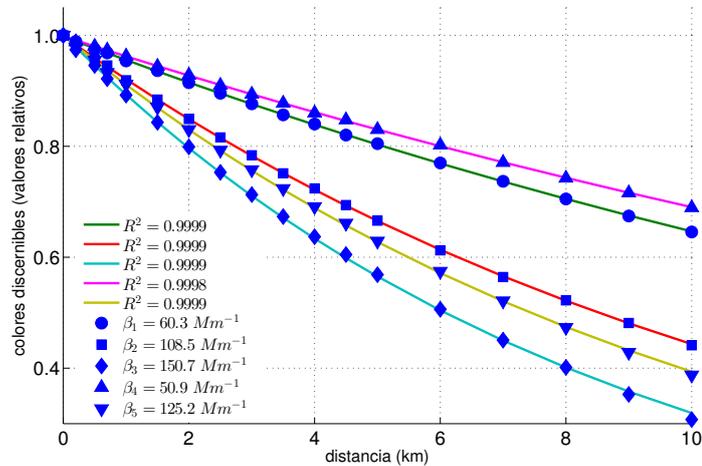


Figura 3.15: Reducción del número de colores discernibles para la componente de atenuación. En este caso las líneas corresponden a un ajuste exponencial de la forma $a \exp (bx)$, siendo a y b los parámetros del ajuste. En el gráfico también se muestran los valores de los coeficientes de determinación correspondientes a estos ajustes.

los parámetros de decaimiento obtenidos en los ajustes. El menor corresponde a la componente de atenuación, mientras que el valor más alto corresponde a la componente de *airlight*. La fuerte reducción del número de colores entre 0 y 4 *km* es debida principalmente a la componente de *airlight* de la Eq. 3.29. Por ejemplo, a una distancia de 2 *km* el número de colores discernibles está aproximadamente entre el 20 % y el 43 % de la gama de colores original, que corresponde a una reducción de entre el 80 % y el 57 %, dependiendo de las condiciones atmosféricas presentes. En este caso, la reducción debida a la componente de atenuación es del 20 % para el caso del mayor coeficiente de extinción. La reducción debida a la componente de atenuación está comprendida entre el 30 % y el 70 % a 10 *km*. Se puede concluir por tanto, que el principal responsable de la reducción de la gama de colores en las escenas en función de la distancia es la componente de *airlight*. Sin embargo, en algunas ocasiones, el término de atenuación puede ser el responsable de la reducción total en el número de colores discernibles a grandes distancias para coeficientes de extinción altos.

La Fig. 3.16 muestra el coeficiente de extinción en función de la distancia de observación a la cual el número de colores discernibles se reduce a la mitad. La

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

$\beta_{ex,\lambda} (Mm^{-1})$	$t_1 (\cdot 10^{-3})$	$t_2 (\cdot 10^{-3})$
$\beta_1 = 60.3$	0.4	3.2
$\beta_2 = 108.5$	0.3	2.2
$\beta_3 = 150.7$	0.2	1.7
$\beta_4 = 50.9$	0.5	3.5
$\beta_5 = 125.2$	0.3	2.0

Cuadro 3.8: Parámetros de decaimiento (t_1 y t_2) para el ajuste exponencial correspondiente a los cinco coeficientes de extinción ($\beta_{ex,\lambda}$). El ajuste muestra que hay dos contribuciones en la reducción del número de colores discernibles, uno que tiene una contribución suave, relacionado con el término de atenuación (t_1) y otro más fuerte relacionado con el término de *airlight* (t_2).

línea roja representa el resultado del ajuste exponencial con un valor del coeficiente de determinación de 0.9917. El alto valor de este coeficiente de determinación sugiere que se puede usar un modelo exponencial para estimar la reducción del número de colores discernibles para una escena concreta en función de las condiciones atmosféricas, independientemente de la gama de colores que la escena posea.

Se va a extender este estudio para el caso de los colores óptimos [Wys82], que son aquellos que presentan una saturación máxima para una luminosidad determinada. En la Fig. 3.17 se muestra una comparación entre el volumen encerrado por los colores óptimos [Mac35a, Mac35b] y el volumen de color promediado para todas las escenas y para las cinco condiciones atmosféricas consideradas. La evaluación computacional del volumen de colores se ha realizado empleando la función *convexhull* del software *Matlab v. 2011b* sobre las coordenadas del espacio CIELAB (ver [Mas12] para más detalles acerca de este cálculo). La reducción del volumen teórico sigue un comportamiento similar al obtenido para el caso de escenas naturales, pero con un decaimiento más pronunciado. Este comportamiento puede ser explicado por el hecho de que los colores naturales alcanzan sólo una fracción del volumen ocupado por el volumen teórico, definido por los colores óptimos [Lin08], y por la falta de uniformidad del espacio de color CIELAB cerca de los límites [Luo07, Mel04].

3.3 Estudio de la variación de la gama de colores en imágenes naturales en función de la distancia de observación y de las condiciones atmosféricas

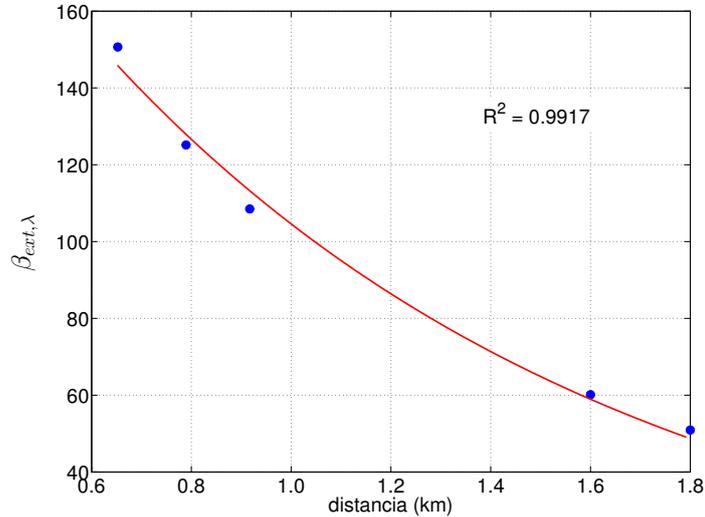


Figura 3.16: Coeficiente de extinción ($\beta_{ex,\lambda}$) en función de la distancia a la cual el número de colores discernibles se reduce a la mitad. La línea roja corresponde a un ajuste exponencial de la forma $a \exp(xt)$ con un coeficiente de determinación de 0.9917, donde a y t son los parámetros del ajuste.

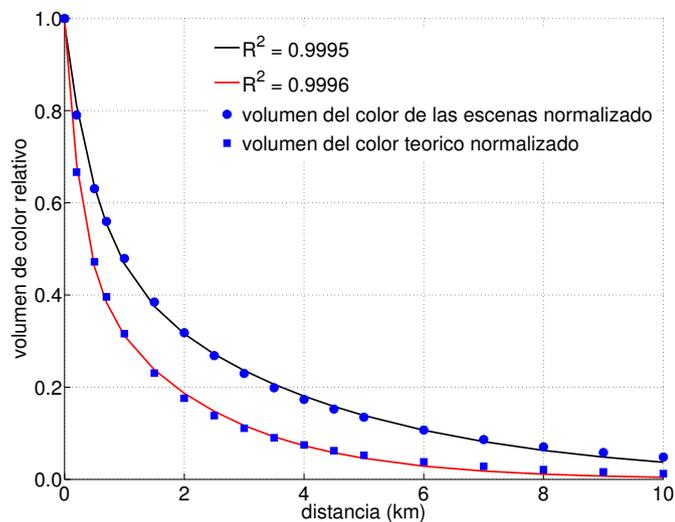


Figura 3.17: Comparación entre la reducción en el volumen relativo de los colores de la escena (círculos) y sus correspondientes colores óptimos (cuadrados) en función de la distancia de observación. Las líneas corresponden a un ajuste exponencial de la forma $a_1 \exp(xt_1) + a_2 \exp(xt_2)$, donde a_1 , t_1 , a_2 y t_2 son los parámetros del ajuste.

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

Se ha asumido en este estudio que la métrica del espacio de color empleado (CIELAB) es euclídea, por lo que las distancias entre los colores y las diferencias perceptuales están en una relación 1:1, sin embargo, las no uniformidades de este espacio de color están bien documentadas, sobre todo en la zona de los colores espectrales [Luo07, Mel04]. Por otro lado, no se han tenido en cuenta la influencia de la estructura espacial de las imágenes en la percepción del color y en la discriminación. Debido a que las estimaciones que se han realizado son relativas, estos efectos se ven minimizados. Además, tanto las escenas naturales rurales como urbanas poseen una gama de colores que raramente están cerca de los colores espectrales, donde el espacio CIELAB es menos uniforme [Lin08].

3.4 Resumen

En este capítulo hemos visto cómo la luz que proviene de los objetos en escenas naturales se puede considerar compuesta por dos términos, uno debido a la atenuación de la luz procedente directamente del objeto más otra contribución debida a la luz añadida por las partículas atmosféricas en el cono de visión del observador. Ambas contribuciones alteran la apariencia y visibilidad de los objetos. Dependiendo de las condiciones atmosféricas, estas alteraciones pueden depender de la longitud de onda incidente o pueden producirse para todas las longitudes de onda por igual.

Se ha realizado un estudio de cómo afectan las condiciones atmosféricas a la cromaticidad de los objetos usando valores reales del coeficiente de extinción, tomados en diferentes circunstancias, que abarcan el rango de condiciones atmosféricas en las que estamos interesados, brumas, neblinas y nieblas no muy densas. Se han empleado los espacios CIE 1931 y CIELAB para hacer un estudio de la evolución de las coordenadas de los objetos en estos espacios. A medida que aumenta la distancia, las coordenadas de los objetos tienden a las coordenadas de cromaticidad del horizonte o hacia los valores límite (0, 0, 100) en el caso del espacio CIELAB.

También se ha hecho un repaso del concepto clásico de visibilidad, que está relacionado con la habilidad perceptual de distinguir un objeto a una determinada distancia situado frente a un determinado fondo, por lo que este concepto está basado en un criterio de umbral de contraste en luminancia entre el objeto y el fondo. En este estudio se ha comprobado cómo la inclusión de criterios colorimétricos (diferencias en cromaticidad de los objetos) puede hacer que bajo ciertas condiciones los objetos se hagan indistinguibles a distancias más cortas o más lejanas que las especificadas por el criterio clásico de visibilidad, basado únicamente en la fracción de Weber. Por lo que la inclusión del color en la definición de visibilidad puede afectar los valores límite de ésta.

Hemos visto también cómo la razón entre la excitación de conos para diferentes distancias se puede expresar de forma bastante aproximada mediante una relación lineal. Este mismo resultado ya había sido encontrado en el caso de la constancia de la excitación de conos para el caso de varios iluminantes.

Posteriormente se ha extendido el estudio al caso de imágenes hiperespectrales para poder hacer una simulación de las condiciones atmosféricas sobre las reflec-

3. EFECTOS DE LA ATMÓSFERA SOBRE EL COLOR Y LA VISIBILIDAD DE LAS IMÁGENES NATURALES

tancias de los objetos encontrados en escenas naturales y cómo éstas afectan al número de colores discernibles. Empleando una técnica para el conteo del número de colores discernibles en las escenas se ha podido obtener la evolución de éstos en función de la distancia para varias condiciones atmosféricas, comprobando cómo en el caso de coeficientes de extinción más altos, el número de colores se reducía más rápidamente. Mediante el estudio de estos datos se han podido obtener unos ajustes exponenciales que explican estos decaimientos con un alto grado de bondad.

Por último, se ha comparado la evolución del volumen de colores óptimos con el volumen de colores de la escena en función de la distancia de observación, dando como resultado que éstos últimos se reducen de manera más suave que los primeros, debido a que los colores naturales alcanzan sólo una fracción del volumen ocupado por el volumen teórico.

3.5 Synopsis

In this chapter we have seen how the light in natural scenes is composed by two terms, one direct term due to light attenuation through the atmosphere plus another term due to added light in the cone of vision of the observer. Both change the appearance and visibility of the scene objects. These terms are wavelength dependent but under certain atmospheric conditions, such as dense fog, could be considered wavelength independent.

Using real atmospheric data we have made a study of how the atmospheric conditions modify the chromaticity of the objects. The atmospheric conditions vary from light haze to light fog. We have checked the evolution of the chromaticity coordinates of the objects in the CIE 1931 and CIELAB color spaces. The chromaticity coordinates of the objects tend to the limit value $(0, 0, 100)$ (CIELAB color space) of the chromaticity of the horizon at high distances.

Also, we have made a review of the classic visibility concept. This classical concept is related with the ability of an observer to distinguish an object against the background. This concept is a luminance threshold criterion between the object and the background. In this work we have shown how under certain conditions the chromatic information of the objects modifies the classical concept of visibility.

We have proved how the ratio between the cone response at different distances could be modeled by a linear relationship. This result was previously obtained for different illuminants.

Afterwards we have extended the study to hyperspectral images. In this case we have employed the scene reflectances to study the number of discernible colors of the objects as a function of the distance and atmospheric conditions. For higher extinction coefficients the reduction in the number of discernible colors is higher. These decreases could be modeled employing exponential fits with a high correlation degree.

Finally, we have compared the evolution of the optimal volume colors with volume colors of the scene as a function of the distance. We have found that the optimal volume colors reduction is higher than the scene volume color due to the fact that only a fraction of the scene colors occupies the optimal volume.

Algoritmo de recuperación de imágenes naturales alteradas por la atmósfera

En el capítulo anterior hemos empleado un modelo físico de esparcimiento de la luz en la atmósfera para explicar ciertos efectos que esta interacción produce sobre la visibilidad y el color de los objetos. El siguiente paso será la aplicación de distintos modelos para la recuperación de información en imágenes alteradas por la atmósfera.

En el campo de la recuperación de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas hay dos grandes aproximaciones. La primera de ellas no emplea ningún tipo de modelo físico, ya que sólo hace uso de la información estadística que se puede extraer en la imagen. La otra aproximación está relacionada con el empleo de modelos físicos que hacen uso de las interacciones entre las partículas atmosféricas y la luz presente en la escena para la recuperación de la información perdida en estas interacciones.

En este capítulo veremos las ventajas e inconvenientes de la aplicación de estas dos aproximaciones, así como los métodos y resultados que hemos obtenido mediante la aplicación del algoritmo que se ha propuesto.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

4.1 Recuperación no basada en modelos físicos

Una de las principales ventajas que presenta la aplicación de algoritmos no basados en modelos físicos de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera debido a las condiciones meteorológicas recae en que no es necesario conocer ninguna información extra de la imagen para poder aplicarlos, como pueden ser los parámetros atmosféricos o la captura de varias imágenes en condiciones atmosféricas diversas. Estos modelos se basan en la información estadística contenida en la escena para intentar mejorar el contraste entre los diferentes píxeles de la imagen. Hay varios tipos de algoritmos de recuperación no basados en modelos físicos, aunque en los siguientes apartados vamos a ver dos de los más empleados, la ecualización de histogramas y el empleo de la teoría Retinex.

4.1.1 Ecualización de histogramas

La ecualización de histogramas se engloba dentro de los métodos desarrollados en el dominio espacial, siendo estos métodos los que se aplican directamente sobre la imagen, basados en la estadística de los valores de intensidad de los píxeles de ésta. Aparte de los métodos desarrollados en el dominio espacial nos encontramos con los métodos desarrollados en el dominio de frecuencias, que se basan en la modificación de la transformada de Fourier de la imagen. Trabajar en el dominio de Fourier simplifica los cálculos.

En el caso de imágenes en escala de grises, éstas se tratan como un único canal, el histograma será una función discreta de la forma:

$$h(r_k) = n_k \quad (4.1)$$

donde r_k es el nivel k en la escala de grises total de la imagen y n_k es el número de píxeles de la imagen que tienen un valor de gris r_k . Por tanto, un histograma de intensidades representa la frecuencia de ocurrencia de las intensidades en la imagen. En realidad, se puede ver como una aproximación de la función de distribución de probabilidad que siguen las intensidades.

A simple vista, un histograma nos puede dar cierto tipo de información del “aspecto” de una imagen. Así, una imagen con un histograma estrecho, centrado

4.1 Recuperación no basada en modelos físicos

en el valor medio de la escala de grises, sugiere que se trata de una imagen poco contrastada. Las imágenes con histogramas estrechos, centrados en la parte baja de la escala de grises o en la parte alta de esta escala sugieren que se trata de imágenes también poco contrastadas y sub-expuestas o sobre-expuestas, respectivamente. Una imagen con un histograma que cubre todo el rango de la escala de grises con una distribución aproximadamente uniforme, será una imagen con un alto contraste que exhibirá una gran variedad de niveles de gris. El objetivo de la ecualización de histogramas es expandir los histogramas de las imágenes sobre todos los valores posibles de la escala (entre 0 y 255 en el caso de imágenes de 8-bits) y así mejorar el contraste de la imagen.

La técnica de ecualización de histogramas se basa en transformaciones de la forma [Gon02]:

$$s = T(r) \quad 0 \leq r \leq 1 \quad (4.2)$$

que lo que hacen es mapear cada valor del píxel de la imagen r en un nuevo valor s . Esta transformación debe cumplir dos requisitos:

- $T(r)$ tiene que ser univaluada y monótona creciente en el intervalo $0 \leq r \leq 1$. La condición de que sea univaluada es para garantizar que la transformación inversa exista y la monotonía nos garantiza que se mantiene el orden creciente entre los negros y los blancos de la imagen procesada. En el caso de que no se cumpliera esta última condición podría haber una inversión entre los valores de la escala de grises de la imagen, provocando alteraciones no deseadas en la imagen procesada.
- $0 \leq T(r) \leq 1$ para $0 \leq r \leq 1$. Esta condición garantiza que los valores de gris de la imagen procesada están en el mismo rango que los de la imagen original.

Las técnicas basadas en la ecualización de histogramas se pueden clasificar en dos grandes grupos en función del tipo de transformación que se emplee. Por un lado está la ecualización global de histogramas, que es un método simple y rápido, pero que tiene unos resultados pobres en la mejora del contraste de las imágenes. Este método emplea todo el histograma de la imagen para realizar la transformación. Como resultado de esta transformación el histograma de la imagen

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

es estirado para ocupar el mayor rango posible. Esta técnica no es capaz de detectar los cambios en iluminación locales, debido a que emplea todo el histograma a la vez, lo que produce grandes pérdidas de contraste en los objetos situados al fondo de la imagen y en las regiones pequeñas.

Como mejora a este método se ha desarrollado la ecualización local de histogramas, o ecualización de histogramas por bloques, que mejora al método anterior permitiendo un mayor aumento del contraste de la imagen original pero que presenta mayor complejidad y mayor tiempo de cálculo. Este método consiste en separar la imagen en una serie de sub-regiones para posteriormente evaluar el histograma de estos bloques. Se realiza la ecualización de histogramas sobre el píxel central de cada bloque. Este proceso se repite para todos los píxeles de la imagen desplazando el píxel central del bloque hacia el píxel contiguo y realizando la ecualización de histogramas sobre este nuevo bloque [Kim01]. Este método permite la adaptación de la ecualización de histogramas sobre pequeñas regiones, con esto se consigue la mejora del contraste en pequeñas zonas de la imagen. Debido a que este proceso se debe hacer sobre todos los píxeles de la imagen desplazando los bloques, el tiempo de computación requerido es alto. Además de este problema, la aplicación de este método puede dar lugar a que la imagen final presente saltos entre unos bloques y otros, con lo que la imagen podría aparecer pixelada. Para solventar este problema se han desarrollado algunos algoritmos, que como paso previo, aplican un filtro a la imagen para difuminar los bordes y posteriormente aplicar la ecualización de histogramas adaptativa [Kim01, Sta00].

Hasta ahora sólo se ha hablado de la ecualización de histogramas en el caso de imágenes en escala de grises. Para el caso de imágenes en color, tres canales (RGB), la situación se complica. Para este tipo de imágenes, el método más simple consiste en hacer la ecualización de histogramas para cada componente por separado, sin embargo, este método produce cambios no deseados en el tono de las imágenes recuperadas, como puede verse en la aplicación de ecualización de histogramas sobre la Fig. 4.1 (a)¹, dando como resultado la Fig. 4.1 (b). Para mejorar esta situación se ha variado el espacio donde se aplica la ecualización de histogramas [Pit96], procesando la imagen en tono, saturación y claridad (espacio HSV, *hue*, *saturation*

¹<https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Aerial-photo-heavy-haze.jpg>

4.1 Recuperación no basada en modelos físicos



(a) Imagen original



(b) Ecuación de histogramas RGB



(c) Ecuación de histogramas HSV

Figura 4.1: (a) Imagen original afectada de niebla, (b) imagen procesada mediante la ecuación de histogramas aplicada de forma global a los canales RGB, se puede ver cómo esta técnica no consigue una recuperación de los colores naturales de la escena, (c) imagen procesada mediante la ecuación de histogramas aplicada en el espacio HSV sobre los canales S y V.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

and value por sus siglas en inglés)[Gon02], Fig. 4.1 (c). Sin embargo este método tampoco mantiene la fidelidad de colores de la imagen original.

Todos estos métodos basados en la ecualización de histogramas suponen que las características de las imágenes son aproximadamente constantes a lo largo de toda la escena, sin embargo, en las imágenes naturales, el contraste depende de la distancia a la que se sitúen los objetos del observador o del dispositivo de captura. Para mejorar esto se han desarrollado algoritmos mixtos en los que se intenta realizar una segmentación en profundidad de las escenas para aplicar la ecualización de histogramas local a cada región de la imagen [Zha07]. Este método sin embargo sólo se aplica a imágenes en escala de grises por lo que el problema de las imágenes en color sigue pendiente.

4.1.2 Modelos basados en la teoría Retinex

En una primera aproximación, la señal de color de los objetos que llega al observador se puede considerar como el producto de la reflectancia espectral de los objetos por la distribución espectral de potencia del iluminante que incide sobre éstos. Por lo que para evaluar el color de los objetos presentes en la escena, se necesitaría conocer el iluminante, suponiendo que la reflectancia se mantuviera constante o al revés, conocer la reflectancia si se mantuviera el iluminante constante. A pesar de que esta sería la aproximación más simple, en la mayoría de las situaciones, ni el iluminante se mantiene constante ni se conocen las reflectancias espectrales de los objetos.

Varios trabajos han puesto de manifiesto que el color percibido de los objetos no sólo depende del producto de la reflectancia por el iluminante [Lan74, Hen00], si no que el entorno que rodea a los objetos y los bordes que los delimitan son fundamentales para determinar el color de éstos, de aquí que el sistema visual humano no funcione como un espectrorradiómetro. Debido a que percibimos aproximadamente el mismo color de los objetos bajo grandes cambios de iluminantes, el sistema visual humano debe de disponer de algún tipo de mecanismo para poder mantener esta constancia del color independientemente de las condiciones de iluminación de la escena.

4.1 Recuperación no basada en modelos físicos

La teoría Retinex fue formulada por primera vez por Land y McCann en 1971 [Lan71] para intentar explicar la constancia del color de los objetos percibidos por el sistema visual humano a pesar de los cambios de iluminación que pudieran tener lugar en la escena. Esta teoría supone que el sistema visual, formado por el ojo y el córtex cerebral, codificaría los colores en base a un sistema de tres canales retinianos (formados por los conos de tipo L, M y S, con picos de detección en longitudes de onda largas, medias y cortas en el rango espectral al que es sensible el sistema visual humano) independiente del flujo de la energía radiante pero relacionada con la reflectancia de los objetos. Debido a esta interacción del ojo como receptor y el córtex como decodificador de la información aportada por éste, nace el nombre de la teoría Retinex. Estos sistemas irían componiendo imágenes de la escena que serían comparadas unas con otras. Cada sistema, de forma independiente unos de otros y de la iluminación que incide sobre la escena, debe discernir la reflectancia para las longitudes de onda a las que responde. En base a esto, la teoría Retinex emplea tanto la estructura como la función de la retina y del córtex cerebral para producir una imagen en términos de la reflectancia correlacionada de los objetos presentes en la escena.

Los algoritmos de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera basados en esta teoría tienen como objetivo mejorar el contraste, la claridad y realzar los bordes de los objetos de la escena. Este tipo de algoritmos se basan en el tratamiento de las imágenes tanto en el ámbito espacial como en el espectral, empleando la constancia de color de la teoría Retinex para reducir la componente de niebla presente en las escenas. Básicamente estos algoritmos intentan obtener la reflectancia punto a punto de la escena a partir de los valores RGB de la imagen original.

Debido a la complejidad de estos cálculos y al elevado número de transferencia de datos, los métodos basados en la teoría Retinex implican unos requisitos de computo muy exigentes. En aplicaciones de vídeo en las que son necesarias procesar las imágenes a unos 30 fps (*frames per second*, imágenes por segundo) se hace imprescindible el empleo de dispositivos específicos para estas aplicaciones, como pueden ser los procesadores de señal digital (DSPs, por sus siglas en inglés, *Digital Signal Processors*) en combinación con las memorias de acceso directo (DMA, por sus siglas en inglés, *Direct Memory Access*) [Hin04] o las FPGAs (por sus siglas en inglés, *Field Programmable Gate Arrays*), que básicamente lo que permiten es

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

programar el hardware en función de la aplicación en la que vaya a ser empleado [Tsu10].

Los algoritmos Retinex están basados en la evaluación de una función entorno a un punto central y sus alrededores. El punto central se va desplazando a lo largo de todos los píxeles de la imagen y los alrededores quedan definidos a través de una función (en la mayoría de los casos una función gaussiana) centrada entorno a este píxel. Estos algoritmos se clasifican en dos bloques: los algoritmos Retinex de escala única o SSR, por sus siglas en inglés (*Single Scale Retinex*) y los algoritmos Retinex de escala múltiple, MSR, por sus siglas en inglés (*Multiple Scale Retinex*).

El diseño de los algoritmos SSR consiste en la elección de una función que defina el entorno del píxel, la disposición de la función logarítmica y por último el procesamiento de la imagen original. Matemáticamente los algoritmos SSR vienen expresados mediante la siguiente ecuación [Hin04]:

$$R(x_1, x_2) = \alpha(\log(I(x_1, x_2)) - \log(I(x_1, x_2) * F(x_1, x_2))) - \beta \quad (4.3)$$

donde R es la imagen procesada mediante el algoritmo Retinex, (x_1, x_2) son las coordenadas del píxel central, α es un factor de escala (ganancia), I es la imagen original, $*$ representa la operación de convolución, β es un parámetro de compensación y F es un filtro gaussiano definido como:

$$F(x_1, x_2) = \kappa \exp\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2}{\sigma^2}\right) \quad (4.4)$$

donde σ es la desviación estándar del filtro que va a permitir controlar la precisión de los detalles espaciales, y κ es un factor de normalización para mantener el área bajo la curva gaussiana igual a uno. Los parámetros α y β se deben de establecer empíricamente. Debido a que la operación de convolución requiere mucho tiempo de cálculo y a la equivalencia entre las operaciones de convolución en el dominio espacial y la multiplicación en el dominio del espacio de las frecuencias [Gon02], normalmente para este tipo de cálculos se opta por transformar las imágenes al espacio de frecuencias para su procesamiento.

En función de la escala en la que se apliquen, los algoritmos SSR pueden producir una compresión del rango dinámico (a pequeñas escalas) o una variación de la escala de tonos de la imagen (a grandes escalas) Fig. 4.2. Para solventar estos problemas se han desarrollado los algoritmos MSR, en los que se hace la superposición

4.2 Recuperación basada en modelos físicos



(a) Imagen original

(b) Imagen procesada SSR

Figura 4.2: (a) Imagen original afectada de niebla, (b) imagen procesada mediante la implementación de un algoritmo SSR [Fun04], en este caso no se ha realizado ningún pre-procesamiento de la imagen.

de diferentes SSR con diferentes pesos para la compensación de estos fenómenos. Básicamente la modificación MSR es una suma ponderada de SSR [Jos08]:

$$R_{MSRi} = \sum_{n=1}^N w_n R_{ni} \quad (4.5)$$

donde N es el número de escalas (normalmente 3) y R_{ni} es la componente i -ésima de la escala. En el caso de imágenes RGB es necesario hacer una restauración del color, debido a que la aplicación de este algoritmo da lugar a una cierta desaturación cuando no se cumple la suposición del gris promedio (*gray world assumption*), que establece que el promedio de los tres canales de la imagen (RGB) corresponde a un gris. Incluso aunque la suposición se cumpla de forma aproximada, esta desaturación del color ocurre, por lo que hay que introducir modificaciones en el algoritmo MSR [Jos08]. Otro inconveniente de aplicar algoritmos MSR es que necesitan de más potencia de cálculo que los algoritmos SSR [Li11].

4.2 Recuperación basada en modelos físicos

Como se ha visto en el apartado anterior el empleo de modelos no físicos para la recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera presenta una serie de

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

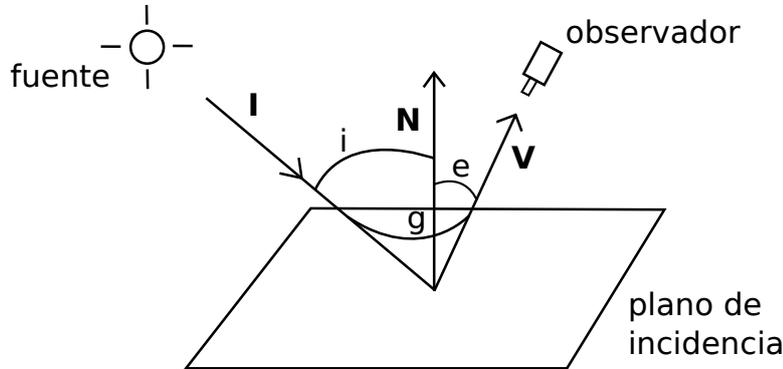


Figura 4.3: Esquema de la geometría del modelo de reflectancias de Shafer.

problemas, entre los más importantes está la dificultad para recuperar los colores originales de los objetos. Esto es debido a que estos modelos no pueden eliminar la degradación que introduce el aerosol atmosférico, que dependerá de la distancia de los objetos al observador. Otra desventaja de estos algoritmos recae en que aplicados a imágenes limpias (no degradadas por las condiciones atmosféricas) producen imágenes con colores diferentes a los originales.

Los modelos físicos de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera se basan en la física subyacente al proceso de interacción de la luz con las partículas atmosféricas, para mejorar la visibilidad y el contraste recuperando los colores originales de los objetos.

4.2.1 Modelo dicromático de esparcimiento atmosférico

La mayoría de los modelos físicos de recuperación de imágenes naturales alteradas por la atmósfera se basan en el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico [Nar00] (introducido en el apartado 3.2.1). Este modelo es una modificación del modelo de reflectancias de Shafer [Sha84] (*Dichromatic Reflection Model*) que viene expresado mediante la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} L(\lambda, i, e, g) &= L_i(\lambda, i, e, g) + L_b(\lambda, i, e, g) \\ &= m_i(i, e, g)c_i(\lambda) + m_b(i, e, g)c_b(\lambda) \end{aligned} \quad (4.6)$$

donde i es el ángulo de incidencia (ángulo entre la dirección de iluminación I y la normal a la superficie N), e es el ángulo entre la normal N y la dirección de observación V y g es el ángulo entre I y V , Fig. 4.3.

4.2 Recuperación basada en modelos físicos

Este modelo expresa que la radiancia L de la luz reflejada está compuesta por dos términos independientes (primera línea de la Eq. 4.6) uno debido a la radiancia procedente de la luz reflejada en la superficie externa del objeto, L_i , más otro término debido a la luz reflejada en el interior del objeto, L_b . A su vez, cada uno de estos términos se pueden separar en dos componentes, uno que depende únicamente de la longitud de onda (términos c_i y c_b) y otro que depende únicamente de la geometría de la escena (factor de escala m_i y m_b), segunda línea de la Eq. 4.6.

El modelo de esparcimiento atmosférico emplea un paralelismo con el modelo de reflectancias de Shafer para establecer que la luz que llega al observador en una escena natural está compuesta por dos términos, uno debido a la luz que procede directamente del objeto pero atenuada por la atmósfera (componente de atenuación) más otra componente debida a la luz añadida en el cono de visión del observador debido a la influencia del esparcimiento atmosférico (componente de *airlight*). Este modelo se puede representar mediante la siguiente expresión [Nar00]:

$$L = L_o \exp(-\beta_{ex}R) + L_{ho} (1 - \exp(-\beta_{ex}R)) \quad (4.7)$$

donde L es la radiancia que exhibe la escena, L_o es la radiancia del objeto, β_{ex} es el coeficiente de extinción atmosférico, R es la distancia entre el objeto y el observador y L_{ho} es la radiancia del horizonte.

El primer término de la Eq. 4.7 es el término de atenuación. Este término es el que contiene la información espectral del objeto, depende de las condiciones atmosféricas a través del término del coeficiente de extinción y de la distancia de observación. El segundo término es la componente de *airlight*. Éste no tiene información espectral del objeto y depende de las condiciones atmosféricas a través de la radiancia de la escena y del coeficiente de extinción. Cuando $R \approx 0$ la Eq. 4.7 se reduce a la radiancia del objeto, siendo nulo el término de *airlight*. A medida que la distancia entre el objeto y el observador aumenta, el término de atenuación va perdiendo peso, siendo el término de *airlight* el más importante. Cuando $R \rightarrow \infty$ el término de atenuación desaparece y el término de *airlight* se reduce a la radiancia del horizonte.

En el campo de la recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera, el modelo dicromático se suele expresar mediante la siguiente ecuación [Tao12, Zha12]:

$$\mathbf{I}(x) = \mathbf{J}(x)t(x) + \mathbf{A}(1 - t(x)) \quad (4.8)$$

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

donde $\mathbf{I} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ es la imagen recogida, M y N son el número de filas y columnas de la imagen, x es la posición del píxel, \mathbf{J} es la imagen original no afectada por las condiciones atmosféricas, t es la transmitancia del medio y \mathbf{A} es el vector de color de la componente de *airlight*. Esta ecuación está definida para los tres canales RGB de la imagen.

El objetivo final de todos los algoritmos basados en el modelo dicromático es poder recuperar la componente \mathbf{J} mediante la estimación de los distintos parámetros que intervienen en la Eq. 4.8. Para recuperar la imagen original es necesario estimar la componente de *airlight* así como el valor de la transmitancia en cada píxel. Debido a que la imagen original nos suministra tres ecuaciones por píxel, el sistema es indeterminado y no es posible calcular de forma directa ni la transmitancia ni la componente de *airlight*.

Para poder solventar estos problemas algunos algoritmos necesitan de la inclusión de información extra en la imagen, como puede ser la interacción del usuario para especificar las regiones de la imagen que están más afectadas por las condiciones atmosféricas [Nar03b], del conocimiento de varios parámetros atmosféricos [Oak98], o de la captura de dos imágenes, una tomada en condiciones ideales y otra en condiciones de niebla, con el fin de descontar la componente de niebla [Nar99]. En otras ocasiones se hace una estimación del *airlight* y se supone que es constante a lo largo de toda la escena [Oak07].

La tendencia actual de los algoritmos de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera se orienta a la restauración de imágenes a partir de la información contenida en la propia imagen, buscando tiempos de procesamiento cortos y con la menor interacción posible por parte del usuario.

4.2.2 Modelos basados en la respuesta impulso atmosférica (APSF)

Para mejorar los algoritmos de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera algunos autores han incluido el esparcimiento múltiple en sus modelos [Nar03c, Tao12], en lugar de la aproximación de esparcimiento simple. El esparcimiento múltiple tiene en cuenta que la luz que llega al observador ha sido esparcida por diferentes fuentes y llega al observador desde diferentes direcciones.

4.2 Recuperación basada en modelos físicos

A continuación se va a exponer de manera resumida el modelo desarrollado por Narasimhan y Nayar [Nar03c] para caracterizar el esparcimiento múltiple atmosférico que será empleado por otros autores para la recuperación de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas.

Vamos a considerar que la intensidad de la luz, I , debida a la interacción con una partícula a una distancia R , una incidencia (θ, ϕ) y un ángulo de esparcimiento (θ', ϕ') , viene dada por la *Ecuación de Transporte Radiativo* [Len93]:

$$\mu \frac{\partial I}{\partial T} + \frac{1 - \mu^2}{T} \frac{\partial I}{\partial \mu} = -I(T, \mu) + \dots \quad (4.9)$$

$$\frac{1}{4\pi} \int_0^{2\pi} \int_{-1}^{+1} P(\cos \alpha) I(T, \mu') d\mu' d\phi'$$

donde $P(\cos \alpha)$ es la función de fase de las partículas atmosféricas. La forma más común de expresar esta función es mediante la fórmula de Henyey Greenstein, definida como [Ish97]:

$$P(\cos \alpha) = \frac{1 - q^2}{(1 + q^2 - 2q \cos \alpha)^{3/2}} \quad (4.10)$$

siendo $q \in [0, 1]$ el parámetro de esparcimiento hacia delante, α es el ángulo entre la dirección de incidencia y la radiación esparcida:

$$\cos \alpha = \mu\mu' + \sqrt{(1 - \mu^2)(1 - \mu'^2)} \cos(\phi - \phi') \quad (4.11)$$

$\mu = \cos \theta$, $\mu' = \cos \theta'$, $T = \sigma R$ es el espesor óptico atmosférico y σ es el coeficiente de extinción.

La Eq. 4.9 no tiene una solución exacta por lo que son necesarias determinadas aproximaciones para poder resolverla, una de ellas es suponer que las funciones de fase se pueden aproximar por unos polinomios de Legendre. En este caso, la solución de la Eq. 4.9 se puede expresar como [Nar03c]:

$$I(T, \mu) = \sum_{m=0}^{\infty} (g_m(T) + g_{m+1}(T)) L_m(\mu) \quad (4.12)$$

donde L_m es el polinomio de Legendre de orden m y el coeficiente de orden m -ésimo de la serie g_m viene dado por:

$$g_m(T) = I_0 \exp(-\beta_m T - \alpha_m \log T)$$

$$\alpha_m = m + 1$$

$$\beta_m = \frac{2m + 1}{m} (1 - q^{m-1}) \quad (4.13)$$

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

La figura que se obtiene por transmisión en la atmósfera de una fuente puntual es lo que los autores denominan *Respuesta Impulso Atmosférica* (APSF, por sus siglas en inglés) [Nar03c]. Esta figura se hace más evidente a medida que las condiciones atmosféricas empeoran. Todo el desarrollo anterior se ha realizado para fuentes puntuales. Para el caso de fuentes reales extensas se va a suponer que éstas están compuestas por una serie de fuentes puntuales isotrópicas e incoherentes. La imagen de una fuente de tamaño y forma arbitraria a través de la atmósfera vendrá expresada mediante:

$$L = L_0 * APSF \quad (4.14)$$

donde $*$ es el operador de convolución, L es la radiancia que exhibe la fuente a través de la atmósfera y L_0 es la radiancia de la fuente extensa. En esta expresión se considera que la *APSF* de la imagen es un sistema no invariante espacialmente, por lo que esta ecuación ha de aplicarse píxel a píxel.

En el trabajo de [Tao12], para simplificar el modelo, suponen que la influencia del espaciamiento atmosférico sobre la imagen capturada ocurre después de la atenuación causada por la atmósfera. Mediante esta hipótesis y volviendo a emplear el modelo dicromático de espaciamiento atmosférico plantean que la irradiancia total recibida por el detector, I , que es proporcional a la radiancia L que exhibe el objeto, viene dada por:

$$\begin{aligned} I &= I_o + I_a + N_{CCD} \\ &= [(f_o \circ t) * h_o] \circ n + [f_a \circ (1 - t) * h_a] \circ n + N_{CCD} \end{aligned} \quad (4.15)$$

donde t es la transmitancia del medio, I_o es la irradiancia en el detector debido al término de atenuación, I_a es la irradiancia en el detector debido a la componente de *airlight*, N_{CCD} es el ruido del detector CCD, f_o es la radiancia de un píxel del objeto, \circ indica operación píxel a píxel, h_o es la APSF del objeto, n es una ventana del mismo tamaño que el detector empleado como factor de escala, f_a es la radiancia del cielo, supuesto este como un objeto uniforme y h_a es la APSF de f_a .

El objetivo final es poder hallar la radiancia del objeto f_o descontando los efectos atmosféricos de la imagen recogida I . Para esto se basan en el conocimiento previo de los parámetros t , f_a [He09], h_o y h_a [Met07]. Éstos últimos autores

4.2 Recuperación basada en modelos físicos

han propuesto un filtro de tipo gaussiano (distribución gaussiana generalizada o GGD por sus siglas en inglés) para aproximar la APSF. Mediante un estudio de los parámetros que caracterizan a la GGD han establecido las correspondencias con los equivalentes atmosféricos. La ecuación para la GGD viene dada por [DM03]:

$$GGD(x, \mu, \sigma, p) = \frac{\exp\left(-\left|\frac{x-\mu}{A(p, \sigma)}\right|^p\right)}{2\Gamma\left(1 + \frac{1}{p}\right)A(p, \sigma)} \quad (4.16)$$

donde $\Gamma(\cdot)$ es la función Gamma, μ es la media y p es un parámetro de forma, relacionado con la velocidad de compresión del pico de la gaussiana. El parámetro de escala viene dado por:

$$A(p, \sigma) = \sqrt{\sigma^2 \Gamma\left(\frac{1}{p}\right) / \Gamma\left(\frac{3}{p}\right)} \quad (4.17)$$

Mediante la comparación de distintas APSF y distintos GGD Metari y Deschênes [Met07] han llegado a la conclusión de que el parámetro p se puede considerar proporcional al espesor óptico, T :

$$p = kT, \quad k \in \mathbb{R}_+^* \quad (4.18)$$

De la misma forma han relacionado la desviación estándar, σ , con el parámetro de esparcimiento hacia delante, q :

$$\sigma = \frac{1 - q}{q} \quad (4.19)$$

Finalmente la ecuación para la APSF en dos dimensiones viene dada por [Met07]:

$$APSF(x, y, q, T) = \frac{\exp\left(-\frac{|x|^{kT} + |y|^{kT}}{\left|A\left(kT, \frac{1-q}{q}\right)\right|^{kT}}\right)}{4\Gamma^2\left(1 + \frac{1}{kT}\right)A\left(kT, \frac{1-q}{q}\right)^2} \quad (4.20)$$

Mediante estas suposiciones Tao et al. [Tao12] realizan el cálculo del siguiente término:

$$G = I - [f_a \cdot (1 - t)] * h_a \quad (4.21)$$

a partir del cual mediante la aplicación de un filtro de Wiener son capaces de recuperar la irradiancia del objeto, f_o :

$$f_o = \frac{\text{deconv}(G \circ h_o)}{\text{máx}(t, t_0)} \quad (4.22)$$

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

donde la función $\text{deconv}(\cdot, \cdot)$ se emplea para representar la operación de deconvolución regularizada que es distinta para cada píxel de la imagen.

Esta técnica presenta algunos problemas, sobre todo relacionados con la potencia de cálculo necesaria. La obtención de los parámetros t y f_a producen un efecto de pixelado sobre la imagen original; para corregir estos efectos estos autores recurren a una técnica de extracción de capas (*soft matting*) [Lev08] que hace que el algoritmo consuma mucho tiempo de cálculo.

La aproximación de esparcimiento múltiple es más realista que la de esparcimiento simple, pero como vemos, para poder aplicarla son necesarios una serie de operaciones complejas que implican grandes tiempos de computo.

4.3 Modelos de segmentación de imágenes

Como ya se ha mencionado en la explicación del modelo dicromático 4.2.1, la alteración de imágenes tomadas en escenas naturales no sólo depende de las condiciones atmosféricas en el momento de la captura, sino que también se verá influenciada por la geometría de la escena, esto es, con la distancia a la que se encuentren los objetos del observador (bien una cámara o el ojo). Para objetos alejados del observador esta alteración será más evidente que para los objetos cercanos.

El problema principal de los algoritmos de recuperación de imágenes naturales alteradas por la atmósfera reside en que para recuperar los colores originales de los objetos, los algoritmos deben ser capaces de discernir de alguna forma si el color del objeto registrado es el original o está afectado por las condiciones atmosféricas. Debido a que el color de los objetos se ve afectado por la distancia de observación, el mayor problema suele ser el de identificar estas distancias. Para lo que a un observador humano podría resultarle obvio, como decidir si en una escena un objeto está más alejado que otro, se convierte en un problema complejo cuando intentamos automatizarlo.

Algunos algoritmos de recuperación obvian el problema de la distancia a la que se encuentran distintos objetos y tratan toda la escena como si los objetos estuvieran situados sobre un mismo plano, es decir, como si la componente de *airlight* fuera constante a lo largo de toda la escena [Oak07]. Estos algoritmos obtienen buenos resultados cuando todos los objetos de la escena están en un mismo plano, sin

4.3 Modelos de segmentación de imágenes

embargo, para escenas con objetos situados a distintas distancias del observador la aplicación de estos métodos implicará que algunos objetos de la escena aparezcan como si estuvieran sobreexponidos o subexponidos.

Debido a esto, todos los algoritmos de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera deben incorporar de alguna u otra manera algún método que permita clasificar los objetos en función de la distancia de observación. En los siguientes apartados veremos los distintos algoritmos empleados.

Los algoritmos de agrupamiento se pueden dividir en dos grupos, los denominados jerárquicos y los de partición [Jai99]. Los algoritmos jerárquicos buscan de forma recursiva agrupamientos anidados tanto en modo acumulativo (emplea cada punto de los agrupamientos y va reuniendo los más similares en grupos mayores de forma que se forma un agrupamiento jerárquico) o en modo división (desde arriba abajo, comienza con todos los puntos de un agrupamiento y sucesivamente va creando grupos más pequeños). Los algoritmos de partición se distinguen principalmente de los algoritmos jerárquicos en que los primeros encuentran los agrupamientos de manera simultánea como una partición de los datos, no imponiendo ninguna relación de jerarquía entre los agrupamientos.

Los algoritmos jerárquicos más usados son los denominados de enlace simple (*single-link*) y los de enlace completo (*complete-link*). Los de enlace simple o también denominados de vecinos más próximos (*nearest neighbour*) consisten en calcular la distancia entre los agrupamientos. Ésta se calcula como la distancia a la que se encuentran los dos puntos más cercanos de los agrupamientos. Este método presenta una desventaja evidente, y es que puede que dos agrupamientos se consideren próximos porque dos de sus puntos lo estén, pero que la mayoría de los puntos que los componen no estén en realidad tan próximos. Para solventar este problema se introducen los algoritmos de agrupamiento jerárquicos de enlace completo, en este caso la distancia entre dos agrupamientos se evalúa como la distancia a la que se encuentran los puntos más alejados de los agrupamientos [Jai10].

Los algoritmos más famosos de división son los denominados *K-means*. A pesar de que estos algoritmos se propusieron hace ya más de cincuenta años aún hoy siguen siendo uno de los algoritmos más empleados en el campo de los algoritmos de agrupamiento. Los veremos en más detalle en el siguiente apartado.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

4.3.1 *K-means*

Vamos a suponer que tenemos un conjunto n -dimensional de puntos $X = \{x_i, i = 1, \dots, n\}$ que van a ser reunidos en un conjunto de agrupamientos $C = \{c_k, k = 1, \dots, K\}$. El algoritmo *K-means* realiza la separación en diferentes agrupamientos minimizando el error cuadrático entre la media del agrupamiento y los puntos que pertenecen a ese agrupamiento. Si μ_k es la media del agrupamiento c_k , este error se puede expresar como [Jai10]:

$$J(c_k) = \sum_{x_i \in c_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (4.23)$$

El objetivo del algoritmo *K-means* es minimizar la suma del error cuadrático sobre todos los agrupamientos K :

$$J(C) = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in c_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (4.24)$$

Los algoritmos de agrupamiento *K-means* comienzan con una partición inicial de K agrupamientos que irán asignando patrones a los agrupamientos para reducir el error cuadrático. Debido a que el error cuadrático siempre se reduce a medida que aumentamos el número de agrupamientos ($J(C) = 0$ para $K = n$), este error se puede minimizar sólo para un número máximo de agrupamientos.

Los pasos fundamentales del algoritmo *K-means* se pueden resumir como [Ray99]:

1. elegir el centro del agrupamiento inicial K , $z_1(1), z_2(1), \dots, z_k(1)$,
2. en el paso k -ésimo asignar cada dato x al agrupamiento K según la siguiente relación:

$$\begin{aligned} x \in C_j(k) \text{ si } \|x - z_j(k)\| < \|x - z_i(k)\| \\ \forall i = 1, 2, \dots, K \quad i \neq j \end{aligned} \quad (4.25)$$

siendo $C_j(k)$ el conjunto de muestras pertenecientes al agrupamiento con centro $z_j(k)$,

3. evaluar los centros de los nuevos agrupamientos $z_j(k+1)$, $j = 1, 2, \dots, K$ de manera que la suma de las distancias cuadráticas de todos los puntos $C_j(k)$

al centro del nuevo agrupamiento sea mínima. La medida que minimiza esta distancia es la media de $C_j(k)$, por lo que el centro del nuevo agrupamiento vendrá dado por:

$$z_j(k+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in C_j(k)} x, \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (4.26)$$

donde N_j es el número de muestras en $C_j(k)$,

4. si $z_j(k+1) = z_j(k)$ para $j = 1, 2, \dots, K$ entonces el algoritmo converge y el proceso termina,
5. en otro caso volver al paso 2.

La implementación de estos algoritmos requieren que el usuario introduzca tres parámetros iniciales: el número de agrupamientos K , el agrupamiento que inicie la secuencia (este puede ser establecido de manera aleatoria al principio de la rutina) y la distancia métrica que se va a emplear, siendo el primero de estos parámetros el determinante para obtener un buen agrupamiento de los datos. La elección del número óptimo de agrupamientos es decisión del usuario, que normalmente elige varios valores de K y se queda con el más conveniente según su criterio. Debido a que el algoritmo de *K-means* sólo converge a mínimos locales, diferentes inicializaciones dan lugar a diferentes agrupamientos. Una de las formas de evitar los mínimos locales es inicializar el algoritmo con diferentes agrupamientos y elegir la división con menor error cuadrático.

Dependiendo de la aplicación del algoritmo se van han emplear diferentes métricas. En la mayoría de las situaciones se emplea la métrica euclídea para evaluar la distancia entre los puntos de diferentes agrupamientos. También se suelen emplear métricas de Mahalanobis [Mao96], que requieren mayor tiempo de cómputo o métricas de Itakura-Saiko [Lin80] empleadas en el análisis semántico.

La aplicación de esta técnica nos daba un agrupamiento aproximado de las distintas regiones que componen la imagen, como puede verse en la Fig. 4.4. Esta imagen corresponde a una escena bastante compleja, con multitud de objetos situados en planos diferentes y tomada en un día con niebla. Sin embargo, hemos desechado este tipo de algoritmo debido a que para ciertos objetos de la imagen, el

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

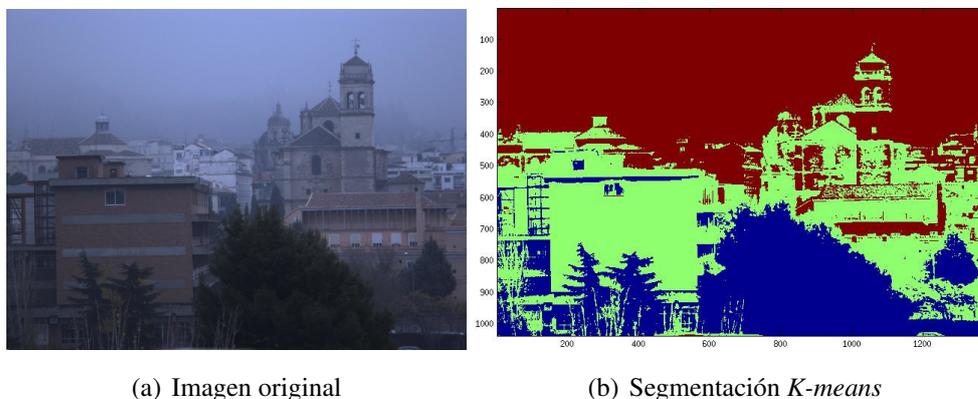


Figura 4.4: (a) Imagen original, (b) imagen segmentada empleando el algoritmo *K-means* para una distancia euclídea y un número inicial de agrupamientos igual a 3.

agrupamiento que realizaba no era aceptable, perteneciendo un mismo objeto a varias regiones. Véase por ejemplo la torre de la iglesia, que aparece completamente mezclada con la región del fondo.

4.3.2 *Seed Region Growing, SRG*

La técnica *Seed Region Growing* (a partir de ahora SRG) consiste en la segmentación de una imagen en distintas regiones a partir de un conjunto de semillas q [Ada94]. Dado un conjunto de semillas S_1, S_2, \dots, S_q cada paso del algoritmo implica la adición de algún píxel de la imagen a algún conjunto de semillas. Además, cada semilla inicial se va reemplazando en cada paso por el centroide de la región, en la que se tienen en cuenta los nuevos píxeles añadidos. Los píxeles pertenecientes a una misma región son nombrados con la misma etiqueta.

La técnica SRG tiene dos dependencias con el orden de los píxeles que hace que se puedan obtener resultados no deseados. Una ocurre cuando varios píxeles se encuentran a la misma distancia de varias regiones vecinas y la otra sucede cuando un píxel está a la misma distancia de dos regiones. Como paso previo a la aplicación de estos algoritmos se suele pasar la imagen del espacio RGB a otro espacio en el que las distancias entre puntos del espacio sean más “perceptivamente lineales”, como puede ser el espacio $YCbCr$. Las razones de usar este espacio se basan en que es un espacio de uso común en los estándares de compresión de vídeo e

4.3 Modelos de segmentación de imágenes

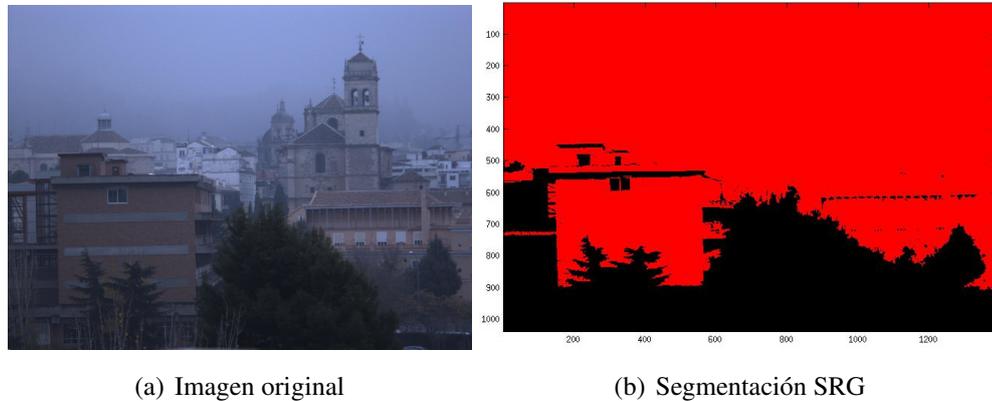


Figura 4.5: (a) Imagen original, (b) imagen segmentada empleando el algoritmo SRG, con una selección manual de las semillas.

imagen (MPEG4 y JPEG), en que las diferencias de percepción se pueden expresar directamente como diferencias en un espacio euclídeo y en que las componentes de claridad y cromaticidad pueden ser controladas de forma independiente [Shi05]. Estos algoritmos han introducido mejoras para eliminar las dependencias en los píxeles que se han visto antes y para la automatización de la selección de las semillas. Básicamente estos algoritmos se desarrollan en los siguientes pasos:

1. transformar la imagen de RGB a $YCbCr$,
2. aplicar la selección automática de semillas al algoritmo para obtener las semillas iniciales para activar el crecimiento de regiones,
3. aplicar el crecimiento de regiones con semillas para hacer una segmentación de color de la imagen,
4. aplicar algún método de unión de regiones para evitar la sobre-segmentación de la imagen,

En nuestro caso, aunque los resultados obtenidos con esta técnica de segmentación eran mejores que con *K-means*, en el sentido que se conseguía una segmentación más homogénea, tampoco obteníamos unos resultados suficientes para poder aplicar este tipo de algoritmos a nuestras imágenes, Fig. 4.5. La segmentación realizada no nos daba el número suficiente de regiones y si variábamos el número de

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

parámetros en el algoritmo para obtener más regiones, los objetos aparecían mezclados, perteneciendo un mismo objeto a varias regiones.

4.3.3 *Mean Shift Segmentation, MSS*

Los algoritmos *Mean Shift Segmentation* (MSS a partir de ahora) tienen como objetivo encontrar las regiones más densas en un conjunto de puntos, para ello básicamente lo que realizan es una evaluación del centro de masas de la región de interés que se esté evaluando en ese momento para obtener el vector de cambio de media. Este vector apuntará en la dirección donde la concentración de puntos es mayor.

Esta técnica se basa en métodos de agrupamiento no paramétricos. Lo que se oculta tras estos algoritmos de agrupamiento no paramétricos es que el espacio de características se puede ver como la función de probabilidad de los parámetros representados. Las funciones de densidad en el espacio de características son aquellas que se corresponden con los máximos locales de la función de probabilidad, la moda de la función de probabilidad desconocida.

A continuación se verá un poco más en detalle en qué consiste esta técnica de segmentación. Partiendo de un conjunto arbitrario de n puntos, $\{x_i\}_{i=1\dots n}$ en un espacio euclídeo d -dimensional, R^d , la función de estimación para un kernel multivariado obtenida con un kernel $K(\mathbf{x})$ y con un radio h , se define como [Com99]:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right) \quad (4.27)$$

donde se va a emplear el kernel de Epanechnikov que es el kernel óptimo que da el mínimo de la media de la función cuadrática de error (MSIE, por sus siglas en inglés):

$$K_E(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2}c_d^{-1}(d+2)(1 - \mathbf{x}^T\mathbf{x}) & \text{si } \mathbf{x}^T\mathbf{x} < 1 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (4.28)$$

donde c_d es el volumen de la hiperesfera d -dimensional. Introduciendo este kernel

4.3 Modelos de segmentación de imágenes

en la Eq. 4.27 y evaluando el gradiente se obtiene:

$$\begin{aligned}\hat{\nabla}f(\mathbf{x}) &= \frac{1}{h^d c_d} \frac{d+2}{h^2} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \\ &= \frac{n_{\mathbf{x}}}{n(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \left(\frac{1}{n_{\mathbf{x}}} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \right)\end{aligned}\quad (4.29)$$

donde la región $S_h(\mathbf{x})$ es una hiperesfera de radio h , con un volumen dado por $h^d n_d$ centrada en \mathbf{x} y conteniendo $n_{\mathbf{x}}$ puntos. El último término de la Eq. 4.29 es el denominado cambio de media de la muestra:

$$M_h(\mathbf{x}) = \frac{1}{n_{\mathbf{x}}} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \quad (4.30)$$

La densidad estimada del kernel para una hiperesfera $S_h(\mathbf{x})$ viene dada por $n_{\mathbf{x}}/n(h^d c_d)$. Sustituyendo en la Eq. 4.29 la Eq. 4.30 finalmente se obtiene la expresión que se va a emplear para el cálculo del algoritmo de cambio de media:

$$M_h(\mathbf{x}) = \frac{h^2}{d+2} \frac{\hat{\nabla}f(\mathbf{x})}{\hat{f}(\mathbf{x})} \quad (4.31)$$

El vector de cambio de media siempre apunta en la dirección de las zonas más densas de la distribución, hacia la moda de la distribución. El procedimiento de cambio de media se basa en el cálculo del vector de cambio de media $M_h(\mathbf{x})$ para posteriormente trasladar la esfera $S_h(\mathbf{x})$ hacia el extremo del vector.

En el caso del algoritmo empleado [Com02], la segmentación se realiza en el espacio de unión del dominio espacial y de valores de la imagen. El dominio espacial es un espacio de dos dimensiones dado por la coordenadas (x, y) de los píxeles de la imagen, mientras que el espacio de valores de la imagen es el número de canales presentes, 1 en el caso de imágenes en escala de grises, 3 para el caso de imágenes RGB o más para el caso de imágenes multiespectrales. Esta aproximación permite obtener resultados de mayor calidad debido a que los puntos de convergencia que están suficientemente próximos en el dominio de unión son fundidos en una misma región, obteniendo una imagen segmentada más homogénea. En este caso, como paso previo se ha empleado el espacio CIE $L^*u^*v^*$ para procesar la imagen.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

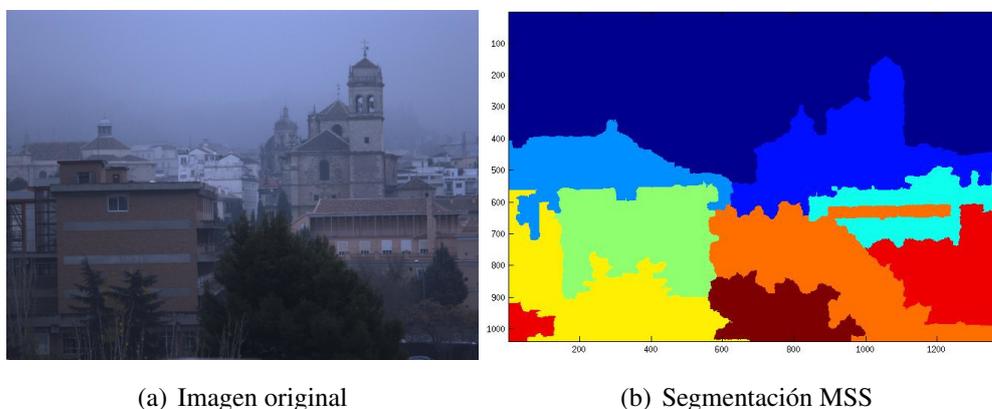


Figura 4.6: (a) Imagen original, (b) imagen segmentada empleando el algoritmo MSS con $\sigma_s = 5$, $\sigma_r = 15$ y $M = 50000$.

El algoritmo necesita de tres parámetros para su implementación: σ_s , relacionado con la resolución espacial del análisis, es decir, en cómo de sensible queremos que sea la segmentación ante la presencia de bordes. σ_r , relacionado con la resolución de color, cómo de sensible queremos que sea la segmentación a la hora de distinguir entre los diferentes colores de la imagen. Por último el parámetro M , que es el número mínimo de píxeles que queremos que contengan las regiones segmentadas, regiones con un número de píxeles inferior serán añadidas a la región mayor más próxima.

Ya hemos visto que este algoritmo necesita incluir tres parámetros para realizar la segmentación en las imágenes analizadas, sin embargo, en la mayoría de las ocasiones ha sido suficiente con dejar los parámetros en valores que hemos establecido como estándar, $\sigma_s = 5$, $\sigma_r = 15$ y $M = 50000$. Estos parámetros nos han servido para la mayoría de imágenes con multitud de objetos situados a diferentes distancias del observador en condiciones meteorológicas adversas.

A pesar de que este método no produce una segmentación perfecta de los objetos de las imágenes, se pueden comprobar los buenos resultados obtenidos, Fig. 4.6. En esta figura se puede ver la misma imagen empleada para los otros métodos de agrupamiento. Esta imagen es bastante compleja, con varios objetos situados a distintas distancias y con condiciones atmosféricas adversas, en la que hemos obtenido 11 segmentaciones diferenciando claramente el fondo de la imagen del resto

4.4 Algoritmo desarrollado para la mejora de imágenes naturales alteradas por las condiciones atmosféricas

de los objetos. Se puede apreciar como en este caso la iglesia aparece agrupada dentro de una única región y cómo objetos próximos son englobados dentro de las mismas regiones, al contrario de lo que ocurría en las técnicas de agrupamiento anteriores. Por todas estas razones hemos elegido este método para realizar la segmentación de las imágenes a recuperar.

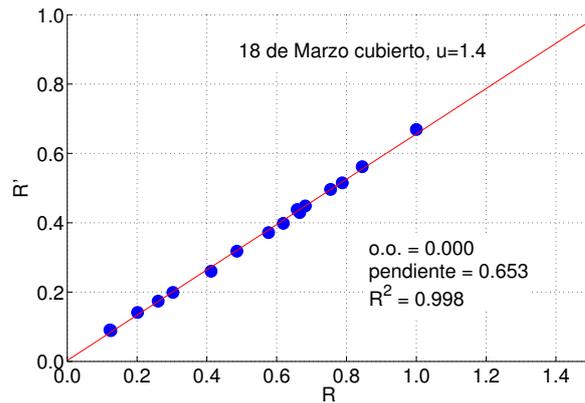
4.4 Algoritmo desarrollado para la mejora de imágenes naturales alteradas por las condiciones atmosféricas

El algoritmo desarrollado para la mejora de imágenes naturales alteradas por las condiciones atmosféricas está basado en la constancia de la razón de la respuesta de conos en función de la distancia de observación. Como ya se ha visto en el apartado 3.2.2.3, la razón de la respuesta de conos se puede aproximar mediante una relación lineal cuando se representa la respuesta de conos bajo un iluminante frente a la respuesta de conos ante otro iluminante. Se ha demostrado que esta misma constancia se puede dar en la razón de la respuesta de los canales de una cámara digital bajo dos iluminantes [Rom07], o en nuestro caso, bajo el iluminante de la escena y bajo un iluminante teórico de la misma escena no afectada por las condiciones atmosféricas.

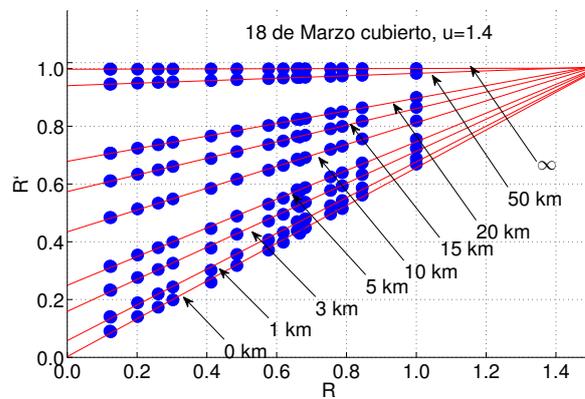
Hemos comprobado como la razón de la respuesta de los canales (RGB) de una cámara a una distancia cero se puede aproximar por una relación lineal con el punto de corte en el origen de coordenadas, (0,0), esto es debido a que la respuesta de los canales de la cámara para un objeto totalmente negro es nula (si no tenemos en cuenta los ruidos propios de estos dispositivos) independientemente del iluminante empleado, Fig. 4.7 (a). A medida que la distancia de observación aumenta, la ordenada en el origen se va haciendo cada vez mayor debido a que la componente de *airlight* añade claridad al objeto, Fig. 4.7 (b). Los resultados de estos ajustes se muestran el Cuadro 4.1

El algoritmo que hemos desarrollado se basa en ajustar los valores de intensidad de la respuesta de los canales de una cámara de manera que se produzca una

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Distancia 0



(b) Varias distancias

Figura 4.7: Constancia de la razón de excitación de la respuesta del canal R de la cámara Retiga EXi Fast ante un iluminante natural y el iluminante equienergético, para dieciséis muestras (2E, 3F, 5F, 11F, 2G, 11G, 2H, 4H, 5H, 11H, 4I, 11I, 2L, 4L, 4M y 7M) de la carta de colores *Color-Checker DC*. (a) En el caso de una distancia 0 y (b) para varias distancias en dos días de niebla con diferentes coeficientes u .

4.4 Algoritmo desarrollado para la mejora de imágenes naturales alteradas por las condiciones atmosféricas

distancia (km)	ordenada en el origen	pendiente	R^2
0	0.000	0.653	0.998
1	0.058	0.618	0.998
3	0.160	0.554	0.999
5	0.250	0.496	0.999
10	0.435	0.435	0.999
15	0.574	0.287	0.999
20	0.679	0.218	0.999
50	0.941	0.042	0.999
∞	0.997	0.003	0.996

Cuadro 4.1: Resultados del análisis de los diferentes datos obtenidos para la simulación a varias distancias para un total de dieciséis muestras (2E, 3F, 5F, 11F, 2G, 11G, 2H, 4H, 5H, 11H, 4I, 11I, 2L, 4L, 4M y 7M) de la carta de colores *Color-Checker DC* correspondientes a la Fig. 4.7.

corrección de la cromaticidad de los objetos situados a distancias alejadas del observador. Si suponemos que para un canal, por ejemplo el canal R, representamos en el eje de ordenadas sus valores para la imagen capturada afectada por las condiciones atmosféricas y en el eje de abscisas los valores que tendrían estos píxeles en el caso de que la imagen no estuviera afectada por las condiciones atmosféricas, obtenemos unas gráficas como las del apartado 3.2.2.3, ver Fig. 4.7. El objetivo de este algoritmo es poder llevar las coordenadas de la imagen alterada por las condiciones atmosféricas a los valores que le correspondería para una imagen tomada en condiciones ideales. Para ello será necesario agrupar los objetos de la imagen que se encuentren a la misma distancia, de manera que se haga el mismo ajuste para todos los objetos situados a esta distancia. Este agrupamiento se ha realizado empleando el algoritmo MSS, apartado 4.3.3. Ya se ha visto que de los tres algoritmos de segmentación probados este es el que mejores resultados nos ha dado, debido a que sin llegar a realizar una segmentación exhaustiva en distancia es el que mejor consigue agrupar los objetos situados aproximadamente a la misma distancia.

Una vez que tenemos los objetos agrupados en regiones situadas aproximadamente a la misma distancia, habremos creado grupos de píxeles a los que modificaremos sus valores de intensidad. Esta modificación la llevaremos acabo desplazando

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

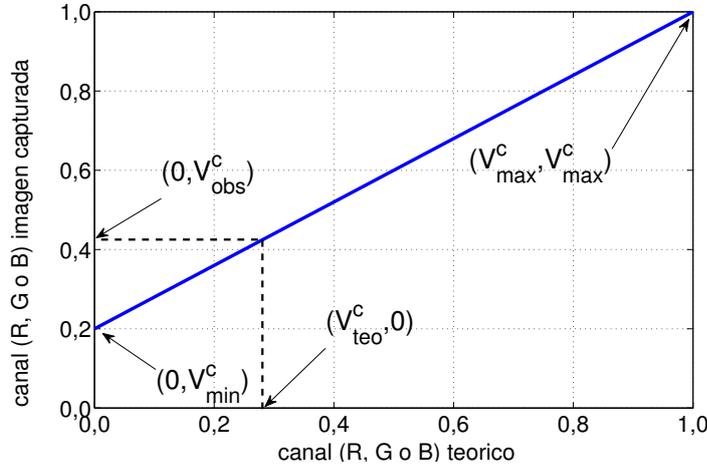


Figura 4.8: Esquema de las coordenadas para la aplicación del modelo de restauración propuesto. Esta figura no corresponde a ninguna restauración en concreto, se incluye sólo como material aclaratorio.

do los valores de los píxeles hasta los valores teóricos que se obtendrían sobre una imagen no afectada por las condiciones atmosféricas. Vamos a buscar los puntos de corte de los valores de los píxeles sobre la imagen original con la recta definida por un valor de intensidad que usaremos como mínimo en el grupo de píxeles a procesar y un valor máximo en el mismo grupo de píxeles. Estos valores estarán acotados entre el valor mínimo que puede tomar un píxel, 0, y el valor máximo, 255 en el caso de imágenes de 8-bits o 1 en el caso de que la imagen esté normalizada.

La coordenada del punto restaurado, el correspondiente a una imagen no alterada, vendría dado por, ver Fig. 4.8:

$$V_{teo}^c = (V_{obs}^c - V_{min}^c) \left(\frac{V_{max}^c}{V_{max}^c - V_{min}^c} \right) \quad (4.32)$$

donde el superíndice c indica el canal a procesar, (R, G, B), V_{teo}^c es el valor del píxel no afectado por las condiciones atmosféricas, V_{obs}^c es el valor del píxel de la imagen capturada, V_{min}^c es el valor mínimo de los píxeles del grupo y V_{max}^c es el valor máximo de los píxeles del grupo. Vamos a considerar que tanto el valor máximo en la imagen recuperada como en la imagen capturada son el mismo, esto es, vamos a considerar que un blanco en la imagen original corresponde a un blanco en la imagen restaurada.

4.4 Algoritmo desarrollado para la mejora de imágenes naturales alteradas por las condiciones atmosféricas

Estos valores mínimo y máximo serán los dos únicos parámetros necesarios para la aplicación de la restauración. Se podrán variar en función del tipo de imagen a restaurar y de la mayor o menor descompresión que queremos aplicar a la restauración.

4.4.1 Implementación del algoritmo

Para la implementación del algoritmo se ha usado el entorno de programación comercial *Matlab v. 2011b*. El algoritmo básicamente consiste en la implementación de una función que acepta como argumentos una segmentación aproximada de la imagen a restaurar, la propia imagen a procesar, un valor mínimo y un valor máximo como límites para la aplicación del algoritmo. Una vez introducidos estos parámetros en la función se procede a la aplicación de la Eq. 4.32 para cada canal por separado.

Para poder agilizar la aplicación del modelo se ha desarrollado una interfaz gráfica de usuario (GUI, por sus siglas en inglés) también en el entorno de programación comercial *Matlab v. 2011b*, Fig. 4.9. Los parámetros preestablecidos en la GUI se pueden modificar para ajustar la restauración dependiendo de la degradación de la imagen a procesar. En la Fig. 4.10 se puede ver un ejemplo de la GUI con una imagen cargada (imagen capturada, esquina superior izquierda), la imagen segmentada (esquina inferior izquierda) y la imagen restaurada (esquina superior derecha).

En las Fig. 4.9 y 4.10 se puede apreciar en la columna de la izquierda que el primer botón empezando por abajo aparece como *Automatic*. Con este botón evitamos la necesidad de tener que introducir parámetros en el algoritmo, permitiendo realizar un ajuste automático sin la intervención del usuario. Mediante esta automatización se realiza una estimación de los valores percentiles de la intensidad de los píxeles en la región a procesar. Este estudio se realiza mediante el gráfico de “cajas y bigotes” (más conocido en inglés como *box and whiskers*). Debido a que en la imagen puede haber píxeles con un valor muy alto o muy bajo de intensidad que no sean representativos del resto de los píxeles en la región, por ejemplo debido a la presencia de píxeles defectuosos en el detector CCD o a la presencia de reflexiones especulares en algún objeto de la imagen, vamos a emplear este método,

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



Figura 4.9: Interfaz gráfica de usuario desarrollada para la implementación del algoritmo.

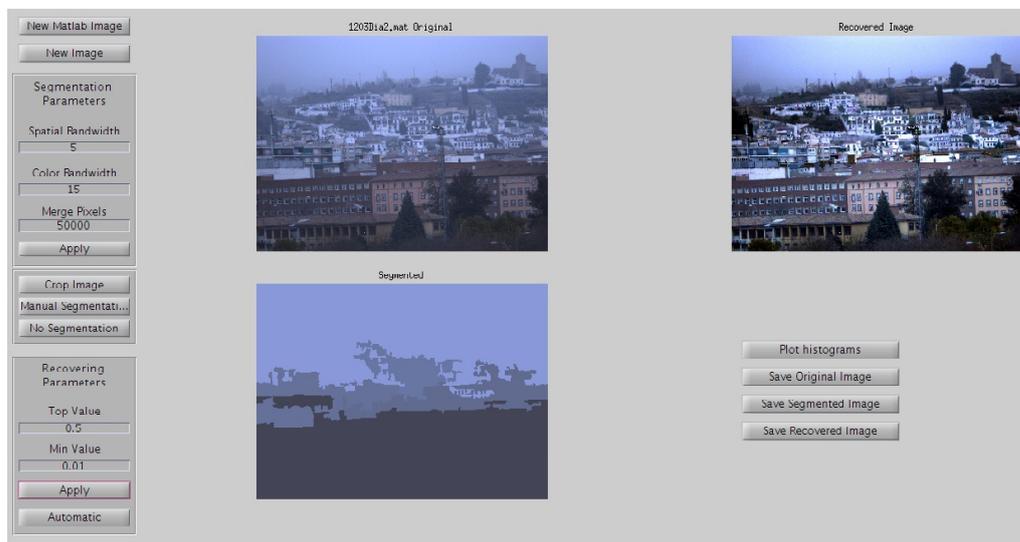


Figura 4.10: Interfaz gráfica de usuario desarrollada para la implementación del algoritmo con una imagen cargada, la correspondiente segmentación y la imagen procesada obtenida.

que deja fuera los valores atípicos de la distribución. En lugar de tener en cuenta el valor máximo o mínimo, usaremos el valor del extremo de los bigotes, que es $1.5 \cdot R.I.$, siendo $R.I.$ el rango intercuartil, es decir, la diferencia entre el valor del tercer cuartil y el valor del primer cuartil. Ésta es una primera aproximación a la estadística de la imagen para intentar automatizar el método, que aunque no da tan buenos resultados como la modificación de los parámetros por parte de un usuario, permite obtener resultados aceptables en muchos casos.

4.5 Resultados del algoritmo

Vamos a aplicar el algoritmo propuesto a una serie de imágenes caracterizadas por su bajo contraste, tanto debido a malas condiciones atmosféricas como a tiempos de exposición incorrectos.

En primer lugar se hará una recuperación sobre imágenes degradadas de manera artificial empleando el modelo dicromático.

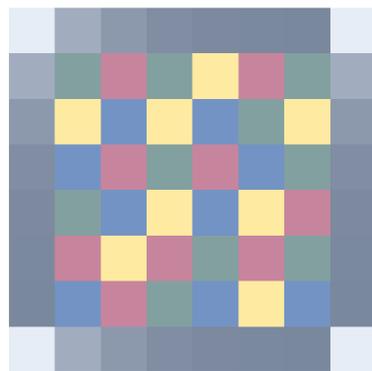
4.5.1 Recuperación de imágenes con niebla simulada computacionalmente

La restauración de imágenes modificadas empleando el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico encuentran una recuperación casi perfecta con este modelo debido a que la simulación no emplea diferentes distancias para la inclusión de la niebla en la imagen, con lo que la aplicación del algoritmo se puede hacer en un plano.

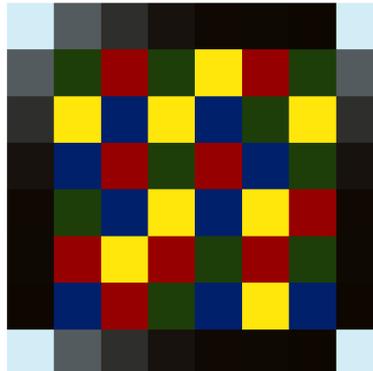
En la Fig. 4.11 se pueden ver dos imágenes alteradas empleando el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico, en ambas imágenes la distancia de simulación es de 10 km y el coeficiente de extinción empleado es $\beta_{ex} = 60.3 Mm^{-1}$. Se puede comprobar cómo la restauración de las imágenes empleando nuestro método consigue buenos resultados, realizando el contraste, aumentando la visibilidad de los objetos presentes en la escena y manteniendo una correcta recuperación de los colores de los objetos. En la Fig. 4.12 se puede ver la restauración realizada sobre una imagen obtenida mediante una simulación desconocida, obtenida de Flickr¹. En

¹www.flickr.com

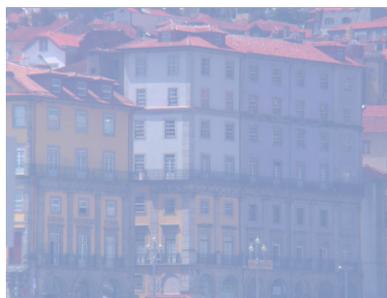
4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Imagen simulada



(b) Imagen recuperada, mín (0) máx (0.6)



(c) Imagen simulada



(d) Imagen recuperada, mín (0.01) máx (0.95)

Figura 4.11: (a) y (c) imágenes simuladas empleando el modelo dicromático, (b) y (d) imágenes recuperadas, los valores mín y max corresponden a los parámetros mínimo y máximo que introducimos en nuestro modelo.

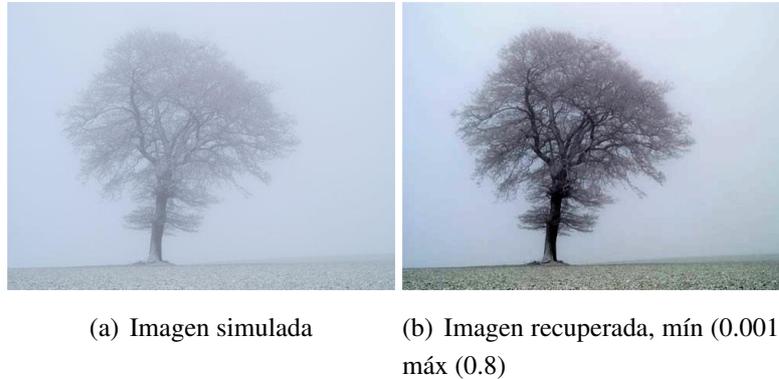


Figura 4.12: (a) Imagen simulada mediante un algoritmo no conocido, (b) imagen recuperada.

este caso se puede ver cómo mediante la aplicación de nuestro método conseguimos realzar el contraste entre los bordes de las ramas del árbol y una recuperación del tono de los objetos de la escena, el árbol y la hierba.

4.5.2 Mejora de imágenes naturales tomadas con una cámara RGB científica

Se ha procedido a aplicar el modelo de recuperación para las imágenes capturadas con la cámara científica RGB Retiga EXi Fast, cuya calibración se mostró en el Capítulo 2. La razón de haber realizado la calibración de esta cámara se justifica en la minimización de los errores básicos que se producen en el detector CCD en el momento de la captura para intentar aplicar el algoritmo en las mejores condiciones posibles. Todas las imágenes capturadas con esta cámara han sido pre-pocesadas para corregir los factores de no linealidad y no uniformidad del detector CCD antes de aplicar el algoritmo de recuperación.

Las imágenes capturadas con la cámara Retiga han sido tomadas desde la terraza del Aulario de la Facultad de Ciencias (Universidad de Granada). Se ha elegido este emplazamiento debido a las propiedades de las escenas que íbamos buscando. Desde esta terraza hemos tomado imágenes con edificios situados en varios planos, escenas complejas con muchos objetos, montañas situadas a grandes distancias y bajo condiciones atmosféricas variadas. Estas condiciones incluían días

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Imagen original

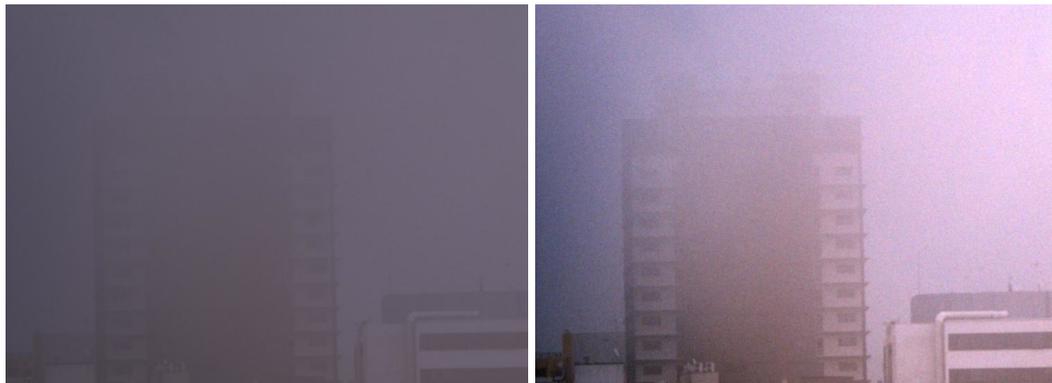
(b) Imagen recuperada

Figura 4.13: (a) Imagen original, (b) imagen recuperada de forma automática sin ningún tipo de parámetros y sin segmentación.

con condiciones adversas caracterizadas por brumas, nieblas, nieblas densas y días con tormenta de polvo sahariano.

A continuación se van a mostrar algunos ejemplos de recuperación de imágenes empleando nuestro modelo en diferentes condiciones atmosféricas. En la Fig. 4.13 se puede ver una recuperación en condiciones de niebla no muy densa con edificaciones situadas a diferentes distancias. En este caso se ha empleado una recuperación automática, sin emplear ningún tipo de parámetro y sin la necesidad de realizar una segmentación en profundidad. Al no introducir ningún tipo de segmentación en profundidad se considera que todos los objetos de la imagen están en un mismo plano. Se puede observar que la aplicación del algoritmo en forma automática en este caso es suficiente para hacer visibles los objetos situados en el fondo de la imagen, que no eran discernibles en la imagen original. También se ha conseguido mejorar el contraste y la saturación de los objetos situados en primer plano.

En la Fig. 4.14 se pueden observar dos imágenes en el caso de una niebla densa mostrando unos edificios apenas visibles en las imágenes originales. En las imágenes restauradas se pueden observar algo mejor los edificios principales y algunas construcciones alrededor. En este caso tampoco ha sido necesario la segmentación de la imagen, aunque sí la inclusión de los valores mínimo (0) y máximo (0.04)



(a) Imagen original

(b) Imagen recuperada, mín (0) máx (0.04)



(c) Imagen original

(d) Imagen recuperada, mín (0.005) máx (0.55)

Figura 4.14: (a) y (c) imágenes originales afectadas de niebla, (b) y (d) imágenes recuperadas sin segmentación.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

para la aplicación del algoritmo, Fig. 4.14 (b). En el caso de la Fig. 4.14 (d), los valores establecidos son: mínimo (0.005) y máximo (0.55) . En estos casos de nieblas muy densas el algoritmo encontraría sus límites de aplicación. Se puede ver cómo a pesar de que conseguimos hacer discernibles partes de la imagen que antes de la aplicación del algoritmo no lo eran, ciertas zonas de ésta pueden aparecer más oscurecidas y menos visibles que en la imagen original, como puede verse en la parte inferior derecha de la imagen correspondiente a la Fig. 4.14 (d).

En la Fig. 4.15 se ha hecho la recuperación de una imagen en la que se encuentran una serie de edificios a diferentes distancias para un día de niebla densa. En este caso, como paso previo a la aplicación del algoritmo, se ha procedido a la segmentación de la imagen original, Fig. 4.15 (b). La imagen recuperada, Fig. 4.15 se ha obtenido con un valor mínimo (0.0005) y máximo (0.2) en el algoritmo de recuperación.

En la Fig. 4.16 se observa la recuperación de una imagen en condiciones menos adversas que las anteriores. En este caso los objetos del fondo de la imagen son visibles aunque no se llegan a apreciar muy bien. La recuperación se ha realizado con una segmentación previa Fig. 4.16 (b) y con unos parámetros mínimo (0.02) y máximo (0.6). Se observa como los objetos, en general, aparecen más contrastados y visibles.

En todas las imágenes en las que se hace uso del algoritmo MSS aparecen saltos en la separación entre regiones. Esto es debido a que los objetos se consideran que están situados a diferentes distancias por lo que se aplican diferentes parámetros en su recuperación. Algunos autores [He09] optan por dejar un residuo de niebla en las imágenes recuperadas para no perder la sensación de profundidad. En nuestro caso no hemos ido buscando una imagen “placentera” si no una imagen con la visibilidad mejorada, con el máximo de contraste entre los objetos e intentando eliminar la máxima degradación posible, por lo que no se ha añadido ninguna niebla artificial que suavice el salto entre las distintas regiones.



(a) Imagen original



(b) Segmentada



(c) Imagen recuperada, mín (0.0005) máx (0.2)

Figura 4.15: (a) Imagen original, (b) segmentación de la imagen original empleando el algoritmo de segmentación de cambio de media, (c) imagen restaurada.

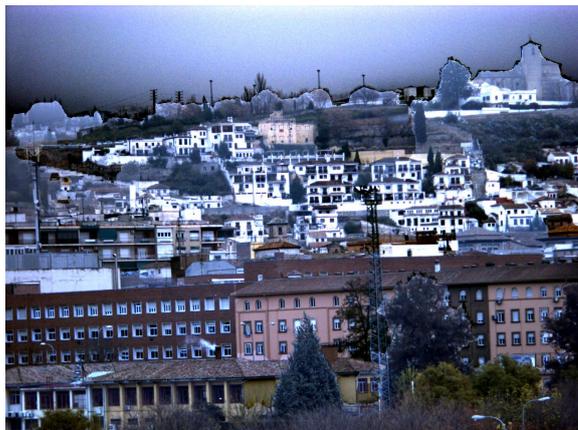
4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Imagen original



(b) Segmentación



(c) Imagen recuperada, mín (0.02) máx (0.6)

Figura 4.16: (a) Imagen original, (b) segmentación de la imagen original empleando el algoritmo de segmentación de cambio de media, (c) imagen restaurada.

4.5.3 Mejora de imágenes naturales tomadas con una cámara RGB comercial

El objetivo final de los algoritmos de recuperación de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas es poder aplicarlos a cualquier clase de imágenes, independientemente del dispositivo de captura, desde cámaras científicas, comerciales, hasta cámaras insertadas en dispositivos móviles. Además es interesante poder aplicar estos algoritmos a imágenes de las que no se tiene ninguna información, por ejemplo imágenes obtenidas en bases de datos alojadas en internet.

En la Fig. 4.17 se muestra la restauración de dos imágenes capturadas durante una tormenta de polvo sahariano en la ciudad de Granada durante el 17 de mayo de 2012. Los resultados de este método son bastante buenos, lo que hace posible su aplicación a situaciones más generales que muchos de los métodos propuestos, que suelen aplicarse al caso de neblinas o nieblas poco densas. Sin embargo, hay zonas de las imágenes que no consiguen una buena recuperación, como se puede apreciar en la parte media de la Fig. 4.17 (d), que en la imagen recuperada aparece algo oscurecida. Esto es debido a que esta zona ha entrado dentro de la zona del horizonte, en la que el valor mínimo establecido es demasiado alto para esta región, que no tiene unos valores tan altos de intensidad como la zona del horizonte.

En la Fig. 4.18 se puede ver la aplicación del algoritmo a una imagen capturada con una cámara réflex comercial en condiciones de neblina. En este caso se puede apreciar como a pesar de haber hecho una segmentación previa en la imagen, las discontinuidades entre regiones no son demasiado evidentes en la imagen restaurada. Esto es debido a que en el caso de imágenes naturales los objetos suelen ser más homogéneos, por lo que la segmentación es más suave permitiendo que la imagen recuperada aparezca más natural al observador.

En la Fig. 4.19 se representan una serie de imágenes de objetos situados a grandes distancias, en este caso no es necesario el uso del algoritmo MSS debido a que se va a considerar que todos los objetos de la imagen están en un mismo plano. Comprobamos como en estos casos el algoritmo da muy buenos resultados haciendo visibles objetos que no eran discernibles en la imagen original.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Imagen original



(b) Imagen recuperada, mín (0.0015)
máx (0.42)



(c) Imagen original



(d) Imagen recuperada, mín (0.01) máx (0.6)

Figura 4.17: (a) y (c) imágenes originales capturadas en un día de tormenta sahariana, (b) y (d) imágenes recuperadas.



(a) Imagen original

(b) Segmentada

(c) Imagen recuperada, mín (0.001) máx (0.8)

Figura 4.18: (a) Imagen original, (b) segmentación de la imagen original empleando el algoritmo de segmentación de cambio de media, (c) imagen restaurada.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



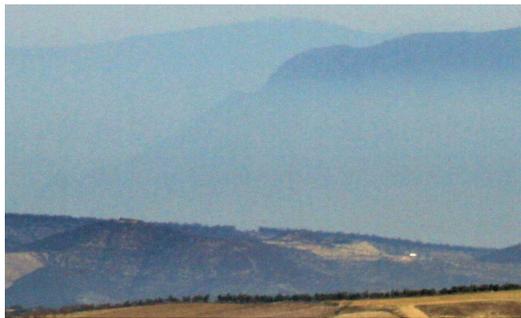
(a) Imagen original



(b) Imagen recuperada, mín (0.005) máx(0.6)



(c) Imagen original



(d) Imagen recuperada, mín (0) máx (0.25)



(e) Imagen original



(f) Imagen recuperada, mín (0) máx (0.86)



(g) Imagen original



(h) Imagen recuperada, mín (0.001) máx (0.25)

Figura 4.19: (a), (c) y (d) imágenes originales. (b), (d) y (f) imágenes recuperadas.

4.5.4 Corrección de imágenes sub-expuestas

Como aplicación complementaria hemos probado la viabilidad del algoritmo para otro tipo de imágenes, no relacionadas con las malas condiciones atmosféricas. En concreto hemos probado el algoritmo para imágenes subexpuestas.

En la Fig. 4.20 se observan una serie de imágenes¹ sub-expuestas que se han corregido mediante la aplicación del algoritmo de restauración. Nuestro método también funciona con este tipo de imágenes debido a que lo que estamos realizando es una descompresión de los valores R, G, B de la imagen original. Además, debido a que la traslación de estos valores a un valor teórico mantiene la relación entre la respuesta de los canales, no introducimos una gran alteración en los colores percibidos de los objetos de la imagen.

Los resultados obtenidos para este tipo de imágenes podrían hacer interesante la implementación de este algoritmo en paquetes de tratamiento digital de imágenes.

4.6 Comparación con otros modelos

Actualmente hay gran interés en los algoritmos de recuperación de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas, debido al desarrollo de dispositivos automáticos de captura, como pueden ser cámaras situadas en vehículos para la asistencia al conductor, que deben poder funcionar bajo condiciones atmosféricas adversas, por lo que este campo está en continua evolución.

Para poder contrastar nuestro modelo con otros métodos desarrollados por otros autores se hace necesario contar con métricas que de alguna manera cuantifiquen la mejora en las imágenes restauradas. Las métricas que nosotros vamos a emplear no están orientadas a evaluar la mejora de las imágenes desde un punto de vista del sistema visual humano, es decir, lo que un observador juzgaría como una imagen visualmente más placentera. Esto es debido a que a día de hoy no hay un acuerdo sobre qué tipo de métricas emplear para estimar la calidad de estos algoritmos de restauración, como pueden ser las basadas en evaluaciones subjetivas o las basadas en métricas objetivas como SCIELAB [Fon08]. En la mayoría de las situaciones,

¹(a) www.pentaxforums.com, (c) www.flickr.com, (e) www.captainkimo.com

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Imagen original



(b) Imagen recuperada, mín (0.1) máx (0.2)



(c) Imagen original



(d) Imagen recuperada, mín (0.1) máx (0.2)



(e) Imagen original



(f) Imagen recuperada, mín (0.055) máx (0.09)

Figura 4.20: Ejemplo de aplicación del algoritmo desarrollado a la mejora de imágenes subexpuestas.

las métricas que nosotros hemos empleado evalúan características morfológicas de las imágenes, como pueden ser el número de bordes o la textura de los objetos.

En este apartado vamos a hacer una comparación de los resultados obtenidos con nuestro modelo y los de varios autores empleando para ello varias métricas. La razón de emplear varias métricas vuelve a estar relacionada con la falta de consenso para la evaluación de la calidad de las imágenes restauradas.

4.6.1 Métricas

- **Operador laplaciano, LAP.** Este operador básicamente lo que hace es contar el número de bordes en las imágenes. Asume que si la imagen restaurada tiene un valor más alto para este operador, la imagen será de mayor calidad, debido a que una de las principales características de las imágenes deterioradas por las condiciones atmosféricas es que los bordes de los objetos se difuminan. Esta métrica viene definida por [Che11]:

$$\begin{aligned}
 LAP = \frac{1}{(M-2)(N-2)} \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} & |8g(i, j) - g(i-1, j-1) - \\
 & - g(i-1, j) - g(i-1, j+1) - g(i, j-1) - g(i, j+1) - \\
 & - g(i+1, j-1) - g(i+1, j) - g(i+1, j+1)|
 \end{aligned} \tag{4.33}$$

donde M y N son el número de filas y columnas de la imagen y g es la imagen restaurada.

- **Gray mean gradient, GMG.** Esta métrica evalúa la mejora en la textura de la imagen recuperada, también relacionada con el número de bordes. A valores más altos de GMG más visibles serán los bordes de la imagen, con lo que la calidad de la imagen se supondrá mejor [Che11, Zha10]. La ecuación para esta métrica viene dada por [Zha10]:

$$\begin{aligned}
 GMG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} & \frac{1}{2} \left([g(i, j+1) - g(i, j)]^2 + \right. \\
 & \left. + [g(i+1, j) - g(i, j)]^2 \right)^{\frac{1}{2}}
 \end{aligned} \tag{4.34}$$

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

donde M y N son el número de filas y columnas de la imagen y g es la imagen restaurada. La métrica GMG tiene en cuenta los cambios en los alrededores de los píxeles, lo que en condiciones de ruido puede dar como resultado un incremento de los valores GMG, que en este caso iría asociado a una imagen de peor calidad que la original.

- **Descriptor e.** Sean n_0 y n_r el número de bordes en la imagen original y en la imagen restaurada, respectivamente. Se va a evaluar el descriptor e como la razón de los nuevos bordes visibles en la imagen restaurada [Hau08]:

$$e = \frac{n_r - n_0}{n_0} \quad (4.35)$$

Para esta métrica también se cumple que las imágenes que obtengan valores más altos tendrán mejor calidad.

- **Descriptor \bar{r} .** Para complementar al descriptor anterior se va a realizar la media geométrica de la razón de los niveles visuales, ver [Hau08] para más detalles. Este descriptor muestra la calidad de la imagen recuperada en función de la diferencia entre los contrastes de la imagen original y restaurada mediante la expresión [Hau08]:

$$\bar{r} = \exp \left[\sum_{P_i} \log r_i \right] \quad (4.36)$$

donde P_i es el número de bordes visibles en la imagen restaurada y r viene dado por la siguiente expresión:

$$r = \frac{\Delta I_r}{\Delta I_0} \quad (4.37)$$

donde ΔI_r y ΔI_0 denotan los gradientes en la imagen restaurada y en la imagen original, respectivamente [Hau08].

- **Descriptor σ .** Como último descriptor vamos a evaluar el porcentaje de píxeles saturados (los píxeles de la imagen totalmente blancos o negros) n_s , después de aplicar el algoritmo de restauración, sin tener en cuenta los que previamente a la aplicación del algoritmo ya eran totalmente blancos o negros. Este descriptor vendrá expresado como [Hau08]:

$$\sigma = \frac{n_s}{dim_x \cdot dim_y} \quad (4.38)$$

donde dim_x y dim_y denotan el ancho y el alto de la imagen, respectivamente. En este caso valores más altos se asocian con peores recuperaciones debido a que las imágenes tienen un mayor número de píxeles saturados que las imágenes originales.

4.6.2 Resultados de la comparación

Para comparar los resultados de nuestro algoritmo con otros modelos actuales, hemos elegido los trabajos de cinco autores que emplean técnicas de recuperación basadas en el uso de una única imagen. Se han tomado como base para la comparación las imágenes disponibles en las páginas web de los autores. Todos estos autores emplean como marco teórico el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico.

4.6.2.1 Modelo de Ancuti et al. [Anc11]

En este trabajo los autores necesitan de la estimación de los colores reales de la escena y de la estimación de un mapa de transmitancia, es decir, de la estimación de la componente de *airlight* en los distintos planos de la imagen. Para ello emplean lo que denominan una imagen semi-inversa obtenida de la imagen original a partir de la siguiente expresión: $\max_{x \in I} [I^c, 1 - I^c(x)]$, donde x es un píxel de la imagen y c es el canal R, G o B de la imagen I . Comparando la diferencia de tono, previamente tienen que procesar la imagen en el espacio $CIE L^* c^* h^*$, entre la imagen original y la semi-inversa son capaces de obtener las regiones de niebla. Posteriormente hacen una estimación de la componente de color del *airlight* empleando para ello el píxel con valor de intensidad más alto en la región con una componente de niebla más alta.

Una vez que tienen todos estos datos, crean un algoritmo para extraer la componente de *airlight* de las regiones previamente calculadas.

En el Cuadro 4.2 se pueden ver los resultados de comparar nuestro modelo con las imágenes de Ancuti¹ correspondiente a la Fig. 4.21. A la vista de estos resultados se puede observar como nuestro modelo obtiene mejores resultados en casi todas las métricas. En el descriptor σ nuestro algoritmo obtiene un porcentaje de

¹http://research.edm.uhasselt.be/~oancuti/Dehaze_ACCV_2010/

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

métricas	original	Ancutti et al.	método propuesto
	Fig. 4.21(a)	Fig. 4.21(b)	Fig. 4.21 (c)
LAP	62.58	66.42	123.63
GMG	11.67	12.45	22.31
descriptor e	–	0.22	0.34
descriptor σ	–	0 %	0.66 %
descriptor \bar{r}	–	1.24	1.78
	Fig. 4.21(d)	Fig. 4.21(e)	Fig. 4.21(f)
LAP	55.80	91.77	123.66
GMG	10.33	16.47	22.28
descriptor e	–	0.36	0.26
descriptor σ	–	0.02 %	0.70 %
descriptor \bar{r}	–	1.67	2.08

Cuadro 4.2: Comparación entre el modelo de Ancuti et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.21.

píxeles mayor que el método de Ancuti, lo que quiere decir que nuestro modelo satura más píxeles que éste. Como se puede apreciar, los resultados de estas métricas no están asociados con la recuperación de una imagen placentera para un observador. En nuestro caso se producen más saltos entre las distintas regiones debido al algoritmo de segmentación empleado.

En el Cuadro 4.3 se puede ver el resultado de la comparación de ambos modelos para la Fig. 4.22. Para el caso de imágenes de escenas con objetos artificiales los valores de las métricas del algoritmo de Ancuti son ligeramente superiores a las obtenidas con nuestro método.

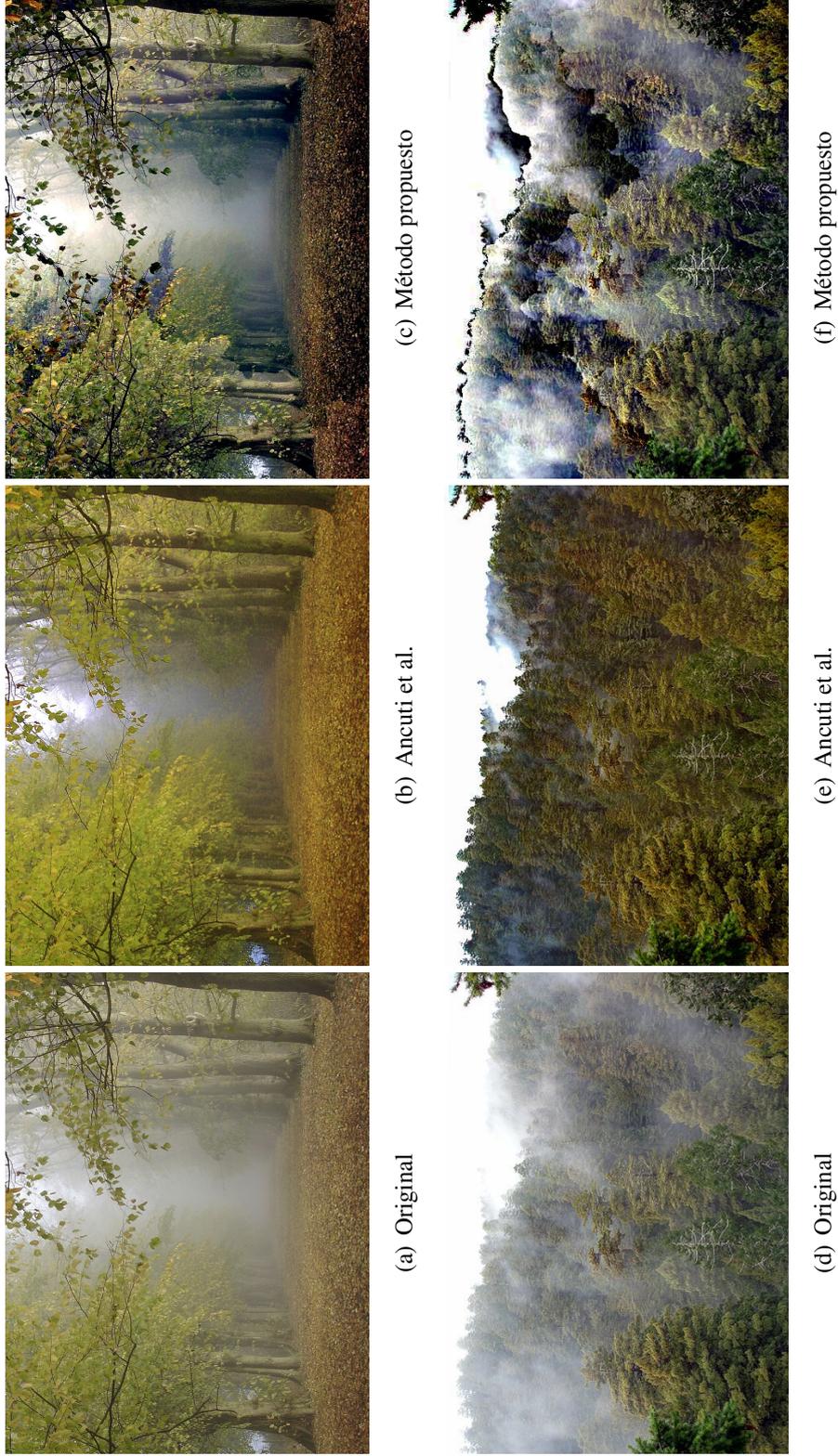


Figura 4.21: Recuperación de dos imágenes naturales en condiciones de niebla mediante el método de Ancuti et al. y el método propuesto.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



Figura 4.22: Recuperación de dos imágenes rodeadas de objetos artificiales por el método de Ancuti et al. y por el método propuesto.

4.6 Comparación con otros modelos

métricas	original	Ancuti et al.	método propuesto
	Fig. 4.22(a)	Fig. 4.22(b)	Fig. 4.22 (c)
LAP	19.59	58.91	48.52
GMG	4.30	11.98	10.41
descriptor e	–	1.60	1.11
descriptor σ	–	2.23 %	0.23 %
descriptor \bar{r}	–	2.97	2.61
	Fig. 4.22(d)	Fig. 4.22(e)	Fig. 4.22(f)
LAP	37.12	101.78	70.92
GMG	7.34	18.65	13.81
descriptor e	–	0.82	0.48
descriptor σ	–	0.00 %	0.10 %
descriptor \bar{r}	–	2.25	2.06

Cuadro 4.3: Comparación entre el modelo de Ancuti et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.22.

4.6.2.2 Modelo de He et al. [He09]

Estos autores buscan la componente de *airlight* a través del denominado *dark channel prior*. Esta técnica está basada en que en imágenes limpias (no afectadas por malas condiciones atmosféricas) y en regiones sin cielo, en la mayoría de los píxeles de la imagen al menos alguno de los canales de la cámara tiene un valor de intensidad muy bajo. Esto es debido principalmente a la presencia de sombras, la presencia de objetos con colores saturados (en los cuales al menos uno de los canales R, G o B tiene un valor muy bajo) o la presencia de objetos oscuros. En el caso de imágenes con niebla las zonas más afectadas por ésta tienen un valor de intensidad del canal oscuro mayor, por lo que con este método se obtiene una estimación del espesor óptico de la niebla.

A partir de la componente de *dark channel prior* y haciendo una estimación de la componente de *airlight* invierten la ecuación del modelo dicromático de esparcimiento atmosférico para obtener la imagen recuperada. Debido a que aproximan la componente de niebla por áreas en la imagen, emplean un algoritmo de suavizado para evitar el efecto de pixelado de la imagen. Como primera aproximación

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

emplearon un algoritmo denominado *soft matting* [Lev08], que debido a las exigencias de cómputo posteriormente reemplazaron por un algoritmo capaz de suavizar los bordes sin difuminarlos [He10].

En el Cuadro 4.4 se puede ver el resultado de las métricas para las imágenes¹ de la Fig. 4.23. En este caso todas las métricas dan unos valores más altos para las imágenes restauradas con nuestro modelo. En la recuperación de la imagen correspondiente a la Fig.4.23 (a) nuestro método obtiene mejores resultados produciendo una imagen con unos colores más saturados y con unos bordes más visibles. En el caso de la restauración correspondiente a la imagen Fig.4.23 (d) los dos métodos dan unos resultados parecidos, aunque en nuestro caso, los objetos situados en primer plano aparecen más realzados.

La Fig. 4.24 muestra la restauración para otro par de imágenes, en este caso una de ellas (Fig. 4.24 (d)) tomada con la cámara científica Retiga EXi Fast (ver Capítulo 2). Los resultados de la comparación de la restauración empleando el modelo de He et al. y el nuestro se muestra en el Cuadro 4.5. Para este par de imágenes nuestro método también ha obtenido mejores resultados en todas las métricas que el método de estos autores, a excepción del descriptor e (Fig. 4.24 (c)) y σ , en el que el algoritmo desarrollado tiene un porcentaje de píxeles saturados algo mayor.

¹<https://research.microsoft.com/en-us/um/people/kahe/cvpr09/>

4.6 Comparación con otros modelos

métricas	original	He et al.	método propuesto
	Fig. 4.23(a)	Fig. 4.23(b)	Fig. 4.23 (c)
LAP	9.61	15.68	47.91
GMG	1.84	3.54	9.44
descriptor e	–	22.82	62.95
descriptor σ	–	0.00 %	0.00 %
descriptor \bar{r}	–	3.09	5.14
	Fig. 4.23(d)	Fig. 4.23(e)	Fig. 4.23(f)
LAP	58.02	80.95	103.72
GMG	10.89	15.05	19.17
descriptor e	–	0.045	0.01
descriptor σ	–	0.00 %	0.04 %
descriptor \bar{r}	–	1.40	1.77

Cuadro 4.4: Comparación entre el modelo de He et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.23.

métricas	original	He et al.	método propuesto
	Fig. 4.24(a)	Fig. 4.24(b)	Fig. 4.24 (c)
LAP	19.59	39.70	45.89
GMG	4.30	8.30	9.51
descriptor e	–	1.35	0.92
descriptor σ	–	0.03 %	0.71 %
descriptor \bar{r}	–	1.97	2.13
	Fig. 4.24(d)	Fig. 4.24(e)	Fig. 4.24(f)
LAP	7.22	9.91	16.21
GMG	1.73	2.35	3.78
descriptor e	–	1.00	1.08
descriptor σ	–	0 %	0.04 %
descriptor \bar{r}	–	1.27	2.17

Cuadro 4.5: Comparación entre el modelo de He et al. y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.24.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Original



(b) He et al.



(c) Método propuesto



(d) Original

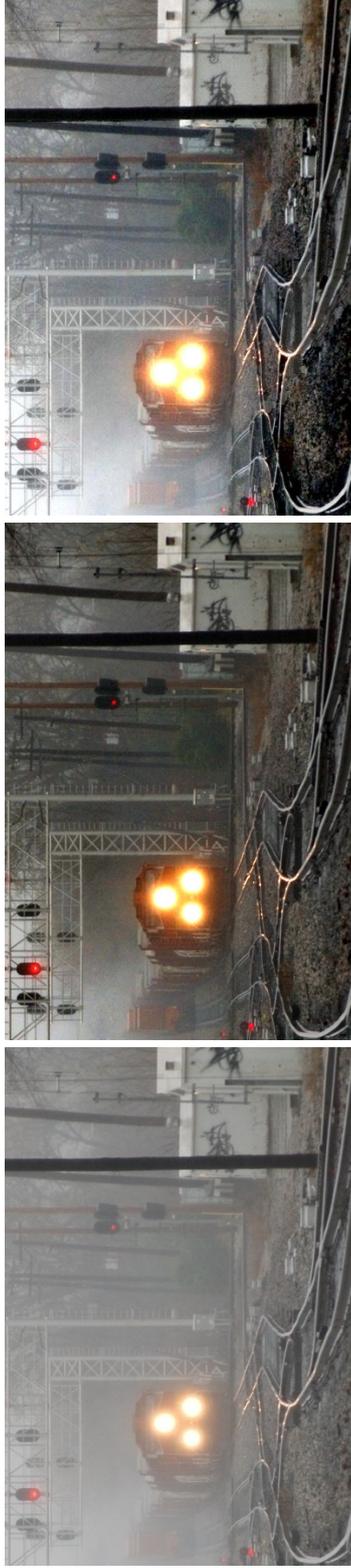


(e) He et al.



(f) Método propuesto

Figura 4.23: Comparación entre el modelo de He et al. para una imagen aérea, primera fila y para una imagen urbana, segunda fila.



(c) Método propuesto

(b) He et al.

(a) Original



(f) Método propuesto

(e) He et al.

(d) Original

Figura 4.24: Comparación entre el modelo de He et al. para una imagen con poca profundidad, primera fila. La segunda fila corresponde a una imagen con objetos situados a distancias muy diferentes.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

4.6.2.3 Modelo de Tarel y Hautière [Tar09]

Estos autores siguen un proceso similar a los modelos vistos anteriormente. En este caso se establece como requerimiento previo al procesamiento de la imagen la necesidad de hacer un balance de blancos, que establece que la parte de la imagen con más niebla se corresponde con un blanco (1,1,1), suponiendo que la imagen esté normalizada entre 0 y 1. Esta aproximación puede ser problemática en el caso de que los colores de la imagen cambien mucho a lo largo de la escena ya que la recuperación de los colores de los objetos no se corresponderá con los colores originales. Para solventar este problema los autores hacen un balance de blancos por trozos en la imagen.

En la Fig. 4.25 y Fig. 4.26 se pueden ver las restauraciones realizadas sobre cuatro imágenes¹ con el modelo de Tarel y Hautière y el método propuesto en este trabajo. En la restauración de la imagen Fig. 4.25 (a) nosotros hemos obtenido mejores resultados con todas las métricas excepto con la relacionada con el número de píxeles saturados, en la que nuestro algoritmo presenta una ligera saturación. En el caso de la Fig.4.25 (d) nuestro método obtiene unos resultados ligeramente peores que el método propuesto por Tarel y Hautière con las métricas propuestas, en este caso se debe a que los objetos situados al fondo de la imagen aparecen menos saturados, lo que enmascara los bordes.

La restauración de la imagen correspondiente a la Fig. 4.26 (a) usando nuestro método obtiene unos resultados mucho mejores, sobre todo para la métrica LAP, relacionada con la presencia de bordes en la imagen. En la Fig. 4.26 (d) se obtienen unos valores ligeramente inferiores a los obtenidos con el método de Tarel y Hautière a pesar de que los objetos más cercanos aparecen más nítidos con nuestro método de restauración. Esto se debe a que los objetos situados a una distancia intermedia aparecen menos saturados en nuestro modelo.

¹<http://perso.lcpc.fr/tarel.jean-philippe/visibility/index.html>

4.6 Comparación con otros modelos

métricas	original	Tarel y Hautière	método propuesto
	Fig. 4.25(a)	Fig. 4.25(b)	Fig. 4.25 (c)
LAP	58.46	99.55	103.72
GMG	11.01	18.50	19.17
descriptor e	–	0.07	0.01
descriptor σ	–	0.00 %	0.04 %
descriptor \bar{r}	–	1.81	1.77
	Fig. 4.25(d)	Fig. 4.25(e)	Fig. 4.25(f)
LAP	69.53	106.62	91.50
GMG	12.56	19.22	16.46
descriptor e	–	0.09	0.02
descriptor σ	–	0.00 %	0.67 %
descriptor \bar{r}	–	1.71	1.31

Cuadro 4.6: Comparación entre el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.25.

métricas	original	Tarel y Hautière	método propuesto
	Fig. 4.26(a)	Fig. 4.26(b)	Fig. 4.26 (c)
LAP	34.23	34.61	70.92
GMG	7.03	9.65	13.81
descriptor e	–	0.41	0.60
descriptor σ	–	0.00 %	0.10 %
descriptor \bar{r}	–	1.67	2.17
	Fig. 4.26(d)	Fig. 4.26(e)	Fig. 4.26(f)
LAP	32.18	63.60	61.49
GMG	6.25	12.24	11.88
descriptor e	–	0.21	0.08
descriptor σ	–	0.00 %	0.14 %
descriptor \bar{r}	–	1.99	1.94

Cuadro 4.7: Comparación entre el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.26.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA



(a) Original



(b) Tarel y Hautière



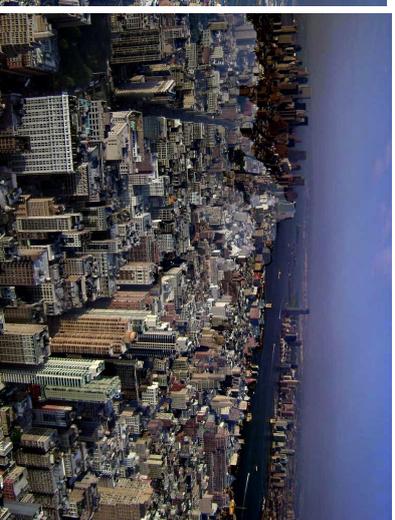
(c) Método propuesto



(d) Original



(e) Tarel y Hautière



(f) Método propuesto

Figura 4.25: Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo para el caso de dos imágenes urbanas.



(a) Original

(b) Tarel y Hautière

(c) Método propuesto



(d) Original



(e) Tarel y Hautière



(f) Método propuesto

Figura 4.26: Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tarel y Hautière y nuestro modelo para el caso de una imagen urbana, primera fila y una imagen rural, segunda fila.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

4.6.2.4 Modelo de Tan [Tan08]

Este modelo asume como premisa que la componente de *airlight* varía suavemente a lo largo de la imagen, es decir, supone que dos objetos que estén situados en distintos planos pero contiguos no estarán muy alejados. Esta suposición no se tiene porqué cumplir para todo tipo de imágenes, pensemos en dos cadenas de montañas que estén próximas en el plano de la imagen pero a mucha distancia una de otra. En base a estas suposiciones generan una función de coste en los campos aleatorios de Markov (MRF, por sus siglas en inglés) que será optimizada para obtener la componente de la imagen no afectada de las condiciones atmosféricas, es decir, la imagen restaurada¹.

Los pasos necesarios para la aplicación de este método de recuperación se pueden resumir en los siguientes puntos:

1. Dada una imagen alterada por las condiciones atmosféricas, estimar la componente de luz atmosférica. Esta componente será empleada para evaluar la cromaticidad de la luz de la imagen, suponiendo que ésta se puede considerar constante a lo largo de toda la escena.
2. Empleando esta cromaticidad, descontar la componente de luz de la imagen original.
3. Hacer una estimación de los parámetros para el modelo de Markov.
4. Una vez que se dispone de los parámetros del modelo, proceder mediante la optimización del modelo, a la estimación de la componente de *airlight*.
5. Una vez obtenida la componente de *airlight* calcular el término de atenuación, que representa a la imagen recuperada.

En el Cuadro 4.8 se muestran los valores obtenidos para las métricas correspondientes a la restauración de la Fig. 4.27. La recuperación de la imagen correspondiente a la Fig.4.27 (a) con nuestro modelo encuentra mejores resultados según las métricas LAP y GMG y con el descriptor \bar{r} , aunque el descriptor e es ligeramente inferior al obtenido con el método de Tan. Para la Fig. 4.27 (d) nuestro método

¹<http://www.staff.science.uu.nl/tan00109/fog/index.html>

4.6 Comparación con otros modelos

métricas	original	Tan	método propuesto
	Fig. 4.27(a)	Fig. 4.27(b)	Fig. 4.27 (c)
LAP	7.93	26.55	28.35
GMG	1.64	5.12	6.01
descriptor e	–	4.16	3.39
descriptor σ	–	0 %	0.16 %
descriptor \bar{r}	–	3.56	3.67
	Fig. 4.27(d)	Fig. 4.27(e)	Fig. 4.27(f)
LAP	15.06	41.75	32.59
GMG	3.05	8.25	6.52
descriptor e	–	0.60	0.27
descriptor σ	–	0.07 %	0.01 %
descriptor \bar{r}	–	3.00	2.23

Cuadro 4.8: Comparación entre el modelo de Tan y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.27.

obtiene peores resultados en general, aunque en el caso del descriptor σ la imagen que hemos recuperado presenta menos píxeles saturados. En el caso de la Fig. 4.28 los resultados de las métricas con el algoritmo de Tan vuelven a ser mejores que con nuestro método, aunque en este caso los objetos situados en primer plano de la imagen recuperada con nuestro método aparecen más claros.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

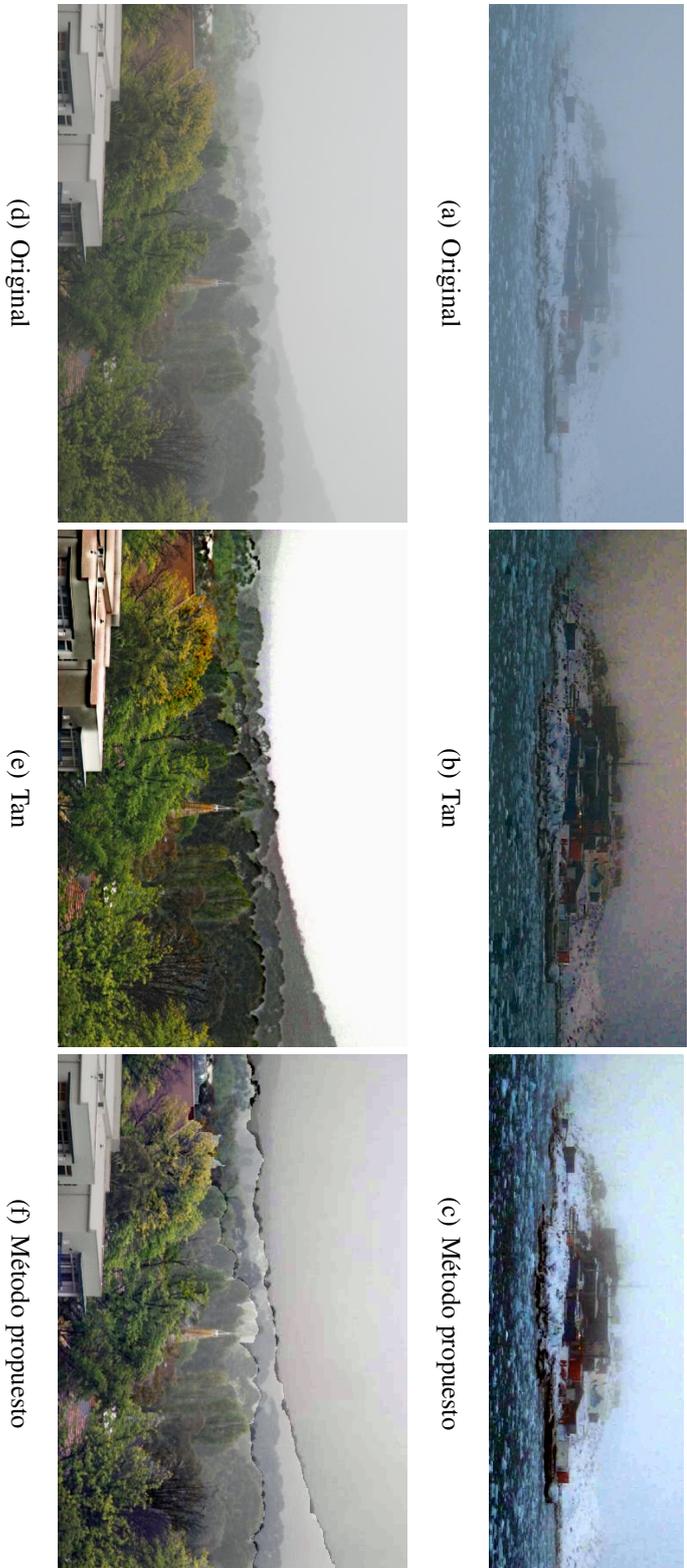


Figura 4.27: Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tan y nuestro modelo para el caso de dos paisajes en los que se mezclan objetos naturales y artificiales.



(a) Original

(b) Tan



(c) Método propuesto

Figura 4.28: Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Tan y nuestro modelo para el caso de un paisaje urbano.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

Métricas	Original	Tan	Método propuesto
	Fig. 4.28(a)	Fig. 4.28(b)	Fig. 4.28 (c)
LAP	12.47	47.72	33.97
GMG	2.75	9.71	7.33
descriptor e	–	1.88	1.04
descriptor σ	–	0.07 %	0.31 %
descriptor \bar{r}	–	7.63	2.82

Cuadro 4.9: Comparación entre el modelo de Tan y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.28.

4.6.2.5 Modelo de Fattal [Fat08]

Este autor separa la componente de atenuación de la componente de *airlight* mediante la suposición de que la imagen se puede descomponer en pequeñas zonas en las que el albedo se mantiene constante. Para resolver la ambigüedad existente entre el albedo y la componente de *airlight* en cada píxel, supone que la transmitancia, que depende de la distancia de los objetos al observador y de la densidad de la niebla, no está estadísticamente correlacionada con la componente de albedo, dependiente de la iluminación de la escena y de la reflectancia de los objetos. Con esta suposición y evaluando la covarianza entre la componente de atenuación y la componente de *airlight*, consigue obtener la componente de atenuación, supuesta conocida la componente de *airlight*¹.

El Cuadro 4.10 muestra un resumen de los resultados de las métricas entre las imágenes restauradas empleando el método de Fattal y nuestro modelo, ver Fig. 4.29. Como se puede apreciar ambos modelos consiguen unos buenos resultados en el caso de la Fig.4.29 (a), con unos valores de las métricas ligeramente superiores en el caso del modelo de Fattal. Esto puede ser debido a que este modelo tiende a oscurecer las imágenes procesadas (descriptor $\sigma = 9.34 \%$), lo cual produce que en la componente de cielo de las imágenes las nubes aparezcan más realzadas, dando lugar a mayor número de bordes en la imagen restaurada. En el caso de la Fig.4.29 (d), nuestro modelo consigue mejores resultados en todas las métricas evaluadas. El modelo de Fattal disminuye el valor de los píxeles de las zonas oscuras lo que

¹<http://www.cs.huji.ac.il/~raananf/projects/defog/>

4.6 Comparación con otros modelos

métricas	original	Fattal	método propuesto
	Fig. 4.29(a)	Fig. 4.29(b)	Fig. 4.29 (c)
LAP	47.45	80.48	72.91
GMG	8.65	14.32	13.24
descriptor e	–	0.10	0.05
descriptor σ	–	9.34 %	0.03 %
descriptor \bar{r}	–	1.72	1.64
	Fig. 4.29(d)	Fig. 4.29(e)	Fig. 4.29 (f)
LAP	32.91	42.99	58.51
GMG	7.20	9.11	12.08
descriptor e	–	0.27	0.34
descriptor σ	–	17.23 %	11.70 %
descriptor \bar{r}	–	1.22	1.36

Cuadro 4.10: Comparación entre el modelo de Fattal y nuestro modelo, correspondiente a la Fig. 4.29.

hace que los objetos con poco valor de intensidad dejen de ser distinguibles en la imagen restaurada.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

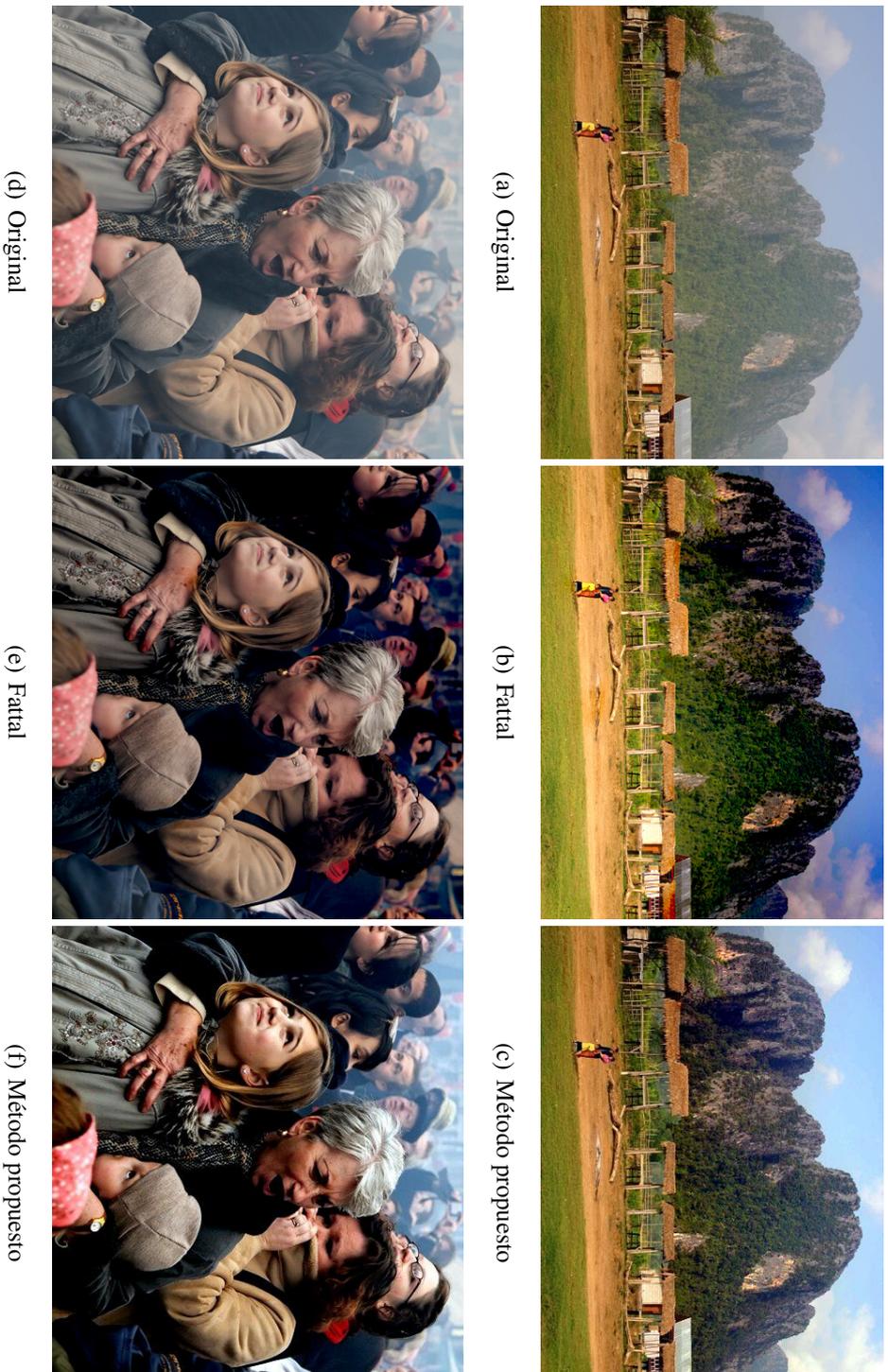


Figura 4.29: Comparación entre los resultados obtenidos con el modelo de Fattal y nuestro modelo para el caso de un paisaje en los que se mezclan objetos naturales y artificiales y de una escena con un grupo de personas.

4.7 Resumen

En este capítulo se han visto algunas aproximaciones para la recuperación de imágenes deterioradas por la atmósfera, algunas de ellas no basadas en modelos físicos (como la ecualización de histogramas) y otras que se fundamentan en modelos de interacción de la luz con las partículas atmosféricas, como las que emplean el modelo dicromático. De todos estos métodos, el que mejores resultados aporta en la restauración de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas está basado en el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico, que a día de hoy es la base sobre la que se sustentan la mayoría de los algoritmos de recuperación utilizados.

En el caso del modelo que hemos desarrollado para la recuperación de imágenes deterioradas por la atmósfera es necesario hacer una segmentación, aunque sea de manera aproximada, de los objetos de la imagen situados a diferentes distancias. Hemos probado con tres tipos de algoritmos de segmentación. El algoritmo *K-means*, uno de los primeros empleados en la segmentación de imágenes. En nuestro caso este algoritmo no nos daba buenos resultados debido a que no conseguíamos hacer una distinción apropiada de los objetos de la imagen. Otro de los algoritmos empleados fue el basado en el crecimiento de regiones. Con este algoritmo no obteníamos una segmentación adecuada de la imagen debido a que no hacía una separación, ni siquiera aproximada, de los objetos en función de su distancia al observador. Finalmente optamos por el algoritmo *Mean Shift Segmentation*, MSS. Este algoritmo consigue tiempos de convergencia cortos, necesita de sólo tres parámetros para su implementación y consigue resultados aceptables en la segmentación de objetos en función de la distancia de observación para el caso de las imágenes que hemos empleado.

El algoritmo desarrollado ha sido probado con las imágenes capturadas empleando la cámara científica Retiga EXi Fast, cámaras comerciales, tanto cámaras réflex como digitales compactas y en imágenes obtenidas de bases de datos en internet, de las cuales no se disponía de ningún tipo de información. Estas imágenes fueron capturadas bajo diferentes condiciones atmosféricas que incluían nieblas densas, neblinas, brumas y tormentas de polvo sahariano. También hemos probado la aplicación de nuestro método en la recuperación de imágenes sub-expuestas, en las que se han conseguido buenos resultados.

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

Como último paso hemos comparado nuestro modelo con los desarrollados por otros autores. Para poder hacer esta comparación es necesario la aplicación de algún tipo de método de evaluación independiente del observador, por lo que hemos empleado cinco métricas que comparan la imagen original con la imagen recuperada. Actualmente no hay un tipo de métrica estándar para la evaluación de imágenes restauradas, por lo que hemos elegido estas cinco métricas, que son las que la mayoría de los autores utilizan. Estas métricas están basadas en la evaluación de la diferencia en el número de bordes entre la imagen original y la imagen restaurada. Debido a que los métodos de restauración alteran los valores de los píxeles de las imágenes originales, se ha incluido una métrica que hace una evaluación del porcentaje de píxeles saturados en la imagen recuperada. Estas métricas no evalúan la mejora de las imágenes desde el punto de vista del observador, como consecuencia, algunas imágenes recuperadas que obtienen mejores puntuaciones con las métricas pueden resultar menos placenteras visualmente que otras con valores de estas métricas peores.

Este algoritmo se caracteriza por su sencillez, las operaciones que se realizan sobre los píxeles son lineales, con unos tiempos de procesamiento bajos (entorno a 1 s para una imagen de 1038x1390 píxeles en una máquina con un procesador Core 2 Quad Q9550 con 4 GB de memoria RAM) comparados con los métodos publicados hasta el momento. El método desarrollado obtiene unos resultados, en función de la métricas empleadas y del tipo de imagen procesada, parecidos o superiores a los obtenidos por otros autores. Otra de las ventajas fundamentales que presenta nuestro modelo recae en que no es necesario conocer ningún tipo de parámetro atmosférico, bastando con una única imagen para realizar la recuperación.

4.8 Synopsis

In this chapter we have seen several approaches to image restoration, these images were degraded due to bad weather conditions. Some of these algorithms are based on non physical models (such as histogram equalization) and the others are based on the interaction between the light and the atmospheric particles. The best approach is the one related with the dicromatic atmospheric scattering model. Nowadays, this model is used the most in the majority of atmospheric recovering algorithms.

In our approach it is necessary to get a distance segmentation of the original image, at least in an approximately way. We have tested three segmentation algorithms. The first tested segmentation algorithm was *K-means*. In our case, the application of this technique fails due to the inconsistency between segmented regions, the same object belongs to several partitions. Another approach was based on seed region growing technique. This segmentation technique give us more homogeneous results than the *K-means* algorithm, but not good enough to apply to our images. The last algorithm tested was *Mean Shift Segmentation*. This algorithm is characterized by short convergence times, needs only three parameters and gets good segmentation results over the images used.

The image recovering algorithm developed was tested over an image database obtained with the scientific camera (Retiga EXi Fast), user cameras (reflex and compact digital cameras) and over the internet image databases (without any information about the capturing conditions). The atmospheric conditions of the image database range from dense to light fog, haze and dust storms. Also we have tested our algorithm over underexposure images, getting good results.

Finally, we have compared our method with other algorithms developed by several authors. To evaluate the differences between the results of our method and others method it is necessary some kind of evaluation metric, independent of the observer. As there is no standard metric to evaluate the image recovery improvements, we have used five different metrics, usually employed in this research area. These metrics are based on the difference in the number of edges between the degraded image and the recovered one. We have included a metric to evaluate the number of saturated pixels in the recovered image, as this is a common problem in

4. ALGORITMO DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES NATURALES ALTERADAS POR LA ATMÓSFERA

these kind of recovery algorithms. These metrics do not evaluate the improvement of the images from a human observer point of view, so some images with better numbers could give worst results judging by a human observer.

The main advantage of the developed algorithm is its simplicity. All the operations over the pixels are linear with low computational times (around 1s for an image of 1038 x 1390 pixels on an Intel Core 2 Quad Q9550 with 4 GB of RAM memory). Our method gets near or better results than the ones employed by other authors. The results depend on the kind of images and the metric employed in the evaluation. Our algorithm does not need the inclusion of any atmospheric parameter, just the image to be processed.

Conclusiones y trabajo futuro

Las principales conclusiones y novedades obtenidas en este trabajo se pueden resumir en los siguientes puntos:

- Mediante la aplicación del modelo dicromático de esparcimiento atmosférico hemos comprobado la reducción del contraste y la variación del tono de los objetos en función de las condiciones atmosféricas y de la distancia de observación sobre las muestras de la carta de colores *Color-Checker DC*. Para la realización de estas simulaciones hemos empleado valores reales de los coeficientes de extinción atmosféricos, $\beta_{es,\lambda}$, tomados en condiciones atmosféricas variadas.
- Hemos evaluado la visibilidad de los objetos en función de las condiciones atmosféricas y de la distancia de observación. Esta evaluación se ha realizado mediante el criterio clásico de umbral de luminancia entre el objeto y el fondo, en nuestro caso el horizonte, tomando como valor límite el valor de la fracción de Webber (0.02). Además, hemos evaluado si la componente de cromaticidad de los objetos puede añadir información sobre la visibilidad de éstos, comprobando cómo en condiciones de iluminación óptimas, es decir,

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

nivel fotópico y ángulo de visión mayor de 1° y tomando una diferencia de color CIELAB de 1 unidad, la distancia a la que el objeto se hace indistinguible del horizonte es mayor que la calculada con el criterio clásico, por lo que se puede concluir que el color puede influir en el contraste entre los objetos y el horizonte.

- Hemos extendido este estudio a imágenes hiperespectrales tanto de escenas rurales como urbanas. Hemos obtenido ajustes exponenciales que explican como se reducen el número de colores discernibles de los objetos presentes en las escenas en función de las condiciones atmosféricas y de la distancia de observación, observando como los coeficientes de extinción mayores producen una atenuación del número de colores presentes en la escena mayor. Posteriormente hemos evaluado el volumen de colores de la escena, obteniendo también en este caso un ajuste exponencial que nos permite predecir la reducción del número de colores discernibles en la escena en función de la distancia de observación y del coeficiente de extinción. Hemos evaluado el volumen ocupado por el número de colores óptimos de la escena y lo hemos comparado con el volumen de colores presentes en ésta, comprobando cómo éstos últimos sufren una reducción más suave en función de la distancia de observación. Esto se produce debido a que los colores naturales alcanzan sólo una fracción del volumen ocupado por el volumen teórico definido por los colores óptimos.
- Tomando como base el modelo dicromático de esparcimiento atmosférico y estudios previos realizados en nuestro grupo de investigación sobre la constancia de la respuesta de la razón de los canales RGB de una cámara ante distintos iluminantes, hemos desarrollado un algoritmo de recuperación de imágenes alteradas por las condiciones atmosféricas.
- Este algoritmo introduce una nueva aproximación a los algoritmos ya existentes en el campo de recuperación de imágenes alteradas por la atmósfera. La mayoría de estos algoritmos realizan una estimación de la componente de *airlight* para posteriormente descontar esta componente píxel a píxel en la imagen capturada, otros necesitan de conocer los parámetros atmosféricos

en el momento de captura de la imagen o de la captura de más de una imagen para poder descontar la componente de niebla. En el caso de nuestro algoritmo no es necesario conocer la componente de *airight*, ni los parámetros atmosféricos, siendo suficiente para aplicar el algoritmo una única imagen. Otras de las ventajas de nuestro algoritmo es el tiempo de cómputo que requiere, entorno a 1s para imágenes de 1038×1390 píxeles.

- La aplicación del algoritmo propuesto mejora el contraste entre los objetos de las escenas, llegando en el caso de condiciones de visibilidad reducida, a resaltar objetos que eran indiscernibles en las imágenes originales.
- Este algoritmo consigue una buena recuperación de los colores de los objetos originales, no introduciendo falsos colores en las escenas de las imágenes recuperadas, como los que se obtienen mediante la aplicación de las teorías Retinex o ecualización de histogramas.
- Para comprobar la independencia de la aplicación de nuestro algoritmo del dispositivo de captura, a parte de la cámara científica Retiga EXi Fast hemos empleado varias cámaras réflex comerciales así como cámaras digitales compactas. Además hemos empleado imágenes alteradas por la atmósfera obtenidas de internet, de las que no teníamos ningún tipo de información de los dispositivos de captura. En todas estas situaciones se ha comprobado como la restauración de las imágenes dependía de la degradación de la imagen y no del dispositivo de captura.
- Hemos situado nuestro método en un contexto actual comparando los resultados que hemos obtenido con los de otros cinco autores. Esta comparación se ha realizado mediante el cálculo de una serie de métricas usualmente empleadas en este campo para evaluar la mejora producida en las imágenes por los distintos algoritmos de recuperación. Los resultados obtenidos dependen de las imágenes empleadas, aunque los de nuestro método, en la mayoría de las situaciones, están próximos o superan a los resultados obtenidos por estos autores, empleando las mismas imágenes que han usado éstos (recogidas de sus páginas web).

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

- Como resultado adicional hemos probado la aplicación de nuestro método a otro tipo de imágenes, en este caso a imágenes sub-expuestas. La aplicación de nuestro modelo consigue obtener buenos resultados sobre este tipo de imágenes, produciendo una mejora en el contraste y visibilidad de los objetos de las escenas. Esto podría hacer viable la implementación de este algoritmo como añadido (más conocido por su término en inglés, *plugin*) en programas de procesamiento de imágenes.

Todo este estudio nos ha llevado a plantearnos las mejoras que se podrían introducir en un trabajo futuro para hacer este algoritmo más eficaz.

- En este trabajo hemos abordado el problema de situar los diferentes planos de la imagen mediante la aplicación de un algoritmo de segmentación (MSS) que aunque no presentaba demasiadas exigencias en la configuración de sus parámetros, necesitaba de la inclusión de 3 coeficientes para su implementación. Lo ideal sería poder aplicar este método sin la necesidad de emplear este tipo de algoritmos, pero esto no es posible si se va a realizar una recuperación de una imagen con niebla y con objetos situados a distintos planos. En un trabajo futuro se trabajaría en el desarrollo de algoritmos de segmentación que fueran capaces de extraer la estructura de la escena con la información contenida en la propia imagen.
- En la interfaz de usuario desarrollada se ha introducido una característica para aplicar el algoritmo sin la necesidad de la introducción de parámetros, mediante el botón *Automatic*. La idea que subyace detrás de este botón es la aplicación del método mediante un estudio simple de la estadística de los píxeles de la región. En trabajos futuros sería necesario estudiar qué tipo de estadísticas dan información relevante de los píxeles de la región. Esta estadística deberá ser lo suficientemente simple para no requerir tiempos de cómputo altos que puedan interferir con el rendimiento del algoritmo, y ofrecer resultados relevantes. Como primera aproximación en este trabajo hemos usado el método de cajas y bigotes (más conocido en inglés como *box and whiskers*), que agrupa los datos relevantes dejando fuera los datos atípicos, que en nuestro caso corresponderán a píxeles con valores muy altos o muy bajos.

-
- El paso lógico siguiente sería la extensión de este algoritmo a vídeo, para lo cual se tendría que superar la necesidad de realizar una segmentación de la escena en el sentido tradicional, mediante el agrupamiento de píxeles, y la necesidad de introducir los valores máximos y mínimos de señal en la imagen.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

5.1 Conclusions and future work

The main conclusions and novelties obtained in this work can be summarized in the following points:

- We have verified the contrast reduction and the hue changes in objects as a function of the observation distance for the samples of the *Color-Checker DC*. This study was based on the dichromatic atmospheric scattering model. In these computational simulations we have employed real atmospheric extinction coefficients, $\beta_{es,\lambda}$, over a variety of atmospheric conditions.
- We have assessed the object's visibility as a function of observation distance and the atmospheric conditions. We have employed the classic visibility criterion, based in a luminance difference between the object and the background (horizon) using the limit value of the Weber fraction (0.02). Furthermore, we have evaluated the influence of the object chromaticity in the classic visibility criterion. Under optimal observation conditions (photopic level, vision angle higher than 1° and a CIELAB color difference of 1 unit) the visibility distance is higher employing the chromaticity of the object than with the classical criterion. It can be concluded that the chromaticity of the objects can influence their visibility distance.
- We have extended our work to rural and urban hyperspectral images, obtaining exponential fits for the reduction of objects' discernible colors. This decay depends on the atmospheric conditions and the observation distance. Higher extinction coefficients yields higher color reduction. Subsequently we have assessed the scene color volume. We have also found exponential fits that allow us to predict the discernible color reduction as a function of the distance and the extinction coefficient. To compare the scene colors with the optimal colors we have assessed the scene optimal color volume. The reduction of the optimal color volume is higher than the color volume of the scene. This is due to the fact that the objects' natural colors occupy only a fraction of the optimal color volume.

- We have developed an algorithm to recover the atmospheric degraded images. This algorithm is based on the dichromatic atmospheric scattering model and previous works made at our research group. The recovering algorithm uses the ratio constancy response of the camera channels (RGB) under different illuminants.
- This algorithm adds a new approach to the atmospheric degraded image recovering methods. Some of the actual approaches need the estimation of the *airlight* component to discount this term at each pixel. Other approaches need as an input some atmospheric parameters or the capturing of two images to discount the fog component. Our method does not need the *airlight* estimation, neither the atmospheric parameters or the inclusion of several images. The computational time of our method is around 1 s for images of 1038×1390 pixels.
- Our method improves the contrast between the scene objects. In some cases, this method is able to recover objects that are not visible in the degraded image.
- This method maintains natural colors in the recovered image, not adding artifacts as the Retinex or histogram equalization based algorithms.
- We have employed several capturing devices, such as Retiga EXi Fast camera and several user cameras to check the performance of our algorithm with several devices. Moreover we have tested our method with images from internet without any extra information, just the image itself.
- We have compared our method with another five algorithms, employing several metrics to quantify the difference between our method and the other authors algorithms. The results depend on the type of images to be restored. In the image processed we have obtained similar or higher results than the rests of compared models, using the images collected from their web pages.
- As a complementary application we have tested our algorithm over underexposed images. Our method is able to restore the contrast and increase the

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

visibility over this type of images. This application could lead to add our algorithm as a plugin in image processing software.

All the work done lead us to think in improvements for the performance of our method in a future work.

- We have used an image segmentation algorithm (MSS) to extract approximately the scene structure. One of the main drawbacks of our algorithm is the necessity of obtaining the structure of the scene. In future works it should be interesting to work in segmentation algorithms that extract the image structure with the data of the scene, without parameters.
- In the graphic user interface (GUI) developed for the algorithm, we have added an *Automatic* button. The button applies the algorithm without the intervention of the user. The idea behind this button is the implementation of a simple statistic that is able to compute the similarities between the pixels in the regions. In this work we have employed a statistic method based on the box and whiskers procedure. In future works new approximations could be found to obtain more accurate results. These new methods should be simple to keep low computational times.
- The next logical step is the implementation of the algorithm to video applications. We have to overcome two main problems to apply this algorithm to video. First we have to avoid the use of the segmentation algorithm and second we have to suppress the inclusion of the maximum and minimum signal values. The algorithm could be greatly improved without this two drawbacks.

Bibliografía

- [Ada94] Adams, Rolf y Bischof, Leanne. Seeded region growing. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, 16(6):641–647, 1994. 98
- [Anc11] Ancuti, Codruta O., Ancuti, Cosmin, Hermans, Chris, y Bekaert, Philippe. A fast semi-inverse approach to detect and remove the haze from a single image. *Computer Vision–ACCV 2010*, pp 501–514. Springer, 2011. IX, 3, 5, 125
- [Ban91] Banerjee, Partha P. y Poon, Ting-Chung. *Principles of applied optics*. Irwin Boston, 1991. 49
- [Bla46] Blackwell, H. R. Contrast thresholds of the human eye. *Journal of the Optical Society of America*, 36:624–643, 1946. 44
- [Boh05] Bohren, Craig F. *Atmospheric optics*. Wiley Online Library, 2005. 33, 41
- [Bur87] Burton, G. J. y Moorhead, Ian R. Color and spatial structure in natural scenes. *Applied Optics*, 26(1):157–170, 1987. 45
- [cea] Centro Andaluz del Medio Ambiente, Universidad de Granada, Granada, España, <http://atmosfera.ugr.es>. 49
- [Che11] Chen, Yue-ting, Xu, Zhi-hai, Feng, Hua-jun, y Li, Qi. Image stabilization with support vector machine. *Journal of Zhejiang University Science C*, 12(6):478–485, 2011. 3, 5, 123

BIBLIOGRAFÍA

- [Com99] Comaniciu, Dorin y Meer, Peter. Mean shift analysis and applications. *Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference*, tomo 2, pp 1197–1203. IEEE, 1999. 100
- [Com02] Comaniciu, Dorin y Meer, Peter. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, 24(5):603–619, 2002. 101
- [DeM92] DeMarco, Paul, Pokorny, Joel, y Smith, Vivianne C. Full-spectrum cone sensitivity functions for X-chromosome-linked anomalous trichromats. *Journal of the Optical Society of America A*, 9(9):1465–1476, 1992. 62
- [DM03] Dominguez-Molina, J. Armando, González-Farías, Graciela, y Rodríguez-Dagnino, Ramón M. A practical procedure to estimate the shape parameter in the generalized gaussian distribution. Informe técnico, Monterrey, ITESM Campus, 2003. 93
- [Dre03] Drew, Mark S. y Finlayson, Graham D. Multispectral processing without spectra. *Journal of the Optical Society of America A*, 20(7):1181–1193, 2003. 61
- [Fat08] Fattal, Raanan. Single image dehazing. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, tomo 27, p 72. ACM, 2008. ix, 3, 5, 142
- [Fer06a] Ferrero, Alejandro, Campos, Joaquin, y Pons, Alicia. Apparent violation of the radiant exposure reciprocity law in interline CCDs. *Applied Optics*, 45(17):3991–3997, 2006. 17
- [Fer06b] Ferrero, Alejandro, Campos, Joaquin, y Pons, Alicia. Correction of photoresponse nonuniformity for matrix detectors based on prior compensation for their nonlinear behavior. *Applied Optics*, 45(11):2422–2427, 2006. 17, 18, 19, 21, 23
- [Fer06c] Ferrero, Alejandro, Campos, Joaquin, y Pons, Alicia. Low-uncertainty absolute radiometric calibration of a CCD. *Metrología*, 43(2):S17, 2006. 17

- [Fon08] Fonseca, Roberto N. y Ramírez, Miguel A. Using SCIELAB for image and video quality evaluation. *Consumer Electronics, 2008. ISCE 2008. IEEE International Symposium*, pp 1–4. IEEE, 2008. 121
- [Fos94] Foster, David H. y Nascimento, Sergio M. C. Relational colour constancy from invariant cone-excitation ratios. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 257(1349):115–121, 1994. 48
- [Fos06] Foster, David H., Amano, Kinjiro, Nascimento, Sergio, y Foster, Michael J. Frequency of metamerism in natural scenes. *Journal of the Optical Society of America A*, 23(10):2359–2372, 2006. 65, 66
- [Fos11] Foster, David H. Color constancy. *Vision research*, 51(7):674–700, 2011. 47, 62
- [Fun04] Funt, Brian, Ciurea, Florian, y McCann, John. Retinex in Matlab™. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1):48–57, 2004. XIV, 87
- [23] (“GMB”), ColorChecker DC. Chart Gretag Macbeth Ltd., 2004. 49
- [Gon02] Gonzalez, Rafael C. y Woods, Richard E. *Digital image processing*. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2002. 81, 84, 86
- [Hag00] Hagedorn, John y D’Zmura, Michael. Color appearance of surfaces viewed through fog. *Perception-London*, 29(10):1169–1184, 2000. 64
- [Har01] Hardeberg, John Y. *Acquisition and reproduction of color images: colorimetric and multispectral approaches*. Dissertation.com, 2001. 17
- [Hau08] Hautière, Nicolas, Tarel, Jean-Philippe, Aubert, Didier, y Dumont, Éric. Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges. *Image Analysis and Stereology Journal*, 27(2):87–95, 2008. 3, 5, 124
- [He09] He, Kaiming, Sun, Jian, y Tang, Xiaoou. Single image haze removal using dark channel prior. *Computer Vision and Pattern Recognition*,

BIBLIOGRAFÍA

2009. *CVPR 2009. IEEE Conference*, pp 1956–1963. IEEE, 2009. IX, 3, 5, 92, 114, 129
- [He10] He, Kaiming, Sun, Jian, y Tang, Xiaoou. Guided image filtering. *Computer Vision–ECCV 2010*, pp 1–14. Springer, 2010. 130
- [Hea94] Healey, Geraldine E. y Kondepudy, Raghava. Radiometric CCD camera calibration and noise estimation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, 16(3):267–276, 1994. 12, 17, 18, 21, 24
- [Hen49] Hendley, Charles D. y Hecht, Selig. The colors of natural objects and terrains, and their relation to visual color deficiency. *Journal of the Optical Society of America A*, 39(10):870–872, 1949. 45, 46
- [Hen00] Henry, Ronald C., Mahadev, Shudeish, Urquijo, Santiago, y Chitwood, Derek. Color perception through atmospheric haze. *Journal of the Optical Society of America A*, 17(5):831–835, 2000. 47, 48, 64, 84
- [Hin04] Hines, Glenn D., Rahman, Zia-ur, Jobson, Daniel J., y Woodell, Glenn A. Dsp implementation of the retinex image enhancement algorithm. *Visual Information Processing XIII, Proc. SPIE*, tomo 5438, pp 13–24. 2004. 85, 86
- [Hol98] Holst, Gerald C. *CCD arrays, cameras and displays*. SPIE Optical Engenering Press, 1998. 8, 9, 13
- [Hor71] Horvath, Helmuth. On the applicability of the Koschmieder visibility formula. *Atmospheric Environment (1967)*, 5(3):177–184, 1971. 44, 57
- [Hor81] Horvath, Helmuth. Atmospheric visibility. *Atmospheric Environment*, 10,11:1785–1796, 1981. 43, 44, 57
- [Hus59] Huschke, Ralph E y Brooks, Charles E. *Glossary of meteorology*, tomo 216. American Meteorological Society Boston, 1959. 40
- [Iqb83] Iqbal, Muhammad. *An introduction to solar radiation*. Academic Press New York, 1983. 30, 35, 36, 50

- [Ish97] Ishimaru, Akira. *Wave propagation and scattering in random media*, tomo 2. IEEE press Piscataway, NJ, 1997. 91
- [Jai99] Jain, Anil K., Murty, M. Narasimha, y Flynn, Patrick J. Data clustering: a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, 31(3):264–323, 1999. 95
- [Jai10] Jain, Anil K. Data clustering: 50 years beyond k-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8):651–666, 2010. 95, 96
- [Jos08] Joshi, K.R. y Kamathe, R.S. Quantification of retinex in enhancement of weather degraded images. *Audio, Language and Image Processing, 2008. ICALIP 2008. International Conference*, pp 1229–1233. IEEE, 2008. 87
- [Kim01] Kim, Joung-Youn, Kim, Lee-Sup, y Hwang, Seung-Ho. An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions*, 11(4):475–484, 2001. 82
- [LA09] López-Álvarez, Miguel A., Hernández-Andrés, Javier, Romero, Javier, Campos, Joaquin, y Pons, Alicia. Calibrating the elements of a multispectral imaging system. *Journal of Imaging Science*, 53(3):31102–31102, 2009. 17, 18, 19
- [Lan71] Land, Edwin H. y McCann, John J. Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*, 61(1):1–11, 1971. 85
- [Lan74] Land, Edwin H. *The retinex theory of color vision*. Science Center, Harvard University, 1974. 84
- [Len93] Lenoble, Jacqueline. *Atmospheric radiative transfer*. A. Deepak Publishing, 1993. 30, 31, 32, 34, 52, 91
- [Lev08] Levin, Anat, Lischinski, Dani, y Weiss, Yair. A closed-form solution to natural image matting. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, 30(2):228–242, 2008. 94, 130

BIBLIOGRAFÍA

- [LG13] Luzón-González, Raúl, Nascimento, Sérgio, Masuda, Osamu, y Romero, Javier. Chromatic losses in natural scenes with viewing distance. *Color Research and Application*, 2013. 65
- [Li11] Li, Yuecheng, Zhang, Hong, You, Yuhu, y Sun, Mingui. A multi-scale retinex implementation on FPGA for an outdoor application. *Image and Signal Processing (CISP), 2011 4th International Congress*, tomo 4, pp 1788–1792. IEEE, 2011. 87
- [Lin80] Linde, Yoseph, Buzo, Andres, y Gray, Robert. An algorithm for vector quantizer design. *Communications, IEEE Transactions*, 28(1):84–95, 1980. 97
- [Lin08] Linhares, Joao M. M., Pinto, Paulo D., y Nascimento, Sergio M. C. The number of discernible colors in natural scenes. *Journal of the Optical Society of America A*, 25(12):2918–2924, 2008. 66, 72, 74
- [Lit01] Litwiller, Dave. CCD vs. CMOS. *Photonics Spectra*, 2001. 16
- [Luo07] Luo, M. R. y Rigg, B. Chromaticity-discrimination ellipses for surface colours. *Color Research and Application*, 11(1):25–42, 2007. 52, 72, 74
- [Mac35a] MacAdam, David L. Maximum visual efficiency of colored materials. *Journal of the Optical Society of America*, 25(11):361–367, 1935. 72
- [Mac35b] MacAdam, David L. The theory on the maximum visual efficiency of colored materials. *Journal of the Optical Society of America*, 25(8):249–249, 1935. 72
- [Mac86] Mackay, Craig D. Charge-coupled devices in astronomy. *Annual review of astronomy and astrophysics*, 24:255–283, 1986. 12
- [Mao96] Mao, Jianchang y Jain, Anil K. A self-organizing network for hyperellipsoidal clustering. *Neural Networks, IEEE Transactions*, 7(1):16–29, 1996. 97

- [Mas12] Masuda, Osamu y Nascimento, Sergio M. C. Lighting spectrum to maximize colorfulness. *Optics Letters*, 37(3):407–409, 2012. 72
- [McC76] McCartney, E. J. *Optics of the atmosphere, scattering by molecules and particles*. Wiley-Interscience, 1976. XII, XVII, XVII, 33, 35, 39, 41, 42, 46, 50, 57
- [Mel04] Melgosa, Manuel, Huertas, Rafael, y Berns, Roy S. Relative significance of the terms in the CIEDE2000 and CIE94 color-difference formulas. *Journal of the Optical Society of America A*, 21(12):2269–2275, 2004. 52, 72, 74
- [Met07] Metari, S. y Deschênes, F. A new convolution kernel for atmospheric point spread function applied to computer vision. *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference*, pp 1–8. IEEE, 2007. 92, 93
- [Min54] Minnaert, M. *The Nature of light and color in the open air*, 362 pp. Dover Publications, New York, 1954. 47
- [Nar99] Narasimhan, Srinivasa G. y Nayar, Shree K. Vision in bad weather. *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 2:820–827, 1999. XII, 2, 4, 38, 48, 90
- [Nar00] Narasimhan, Srinivasa G. y Nayar, Shree K. Chromatic framework for vision in bad weather. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Proceedings*, 1:598–605, 2000. 2, 4, 37, 48, 88, 89
- [Nar03a] Narasimhan, Srinivasa G. y Nayar, Shree K. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25:713–723, 2003. 48
- [Nar03b] Narasimhan, Srinivasa G. y Nayar, Shree K. Interactive (de) weathering of an image using physical models. *IEEE Workshop in Colors and Photometric Methods in Computer Vision*, 2003. 90

BIBLIOGRAFÍA

- [Nar03c] Narasimhan, Srinivasa G. y Nayar, Shree K. Shedding light on the weather. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference*, tomo 1, pp I–665. IEEE, 2003. 90, 91, 92
- [Nar08] Narasimhan, Srinivasa G. y Nayar, Shree K. Vision and the atmosphere. *ACM Siggraph Asia 2008 courses*, p 69. ACM, 2008. 38, 48
- [Nas02] Nascimento, Sérgio, Ferreira, Flávio P, y Foster, David H. Statistics of spatial cone-excitation ratios in natural scenes. *Journal of the Optical Society of America A*, 19(8):1484–1490, 2002. 45, 48, 55, 62
- [Nay00] Nayar, Srinivasa K. y Mitsunaga, Tomoo. High dynamic range imaging: spatially varying pixel exposures. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference*, tomo 1, pp 472–479. IEEE, 2000. 14
- [Oak98] Oakley, John P. y Satherley, Brenda L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation. *Transactions on Image Processing, IEEE*, 7:167–179, 1998. 90
- [Oak07] Oakley, John P. y Bu, Hong. Correction of simple contrast loss in color images. *Transactions on Image Processing, IEEE*, 16:511–522, 2007. 90, 94
- [Oht05] Ohta, Noboru y Robertson, Alan R. *Colorimetry, fundamentals and applications*. John Wiley & Sons, Ltd, 2005. 42, 49
- [Pal10] Palmer, James M. y Grant, Barbara G. *The art of radiometry*. SPIE Press, 2010. 10
- [Pit96] Pitas, I. y Kiniklis, P. Multichannel techniques in color image enhancement and modeling. *Image Processing, IEEE Transactions*, 5(1):168–171, 1996. 82
- [Poi98] Pointer, M. R. On the number of discernible colours. *Color Research and Application*, 23(5):337–337, 1998. 66

- [QIm] QImaging. User manual, Retiga EXi Fast 1394. XI, 10, 14
- [Ray99] Ray, Siddheswar y Turi, Rose H. Determination of number of clusters in k-means clustering and application in colour image segmentation. *Proceedings of the 4th international conference on advances in pattern recognition and digital techniques*, pp 137–143. 1999. 96
- [Rom07] Romero, Javier, Partal, Daniel, Nieves, Juan L., y Hernández-Andrés, Javier. Sensor-response-ratio constancy under changes in natural and artificial illuminants. *Color Research & Application*, 32(4):284–292, 2007. 48, 62, 103
- [Say91] Sayag, Michel. Non-linear photosite response in CCD imagers, octubre 8 1991. US Patent 5,055,667. 13
- [Sha84] Shafer, Steven A. *Using color to separate reflection components*. Department of Computer Science, University of Rochester, 1984. 88
- [Shi05] Shih, Frank Y. y Cheng, Shouxian. Automatic seeded region growing for color image segmentation. *Image and Vision Computing*, 23(10):877–886, 2005. 99
- [Smi07] Smith, F. Graham, King, Terry A., y Wilkins, Dan. *Optics and photonics: an introduction*. Wiley, 2007. 49
- [Sta00] Stark, J. Alex. Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization. *Image Processing, IEEE Transactions*, 9(5):889–896, 2000. 82
- [Tan01] Tan, KokKeong y Oakley, John P. Physics-based approach to color image enhancement in poor visibility conditions. *Journal of the Optical Society of America*, 18:2460–2467, 2001. 50
- [Tan08] Tan, Robby T. Visibility in bad weather from a single image. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference*, pp 1–8. IEEE, 2008. IX, 3, 5, 138

BIBLIOGRAFÍA

- [Tao12] Tao, Shuyin, Feng, Huajun, Xu, Zhihai, y Li, Qi. Image degradation and recovery based on multiple scattering in remote sensing and bad weather condition. *Optics Express*, 20(15):16584–16595, 2012. 3, 5, 89, 90, 92, 93
- [Tar09] Tarel, Jean-Philippe y Hautiere, Nicolas. Fast visibility restoration from a single color or gray level image. *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference*, pp 2201–2208. IEEE, 2009. IX, 3, 5, 134
- [Tsu10] Tsutsui, H., Nakamura, H., Hashimoto, R., Okuhata, H., y Onoye, T. An FPGA implementation of real-time retinex video image enhancement. *World Automation Congress (WAC), 2010*, pp 1–6. IEEE, 2010. 86
- [Tur05] Turrión, Alejandro Ferrero. *Medidas radiométricas de baja incertidumbre con detectores CCD*. Tesis Doctoral, Universidad Complutense de Madrid, 2005. 25
- [Vrh94] Vrhel, M. J. Measurement and analysis of object reflectance spectra. *Color Research and Application*, 19:4–9, 1994. 61
- [Web97] Webster, Michael A. y Mollon, J. D. Adaptation and the color statistics of natural images. *Vision research*, 37(23):3283–3298, 1997. 45
- [Whi74] White, Marvin H., Lampe, Donald R., Blaha, Franklyn C., y Mack, Ingham A. Characterization of surface channel CCD image arrays at low light levels. *Solid-State Circuits, IEEE Journal*, 9(1):1–12, 1974. 9
- [Wys82] Wyszecki, Günter y Stiles, W. S. *Color science: concepts and methods, quantitative data and formulae*. John Wiley&Sons, New York, 1982. 49, 72
- [Yu00] Yu, Tsung-Hsin, Wu, Chung-Yu, Chen, Pei-Yen, Chi, Fa-Wen, Luo, Jiunn-Jye, Der Chiang, Cheng, y Cherng, Ya-Tung. A new CMOS readout circuit for uncooled bolometric infrared focal plane arrays. *Circuits and Systems, 2000. Proceedings. ISCAS 2000 Geneva. The 2000 IEEE International Symposium*, tomo 2, pp 493–496. IEEE, 2000. 15

- [Zai97] Zaidi, Qasim, Spehar, Branka, y DeBonet, Jeremy. Color constancy in variegated scenes: role of low-level mechanisms in discounting illumination changes. *Journal of the Optical Society of America A*, 14(10):2608–2621, 1997. 48
- [Zai98] Zaidi, Qasim. Identification of illuminant and object colors: heuristic-based algorithms. *Journal of the Optical Society of America A*, 15(7):1767–1776, 1998. 48
- [Zha07] Zhai, Yi-Shu y Liu, Xiao-Ming. An improved fog-degraded image enhancement algorithm. *Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007. ICWAPR'07. International Conference*, tomo 2, pp 522–526. IEEE, 2007. 84
- [Zha10] Zhang, Mingyu y Ren, Jianyue. Driving and image enhancement for CCD sensing image system. *Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010 3rd IEEE International Conference*, tomo 2, pp 216–221. IEEE, 2010. 3, 5, 123
- [Zha12] Zhang, Yong-Qin, Ding, Yu, Xiao, Jin-Sheng, Liu, Jiaying, y Guo, Zongming. Visibility enhancement using an image filtering approach. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012(1):220, 2012. 89