



Centre de Desenvolupament de Sensors, Instrumentació i Sistemes



Departament d'Òptica i Optometria

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA

TESIS DOCTORAL

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA MULTIESPECTRAL EN EL RANGO ULTRAVIOLETA, VISIBLE E INFRARROJO. APLICACIÓN AL ESTUDIO Y CONSERVACIÓN DE OBRAS DE ARTE

**Jorge A. Herrera R
Terrassa, 2013**



Acta de calificación de tesis doctoral

Curso académico: 2013-2014

Nombre y apellidos

Jorge Alexis Herrera Ramírez

DNI / NIE / Pasaporte

X9812039-D

Programa de doctorado

Ingeniería Óptica

Unidad estructural responsable del programa

Óptica y Optometría (Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial y Aeronáutica de Terrassa)

Resolución del Tribunal

Reunido el Tribunal designado a tal efecto, el doctorando / la doctoranda expone el tema de su tesis doctoral titulada DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA MULTIESPECTRAL EN EL RANGO ULTRAVIOLETA, VISIBLE E INFRARROJO. APLICACIÓN AL ESTUDIO Y CONSERVACIÓN DE OBRAS DE ARTE. Acabada la lectura y después de dar respuesta a las cuestiones formuladas por los miembros titulares del tribunal, éste otorga la calificación:

APTA/O NO APTA/O

(Nombre, apellidos y firma)		(Nombre, apellidos y firma)	
Presidente/a		Secretario/a	
(Nombre, apellidos y firma)	(Nombre, apellidos y firma)	(Nombre, apellidos y firma)	
Vocal	Vocal	Vocal	

_____, _____ de _____ de _____

El resultado del escrutinio de los votos emitidos por los miembros titulares del tribunal, efectuado por la Escuela de Doctorado, a instancia de la Comisión de Doctorado de la UPC, otorga la MENCIÓN CUM LAUDE:

SÍ NO

(Nombre, apellidos y firma)	(Nombre, apellidos y firma)
Presidenta de la Comisión de Doctorado	Secretaria de la Comisión de Doctorado

Barcelona a _____ de _____ de _____

Jaume Pujol Ramo, Catedrático de Universidad del Departamento de Óptica y Optometría de la Universidad Politécnica de Cataluña y Meritxell Vilaseca Ricart, profesora lectora del Departamento de Óptica y Optometría de la Universidad Politécnica de Cataluña

CERTIFICAN

que Jorge Alexis Herrera Ramírez, Licenciado en Ingeniería Física, ha realizado bajo su dirección y en el programa de Doctorado de Ingeniería Óptica del Departamento de Óptica y Optometría de la Universidad Politécnica de Cataluña el trabajo:

**“Diseño e implementación de un sistema multiespectral en el rango ultravioleta, visible e infrarrojo.
Aplicación al estudio y conservación de obras de arte”**

para optar al grado de Doctor por la Universidad Politécnica de Cataluña.

Y para que conste, de acuerdo con la legislación vigente, firman el presente certificado,

Jaume Pujol Ramo

Meritxell Vilaseca Ricart

Terrassa, Julio 2013

Terrassa, Julio 2013

AGRADECIMIENTOS

Quiero presentar un sincero agradecimiento a las siguientes personas sin las cuales claramente este trabajo no hubiese podido llegar a buen término.

Agradezco inmensamente a mi mamá, Luz Elena, que siempre está, así sea en la distancia, para cuando la necesito y cuando no, para darme todo su apoyo y amor. Junto con ella agradezco también a mis hermanos, Nelson y Diego, que también en la distancia siempre me han dado su apoyo, acompañamiento, comprensión incondicional, y sobre todo, su amistad.

A mis tutores Jaume y Meritxell por su orientación, disponibilidad, su ayuda en lo académico y lo personal y por su gran paciencia para conmigo.

A mis compañeros y amigos del CD6: a Mikel, con el que he compartido aficiones y largas charlas de lo mundano y lo divino; a Ciscu por su ayuda en las mediciones en museos y el laboratorio, discusiones e interés; a Reza por sacarme una sonrisa con sus ocurrencias y su buen ánimo; a Pepe, Fernando, Ferrán, Harold, Cristina C., Miguel, Anna, Esther, Jordi, Rosa, Jaume C., etc.; A Xavier Murcia y Fermín, directos implicados en la construcción del equipo de este trabajo.

A todas las personas cercanas que no pertenecen a la universidad y que estuvieron a mi lado durante este tiempo: a mi numerosa Familia en Colombia, a mi tío y amigo Oscar, que siempre están pendientes e interesados en mí y en mi trabajo. A Rosa María especialmente, por su apoyo y amor. A mis amigos de los equipos de fútbol, mi gran afición deportiva y descanso mental: Jordi, Marc, Tomazh, Wiston, Jeyson, David, Guillermo, etc. A mis amigos compatriotas también en estas tierras: Julio, Harold S., Lenny, Jenny, Ana María, Fabio, Ricardo, Rafael, Andrés C., Felipe, Andrés M., Ángel y de manera especial a Flor María que ha sido una madre en Cataluña para todos nosotros.

Además debo presentar mis agradecimientos al CD6 y la UPC como institución, por su acogida y a la Generalitat de Cataluña por la beca FI de la que disfruté durante la realización de este trabajo.

CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS.....	I
CONTENIDO	II
LISTA DE FIGURAS	V
LISTA DE TABLAS	XI
1 INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS	13
2 ESTADO DEL ARTE	20
2.1 SISTEMAS MULTIESPECTRALES.....	20
2.1.1 Sensores de imagen.....	22
2.1.1.1 Fuentes de ruido: características fundamentales	26
2.1.1.2 Corrección de las fuentes de ruido.	28
2.1.2 Configuración de los canales de adquisición.....	31
2.1.2.1 Configuración de los canales de adquisición en la variante pasiva.....	31
2.1.2.2 Configuración de los canales de adquisición en la variante activa	34
2.2 CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN.....	35
2.3 RECONSTRUCCIÓN DE ESPECTROS	39
2.3.1 Métodos de interpolación.....	40
2.3.2 Métodos de estimación.....	43
2.3.2.1 Estimación basada en el modelo o directa.....	43
2.3.2.2 Estimación empírica o basada en el aprendizaje	46
2.3.3 Conjuntos de entrenamiento y prueba para un sistema multiespectral	48
2.3.4 Métricas de evaluación en la reconstrucción.....	51
2.4 APLICACIONES DE LOS SISTEMAS MULTIESPECTRALES	53
2.4.1 Aplicaciones en arte y patrimonio histórico.....	56
3 SISTEMA MULTIESPECTRAL EN EL RANGO VISIBLE BASADO EN RUEDA DE FILTROS	64

3.1 DISPOSITIVO EXPERIMENTAL.....	64
3.2 ANÁLISIS DEL COLOR Y TEXTURA DEL IRIS: COMPARACIÓN DE IRIS REALES, PRÓTESIS OCULARES Y LENTES DE CONTACTO COLOREADAS	68
3.2.1 Análisis del color.....	68
3.2.2 Análisis de la textura	74
4 SISTEMA MULTIESPECTRAL ULTRAVIOLETA-VISIBLE E INFRARROJO BASADO EN DIODOS EMISORES DE LUZ.....	80
4.1 DISPOSITIVO EXPERIMENTAL.....	80
4.1.1 Sensores de imagen y ópticas	83
4.1.1.1 Verificación de la respuesta lineal de los sensores de imagen	83
4.1.1.2 Ópticas.....	85
4.1.2 Iluminación LED.....	86
4.1.3 Caracterización temporal	88
4.1.4 Corrección de ruido y caracterización espacial	89
4.2 VALIDACIÓN DEL SISTEMA: SIMULACIONES	92
4.3 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES: MÉTODOS E INTERFACES COMPUTACIONALES.....	96
4.3.1 Adquisición de imágenes.....	96
4.3.2 Implementación de métodos de reconstrucción espectral	101
4.3.3 Reconstrucción y visualización de espectros en muestras desconocidas.....	105
4.4 RESULTADOS DE RECONSTRUCCIÓN ESPECTRAL.....	106
4.4.1 Aplicación en muestras de color homogéneas.....	106
4.4.1.1 Carta de color CCCR.....	106
4.4.1.2 Muestras de pigmentos.....	112
4.4.2 Aplicación a obras de arte	117
4.4.2.1 Obras de arte en el monasterio de Pedralbes.....	118
4.4.2.2 Obras de arte en la Seu d'Egara/Iglesias de Sant Pere.....	124
5 CONCLUSIONES.....	130
6 TRABAJO FUTURO.....	136
REFERENCIAS	138
APÉNDICE A.1 HOJA DE DATOS CÁMARA CCD	153
APÉNDICE A.2 HOJA DE DATOS CÁMARA INGAAS.....	155
APÉNDICE A.3 HOJA DE DATOS LENTE CON ALTA TRANSMITANCIA EN EL RANGO 400-1000NM	157

APÉNDICE A.4 HOJA DE DATOS LENTE CON ALTA TRANSMITANCIA EN EL RANGO 800-2000NM	160
APÉNDICE D.1 IMÁGENES DE LAS PINTURAS MURALES EN LA CAPILLA DE SAN MIGUEL, MONASTERIO DE PEDRALBES	166
Imágenes zona 1	166
Imágenes zona 2	167
Imágenes zona 3	168
Imágenes zona 4	169
Imágenes zona 5	170
Imágenes zona 6	171
APÉNDICE D.2 IMÁGENES VIRGEN DE LA LECHE, MONASTERIO DE PEDRALBES. RESULTADO DE COMPOSICIÓN DE LAS IMÁGENES ESPECTRALES DE CADA CANAL EN UNA IMAGEN GLOBAL.	172
APÉNDICE D.3 IMÁGENES IGLESIAS DE SANT PERE	173
Zona 1 pinturas época visigoda	173
Zona 2 pinturas época visigoda	174
Zona 3 pinturas época visigoda	175
Zona 1 estilo románico	176
Zona 2 estilo románico	177
Zona 3 estilo románico	178

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Diagrama de adquisición y procesado de datos en un sistema multispectral basado en filtros.	21
Figura 2.2 Esquema de transferencia de carga para el sensor CCD donde la carga fotogenerada se mueve de píxel a píxel y se convierte en voltaje en un nodo de salida. Para los sensores CMOS la conversión a voltaje se da en cada píxel (Adaptada de (Litwiller, 2005)).	23
Figura 2.3 CCDs de iluminación frontal y posterior.....	25
Figura 2.4 Esquema de introducción de fuentes de ruido en cada uno de los subsistemas en el proceso de detección de luz (Adaptado de (Holst, 1998)).....	28
Figura 2.5 Esquemas de filtros sintonizables a) acusto-ópticos AOTFs y b) de cristal líquido LCTFs	32
Figura 2.6 Emisión espectral típica de un LED y parámetros espectrales más relevantes (λ_p : longitud de onda de pico, λ_c : longitud de onda centrodie, FWHM: Full Width at Half Maximum).	35
Figura 2.7 Ejemplo de cartas de color: a) Carta Gretamacbeth ColorChecker DC (CCDC), b) GretagMacbeth ColorChecker Color Rendition (CCCR), c) ANSI IT8.7/2 (IT8) y d) atlas de color NCS.....	49
Figura 2.8 Sistema multispectral basado en filtros e iluminación de espectro ancho en el rango del infrarrojo cercano (800-100nm) (Vilaseca, 2005)	55
Figura 2.9 Sistemas de adquisición de imágenes basados en cámara CCD. a) Configuración colorimétrica RGB y b) Configuración multispectral con 7 canales de adquisición (de Lasarte, 2009).....	56
Figura 2.10 Esquema de reflexión y absorción de luz según la longitud de onda en una obra de arte con diferentes capas de materiales	56
Figura 2.11 Imágenes a diferentes longitudes de onda mostrando dibujos y cambios no observables en el rango visible (Tomada de (Obrutsky & Acosta, 2003)).....	57
Figura 2.12 Escáner resultado del proyecto VASARI (Tomada de (Martinez et al., 2002)).....	58

Figura 2.13 a) Cámara del proyecto MARC (Tomada de (Martinez et al., 2002)). b) Mesa rotatoria, cámara e iluminación del proyecto ACOHIR (Tomada de <http://users.ecs.soton.ac.uk/km/projs/acohir/>) 58

Figura 2.14 Escáner multiespectral resultado del Proyecto CRISATEL (Tomada de (P. Cotte & Dupouy, 2003)) 59

Figura 2.15 Ejemplos de sistemas multiespectrales para el trabajo sobre material histórico o artístico. a) Sistema propuesto por Novati (Novati et al., 2005) para el uso en un museo digital b) Imágenes de seis bandas espectrales de una región de un palimpsesto utilizadas para la mejora de su legibilidad (Rapantzikos & Balas, 2005). 60

Figura 2.16 Sistemas comerciales para aplicaciones en estudio de patrimonio cultural. Cámaras MUSIS[®] (Tomadas de <http://musis.forth-photonics.com/>) 60

Figura 2.17 Sistemas comerciales para aplicaciones en estudio de patrimonio cultural. Sistemas empresa Art Innovation (Tomadas de <http://www.art-innovation.nl/>) 61

Figura 2.18 Sistema multiespectral basado en iluminación LED (Tomada de <http://www.mega-vision.com/about.html>) 62

Figura 2.19 Proceso de composición de mosaicos. a) y b) imágenes individuales; y c) resultado de la composición del mosaico (Tomado de (Obrutsky & Acosta, 2003)). 62

Figura 3.1 Sistema multiespectral en el rango visible basado en rueda de filtros (montaje experimental). 65

Figura 3.2 a) Sensibilidades relativas del filtro sintonizable RGB y porcentaje de transmitancia (%) del filtro cyan adicional y b) porcentaje de transmitancia (%) del conjunto de 7 filtros interferenciales 66

Figura 3.3 Grupos de muestras con las zonas de las cuales se extraen los valores colorimétricos promedio: a) iris humanos, b) prótesis oculares y c) lentes de contacto coloreadas 67

Figura 3.4 Reflectancias espectrales reconstruidas de tres muestras azules diferentes y sus correspondientes coordenadas CIE L*a*b* 68

Figura 3.5 Gammas de colores en el espacio CIE L*a*b* resultantes de la clasificación propuesta. a) Para todas las muestras; b) para las muestras de iris; c) para las muestras de prótesis y d) para las muestras de lentes de contacto 70

Figura 3.6 Superposición de gammas de colores entre los tres tipos de muestras. a) Marrón, b) azules y c) verdes 71

Figura 3.7 Elementos del grupo de los iris que están contenidos en las gammas de colores definidas por a) el volumen de las prótesis y b) el volumen de las lentes de contacto coloreadas. 72

Figura 3.8 Diagrama de cajas de la distribución de diferencias de color mínimas CIEDE2000 entre los iris humanos (IR) y las prótesis oculares (PR) y las lentes de contacto (LE)..... 73

Figura 3.9. a) Captura de pantalla de la aplicación desarrollada en Matlab® mostrando las fronteras que se encontraron al aplicar los algoritmos de segmentación y b) resultado de segmentación para una de las muestras de iris..... 75

Figura 3.10 Distribución de los valores de tres de los descriptores estadísticos de primer orden calculados para el estudio de la textura de los iris, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas... 76

Figura 3.11 Ejemplo gráfico de una matriz de coocurrencia..... 77

Figura 3.12 Distribución de los valores de tres de los descriptores estadísticos de segundo orden calculados para el estudio de la textura de los iris, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas... 77

Figura 4.1 Montaje experimental. a) Montaje que permite adquirir imágenes de muestras en posición vertical y b) montaje del equipo en otras posibles posiciones de trabajo..... 82

Figura 4.2 Sensibilidad de los sensores de imagen. a) Cámara CCD QImaging QICAM y b) Cámara Hamamatsu InGaAs 83

Figura 4.3 Respuesta de los sensores de imagen. a) Cámara CCD Qimaging QICAM (se muestran las curvas correspondientes a diferentes valores del parámetro de ganancia) y b) Cámara Hamamatsu InGaAs 84

Figura 4.4 Imágenes de un campo uniforme mediante la cámara HAMAMATSU InGaAs. a) Imagen con tiempo de exposición de 3ms y b) Imagen con tiempo de exposición de 10ms..... 85

Figura 4.5 Espectros de emisión de los conjuntos de LEDs. a) Módulo 1 UV-Vis y b) Módulo 2 IR..... 86

Figura 4.6 Disposición de los LEDs en los módulos de iluminación. a) Fotografía del sistema real y b) Distribución de los LEDs sobre la placa electrónica y c) Esquema ilustrativo de la disposición por longitudes de onda..... 88

Figura 4.7 Curva de estabilización temporal en emisión para el LED de 535nm 89

Figura 4.8. Corrección de la no-uniformidad espacial cuando se capta la imagen de una muestra gris homogénea del atlas de color Natural Color System (NCS S3000-N) para el canal de 461nm. a) Imagen original y b) imagen corregida..... 90

Figura 4.9. Reflectancias originales y reconstruidas para dos muestras asumiendo condiciones ideales en el sistema propuesto. a) Resultados para el módulo 1 UV-Vis. b) Resultados para módulo 2 IR..... 93

Figura 4.10 Reflectancias originales y reconstruidas para dos muestras bajo condiciones de ruido por error de cuantización. a) Resultados para el módulo 1 UV-Vis. b) Resultados para el módulo 2 IR..... 94

Figura 4.11 Reflectancias originales y reconstruidas para dos muestras bajo condiciones de ruido por error de cuantización y ruido aditivo aleatorio. a) Resultados para el primer módulo. b) Resultados para el segundo módulo..... 95

Figura 4.12 Interfaz de la aplicación desarrollada para el control sincronizado de la adquisición de imágenes y la iluminación LED en el módulo 1 UV-Vis (Implementada en C++) 97

Figura 4.13 Interfaz de la aplicación desarrollada para el control sincronizado de la adquisición de imágenes y la iluminación LED en el módulo 2 IR (Implementada en C++) 97

Figura 4.14 Interfaz del menú de configuración para la adquisición de una secuencia de imágenes espectrales en el módulo 1 UV-Vis (Implementado en C++) 98

Figura 4.15 Gráfica de reflectancia para el blanco de referencia BN-R98-SQ10C proporcionada por el fabricante 99

Figura 4.16 Interfaz para la corrección de la no-uniformidad espacial en las imágenes espectrales (Implementada en Matlab®) 99

Figura 4.17 Interfaz para visualización de imágenes espectrales generadas en el sistema (Implementada en Matlab®) 100

Figura 4.18 Cubo de datos para una muestra dividido en los rangos producidos por cada módulo de adquisición (en total 23 imágenes espectrales)..... 100

Figura 4.19 Porcentaje acumulado de representación para los valores singulares en la descomposición SVD de matrices de entrenamiento. a) Para los datos de la carta CCCR en el rango del módulo 1 UV-Vis b) Para los datos de las muestras de pigmentos en el rango del módulo 1 UV-Vis c) Para los datos de la carta CCCR en el rango del módulo 2 IR d) Para los datos de las muestras de pigmentos en el rango del módulo 2 IR 102

Figura 4.20 Ejemplo de reconstrucción de espectros con el método PSE-I sobre una muestra de pigmento de color amarillo ocre, mostrando el efecto del método de autovectores principales para el control de la estimación a través del número s de valores singulares. Los valores de s se denotan entre paréntesis..... 103

Figura 4.21 Interfaz con implementación de métodos de reconstrucción de espectros en imágenes homogéneas (Implementada en Matlab®) 104

Figura 4.22 Interfaz del menú de evaluación de resultados de reconstrucción de espectros en los conjuntos de entrenamiento, imágenes homogéneas y reflectancias conocidas, utilizando los métodos de interpolación por splines, pseudoinversa indeterminada y de pseudoinversa simple (Implementada en Matlab®) 105

Figura 4.23 Interfaz computacional para la reconstrucción y visualización de espectros píxel a píxel sobre una imagen multiespectral (Implementada en Matlab®)	106
Figura 4.24 Imagen RGB e imágenes espectrales para los 23 canales de la carta CCCR (Punto rojo: señala la zona de color homogénea a la que pertenece el espectro usado de ejemplo en las gráficas de comparación posteriores)	107
Figura 4.25 Espectros de reflectancia reales de las muestras de entrenamiento de la carta de color CCCR a) Rango espectral del Módulo 1 UV-Vis b) Rango espectral del Módulo 2 IR	108
Figura 4.26 Comparación gráfica de los métodos de reconstrucción para la muestra de color verde amarillento (punto rojo en la Figura 4.24) del conjunto de muestras de la carta CCCR. a) Comparación para el módulo 1 UV-Vis b) Comparación para el módulo 2 IR.....	109
Figura 4.27 Paleta de muestras de pinturas al fresco usando pigmentos típicos de esta técnica.....	112
Figura 4.28 Imagen RGB e imágenes espectrales de una de las paletas de entrenamiento (Punto rojo: punto de cálculo de espectros para gráficas de comparación).....	113
Figura 4.29 Espectros de reflectancia reales de las muestras de entrenamiento de la paleta de pigmentos típicamente usados en pintura artística a) Rango espectral del Módulo 1 UV-Vis b) Rango espectral del Módulo 2 IR	114
Figura 4.30 Comparación gráfica de los métodos de reconstrucción para la muestra de color verde tierra (punto rojo en la Figura 4.28) del conjunto de muestras de pigmentos. a) Comparación para el módulo 1 UV-Vis b) Comparación para el módulo 2 IR.....	115
Figura 4.31 a) Monasterio de Pedralbes, Barcelona e b) Iglesias de Sant Pere, Terrassa.....	118
Figura 4.32 Toma de imágenes en la capilla de San Miguel en el monasterio de Pedralbes a) Esquema de distribución de las pinturas murales en la capilla b) Medición con el equipo multiespectral desarrollado en este trabajo	118
Figura 4.33 imágenes espectrales de los 23 canales que proporciona el sistema para una zona del mural de la capilla de Sant Miquel en el monasterio de Pedralbes, Barcelona	119
Figura 4.34 Imágenes de las pinturas murales de la capilla de San Miguel del monasterio de Pedralbes	120
Figura 4.35 Espectros de reflectancia reales de las muestras de entrenamiento de puntos seleccionados sobre las pinturas murales de la Capilla de San Miguel a) Rango espectral del Módulo 1 UV-Vis b) Rango espectral del Módulo 2 IR	121
Figura 4.36 Puntos de correspondencia entre dos subimágenes de una secuencia de composición (Resultado obtenido mediante el programa de libre acceso, Hugin)	123

Figura 4.37 Proceso de composición de imágenes. a) Conjunto de imágenes iniciales, b) Imagen resultado de la composición en escala de grises y c) resultado RGB (Obra Díptico: Virgen de la Leche) 124

Figura 4.38 Toma de imágenes en las Iglesias de Sant Pere, Terrassa. a) Zona que se presume de la época visigoda y b) Pintura mural de estilo románico..... 125

Figura 4.39 Imagen RGB y los 23 canales espectrales que proporciona el sistema multiespectral del mural deteriorado en las iglesias de Sant Pere, Terrassa 126

Figura 4.40 Imagen RGB y los 23 canales espectrales que proporciona el sistema multiespectral de una zona de la pintura mural del románico en las iglesias de Sant Pere, Terrassa 127

Figura 4.41 Pintura mural del románico en las iglesias de Sant Pere, Terrassa (Conjunto completo de imágenes espectrales en el apéndice D.3). a) Composición de varias imágenes para generar una imagen completa de mayor tamaño. b) Imágenes componentes principales CP1, CP2, CP3 y CP4 resultado de la aplicación del análisis PCA a la zona señalada. c) Imagen en pseudocolor resultado de aplicar el procedimiento de decorrelación-extensión en las imágenes y su representación en pseudocolor. 129

LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1 Comparación de características y desempeño sensores CCD y CMOS (Litwiller, 2005).	24
Tabla 2.2. Propiedades de materiales para FPAs	26
Tabla 2.3 Propiedades de cristales ampliamente usados en AOTFs (Tran, 2005).....	33
Tabla 2.4 Comparativa de características de filtros espectrales.....	33
Tabla 3.1 Coordenas L^* , a^* , b^* , C_{ab}^* and $h_{ab}^*(^\circ)$ usadas para el establecimiento de las fronteras en el espacio CIE $L^*a^*b^*$	69
Tabla 3.2. Número de áreas cuadradas correspondientes a cada grupo de color y clase de muestra resultante de la clasificación propuesta (Lentes de C.: Lentes de contacto).....	69
Tabla 3.3. Porcentajes de muestras de iris que caen dentro del volumen definido por las prótesis oculares y las lentes de contacto coloreadas considerando todas las muestras y los grupos de color por separado.....	72
Tabla 3.4 Promedio y desviación estándar (Desv. Est.) de las diferencias de color mínimas CIEDE2000 entre los iris humanos y las prótesis oculares y lentes de contacto.....	73
Tabla 3.5 Resultado de clasificación de clase de muestras a partir de descriptores estadísticos de primer y segundo orden para la textura.	78
Tabla 4.1 Longitudes de onda de pico, centroide y nominal, y anchura a media altura correspondiente	87
Tabla 4.2 Evaluación de la corrección de la no-uniformidad espacial en términos del $SNUP$ (INC: Imagen No Corregida, IC: Imagen Corregida).....	91
Tabla 4.3 Resultados de simulación bajo condiciones ideales en términos de las métricas de evaluación	93
Tabla 4.4 Resultados de simulación en términos de las métricas de evaluación considerando condiciones de ruido por error de cuantización	94

Tabla 4.5 Resultados de simulación en términos de las métricas de evaluación considerando condiciones de ruido por error de cuantización y por ruido aditivo aleatorio	95
Tabla 4.6 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método de Interpolación sobre la carta CCCR.....	110
Tabla 4.7 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE-I sobre la carta CCCR	110
Tabla 4.8 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre la carta CCCR	111
Tabla 4.9 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método de interpolación sobre el conjunto de muestras de pigmentos	116
Tabla 4.10 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE-I sobre el conjunto de muestras de pigmentos.....	116
Tabla 4.11 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre el conjunto de muestras de pigmentos.....	116
Tabla 4.12 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral en el método interpolación sobre el conjunto de puntos elegidos sobre las pinturas murales	121
Tabla 4.13 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre el conjunto de puntos elegidos sobre las pinturas murales.....	122
Tabla 4.14 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre el conjunto de puntos elegidos sobre las pinturas murales usando como conjunto de entrenamiento las muestras generadas de pigmentos comúnmente usados en arte	123

1 INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

Las imágenes multispectrales, conocidas también como espectroscópicas o espectrales, son una nueva tecnología que nació específicamente para monitoreo remoto terrestre (Abrams et al., 1977; Goetz et al., 1985; Mabwoga et al., 2010). Esta tecnología consiste en el registro de imágenes a través de diversas bandas con características espectrales específicas y la aplicación de algoritmos matemáticos especializados, que permiten por ejemplo obtener información espectral píxel a píxel de un objeto o escena analizada sobre todo el campo de visión del sistema multispectral y por lo tanto representa un método analítico muy potente.

Desde su origen los sistemas multispectrales han demostrado utilidad en una gran variedad de campos aparentemente no relacionados. Por ejemplo se han utilizado en aplicaciones biomédicas (Basiri et al., 2010; Bouchard et al., 2009; M. Martin et al., 2006; Paquit et al., 2009); en reconocimiento y seguimiento de patrones por medio de imágenes (Joo Kim et al., 2011; Kamruzzaman et al., 2012; Ren et al., 2006); en el monitoreo en la industria de los alimentos (Lu & Peng, 2007; Sáenz Gamasa et al., 2009); en aplicaciones metrológicas de mediciones radiométricas, fotométricas y colorimétricas (de Lasarte, 2009; Pladellorens et al., 2008; Vilaseca, 2005; Vilaseca et al., 2003, 2004, 2005, 2008); en el estudio de obras de arte y patrimonio cultural (Kubik, 2007; Miyata, 2006; Novati et al., 2005); entre otros.

En el caso del estudio de obras de arte y patrimonio cultural las herramientas disponibles en la actualidad son variadas (Bacci et al., 2001; Creagh & Bradley, 2007; Creagh et al., 2009). Quizá la más simple es la fotografía, inicialmente convencional y ahora digital, que generalmente se apoya en personas expertas para su análisis. Esta aproximación que se podría considerar como menos elaborada proporciona información útil aunque puede ser insuficiente ya que es una herramienta esencialmente de examen (Creagh & Bradley, 2006). Por otro lado, hay otras técnicas, básicamente herramientas analíticas, que proporcionan información más amplia de la obra como la proveniente del análisis químico y estructural macroscópico del material de interés (M. Cotte et al., 2009; Creagh et al., 2009; Ormsby et al., 2009). Sin embargo, algunas de estas técnicas, como las que usan radiación de sincrotrones o las cromatográficas, conllevan usualmente una toma de muestras invasiva y ex situ (Bertrand, 2007; Varella, 2013). Este tipo de pruebas no sólo es dañino para el objeto analizado, sino que también presentan limitaciones por las zonas de análisis, que al ser puntuales o de tamaño limitado, no necesariamente son representativas de toda el área de análisis, sobre todo si ésta no es uniforme en cuanto a propiedades espectrales y de color se refiere. Es así que en un intento por ampliar las opciones

en las herramientas disponibles y evitar los inconvenientes mencionados anteriormente se han venido utilizando técnicas experimentales que aplican otros métodos espectroscópicos de no-contacto e in situ.

Dentro de las técnicas espectroscópicas que han sido aplicadas extensivamente en el campo del patrimonio cultural y evaluadas en diversos análisis científicos están la espectroscopía de reflectancia, de fluorescencia, de fluorescencia de rayos X, Raman, de transformada de Fourier IR, entre otras (Best et al., 1995; Castillejo, 2000; Creagh & Bradley, 2007; Ormsby et al., 2009; Vázquez et al., 2008) (Para un listado completo ver referencia (Artioli, 2010)). Los resultados obtenidos han mostrado que estas técnicas son capaces de proporcionar una visión única dentro de la composición del material, la técnica de construcción, los efectos del deterioro, la edad de la muestra, etc. Esta información es esencial para el análisis y de mucha ayuda, por ejemplo, para determinar un esquema de preservación óptimo de las obras.

Sin embargo, las técnicas mencionadas antes en su mayoría sufren del inconveniente que sólo proporcionan información espectral integrada de una región concreta. Esta región se selecciona típicamente de manera visual, por lo que debe tener propiedades uniformes para obtener un análisis correcto tal y como ya se ha mencionado anteriormente. Como en el caso de la toma de muestras invasivas, la información obtenida para esta región puede no ser adecuada en el análisis de obras de arte y objetos de patrimonio cultural, los cuales generalmente se caracterizan por una heterogeneidad espacial alta. Por otra parte, hay casos en donde las alteraciones en el estado del material de un objeto, asociado con deterioro, intervenciones, etc., no son detectables visualmente. Por esto, las técnicas espectrales guiadas visualmente no son las más idóneas en la detección e identificación de defectos o restauraciones que son vagamente perceptibles.

Las limitaciones anteriores de las herramientas espectroscópicas resaltan la necesidad de métodos y tecnologías de adquisición espectral que cuenten a la vez con una elevada resolución espacial. Además, deben ser capaces de extraer la información sobre un área de análisis extendida. Una solución implementada está en realizar un escaneo secuencial mediante los instrumentos espectroscópicos convencionales actuando como sonda (Bertrand, 2007). Sin embargo, debido al tamaño de las regiones de análisis de estos instrumentos, esta aproximación no suele ser del todo óptima. Esto se debe a que las regiones de análisis son pequeñas para cubrir áreas considerables en períodos de tiempo razonables, pero también pueden ser grandes para que se asegure que la información provenga de regiones pequeñas con características uniformes. Por esto esta solución de mapeo espectral se suele llevar a cabo sólo en aplicaciones de microscopía (Bertrand, 2007; Best et al., 1995; Castillejo, 2000).

Por su parte, los procesos de reflexión difusa y fluorescencia son procesos de eficiencia óptica típicamente alta en las obras de arte y patrimonio cultural (Kubik, 2007). Así los procedimientos de escaneo o de uso de iluminación de spot no son absolutamente necesarios en su análisis. Es posible iluminar áreas grandes y utilizar sensores de imagen para la captura de datos. Sin embargo esto implica la discriminación de la información espectral con la implementación de aproximaciones, normalmente filtros sintonizables o interferenciales, que restrinjan la información a detectar a ciertas bandas más o

menos estrechas del espectro electromagnético. Estas características son las que los sistemas multiespectrales proporcionan. En ellos están las ventajas que los sistemas de formación de imágenes añaden a los sistemas espectroscópicos.

Así como los sistemas multiespectrales aparecen como la opción natural al querer agregar a los sistemas espectroscópicos las características de la formación de imágenes, también se puede llegar a esa conclusión desde una perspectiva paralela de agregar a los sistemas de formación de imágenes las posibilidades de la espectroscopía. Desde esta otra perspectiva también se evidencia que los sistemas de formación de imágenes convencionales monocromáticos o en color usando bandas espectrales amplias son insuficientes. Las tareas de reproducción espacial y colorimétrica precisa de obras de arte, generación de archivo documental, restauración, etc. (Redman, 2007) exigen una información más amplia y a la vez precisa. Por eso los sistemas multiespectrales se presentan desde este punto de vista también como la opción más conveniente para suplir esas necesidades.

Se han hecho varias propuestas de sistemas multiespectrales buscando desarrollar equipos con capacidades avanzadas (Levenson et al., 2002), principalmente en el campo de la detección remota (Clampin et al., 2005; Weng, 2011). Aunque, también en el campo del arte y patrimonio cultural la demanda de dispositivos multiespectrales de gama alta ha venido incrementándose en los últimos años (Barni et al., 2005; Fischer & Kakoulli, 2006; Pelagotti et al., 2008). Las tareas a las que se ha hecho frente con sistemas experimentales de este tipo en el rango del visible tienen que ver fundamentalmente con las siguientes aplicaciones. En primer lugar la obtención de la curva de reflectancia espectral píxel a píxel, que es la manera más confiable para una reproducción fiel del color, donde esta fidelidad se mide en términos de su independencia de la iluminación y de los dispositivos de adquisición. De hecho, la representación RGB depende tanto del dispositivo de adquisición como de las condiciones ambientales en que se lleva a cabo (Hardeberg, 1999). La independencia de la primera se puede alcanzar mediante el uso de un espacio de color independiente del dispositivo, pero, en cualquier caso, la adquisición se vería influenciada por el ambiente, principalmente por la iluminación. Una segunda aplicación de las medidas multiespectrales en este rango es que ellas permiten el monitoreo del estado de conservación de las pinturas. De hecho, la adquisición multiespectral del color es objetiva, así que repetible y aún más, las imágenes digitales son virtualmente eternas, ya que no se degradan en el tiempo.

Los proyectos VASARI (Visual Arts System for Archiving and Retrieval of Images), MARC (Methodology for Art Reproduction in Colour) y CRISATEL (Conservation Restoration Innovation Systems for Image capture and Digital Archiving to Enhance Training Education and Lifelong Learning) fueron proyectos pioneros financiados por la comisión europea que hicieron uso de datos multiespectrales en el visible para la adquisición y el monitoreo de pinturas (Cupitt et al., 1996; Hardeberg, 1999, 2001; Martinez, 1991, 1993; Martinez et al., 2002; Ribés et al., 2005). También se han implementado otros proyectos similares para el trabajo con escritos antiguos de importancia cultural como los palimpsestos (Rapantzikos & Balas, 2005). Así, las tareas en las que los sistemas multiespectrales consiguen prestar ayuda desde el punto de vista de las imágenes digitales se pueden resumir en (Redman, 2007):

- La adquisición digital de imágenes: medida precisa del color y estimación espectral.
- Archivo de imágenes: registro de datos en formato adecuado, registro de metadatos como protocolos de adquisición, copyright, etc.
- Conservación digital: protección de obras mediante la exposición de imágenes fieles.
- Restauración: mediante la identificación de pigmentos.
- Reproducción digital de imágenes.

Estas tareas no son independientes, es más, en el caso de la reproducción digital de imágenes las razones para hacerlo suelen ser precisamente su uso, entre otros, en varias de las otras tareas anteriores. Así por ejemplo, los museos pueden usar las reproducciones para hacer posible el acceso a las colecciones a través de internet; para incluirlas en el sistema de administración del museo; para producir copias para la venta; para proteger el original de usos innecesarios; y para documentar los tratamientos de conservación (Berns & Frey, 2005; Fischer & Kakoulli, 2006; Redman, 2007). En esta misma tarea la industria de las imágenes digitales tiene otros incentivos como es el beneficio económico. Se estimó para el año 2006 que el mercado de reproducción de arte era de 7.5 Billones de dólares, mercado que crecía en ese tiempo a un 30% por año (Cantrell, 2006).

Además de estos sistemas multispectrales desarrollados principalmente para ser usados en la zona visible del espectro, se han implementado otros que utilizan detectores en rangos diferentes, como el Infrarrojo (IR) o el Ultravioleta cercano (UV) (Attas, 2003; Comelli et al., 2008; Fischer & Kakoulli, 2006; Fontana et al., 2007; Obrutsky & Acosta, 2003). Estas zonas espectrales han mostrado gran utilidad en el reconocimiento de materiales, lo que puede prestar servicio, por ejemplo, en el diagnóstico no invasivo del estado de conservación de una obra tanto como en su posterior reconstrucción. También, la reflectografía IR, consistente en el registro de la obra mediante una cámara sensible a longitudes de onda de 800 a 1700nm aproximadamente, ha sido muy usada para la detección de dibujos subyacentes (Attas, 2003), mientras que la fluorescencia UV resalta intervenciones de restauraciones anteriores (Comelli et al., 2008). Estos sistemas aunque proporcionan información importante están centrados de manera preferente en una de las zonas espectrales específicas mencionadas, lo que limita sus capacidades. Además están generalmente asociados a un elevado costo debido a que incorporan típicamente sistemas de filtrado, por ejemplo filtros sintonizables.

De todo lo anterior se deduce la importancia de desarrollar un solo sistema multispectral que cubra a la vez todos los rangos espectrales citados, esto es, el ultravioleta, el visible y el infrarrojo. Además, aparte de la extensión espectral sobre los rangos UV-Vis-IR, otra capacidad que es importante incluir es la adquisición de obras de gran formato asegurando una alta resolución espacial. La resolución normalmente asociada a los detectores convencionalmente usados en sistemas multispectrales no es suficiente para el estudio de obras de arte de gran formato. En estos casos los requerimientos de la

extensión de la obra y de la resolución espacial imponen el uso de técnicas computacionales de composición de imágenes (Corsini et al., 2001). Para ello se requieren secuencias de imágenes menores que en su totalidad cubran la obra completa, por lo que el sistema debe permitir un movimiento espacial controlado para hacer un escaneo (Martinez et al., 2002).

Considerando las ideas expuestas creemos por lo tanto que el diseño de un nuevo sistema multispectral para el estudio y conservación de obras de arte puede ser un aporte importante en el campo de la ingeniería óptica. Concretamente un sistema que permita la reconstrucción de espectros y visualización de imágenes en un rango extendido sobre el UV-Vis-IR, puesto que tal y como se ha mencionado anteriormente existen sistemas que cubren parcialmente estos rangos pero no de forma conjunta. Se pretende cubrir desde los 370 a los 1650nm, basándose en elementos comerciales para su construcción. Específicamente usando detectores convencionales CCD para el rango del UV-Vis y parte del infrarrojo cercano (NIR) (370-900nm) y detectores basados en arseniuro de indio y galio (InGaAs) para la región espectral complementaria desde los 900 a 1650nm. Además se pretenden utilizar diodos emisores de luz (LEDs) para conformar las diferentes bandas espectrales permitiendo así la reducción de los costos asociados al desarrollo del sistema. Esto representa un aspecto muy novedoso ya que hasta la actualidad la mayoría de sistemas de este tipo ha incluido filtros para tal fin. Finalmente se pretende que el sistema sea portátil para el uso in-situ en museos y que permita su movimiento controlado para la adquisición de imágenes de obras de formato grande.

El objetivo alcanzado en esta tesis doctoral es el diseño y desarrollo del sistema multispectral descrito. Para alcanzar este objetivo, en esta tesis doctoral se han llevado a cabo las siguientes etapas:

- Exploración de diferentes opciones de sistemas multispectrales y sus aplicaciones: En este objetivo se recurrió al estudio de la literatura existente para adquirir los conocimientos necesarios en cuanto a los sistemas multispectrales. Se llevó a cabo un trabajo inicial usando los resultados obtenidos ya anteriormente en el Centro de Desarrollo de Sensores, Instrumentación y Sistemas (CD6) con los sistemas multispectrales. Este trabajo inicial se enmarcó en el uso de los sistemas multispectrales basados en filtros para la aplicación específica del estudio de iris oculares y su comparación con prótesis y lentes de contacto coloreadas.
- Diseño del sistema multispectral: Basados en las conclusiones del primer objetivo específico se definieron los elementos que compondrían el sistema multispectral y se simuló su desempeño basándonos en sus características espectrales. Se exploró a profundidad la opción del uso de diodos emisores de luz (LEDs) como manera activa de generar la información espectral, en vez del uso de fuentes de iluminación de espectro ancho y filtros espectrales, para poder reducir los costos de construcción del equipo. En esta parte de la tesis se eligió la cantidad de canales espectrales o tipos de LEDs que se incluyeron en el sistema, basados en la disponibilidad comercial, criterios de optimización y el ajuste de sus emisiones espectrales a los rangos de respuesta de los detectores utilizados.

Se llevó a cabo simulaciones del desempeño del sistema en la reconstrucción de espectros de reflectancia al considerar estos elementos.

- Construcción del sistema multispectral: En esta etapa de la tesis se montó el hardware del sistema multispectral usando los elementos definidos anteriormente. Se llevó a cabo el diseño y construcción de las partes mecánicas para acoplar y soportar las piezas como cámaras y fuentes espectrales LED que componen el sistema.
- Generación del conjunto de programas computacionales para el control del hardware en el sistema y el procesado de la información obtenida: Gran parte de esta tesis estuvo dedicada al trabajo en la programación de algoritmos. Algoritmos que permiten el control en la adquisición de las imágenes por parte de las cámaras y la iluminación con las fuentes espectrales LED. Así como también el procesado de las imágenes posterior a la adquisición. Esto supuso la implementación de algoritmos de corrección de ruido, de varios algoritmos para la visualización de imágenes, de cálculos colorimétricos y de reconstrucciones espectrales, y de cálculos para la evaluación del desempeño del sistema.
- Aplicación del sistema a obras de arte reales: El sistema se aplicó sobre obras de arte del Monasterio de Pedralbes, en Barcelona, y de las iglesias de Sant Pere/La Seu d'Egara, en Terrassa. En el monasterio se hizo la adquisición de imágenes de murales al fresco en la capilla de San Miguel y de óleos de la colección del museo del monasterio. En las Iglesias de Sant Pere se capturaron imágenes de pinturas murales que se presume de épocas históricas diferentes. Los resultados de reconstrucción espectral y las imágenes están a disposición de los expertos en conservación y restauración de estas instituciones.

Esta tesis además de este capítulo de introducción y objetivos está estructurada en 7 capítulos más. El capítulo 2 se dedica a la revisión del estado del arte. Se describen conceptualmente los sistemas multispectrales y se revisan las opciones más comunes en su implementación. Más adelante se describe la caracterización espectral del sistema, el modelo óptico de adquisición multispectral y se relacionan con los métodos de reconstrucción espectral. Finalmente se revisan las aplicaciones de los sistemas multispectrales centrándose principalmente en la aplicación a obras de arte y patrimonio cultural.

El capítulo 3 muestra la utilización de un sistema multispectral basado en filtros como parte de la adquisición de conocimientos y exploración de diferentes opciones de sistemas multispectrales necesaria para el desarrollo global de esta tesis. Inicialmente se describe este sistema multispectral para el rango visible. Más adelante se muestra una aplicación concreta de dicho sistema para el análisis del color del conjunto de muestras usadas compuesto por iris oculares humanos, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas. Por último se da un análisis comparativo de la reproducción de los iris oculares por parte de prótesis y lentes de contacto a través de herramientas de procesado de imágenes y por consideraciones de color y textura.

En el cuarto capítulo se presenta la parte central de esta tesis. Es en este capítulo que se describe la implementación del sistema multiespectral en los rangos UV-Vis-IR basado en LEDs para su uso en aplicaciones en obras de arte y patrimonio cultural. En la primera parte se describe el dispositivo experimental y sus componentes principales. Después se presentan los resultados de simulación a partir de la información de los componentes del dispositivo. En la tercera sección de este capítulo se muestran algunas de las interfaces computacionales implementadas para el sistema, junto con la descripción del procedimiento de adquisición de imágenes, seguido de la validación del sistema en cuanto a la reconstrucción espectral. Por último, en la cuarta sección, se dan los resultados del trabajo en las obras de arte reales de los museos que fueron visitados.

En el capítulo 5 se presentan las conclusiones más relevantes de este trabajo. En el capítulo 6, por su parte, se proponen ideas para el trabajo futuro y se describen las perspectivas del trabajo realizado en esta tesis doctoral. .

Por último, en los capítulos 7 y 8 se presentan la lista de referencias y de anexos, respectivamente.

2 ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se revisan varios de los aspectos relacionados con los sistemas multiespectrales. Se presenta la definición de éstos como una herramienta que combina las tecnologías de los sistemas de formación de imágenes con los sistemas espectralradiométricos, incluyendo también los aspectos matemático y computacional que se usan para el análisis de la información obtenida. Específicamente en primer lugar se hace una revisión de los elementos que constituyen dichos sistemas de acuerdo a las opciones más comunes en su implementación. Se presenta el modelo de adquisición de imágenes espectrales y se relaciona con el acceso a información espectral y a la caracterización espectral del sistema. A continuación se presentan varios de los métodos más comunes utilizados para la reconstrucción de los espectros y por último se hace una revisión de las aplicaciones principales de los sistemas multiespectrales centrada en la aplicación al estudio de obras de arte y patrimonio histórico, aplicación principal para la que se ha planteado este trabajo.

2.1 SISTEMAS MULTIESPECTRALES

En general, se puede decir que un sistema multiespectral es aquél que tiene un sensor de imagen que realiza el registro de una escena a través de varios canales, con cada canal representando la información de la escena en una determinada banda espectral (Hardeberg, 1999). Esta definición cubriría cualquier dispositivo que muestree en frecuencia una señal electromagnética que le llega, lo que la hace una definición bastante amplia que se ha ido delimitando y renombrando en atención al número de canales de los diferentes dispositivos. Así, aunque no se puede hablar de un acuerdo unánime en la literatura en la clasificación de este tipo de sistemas de acuerdo al número de canales que los componen, una de las clasificaciones más común denota los sistemas multiespectrales como aquéllos que tienen entre 4 y 9 canales de adquisición dentro del rango del visible. Así mismo se denominan los sistemas que tienen 1 canal de adquisición como monocromáticos; los que tienen 3 canales como tricromáticos o RGB; los que tienen entre 10 y 100 canales como hiperespectrales y los que tienen más de 100 canales de adquisición como ultraespectrales (Connah et al., 2004; Imai & Berns, 1999; Imai et al., 2003).

A grandes rasgos el hardware que compone un sistema multiespectral es un dispositivo de iluminación, un sistema de filtrado y un sensor de imagen (Brauers et al., 2008; Connah et al., 2006; Hardeberg, 1999). En la práctica el proceso de discriminación espectral de la información viene dado por la iluminación y el sistema de filtrado, y éste se puede conseguir de diferentes maneras: la primera y más común es la utilización de una fuente de iluminación de espectro amplio junto con un conjunto de filtros

espectrales (Hardeberg, 2001; Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002; Imai et al., 2003; Mathews, 2008); y la segunda, menos común pero cada vez más usada, mediante un conjunto de fuentes de emisión de banda estrecha (por ejemplo LEDs: Light Emitting Diodes) (Brydegaard et al., 2009; Fauch et al., 2010; Kimachi et al., 2004; Park et al., 2007), lo que implicaría filtrado desde el proceso mismo de iluminación. En el primer caso, que implica el uso de filtros, existen varias opciones tecnológicas como son: los filtros interferenciales o los filtros de absorción, ambos por lo regular montados en una rueda mecánica para su desplazamiento secuencial en el proceso de adquisición (Brauers et al., 2008; de Lasarte, 2009; Hardeberg, 1999; Imai, Taplin, et al., 2002; Kubik, 2007; Vilaseca et al., 2008), y los filtros sintonizables de tecnología de Cristal Líquido (LCTFs) (Attas, 2003; Imai, Taplin, et al., 2002; Pellegrini et al., 2004a; Slawson et al., 1999) o Acusto-Óptica (AOTFs) (Gupta & Voloshinov, 2004; Kasili & Vo-Dinh, 2006; M. E. Martin et al., 2006; Suhre & Theodore, 1996).

Los sistemas multispectrales producen un conjunto de datos 3-D, por lo general denominado cubo de datos, que será la recopilación de todas las imágenes producidas por los canales de adquisición. El objetivo entonces es acceder a las características espectrales de la muestra píxel a píxel a partir de este cubo. Estas características representadas en su reflectancia o transmitancia espectral son el resultado de la aplicación de algoritmos matemáticos de estimación sobre los niveles digitales obtenidos en el proceso de adquisición. Estos algoritmos están basados en el análisis de componentes principales (PCA), la pseudoinversa de Moore-Penrose o ajustes polinomiales de alto orden, entre otros (de Lasarte, 2009; Hardeberg, 1999; Herzog et al., 1999; Hong et al., 2001; Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002; Shimano et al., 2007; Vilaseca, 2005; Vrhel et al., 1994). La Figura 2.1 muestra esquemáticamente el proceso de adquisición de un sistema multispectral basado en filtros y la posterior reconstrucción computacional de los espectros.

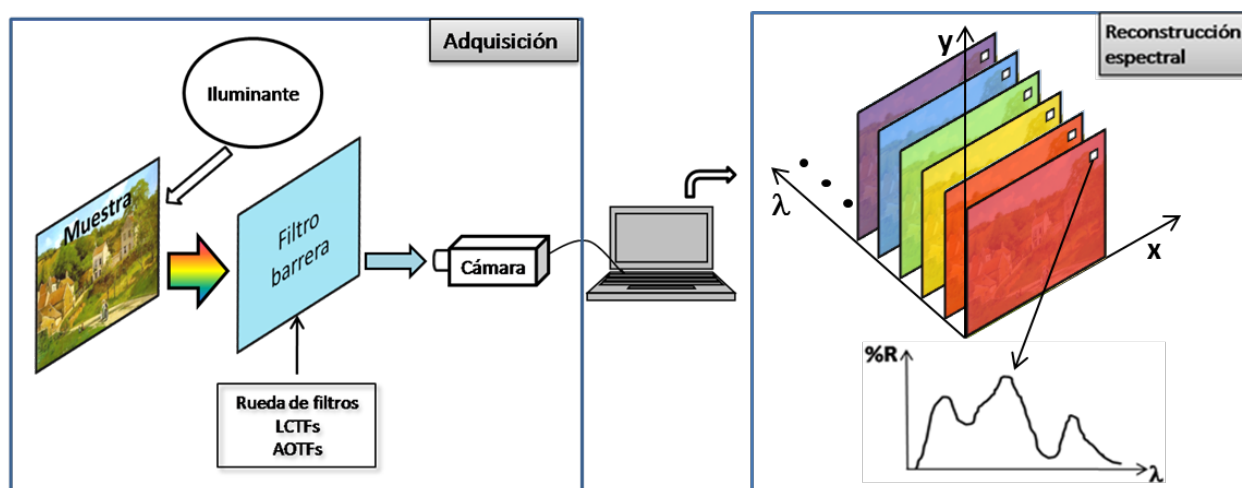


Figura 2.1 Diagrama de adquisición y procesamiento de datos en un sistema multispectral basado en filtros.

Las características actuales de los sensores de imagen y de los componentes de filtrado hacen que estos sistemas ofrezcan altas prestaciones de resolución espacial y espectral, y en consecuencia, una inmensa cantidad de posibles aplicaciones. Se puede hablar entonces de la conjugación de dos herramientas de análisis convencionales, los sistemas digitales de formación de imágenes y los sistemas

espectroscópicos, para generar una herramienta nueva que hereda muchas de las características que estos sistemas tienen individualmente. Sin embargo, los sistemas multiespectrales no son perfectos y presentan inconvenientes como son sus elevados tiempos de adquisición debido a la cantidad de canales, la presencia de dificultades técnicas en el estudio de eventos dinámicos, el tratamiento de cantidades considerables de información, además de sus costos de implementación relativamente altos determinados en gran parte por la cantidad y el tipo de filtros que se requiera usar (más económicos con el uso de filtros interferenciales o de absorción y más costosos con los filtros sintonizables AOTFs y LCTFs).

En cuanto a la precisión en la reconstrucción espectral, los sistemas multiespectrales han mostrado resultados aceptables para varias aplicaciones (Berns, 2006; M. Martin et al., 2006; Shrestha, 2011; Winter, 2007), aunque es de reconocer que en este sentido tienen un desempeño más bajo que los espectralradiómetros o espectrofotómetros convencionales que usan una red de difracción para muestrear el espectro. Los estudios alrededor de la precisión en la reconstrucción espectral y su dependencia con el número de canales han sido variados y presentan ciertas discrepancias entre ellos (Connah et al., 2006; Imai et al., 2000; Jaaskelainen et al., 1990; Laamanen et al., 2000; Maloney, 1986; Vrhel & Trussell, 1994). Estos trabajos se han basado principalmente en análisis PCA o modificaciones propias de cada autor y sus resultados están muy influenciados por la base de datos usada y el nivel de ruido del sistema. Sin embargo, (Connah et al., 2006) han mostrado en general que un grupo menor de 10 canales suele ser suficiente para una buena reconstrucción y que el uso de una cantidad mayor de canales no implica una mejora significativa en la precisión de los resultados ni a nivel colorimétrico ni espectral; esto viene sustentado en las propiedades de los espectros de reflectancia de la mayoría de superficies de muestras, las cuales suelen presentar funciones de reflectancia con comportamiento suave. De todas maneras, cabe remarcar que el número necesario de canales a utilizar finalmente deberá tener en cuenta las prestaciones deseadas de resolución espacial, precisión espectral y colorimétrica o costos, entre otros.

2.1.1 Sensores de imagen

El nombre de sensor de imágenes es bastante amplio, pero en general se pueden mencionar tres grandes tipos de tecnologías o divisiones: CCD (Charge-Coupled Device) (Holst, 1998), CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor) (Holst & Lomheim, 2011) y los detectores de plano focal, FPA o FPD por sus siglas en Inglés (Focal Plane Arrays-Detectors) (Grietens, 2008). Estos últimos, aunque su nombre indica a primera vista que son sensores que se ubican en el plano focal de un sistema formador de imágenes, no son usados exclusivamente en aplicaciones de este tipo ni tampoco se refieren a todos los sensores de imagen; esta denominación se ha reservado típicamente a los detectores en el rango del infrarrojo, por lo que también es usual encontrarlos con el nombre IR FPAs (Grietens, 2009; Tran, 2005).

Los FPAs tienen como base tecnológica del proceso de lectura electrónica (readout) los mismos esquemas que los sensores CCD y CMOS. Así, en su mayoría presentan una configuración híbrida entre

la combinación de una matriz CCD o CMOS con elementos fotosensibles basados en materiales adecuados para los rangos del espectro del infrarrojo que, salvo el infrarrojo cercano, no se ven cubiertos por los óxidos de silicio comúnmente utilizados en el rango visible (Grietens, 2008, 2009). Por esta razón las características de comportamiento general de los FPAs son similares a las de los CCDs o CMOS y por lo tanto esta sección del texto se presentará enfocándose en estas dos tecnologías primordialmente.

Los tipos de sensores de imagen más utilizados en sistemas multispectrales sensibles al rango visible y parte del ultravioleta (UV) son los basados en tecnología CCD y CMOS (Janesick, 2001). Ambos están constituidos por una estructura de semiconductores metal-óxido pixelados que convierten la luz en carga eléctrica y las procesan en señales eléctricas (Figura 2.2). En un sensor CCD, todas y cada una de las cargas de los píxeles se transfieren a través de un número limitado de nodos de salida (a menudo sólo uno) para ser convertidas en voltaje, guardadas en memoria intermedia (buffer) y enviadas fuera del chip como una señal analógica de voltaje. Toda el área del píxel se puede dedicar a la captura de luz y la uniformidad de la señal de salida (factor importante en calidad de imagen) es alta. En un sensor CMOS, cada píxel tiene su propia conversión carga-voltaje y el sensor a menudo incluye amplificadores, corrección de ruido y circuitos de digitalización por lo que la salida del chip son bits digitales (Holst & Lomheim, 2011; Janesick, 2001; Litwiller, 2001, 2005). Estas otras funciones incrementan la complejidad del diseño y reducen el área disponible para la captura de la señal. Con cada píxel haciendo su propia conversión, la uniformidad es más baja (Litwiller, 2005).

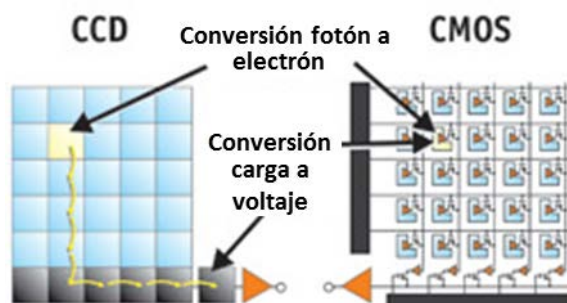


Figura 2.2 Esquema de transferencia de carga para el sensor CCD donde la carga fotogenerada se mueve de píxel a píxel y se convierte en voltaje en un nodo de salida. Para los sensores CMOS la conversión a voltaje se da en cada píxel (Adaptada de (Litwiller, 2005)).

Esta diferencia en la técnica de lectura tiene implicaciones significativas en la arquitectura del sensor, sus capacidades y limitaciones. La Tabla 2.1 muestra de manera resumida una comparación de algunas características generales y el desempeño entre estos sensores.

En general, el uso de una u otra tecnología recae en los requerimientos del tipo de aplicación. Por ejemplo, se suele reconocer que los sistemas CCD son más adecuados en aplicaciones con exigencias en el control del ruido y condiciones de iluminación pobres, es decir, en aplicaciones de alto nivel; mientras que la tecnología CMOS suele adecuarse a aplicaciones donde los niveles bajos de iluminación no son

problema y hay exigencias de velocidad (Litwiller, 2005). Es de esperar, sin embargo, que estos sistemas sigan evolucionando como lo han venido haciendo y que cada vez sean más equiparables entre ellos.

Tabla 2.1 Comparación de características y desempeño sensores CCD y CMOS (Litwiller, 2005).

Característica	CCD	CMOS
Salida señal del pixel	Paquete de electrones	Voltaje
Salida señal del chip	Voltaje (analógico)	Bits (digital)
Salida señal de la cámara	Bits (digital)	Bits (digital)
Factor de llenado	Alto	Moderado
Desajuste de amplificadores	N/A	Moderado
Ruido sistema	Bajo	Moderado
Complejidad sistema	Alto	Bajo
Complejidad sensor	Bajo	Alto
Componentes cámara	Sensor + múltiples chips de soporte + lente	Sensor + lente es posible, pero son comunes chips de soporte adicionales
Costo relativo I+D	Más bajo	Más alto
Costo relativo del sistema	Depende de la Aplicación	Depende de la Aplicación
Desempeño	CCD	CMOS
Responsividad	Moderado	Levemente mayor
Rango Dinámico	Alto	Moderado
Uniformidad	Alta	Baja a Moderada
Shuttering uniforme	Rápido, común	Pobre
Velocidad	Moderada a Alta	Más alta
Región de interés (Windowing)	Limitado	Extensivo
Antidesbordamiento (Antiblooming)	Alto a ninguno	Alto
Alimentación y reloj	Múltiple, más alto voltaje	Único, bajo-voltaje

En la elección del sensor también entran en juego hechos como qué tecnologías están disponibles para cada rango espectral. En el rango UV hay tecnologías como detectores por conteo de fotones basados en tecnología MCP (Microchannel Plates) o los CCD optimizados para UV (Clampin et al., 2005; Richards, 2009). En las aplicaciones de altos requerimientos de sensibilidad y cubrimiento de zonas del espectro de radiación UV lejano (100nm-200nm) los sistemas basados en MCP siguen siendo muy utilizados (Clampin et al., 2005). En el caso de los CCD que permiten su utilización tanto en la zona cercana del UV

(desde los 200nm) como en el visible, se hace necesaria una optimización porque las capas de circuitos integrados que componen los sensores no son completamente transparentes al UV o se ven afectadas por este tipo de radiación (Clampin et al., 2005; Janesick, 2001; Kubik, 2007). Como resultado, las señales que las regiones activas producen pueden ser débiles cuando se les ilumina por la superficie anterior, es decir, a través de los circuitos integrados. La solución a este efecto de enmascarado de las capas superiores del sensor es fabricar el dispositivo más delgado eliminando material del sustrato e iluminando el sensor desde la superficie posterior, esto es, a través del sustrato. La Figura 2.3 esquematiza este tipo de CCDs. El proceso de fabricación de sensores CCD delgados está en un estado más avanzado que en el caso de los sensores CMOS. Aun así, la respuesta de los CCD optimizados para el UV sigue siendo baja para el UV lejano (Richards, 2009).

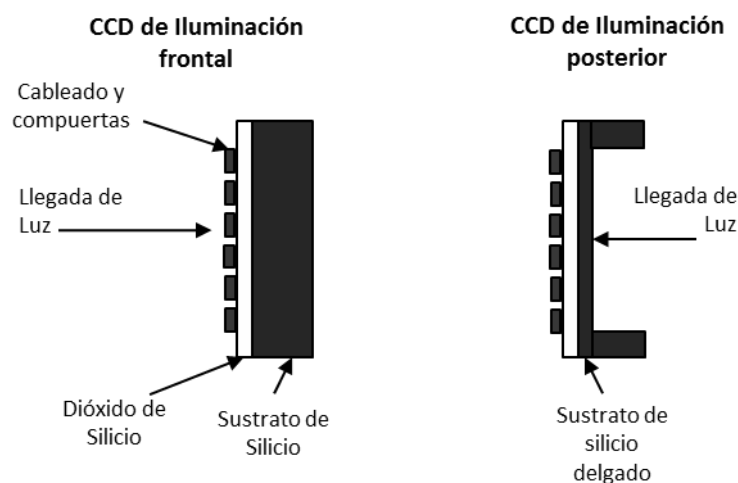


Figura 2.3 CCDs de iluminación frontal y posterior.

Atendiendo al rango del infrarrojo, la tecnología de los sensores de imagen está más atrasada. Este tipo de sensores se empezó a desarrollar para aplicaciones militares y de vigilancia y sólo recientemente se ha incrementado su disponibilidad comercial. La tecnología con la que se fabrican estos sensores está menos madura que la utilizada en los sensores UV y visible, debido esencialmente al procesado que implican los diferentes materiales que pueden constituir el fotosensor.

Entre los materiales más usados en los FPAs están los compuestos por Indio-Galio-Arsénico (InGaAs), Indio-Antimonio (InSb) y Mercurio-Cadmio Telurio (HgCdTe). Además, existen los denominados FPAs basados en QWIP (Quantum Well Infrared Photodetectors) que se pueden diseñar para una determinada longitud de onda, y que se fabrican como una estructura de red de capas alternantes de determinados materiales semiconductores (Cohen & Olsen, 1993; Tran, 2005; Tran et al., 1998). Así, el tipo de material determina el rango de respuesta espectral del FPA y su temperatura de trabajo.

La Tabla 2.2 muestra de manera resumida las propiedades de los tipos de materiales mencionados para los IR FPAs. Por ejemplo, los sensores basados en InGaAs se han convertido en la opción más común en aplicaciones en el rango infrarrojo de longitud de onda corta (SWIR, Short Wave Infrared) donde ofrecen

un buen desempeño hasta $1.7\mu\text{m}$ sin necesidad de refrigeración. Sin embargo es posible la ampliación de su sensibilidad hasta $2.5\mu\text{m}$ si se usa refrigeración y se utiliza la proporción adecuada de Indio en el proceso de fabricación de la red del material de InGaAs y el sustrato de fosfato de Indio (InP) (Grietens, 2008).

Tabla 2.2. Propiedades de materiales para FPAs

Material (x denota la proporción de In en el material de InGaAs)	Gap de energía (eV)	Longitud de onda de corte (μm)	Temperatura de operación ($^{\circ}\text{K}$)
InxGaAs/InP con x=0.53	0.73	1.7	280
InxGaAs/InP con x=0.80	0.49	2.5	270
HgCdTe	Sintonizable	1 a ~ 18	50-250
InSb	0.18	6.89	80
QWIP	Sintonizable	Sintonizable	~ 40

2.1.1.1 Fuentes de ruido: características fundamentales

Las fuentes de ruido inherentes al funcionamiento de sensores de imagen alteran los niveles digitales correspondientes a cada píxel, distorsionan la imagen real adquirida de una forma desconocida y degradan la precisión radiométrica, la calidad de la imagen y su resolución. Este ruido se puede manifestar de diferentes maneras, incluyendo granulosidad en zonas de fondos más oscuros, líneas tenues verticales u horizontales que se hacen visibles en zonas de señal baja, gradientes de oscuro a brillante desde una esquina a otra de la imagen, entre otros (Healey & Kondepudy, 1994; Holst & Lomheim, 2011; Holst, 1998; Janesick, 2001; Vliet et al., 1998).

Los fabricantes de sensores suelen especificar el ruido en términos del número de electrones RMS (Root Mean Square). Si se da un valor de $20e^-$ RMS significa que con este detector se debe esperar unos 20 electrones de ruido por píxel. Más precisamente, $20e^-$ RMS es la desviación estándar alrededor del valor del píxel promedio. Este valor es el resultado de tener en cuenta las diferentes fuentes de ruido implicadas en el proceso de detección, integración y lectura electrónica en el detector, aunque también es típico que se refiera sólo al ruido de lectura en el chip electrónico (On-Chip Readout Noise).

A continuación se da una descripción breve de las fuentes de ruido más relevantes (Healey & Kondepudy, 1994; Holst & Lomheim, 2011; Holst, 1998; Janesick, 2001; Vliet et al., 1998), las cuales pueden clasificarse en temporales y espaciales si se atiende a la manera en que se generan y que se pueden mitigar. Son fuentes de ruido temporal el ruido fotónico, el ruido de lectura, el ruido de disparo de corriente oscura y el ruido de cuantización (Holst & Lomheim, 2011; Truesense-Imaging-Inc., 2012; Vliet et al., 1998). Las fuentes de ruido espacial incluyen la no-uniformidad de la foto-respuesta (photoresponse non-uniformity, PRNU) y la no-uniformidad de la corriente oscura, que da lugar al ruido

denominado de patrón fijo (fixed pattern noise, FPN) (Holst & Lomheim, 2011; Truesense-Imaging-Inc., 2012).

Ruido fotónico

El ruido fotónico es un ruido que no se puede evitar y que se debe a la naturaleza discreta de los fotones que llegan al detector. La llegada de un fotón no se puede predecir con precisión; en su lugar, se sabe que la probabilidad de llegada de un fotón en un tiempo determinado está descrita por la estadística de Poisson. Este ruido fotónico es más visible cuando se recibe un número pequeño de fotones, por lo que es dependiente de la señal. Así, se puede reducir incrementando el número de fotones, ya sea por un mayor tiempo de exposición o por la combinación de varias capturas.

Ruido de lectura

Este es un ruido que se origina en el proceso de lectura de la señal desde el sensor. Hay varias fuentes de ruido en todo este proceso. Regularmente se incluyen el ruido de amplificación, el ruido de reinicio (Reset), el ruido Johnson y el ruido intermitente o flicker (Holst, 1998). Éste es causado por la electrónica del sensor y depende de la velocidad de lectura. Es durante todo el proceso de lectura donde el diseño de la electrónica de la cámara determina la calidad de la imagen. EL ruido de lectura es de tipo aditivo, de distribución gaussiana e independiente de la señal y se puede reducir por el promediado o combinación de varias capturas.

Ruido de cuantización

Este es un error que proviene de la diferencia entre la señal analógica real y el valor digital cuantizado. Los circuitos conversores producen niveles digitales de salida discretos, de forma que un cierto rango de entradas (voltajes) similares puede producir la misma salida. Este error se puede considerar como una señal adicional aleatoria llamada ruido de cuantización debido a su comportamiento estocástico. Este ruido es independiente de la señal, aditivo y de distribución uniforme.

Ruido de corriente oscura: no-uniformidad de la corriente oscura (FPN) y ruido de disparo de corriente oscura

La corriente oscura se refiere a electrones que se generan por la energía térmica en los píxeles del sensor. Estos electrones se generan en el tiempo sin importar si hay señal luminosa o no, y son contados como señal en el proceso de detección. La tasa de acumulación de corriente oscura en los píxeles depende de la temperatura y eventualmente la señal saturaría por si sola con el tiempo. Así, el ruido de corriente oscura es multiplicativo, su nivel es proporcional a la duración de la exposición y su efecto se puede dividir en dos tipos de ruido: la *no-uniformidad de la corriente oscura* (fixed pattern noise, FPN) y el *ruido de disparo de corriente oscura*. La FPN es el resultado de que la cantidad de corriente oscura generada en cada píxel es ligeramente diferente debido a diferencias en el tamaño del detector, en la densidad de dopaje y en las impurezas provenientes de la fabricación. Se puede eliminar sustrayendo a cada imagen una imagen oscura de referencia capturada a la misma temperatura y con el mismo tiempo

de exposición que la imagen a corregir. En cuanto al *ruido de disparo de corriente oscura* corresponde a la naturaleza aleatoria del proceso térmico de generación de corriente oscura, por lo que es un ruido de naturaleza estocástica que sigue una distribución de Poisson.

No-uniformidad de la foto-respuesta (PRNU)

La PRNU es consecuencia de las diferencias en la sensibilidad a la luz existentes entre píxeles debido a variaciones en el tamaño del fotodetector, en la respuesta espectral y en el grosor de los recubrimientos. Esto provoca una ligera variación de la señal entre píxeles en la imagen de un campo uniforme, que es del orden de un 1 o un 2 por ciento de la señal promedio y es lineal con ésta. Este ruido depende de la señal y se puede eliminar mediante correcciones de campo uniforme (flatfielding).

El esquema de la Figura 2.4 ilustra la transferencia de la señal a través de los subsistemas y los lugares donde se generan cada uno de los ruidos.

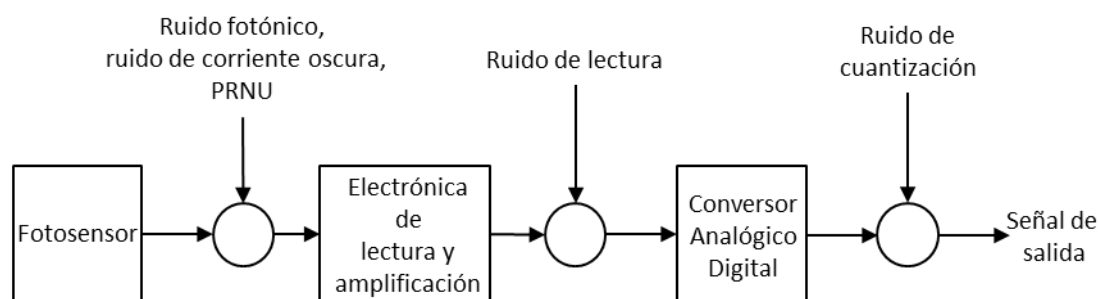


Figura 2.4 Esquema de introducción de fuentes de ruido en cada uno de los subsistemas en el proceso de detección de luz (Adaptado de (Holst, 1998))

2.1.1.2 Corrección de las fuentes de ruido.

Debido a su origen y a sus características fundamentales, el promediado de imágenes reduce todas las fuentes de ruido excepto el FPN y el PRNU. Estos dos tipos de ruido dan lugar conjuntamente a la no-uniformidad espacial de la respuesta del sensor, que debe ser corregida si se pretende utilizar como un instrumento de medida de elevada resolución espacial.

Generalmente se usan dos tipos de técnicas para llevar a cabo la corrección de la no-uniformidad espacial: las denominadas de campo uniforme (del inglés flat field) y las técnicas basadas en la escena.

Las técnicas de corrección de campo uniforme permiten que un sistema basado en un sensor bidimensional de imagen pueda ser utilizado como instrumento de medida con una elevada resolución espacial y precisión radiométrica. Estas técnicas se basan en la calibración del detector mediante dos imágenes: una imagen oscura, capturada en las mismas condiciones de temperatura y tiempo de exposición que la imagen a corregir y con el fotosensor cubierto, y una imagen de un campo uniforme.

Estas dos imágenes se combinan de forma lineal con la imagen a corregir dando como resultado la imagen corregida espacialmente. Existen básicamente dos variantes de estas técnicas de corrección.

En la primera variante (Gino, 2004; Janesick, 2001; Tyson, 1986) la imagen de campo uniforme corresponde a la imagen de una superficie gris uniforme, o bien, una pantalla iluminada, localizada en la posición exacta donde se tomarán posteriormente las imágenes a corregir, de forma que se captura bajo las mismas condiciones de iluminación y exposición. Si se asume que la imagen de la superficie gris (pantalla iluminada) es completamente uniforme, ésta se podrá utilizar para compensar numéricamente el efecto de la no-uniformidad espacial (Thomson & Westland, 2001) en cada una de las imágenes capturadas utilizando el sistema. Para ello, se captura una imagen de campo uniforme y se le sustrae la imagen oscura capturada con el mismo tiempo de exposición. Ésta es la imagen que se utilizará como imagen de campo uniforme en la calibración. En el caso de crear varias imágenes mediante el uso de filtros, se obtiene una imagen de campo uniforme para cada filtro.

El proceso básico del calibrado se describe matemáticamente mediante la ecuación:

$$I_c(i, j) = \frac{I(i, j) - I_{osc}(i, j)}{I_{cu}(i, j)}, \quad (2.1)$$

donde $I_c(i, j)$ representa el nivel digital del píxel (i, j) de la imagen corregida, $I(i, j)$ representa el valor de la imagen no corregida inicial, $I_{osc}(i, j)$ el de la imagen oscura y $I_{cu}(i, j)$ el de la imagen de campo uniforme (corregida por imagen oscura).

En el caso de aplicaciones con bajo nivel de iluminación debe aplicarse también la corrección por una nueva imagen denominada bias. En este caso el ruido de lectura puede no ser despreciable frente a la señal medida, al contrario de lo que sucede en niveles de iluminación medios y altos en los que la imagen bias se considera incluida en la imagen oscura por su poca relevancia frente a la imagen a corregir. En el caso de aplicar la corrección por imagen bias, la imagen de campo uniforme que se utiliza en la calibración se obtiene sustrayéndole a la imagen no corregida de campo uniforme inicial, la imagen bias y la imagen oscura correspondiente. En este caso, el proceso de calibrado pasa a describirse mediante la ecuación (Gino, 2004):

$$I_c(i, j) = \frac{I(i, j) - I_{bias}(i, j) - I_{osc}(i, j)}{I_{cu}(i, j)}, \quad (2.2)$$

donde $I_{bias}(i, j)$ representa el nivel digital del píxel de la imagen bias.

La segunda variante de la técnica de corrección de campo uniforme consiste en aplicar un algoritmo lineal (Aikens et al., 1989). En este caso, la imagen de campo uniforme corresponde a la imagen de un campo de radiancia uniforme y se denomina imagen base de la corrección. Normalmente se utiliza como imagen base la denominada imagen brillante (Aikens et al., 1989; de Lasarte et al., 2007), que se define como la imagen con el nivel digital promedio más elevado sin tener ningún píxel saturado. La imagen

oscura y la imagen base se combinan con la imagen a corregir mediante dos algoritmos lineales (Vliet et al., 1998).

En el primer algoritmo las imágenes se combinan directamente según la ecuación:

$$I_c(i, j) = k \frac{I(i, j) - I_{osc}(i, j)}{I_B(i, j) - I_{osc}(i, j)}, \quad (2.3)$$

donde $I_c(i, j)$, $I(i, j)$, $I_{osc}(i, j)$ y $I_B(i, j)$ son los niveles digitales del píxel (i, j) de la imagen corregida, de la imagen no corregida, de la imagen oscura y de la imagen base, respectivamente, y k es una constante de calibración que se estima como el nivel digital promedio de la imagen resultante de la diferencia entre la imagen base y la imagen oscura.

El segundo algoritmo lineal se basa en el cálculo de matrices de ganancia y offset (Aikens et al., 1989; de Lasarte et al., 2007):

$$\begin{aligned} I_c(i, j) &= O(i, j) + G(i, j)I(i, j) \\ G(i, j) &= \frac{\bar{I}_B - \bar{I}_{osc}}{I_B(i, j) - I_{osc}(i, j)}, \quad (2.4) \\ O(i, j) &= \bar{I}_{osc} + G(i, j)I_{osc}(i, j) \end{aligned}$$

donde $O(i, j)$ ($i = 1, \dots, m$ y $j = 1, \dots, n$) representa el elemento (i, j) de la matriz de offset, $G(i, j)$ el de la matriz de ganancia, y \bar{I}_{osc} y \bar{I}_B son los niveles digitales de referencia de la imagen oscura y de la imagen base, respectivamente. Normalmente se utiliza como nivel digital de referencia el nivel digital promedio de las imágenes (Aikens et al., 1989).

La influencia de la imagen oscura, que puede tener valor cero o diferente de cero, la imagen de corrección base, que puede ser diferente a la imagen brillante, y el nivel digital de referencia, que puede ser diferente al promedio usado comúnmente, han sido estudiados para optimizar la corrección de la no-uniformidad espacial (de Lasarte et al., 2007). En el estudio citado se mostró que la mejor corrección se encuentra teniendo una imagen oscura diferente de cero, usando una imagen con un nivel digital promedio dentro del rango de respuesta lineal del sensor como imagen de corrección base y tomando el nivel digital promedio como el nivel digital de referencia.

Por otro lado las otras técnicas de corrección de la no-uniformidad espacial, normalmente denominadas técnicas basadas en la escena, se fundamentan en la aplicación de un algoritmo a la imagen original con el objetivo de obtener una mejora considerable en la calidad de la imagen a expensas de la precisión radiométrica. Hay una gran variedad de técnicas de este tipo en función del algoritmo que utilizan: algoritmos estadísticos (Hayat et al., 1999), algoritmos de movimiento (Hardie et al., 2000), algoritmos algebraicos (Ratliff et al., 2002) y el método de la forma de la covarianza inversa (Torres et al., 2003). También se ha desarrollado una técnica que combina la calibración con un algoritmo algebraico,

permitiendo una corrección basada en la escena con precisión radiométrica (Ratliff et al., 2003). Posteriormente se han aplicado otras técnicas basadas en filtrado vectorial para eliminar el ruido en imágenes de color (Lukac et al., 2005)..

2.1.2 Configuración de los canales de adquisición

Los canales de adquisición que intervienen en un sistema multiespectral se pueden obtener básicamente de dos maneras diferentes, denominadas variantes de tipo pasiva y activa. La variante pasiva, que es la más comúnmente usada, se refiere a la generación de los canales mediante la introducción de filtros de diferentes transmitancias espectrales o elementos difractivos o dispersores en el camino óptico desde la muestra hasta el fotosensor; esto en conjunto con una iluminación de la muestra mediante una fuente de luz de espectro aproximadamente plano. La variante activa, por su parte, se obtiene mediante la generación de los canales espectrales desde la misma iluminación de la muestra, es decir, a partir de fuentes de amplio espectro moduladas espectralmente con filtros, sistemas dispersivos o difractivos, o por un conjunto de varias fuentes con diferentes emisiones espectrales como pueden ser los LEDs.

2.1.2.1 Configuración de los canales de adquisición en la variante pasiva

En los sistemas multiespectrales que determinan los canales de adquisición a través de la primera aproximación se suelen usar fuentes convencionales, como lámparas luz día de descarga o lámparas halógenas, en combinación con filtros de varios tipos como son: los filtros interferenciales, los filtros de absorción de banda ancha y los filtros sintonizables de tecnología LCTFs o AOTFs (Attas, 2003; Gupta & Voloshinov, 2004; Imai, Taplin, et al., 2002; Kasili & Vo-Dinh, 2006; M. E. Martin et al., 2006; Pellegrini et al., 2004a; Slawson et al., 1999; Suhre & Theodore, 1996).

Los filtros interferenciales permiten el paso selectivo de ciertas longitudes de onda a través de capas de espesor variable en un recubrimiento óptico. Con la apropiada estructura, ciertos procesos de interferencia óptica llevan a la transmisión de una longitud de onda específica y la reflexión de todas las demás. Estos filtros se pueden diseñar con valores del parámetro FWHM (Full Width at Half Maximum) típicamente alrededor de 10, 25 y 50nm, y en casos extremos de 2 ó 5nm para una longitud de onda dada. Mientras más estrecha sea su anchura media menor es su transmisión. En los sistemas multiespectrales es común encontrar valores de FWHM alrededor de los 40 y 60nm (de Lasarte, 2009; Mansouri et al., 2005). En su uso en estos sistemas, los filtros se suelen montar en ruedas mecánicas de manera que se puedan intercambiar secuencialmente para obtener los diferentes canales espectrales. Éstos tienen las ventajas de presentar porcentajes de transmitancia relativamente altos y ser baratos, pero su acople, tamaño grande y movimiento, a pesar de ser automático, implica problemas técnicos como son los tiempos de desplazamiento y adquisición, posibles desalineamientos que llevan a desacoples entre las diferentes imágenes, enfoques distintos en los diferentes canales debido a la aberración cromática y cambios en las características de transmitancia de los filtros según el ángulo de incidencia de la luz (Berns & Frey, 2005; Hardeberg, 2001; Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002;

Kubik, 2007; Mansouri et al., 2005). Una alternativa, regularmente empleada en sistemas de imágenes colorimétricas, consiste en el uso de cámaras digitales RGB tricromáticas combinadas con filtros de absorción de banda ancha (Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002). Estos sistemas son más simples y usualmente de más bajo costo, ya que cada adquisición con un filtro nuevo adiciona tres canales.

Los avances en la ciencia de los materiales, electrónica y ciencias de la computación han llevado al desarrollo de nuevos tipos de filtros electrónicamente sintonizables. Los AOTFs y LCTFs (Filtros sintonizables Acusto-Ópticos y de Cristal Líquido) pertenecen a este tipo de dispositivos electrónicos (Figura 2.5). Son particularmente adecuados para el uso en instrumentos de imágenes multispectrales, ya que no contienen partes móviles y pueden ser sintonizados espectralmente sobre rangos espectrales amplios y con velocidades altas, aunque presentan un costo relativamente elevado.

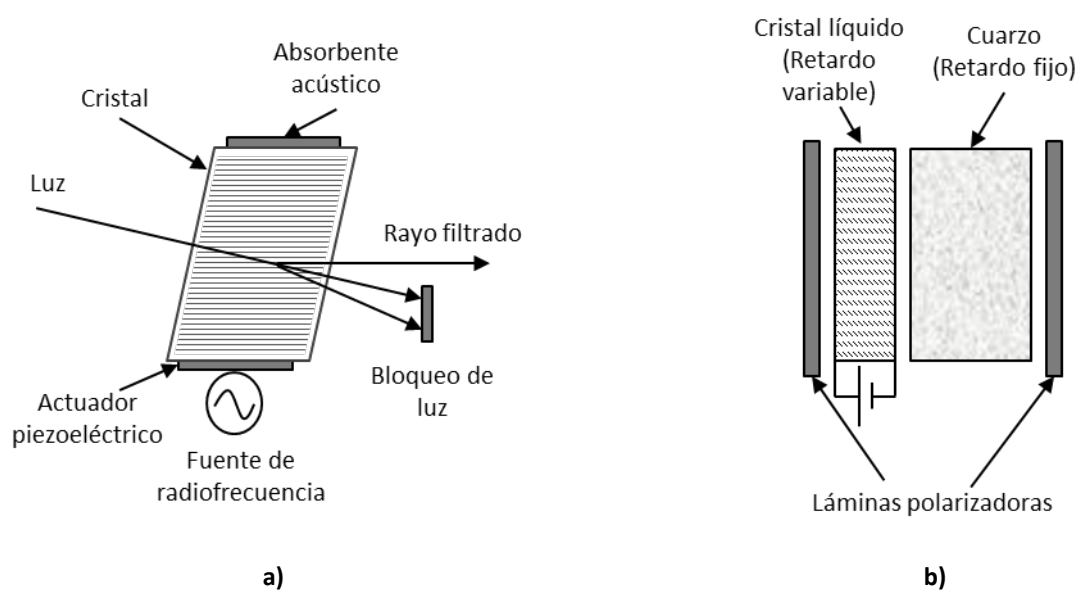


Figura 2.5 Esquemas de filtros sintonizables a) acusto-ópticos AOTFs y b) de cristal líquido LCTFs

Un AOTF es un dispositivo electrónico dispersivo de estado sólido basado en el principio de una interacción colineal (longitudinal) entre el rayo ordinario, el rayo extraordinario de un rayo de luz y una onda acústica viajera en un cristal birrefringente. La onda acústica viajera se genera con actuadores piezoeléctricos pegados al cristal birrefringente los cuales se controlan mediante una señal de radiofrecuencia. El efecto de esta onda acústica es la de generar un patrón de cambio de densidad, y en concreto conlleva la variación del índice de refracción, lo que funciona como una red de difracción de transmisión o red de Bragg (Gat, 2000). Controlando la frecuencia de la señal de radiofrecuencia se determina la única longitud de onda que es difractada por el cristal por lo que esta red de difracción funciona más como un filtro que como una red de difracción (Figura 2.5a). Para fabricar los AOTFs se utilizan diferentes cristales birrefringentes, dependiendo de la región espectral. Tres de los cristales más usados son el cuarzo, el dióxido de Telurio (TeO_2) y el Tl_3AsSe_3 (Gat, 2000; Tran, 2001, 2005; Tran et al., 1998). La Tabla 2.3 muestra algunas características de estos tres materiales, en donde la tercera columna, la figura de mérito acústico, corresponde a la habilidad del cristal de permitir que se le apliquen ondas acústicas. A menor figura de mérito acústico más necesidad de potencia para generar

una onda mecánica en el material, de forma que este valor se relaciona con la potencia que se requiere en la señal de radiofrecuencia, y por consiguiente, con el consumo de potencia del AOTF.

Tabla 2.3 Propiedades de cristales ampliamente usados en AOTFs (Tran, 2005)

Material	Rango de transparencia (μm)	Figura de mérito acústico
Cuarzo	0.2–4.5	1
TeO_2	0.35–5.0	795
Tl_3AsSe_3	1.0–16	900

Por su parte los LCTFs son filtros tipo pasa banda con longitud de onda central que se puede sintonizar cambiando de manera apropiada el voltaje aplicado (Gat, 2000; Miller, 1991, 1995). Este tipo de filtros es conocido como filtro Lyot (Aharon & Abdulhalim, 2009). Una única etapa Lyot del sistema LCTF es una matriz sucesiva de elementos de cristal líquido birrefringente, sustrato de vidrio, cuarzo y láminas polarizadoras, tal y como se muestra esquemáticamente en la Figura 2.5b. Para alcanzar una transmisión monocromática, varias de estas etapas se deben poner sucesivamente de manera horizontal para incrementar el retardo óptico que es la clave en el filtrado. El cristal líquido controlable eléctricamente actúa como láminas de retardo de onda variable y es éste el que permite la sintonización espectral en tiempos del orden de los milisegundos (Gat, 2000; Miller, 1991, 1995). De manera comparativa la Tabla 2.4 muestra las características principales de los tipos de filtros mencionados.

Tabla 2.4 Comparativa de características de filtros espectrales.

Características	Filtros Interferenciales	AOTFs	LCTFs
Tiempo de sintonización (ubicación)	Segundos	Microsegundos	Milisegundos
Resolución espectral	Alta (limitada por el tipo y número de filtros)	Alta	Alta
Partes móviles	Sí	No	No
Costo	Bajo	Alto	Alto
Consumo de potencia	Bajo	Alto	Bajo
Apertura óptica	Alta	Baja	Media-Alta

2.1.2.2 Configuración de los canales de adquisición en la variante activa

El segundo tipo de aproximación para la obtención de los canales de adquisición es la de usar una iluminación espectralmente controlada (Fyffe, 2010; Schechner et al., 2007). Además de utilizar los sistemas de filtrado anteriores para controlar la emisión espectral de una fuente de luz de espectro ancho, esta segunda alternativa presenta un gran potencial a través del uso de LEDs debido a su fácil acceso comercial y a su actual camino de evolución (Brydegaard et al., 2009; Fauch et al., 2012; Kimachi et al., 2004; Park et al., 2007).

Los LEDs son dispositivos electrónicos que permiten el flujo de corriente eléctrica en sólo una dirección y emiten luz cuando esta corriente pasa a través de ellos. Un LED es un diodo semiconductor dopado con impurezas para crear una unión p-n. En estado estacionario, los portadores de carga (electrones y huecos) no pueden penetrar la región de la unión conocida como de agotamiento. Al someter el LED a una polarización adecuada, como en los demás diodos, la corriente fluye fácilmente desde el lado p, o ánodo, al lado n, o cátodo, lo que no ocurre con una polarización inversa. Cuando los electrones cruzan la unión, la recombinación electrón-hueco produce algunos fotones en un proceso conocido como electroluminiscencia. La zona del semiconductor que está expuesta entonces emite luz.

En algunas aplicaciones la emisión espectral LED se puede considerar cuasi-monocromática y su eficiencia de conversión depende de la longitud de onda de pico de emisión, λ_p , que a su vez, está determinada por el material semiconductor y la temperatura de la unión. La ecuación (2.5) describe esta dependencia (Mottier, 2009):

$$\frac{c}{\lambda_p} = \frac{E_g}{h} + \frac{K_B T}{2h} = \nu_p, \quad (2.5)$$

donde E_g es el valor energético de la banda prohibida (del inglés bandgap) para la unión, h es la constante de Planck, T es la temperatura absoluta de la unión, K_B es la constante de Boltzman, c es la velocidad de la luz y ν_p es la frecuencia pico. Así mismo, el ancho de banda a media altura del máximo (FWHM) es proporcional a la temperatura de la unión y viene dado por la ecuación (2.6):

$$4hc \frac{\Delta\lambda}{4\lambda_p^2 - \Delta\lambda^2} = h\Delta\nu = 1.8K_B T, \quad (2.6)$$

donde $\Delta\lambda$ y $\Delta\nu$ son los FWHM en longitud de onda y frecuencia, respectivamente. Así, para una unión con un $E_g = 1.9\text{eV}$ y a una temperatura $T=298.15\text{K}$ (25°C), se tiene una onda de pico de emisión $\lambda_p \approx 648\text{nm}$ y un FWHM teórico $\Delta\lambda \approx 16\text{nm}$. De las relaciones anteriores se desprende la dependencia con la temperatura de la unión. Con el incremento de temperatura el espectro de emisión se desplaza hacia longitudes de onda más largas. Este desplazamiento es del orden de los $0.1\text{-}0.3\text{nm}/^\circ\text{C}$ (Mottier, 2009).

Un LED tiene una emisión espectral que tiende a ser gaussiana con una longitud de onda de pico específica. Ésta suele ser usada como parámetro distintivo por su fácil determinación (es la manera más

común de presentar un LED en las hojas de datos), aunque en términos prácticos no es el mejor descriptor, ya que dos LEDs pueden tener una longitud de onda de pico igual y ser percibidos de color distinto. En sentido radiométrico la longitud de onda centroide, λ_c , es más adecuada. Ésta corresponde a la longitud de onda que divide la integral del espectro de emisión del LED en dos partes iguales. Estos parámetros, junto al FWHM, se muestran en la Figura 2.6 con la emisión típica de un LED. El valor de los parámetros en ese caso es: $\lambda_p = 535\text{nm}$, $\lambda_c = 540\text{nm}$ y $\text{FWHM} = 34\text{nm}$.

En la actualidad se han desarrollado chips de diversos materiales semiconductores con bandgaps energéticos que permiten alcanzar longitudes de onda desde el infrarrojo hasta el ultravioleta cercano. Esto implica tener acceso comercial a multitud de longitudes de onda. Además, también se puede obtener luz blanca mediante la combinación de LEDs que emitan tres colores primarios o usando recubrimientos de material de fósforo para convertir luz monocromática de un LED azul o ultravioleta a luz blanca de espectro ancho.

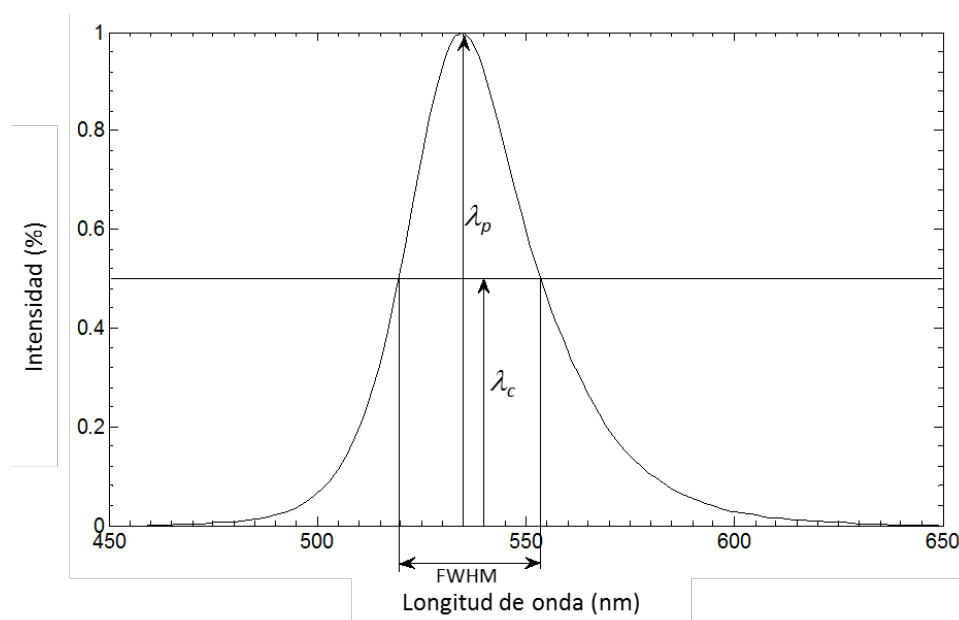


Figura 2.6 Emisión espectral típica de un LED y parámetros espectrales más relevantes (λ_p : longitud de onda de pico, λ_c : longitud de onda centroide, FWHM: Full Width at Half Maximum).

En general, la tecnología LED actual es de costos asequibles, eficiente y con esperanza de vida alta cuando se usa bajo las consideraciones de temperatura y corriente adecuadas. Sin embargo, los LEDs tienen problemas de estabilidad en el tiempo, y en el caso de los LEDs blancos, problemas de consistencia del color. Así, su uso en sistemas multispectrales está empezando a ser más generalizado aunque aún quedan limitaciones por resolver.

2.2 CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN

La caracterización espectral de un sistema multispectral se puede llevar a cabo de diversas maneras. Sin embargo, el siguiente modelo lineal de la adquisición de imágenes muestra más claramente lo que esta caracterización implica. Así, si asumimos un mundo en el cual todas las superficies son

Lambertianas y que no hay fluorescencia, entonces una superficie de reflectancia $r(\lambda)$ bajo una iluminación con distribución espectral $i(\lambda)$, generaría unas respuestas digitales en el sistema dadas por:

$$x_i = \int_{\lambda} i(\lambda)r(\lambda)\tau(\lambda)S_i(\lambda)d\lambda + \alpha, \quad (2.7)$$

donde x_i es la respuesta digital del canal i de entre los m canales del sistema, $\tau(\lambda)$ representa la transmitancia espectral del camino óptico (normalmente considerada como 1), $S_i(\lambda)$ es la sensibilidad espectral del sensor en el canal i y α es un valor aleatorio que representa las fuentes de ruido en la adquisición.

Si se muestrea regularmente en n puntos las funciones continuas implicadas en la ecuación (2.7), asumiendo que no se pierde información, la respuesta digital de un canal del sistema se puede reescribir como un producto escalar en notación matricial:

$$x_i = c_i \mathbf{r} + \alpha, \quad (2.8)$$

siendo c_i un vector fila con componentes $i(\lambda)\tau(\lambda)S_i(\lambda)$, que denota las características espectrales del sistema en el canal i y \mathbf{r} un vector columna con componentes $r(\lambda)$, ambos analizados en n longitudes de onda.

Generalizando se puede escribir:

$$\mathbf{x} = \mathbf{C} \mathbf{r}, \quad (2.9)$$

donde \mathbf{x} es un vector columna que representa el conjunto de respuestas digitales del sistema a la muestra, los términos α que representan el ruido se han asumido bajos y por simplicidad en el resto de los desarrollos no se tienen en cuenta, y \mathbf{C} una matriz ($m \times n$) cuyas filas representan la sensibilidad espectral de los m canales del sistema, es decir:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} i(\lambda_1)\tau(\lambda_1)S_1(\lambda_1) & \dots & i(\lambda_n)\tau(\lambda_n)S_1(\lambda_n) \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ i(\lambda_1)\tau(\lambda_1)S_m(\lambda_1) & \dots & i(\lambda_n)\tau(\lambda_n)S_m(\lambda_n) \end{bmatrix}. \quad (2.10)$$

Según este modelo, las respuestas digitales del sistema están dadas como una transformación a través de \mathbf{C} de las reflectancias de la superficie o muestra analizada.

La caracterización espectral del sistema está representada entonces en la determinación de \mathbf{C} , que se lleva a cabo principalmente mediante dos clases de métodos: los basados en la caracterización de los elementos del sistema y los basados en estimación.

En la primera clase de métodos se deben caracterizar los elementos del sistema individualmente como filtros, cámaras, fuentes de iluminación y ópticas. En este método se requiere de equipamiento como espectroradiómetros y monocromadores para los rangos espectrales que se pretenda cubrir. Además estos deben presentar buenas prestaciones de precisión para que los errores en estas medidas no repercutan drásticamente en la caracterización espectral final. En la práctica los elementos diferentes a la cámara pueden ser caracterizados de una manera más accesible, aunque en el caso de ésta se requiere de un procedimiento experimental más elaborado y complejo. (de Lasarte, 2009; Martínez-Verdú et al., 2002; Poletto et al., 1999). La caracterización de la cámara se logra registrando múltiples imágenes monocromáticas, que sirven para hacer un muestreo regular en el rango del espectro requerido, y usando las funciones espectrales de conversión optoelectrónica (OESCFs) obtenidas siguiendo la regulación ISO 15424/DIS (Hunt, 2004; Martínez-Verdú et al., 2002). Estas funciones relacionan la respuesta de la cámara, es decir, los niveles digitales, con la exposición (H) para las diferentes longitudes de onda. Así, se asocia una radiancia relativa a cada imagen monocromática y junto con las OESCFs se obtiene la sensibilidad espectral relativa de la cámara (de Lasarte et al., 2007; Shrestha et al., 2011). La combinación de estas medidas para la cámara con las realizadas para los demás elementos proporciona como resultado las características espectrales del equipo representadas en C . En la práctica la aplicación de este método puede ser compleja debido a los rangos espectrales en que se necesite la caracterización y la necesidad de equipo específico y costoso.

La segunda clase de métodos viene dado por la estimación de la sensibilidad espectral relacionando las respuestas digitales del sistema con las reflectancias espectrales conocidas de un conjunto de muestras estándar (Alsam & Lenz, 2007; Alsam, 2004; Cheung et al., 2005; Finlayson et al., 1998; Hardeberg, 1999; Herzog et al., 1999; Hong et al., 2001; Vrhel & Trussell, 1994).

Retomando la relación (2.9) y reescribiéndola para un conjunto de l muestras estándar, con reflectancias organizadas en una matriz R y con una matriz X de respuestas digitales, se tiene:

$$X = CR. \quad (2.11)$$

Esta relación se puede ver como un problema inverso para la estimación de C , que es dependiente del conjunto de muestras estándar representado en R y X :

$$\hat{C} = f(R, X), \quad (2.12)$$

donde \hat{C} representa la matriz estimada que contiene las características espectrales del conjunto del sistema.

El estimado óptimo de \hat{C} por medio de un ajuste lineal al conjunto de muestras, en términos de la minimización del error cuadrático medio, se obtiene mediante la inversión de la ecuación (2.11):

$$\hat{C} = X R^T (R R^T)^{-1} = X (R)^-, \quad (2.13)$$

donde R^T es la transpuesta de R y $(R)^{-}$ se conoce como la pseudoinversa de Moore-Penrose de R (Albert, 1972; de Lasarte, 2009; Meyer, 2001). En ausencia de ruido y si $Rango(R) \geq n$ (es decir $l \geq n$) esta solución es precisa. Sin embargo, en condiciones normales de ruido los resultados son de calidad limitada (Hardeberg, 2001). El desempeño de la solución proporcionada por la pseudoinversa tiene problemas porque, a pesar de que R es l -dimensional, la dimensión efectiva de los espectros de reflectancia reales es significativamente menor; en términos matemáticos R es una matriz mal condicionada (en inglés ill-conditioned matrix) (Meyer, 2001). Esto quiere decir que R tiene solo unos pocos autovalores significativos, y esto resulta en una estimación de \hat{C} inestable y sensible al ruido (Hardeberg et al., 2002).

Con el método de autovectores principales (Principal Eigenvector, PE), también conocido como pseudoinversa de rango deficiente o descomposición en valores singulares truncada, se puede reducir la sensibilidad al ruido del sistema de inversión (Fierro et al., 1997; Hardeberg et al., 2002), incluyendo sólo los autovectores correspondientes a los valores singulares más significativos en la función de autocorrelación espectral del conjunto de muestras estándar.

Si se aplica la descomposición en valores singulares (SVD) a la matriz R que contiene los espectros de las muestras patrón, entonces se obtiene:

$$R = U W V^T, \quad (2.14)$$

donde U y V son matrices ortonormales y W es una matriz diagonal de rango p con elementos de la diagonal $w_i, i = 1 \dots p$, correspondientes a los valores singulares de R (todos positivos y monótonamente decrecientes). Ya que U y V son matrices ortonormales se puede mostrar que $(R)^{-} = V W^{(-)} U^T$, donde los elementos de la diagonal de $W^{(-)}$ son iguales a $w_i^{-1}, i = 1 \dots p$ (Meyer, 2001). Debido a que los valores singulares de una matriz de datos de reflectancias estándar R decrece rápidamente (Alsam, 2004; Maloney, 1986), los espectros de reflectancia se pueden representar por un número menor de parámetros. Tomando en cuenta sólo los primeros $s < p$ valores singulares, las características espectrales del sistema se pueden aproximar como:

$$\hat{C} = X V W^{(s)-} U^T, \quad (2.15)$$

donde:

$$W^{(s)-} = \begin{cases} w_i^{-1}, & \text{para } i \leq s \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}. \quad (2.16)$$

La elección de s , lo cual determina el número de autovectores que se incluyen en la inversión, debe ser ajustada dependiendo del nivel de ruido. Con pocos autovectores la reconstrucción estará limitada como para ajustarse a la curva espectral característica del sistema, mientras que con muchos autovectores la reconstrucción estará dominada por el ruido (Hardeberg et al., 2002). Un criterio

numérico útil es el uso del porcentaje de la suma acumulada de los valores singulares, lo cual sirve para verificar cuánta variabilidad se retiene al incluir un número u otro de valores singulares (o autovectores equivalentemente) a través del valor s .

Existe información a priori de las características espectrales del sistema que se pueden tener en cuenta para mejorar los métodos de estimación. Típicamente se incluyen como restricciones los hechos de que las curvas de las características espectrales deben ser positivas en todas las longitudes de onda, (positividad), que regularmente sólo tienen un pico (unimodalidad) y que son curvas suaves (Barnard & Funt, 2002; Finlayson et al., 1998; Sharma & Trussell, 1993). Estos métodos son conocidos como técnicas restringidas de optimización (Alsam & Lenz, 2007).

2.3 RECONSTRUCCIÓN DE ESPECTROS

Con la estimación de la sensibilidad espectral del sistema se completa el modelo de adquisición de imágenes espectrales. Así, el modelo presentado en el apartado anterior describe la respuesta del sistema a una entrada espectral específica. Sin embargo, la utilidad primordial de los sistemas multiespectrales se da en el sentido inverso, es decir, dando la información espectral a partir de sus respuestas digitales. La tarea de obtener los espectros desde las respuestas del sistema se puede abordar desde diferentes perspectivas: mediante métodos de interpolación tomando cada respuesta digital del sistema como un dato proporcional a un punto del espectro; mediante estimación a través de la inversión del modelo de adquisición propuesto en la ecuación (2.9), es decir, realizando una estimación basada en el modelo; y por último, mediante estimación empírica o basada en aprendizaje donde se asume un esquema de caja negra en el que hay una conversión entrada - salida (Respuestas digitales del sistema - Espectros) sin atender a la descripción del modelo óptico del proceso.

En el caso de los métodos de interpolación, cada respuesta de los canales del sistema se considera relacionada directamente con un punto del espectro a medir; por tanto, esto se asimila a un muestreo, donde cada muestra viene dada por un canal. Así, mientras más canales y más estrechos espectralmente sean éstos, el resultado de la interpolación será mejor. Este método tiene la ventaja de que no necesita del conocimiento de las características espectrales del sistema o de un conocimiento a priori del tipo de espectros que se van a medir. La precisión espectral mediante interpolación en los sistemas multiespectrales, sin embargo, está limitada por las características de sus canales, de ancho considerable y en un número menor que, por ejemplo, los sistemas espectrofotométricos.

Por su parte las estimaciones se asemejan a los métodos matemáticos que emplean. Sin embargo la estimación basada en el modelo tiene en cuenta el modelo de adquisición y la caracterización espectral del sistema, mientras que la empírica asume la estimación como un proceso de mapeo directo entre las respuestas digitales y los espectros. Lo más común es que ambas aproximaciones se valgan de un conjunto de muestras con reflectancias conocidas, que es llamado conjunto de entrenamiento, para obtener las reconstrucciones.

2.3.1 Métodos de interpolación

En los métodos de interpolación los canales del sistema se consideran asociados a una única longitud de onda (monocromáticos) y la respuesta digital de cada uno de ellos como proporcional a una muestra del espectro de reflectancia (o radiancia o transmitancia) en dicha longitud de onda. Asumiendo esta condición para la ecuación (2.7), la relación de proporcionalidad entre la respuesta digital de un canal del sistema y el espectro en una longitud de onda específica es:

$$x_i = i(\lambda_i)\tau(\lambda_i)S(\lambda_i)r(\lambda_i) \Rightarrow r(\lambda_i) = \frac{x_i}{i(\lambda_i)\tau(\lambda_i)S(\lambda_i)}, \quad (2.17)$$

donde se ha asumido que el ruido es despreciable.

En la práctica las respuestas digitales del sistema son dependientes de los parámetros de tiempo de exposición, ganancia o apertura del diafragma, los cuales se pueden ajustar para la mejor utilización del rango dinámico del sistema de adquisición dependiendo de la cantidad de luz que incide en el sensor. En el modelo anterior se ha asumido un sensor ideal que permite medir una cantidad de luz ilimitada y por tanto independiente de estos parámetros. Experimentalmente esto implica que cada respuesta digital del sistema debe ser normalizada tal como la caracterización de un espectrofotómetro, incluyendo balance de blanco, sustracción de imagen oscura y corrección de la no-uniformidad espacial. Esto se puede hacer a través de un blanco de referencia, es decir una muestra con reflectancia igual a la unidad, y la captura de una imagen oscura. La medición de estas imágenes bajo las mismas condiciones de la muestra permite la determinación del factor de proporcionalidad de la relación (2.17); eliminar la dependencia con los factores de tiempo de exposición, ganancia y diafragma; y también llevar a cabo los procesamientos adecuados para así obtener cada una de las muestras del espectro de reflectancia a reconstruir. Con estos valores sólo es necesario aplicar un método de interpolación sobre ellos para obtener el espectro total. Así, el sistema multispectral funcionará como un espectrofotómetro de baja resolución.

Hay varios métodos para el ajuste de una serie de datos mediante interpolación, entre ellos la interpolación polinomial de Lagrange, la interpolación por spline cúbica, interpolación cúbica o de Hermite, interpolación por transformada discreta de Fourier o por la transformada discreta modificada de seno. A continuación se presentan algunos de los métodos de interpolación, entre ellos la interpolación por splines cúbicos que es el usado más adelante en este trabajo:

Interpolación polinomial de Lagrange e interpolación lineal

El resultado de interpolación por este método (Berrut & Trefethen, 2004; Hanselman & Littlefield, 1998; Vilaseca, 2005; Yang et al., 2005) es una función polinomial de orden $(m-1)$ que pasa por los m puntos de muestreo. El polinomio resultante está unívocamente definido y se expresa como:

$$P(\lambda) = \sum_{l=1}^m P_l(\lambda) \quad (2.18)$$

con

$$P_l(\lambda) = \prod_{k \neq l}^m \frac{\lambda - \lambda_k}{\lambda_l - \lambda_k} r_l, \quad (2.19)$$

donde r_l es el punto de muestreo del espectro en λ_l . Estas expresiones se conocen como las ecuaciones clásicas de Lagrange. Los m términos $P_l(\lambda)$ del polinomio de Lagrange están contruidos de manera que el valor en cada λ_l de muestreo sea r_l . Esto quiere decir que allí todos los términos son cero, excepto uno que vale r_l .

La interpolación lineal se puede ver como un caso específico de la interpolación polinomial de Lagrange. Si se tienen en cuenta solo dos puntos vecinos del conjunto de m puntos de muestreo, el resultado de interpolación es del tipo:

$$r = B_1 r_l + B_2 r_{l+1} \quad (2.20)$$

con

$$B_1 = \frac{\lambda - \lambda_{l+1}}{\lambda_l - \lambda_{l+1}} \quad \text{y} \quad B_2 = 1 - B_1 = \frac{\lambda - \lambda_l}{\lambda_{l+1} - \lambda_l}. \quad (2.21)$$

Este resultado es lineal en λ . Si se realiza este procedimiento entre cada par de puntos de muestreo vecinos se obtiene una interpolación lineal por tramos, la cual presentará discontinuidades en la derivada en los puntos de muestreo.

Los métodos de interpolación polinomial como la interpolación de Lagrange o su similar de Newton (Hanselman & Littlefield, 1998; Yang et al., 2005) presentan ciertos inconvenientes. Por ejemplo, se pueden dar oscilaciones entre los puntos de muestreo, desviándose de lo que supondría la solución más simple de interpolación lineal. Esto ocurre especialmente cuando los puntos son muy cercanos y los grados del polinomio son altos, fenómeno conocido como fenómeno Runge (Berrut & Trefethen, 2004). Por su parte, si se intenta evitar este problema al interpolar por tramos mediante funciones lineales, la función completa ajustada presenta cambios abruptos debido a las discontinuidades en la derivada en los puntos de muestreo. Aún con tramos interpolados mediante polinomios de segundo grado el resultado no es lo suficientemente suave, ya que las derivadas de segundo orden de polinomios cuadráticos en tramos adyacentes no se pueden ajustar entre ellas. Por estas razones se implementa el uso de funciones cúbicas por intervalos, lo que se conoce como interpolación por splines cúbicos (Andrews, 1978; Kiusalaas, 2005) y que se describe en el siguiente apartado.

Interpolación spline cúbica

En el campo del análisis numérico un spline hace referencia a un amplio grupo de funciones diferenciables utilizadas en problemas de interpolación (fuera del contexto matemático un spline es un tipo de plantilla que los arquitectos usan para unir dos puntos mediante una curva suave). En el caso de splines cúbicos, la función de interpolación en cada tramo corresponde a un polinomio de tercer grado que asegura la continuidad en las derivadas en los puntos de muestreo, es decir, que la primera y segunda derivada sean iguales por ambos lados de estos puntos.

Valiéndonos de la expresión de Lagrange para interpolar entre dos puntos (2.20) y suponiendo que se conocen además los valores r_i y los valores de la segunda derivada r_i'' , se puede agregar un término de tercer grado en λ a esta ecuación que asegure la existencia de la segunda derivada a lo largo del tramo y que además sea cero en los puntos de muestreo. Se puede demostrar (Kiusalaas, 2005) que la ecuación (2.20) modificada para que cumpla estas restricciones debe tener la forma:

$$r = B_1 r_i + B_2 r_{i+1} + B_3 r_i'' + B_4 r_{i+1}'' , \quad (2.22)$$

con B_1 y B_2 igual a (2.21) y con B_3 y B_4 definidos de la siguiente manera:

$$B_3 = \frac{1}{6}(B_1^3 - B_1)(\lambda_{i+1} - \lambda_i)^2 \quad \text{y} \quad B_4 = \frac{1}{6}(B_2^3 - B_2)(\lambda_{i+1} - \lambda_i)^2 . \quad (2.23)$$

Al tomar las derivadas de la expresión (2.22) tenemos:

$$r' = \frac{r_{i+1} - r_i}{\lambda_{i+1} - \lambda_i} - \frac{3B_1^2 - 1}{6}(\lambda_{i+1} - \lambda_i)r_i'' + \frac{3B_2^2 - 1}{6}(\lambda_{i+1} - \lambda_i)r_{i+1}'' , \quad (2.24)$$

$$r'' = B_1 r_i'' + B_2 r_{i+1}'' . \quad (2.25)$$

La condición de continuidad de la primera derivada en todos los m puntos de muestreo se obtiene al igualar las derivadas alrededor de cada punto usando la ecuación (2.24). Así se obtienen las ecuaciones necesarias para determinar los valores de las segundas derivadas (que se habían supuesto como conocidas) que permiten que se cumpla esta condición, excepto para los puntos extremos. Es decir, se obtiene un sistema de $m-2$ ecuaciones lineales con m incógnitas. Las dos ecuaciones faltantes para resolver este sistema se establecen imponiendo ciertas condiciones en los extremos. Generalmente se pone como condición que la primera y segunda derivada sean igual a cero en los extremos, lo que se conoce como spline cúbico natural. O en otros casos, se escogen valores de r_1'' y r_m'' tales que las derivadas en los extremos tengan un valor específico, lo que se conoce como spline cúbico sujeto.

Interpolación polinomial de Hermite

En algunos casos, se necesita encontrar el polinomio que pasa por los puntos dados pero que además también tenga derivadas específicas en cada dato. Esto se logra con los polinomios de Hermite (Hanselman & Littlefield, 1998; Yang et al., 2005). Cuando este polinomio es de tercer grado se conoce

como interpolación cúbica y es muy parecida a la interpolación por splines cúbicos. Este polinomio se ajusta a los valores extremos del intervalo y tiene una pendiente concreta en estos puntos. Estas pendientes se escogen de manera que se preserve la forma de los datos y se respete su monotonicidad. La interpolación por polinomios de Hermite de tercer grado asegura que la primera derivada sea continua, pero no la segunda, a diferencia de los spline cúbicos. La segunda derivada es lineal en cada uno de los intervalos pero normalmente existen discontinuidades en los puntos de muestreo. La función interpolada por splines es más suave ya que se asegura la continuidad de la segunda derivada, esto la hace más precisa si los datos están asociados a una función suave. Si los datos iniciales describen una función con cambios más abruptos entonces la interpolación cúbica presenta menos oscilaciones.

Interpolación por transformada discreta modificada de seno

Este método está basado en la interpolación por transformada discreta de Fourier (Hanselman & Littlefield, 1998; Keusen, 1996). Primero se sustrae a todos los datos muestreados los valores de una recta que pase por los dos puntos extremos de este conjunto de datos. El resultado será una función con valores cero en los extremos y valores que pueden ser tanto positivos como negativos en el interior. Entonces, se genera la función espejo con signo invertido del resultado y se conecta al extremo de los datos iniciales para producir una función periódica, es decir, una función seno modificada. Se aplica entonces la interpolación por transformada discreta de Fourier. El resultado es truncado y se le suma la recta sustraída inicialmente. Con estas modificaciones se evitan los problemas de la interpolación por transformada discreta de Fourier de producir oscilaciones no deseadas cuando se emplea sobre funciones no periódicas.

2.3.2 Métodos de estimación

El problema de recuperar las reflectancias, \mathbf{r} , a partir de las respuestas digitales, \mathbf{x} , se puede resolver encontrando un operador, D , que minimice la distancia entre las reflectancias medidas y las reflectancias reconstruidas:

$$\hat{\mathbf{r}} = D \mathbf{x}, \quad (2.26)$$

donde $\hat{\mathbf{r}}$ son las reflectancias estimadas. De esta forma, la tarea de los métodos de estimación recae en la determinación de D .

2.3.2.1 Estimación basada en el modelo o directa

Estos métodos se basan en la inversión del modelo de adquisición del sistema multiespectral presentado en la ecuación (2.9) y necesitan del conocimiento de las características espectrales del sistema, C . A continuación se describen algunos de estos métodos:

Pseudoinversa indeterminada

La solución más simple es obtener las reflectancias invirtiendo directamente la ecuación (2.9) usando la pseudoinversa, o lo que es lo mismo, realizando una regresión por mínimos cuadrados ordinaria. Así, el operador D de la ecuación (2.26) es la pseudoinversa de C y las reflectancias vienen dadas por:

$$\hat{\mathbf{r}} = C^T (C C^T)^{-1} \mathbf{x} = (C)^- \mathbf{x}. \quad (2.27)$$

Debido a que C es una matriz $(m \times n)$ con rango m (generalmente $m < n$, es decir, el número de ecuaciones es menor que el número de incógnitas) pueden existir infinitas soluciones, y por tanto el problema es indeterminado. Esta solución es sensible al ruido y minimiza la distancia Euclidiana en el dominio de la respuesta del sistema de adquisición (entre \mathbf{x} y $C\hat{\mathbf{r}}$), lo que no garantiza que la solución sea la más cercana al espectro real (Hardeberg, 2001).

Los resultados de este método son de baja utilidad en la práctica, aunque se pueden lograr mejoras si se aplica el método de autovectores principales de manera similar a como se describió en la ecuaciones (2.14) a (2.16).

Pseudoinversa con suavización

Dado que los resultados que proporciona la pseudoinversa indeterminada son de poca utilidad, se han utilizado alternativas como la estimación de Wiener (König & Praefcke, 1998; Pratt & Mancill, 1976) o la pseudoinversa con suavización (Herzog et al., 1999) que tienen un desempeño mejor. En la estimación de Wiener se requiere tanto la estimación de las características espectrales del sistema de adquisición como del ruido asociado a éste. Por su parte, la pseudoinversa con suavización es una solución con restricción de suavidad a través de una matriz de regularización. El desempeño de estas aproximaciones se ha reconocido como similar, aunque se considera la estimación de Wiener ligeramente peor debido a que es más dependiente de la determinación de las características del ruido en el sistema de adquisición (Herzog et al., 1999).

La pseudoinversa con suavización es simplemente una regresión por mínimos cuadrados basado en una matriz de pesos. El operador de inversión en la expresión (2.27) se modifica incluyendo una matriz de suavización de la siguiente manera:

$$\hat{\mathbf{r}} = N^{-1} C^T (C N^{-1} C^T)^{-1} \mathbf{x}, \quad (2.28)$$

donde N es una matriz $(n \times n)$ que de acuerdo a Mancill (Mancill, 1975), quien introdujo los “promedios de los cuadrados de las segundas derivadas” como criterio para producir espectros suaves, es de la forma:

$$N = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & \dots & & & & & \\ -2 & 5 & -4 & 1 & 0 & \dots & & & & \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & 0 & \dots & & & \\ 0 & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & 0 & \dots & & \\ \dots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \dots & \\ & & \dots & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & \dots & \\ & & & \dots & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & \\ & & & & \dots & 1 & -4 & 5 & -2 & \\ & & & & & \dots & 1 & -2 & 1 & \end{pmatrix}. \quad (2.29)$$

En realidad, ya que N es una matriz singular, ésta se debe modificar levemente para que sea invertible:

$$N' = N + \varepsilon I, \quad (2.30)$$

donde I es la matriz identidad y ε representa una constante pequeña comparada con la unidad.

Funciones base

Esta aproximación propuesta por Hardeberg (Hardeberg, 1999) aprovecha información a priori de las reflectancias espectrales. La mayoría de los espectros de reflectancia de las superficies son funciones suaves de la longitud de onda (Alsam, 2004; Maloney, 1986). Así, se puede asumir que las reflectancias se pueden representar como la combinación lineal de un conjunto de funciones base suaves:

$$\mathbf{r} = \mathbf{B}\mathbf{a}, \quad (2.31)$$

donde $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2 \dots \mathbf{b}_p]$ es el conjunto de funciones base y \mathbf{a} es la matriz de coeficientes de la combinación lineal. Según las ecuaciones (2.26), (2.9) y (2.31) se tiene:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{r}} &= \mathbf{D}\mathbf{x} \\ &= \mathbf{D}\mathbf{C}\mathbf{r} \\ &= \mathbf{D}\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{a} \end{aligned} \quad (2.32)$$

El caso ideal sería cuando $\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{r}$, de esta forma se obtiene que:

$$\mathbf{B}\mathbf{a} = \mathbf{D}\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{a}, \quad (2.33)$$

lo cual se debería cumplir para todo \mathbf{a} , y por tanto:

$$\mathbf{B} = \mathbf{D}\mathbf{C}\mathbf{B}. \quad (2.34)$$

De donde podemos deducir el operador D a través de la pseudoinversa para la matriz $\mathbf{C}\mathbf{B}$ como:

$$\mathbf{D} = \mathbf{B}\mathbf{B}^T \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{B}^T \mathbf{C}^T)^{-1}, \quad (2.35)$$

y por ende las reflectancias como:

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{B}\mathbf{B}^T\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{B}^T\mathbf{C}^T)^{-1}\mathbf{x}. \quad (2.36)$$

El conjunto de funciones base, \mathbf{B} , puede ser un conjunto real de reflectancias medidas, que deberían ser representativas del tipo de reflectancias que se van a registrar con el sistema. Alternativamente a una base espectral también se pueden usar otro tipo de bases tales como funciones de Fourier (Nyström, 2006). Nuevamente, se puede reducir la influencia del ruido si se utiliza el método de autovectores principales descrito en las ecuaciones (2.14) a (2.16).

En general, se puede decir que estos métodos basados en el modelo no son muy populares por el rendimiento bajo reportado, por la influencia del ruido y por el requerimiento de la caracterización espectral de todo el sistema multispectral.

2.3.2.2 Estimación empírica o basada en el aprendizaje

La reconstrucción empírica también es conocida como estimación basada en el aprendizaje. En este tipo de métodos se ignoran las características espectrales del sistema multispectral y las funciones de caracterización inversa se derivan a partir de las respuestas digitales para un conjunto de muestras de entrenamiento. Este tipo de métodos está altamente influenciado por el conjunto de muestras de entrenamiento elegido. Por ello, si el conjunto no es representativo del tipo de muestras que más adelante se va a medir, el desempeño en los resultados se puede ver comprometido.

Pseudoinversa simple

Si tomamos la ecuación (2.26) y se reescribe para un conjunto de l muestras estándar, con reflectancias conocidas organizadas en una matriz R de tamaño $(n \times l)$ y respectivas respuestas digitales en una matriz X de tamaño $(m \times l)$, se tiene:

$$R = \mathbf{D}X \quad (2.37)$$

el cual es un sistema de mínimos cuadrados sobredeterminado, ya que generalmente el número de muestras l es mayor que el número m de canales del sistema. Así, el operador de inversión \mathbf{D} que minimiza la norma de $R - \mathbf{D}X$ está determinado esencialmente por la pseudoinversa de las respuestas digitales X de la siguiente manera:

$$\mathbf{D} = R X^T (X X^T)^{-1} = R(X)^-. \quad (2.38)$$

De donde las reflectancias estimadas estarán dadas por:

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{D}\mathbf{x} = R(X)^-\mathbf{x}. \quad (2.39)$$

Nótese, como se había mencionado, que esta solución descarta el uso de la caracterización espectral del sistema y está íntimamente determinada por las respuestas digitales al conjunto de entrenamiento, por lo que la precisión en las reconstrucciones es altamente dependiente de la cercanía de este conjunto al tipo de muestras a medir.

Métodos no lineales

Si retomamos la ecuación (2.37), tenemos que la matriz X se ha formado al ordenar los vectores de respuestas digitales del sistema al conjunto de entrenamiento como sus columnas.. Esta matriz de datos se puede modificar cambiando esas columnas por polinomios de diferentes grados de las respuestas digitales iniciales (Herzog et al., 1999; Hong et al., 2001; Stigell et al., 2007). Por simplicidad supongamos un sistema de dos canales espectrales, para el que la matriz X_{NL} representa polinomios cuadráticos de las respuestas digitales del mismo, es decir:

$$X_{NL} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,l} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,l} \\ x_{1,1}^2 & x_{1,2}^2 & \dots & x_{1,l}^2 \\ x_{2,1}^2 & x_{2,2}^2 & \dots & x_{2,l}^2 \\ x_{1,1}x_{2,1} & x_{1,2}x_{2,2} & \dots & x_{1,l}x_{2,l} \end{pmatrix}. \quad (2.40)$$

Se pueden utilizar polinomios de cualquier forma y grado, aunque en la práctica hay limitaciones de costo computacional, de la precisión que se requiera y del número de muestras disponibles. La determinación de D se obtiene mediante una regresión polinomial por ajuste de mínimos cuadrados, (Stigell et al., 2007; Vilaseca, 2005). De esta manera las reflectancias estimadas están dadas por:

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{D}\mathbf{x} = \mathbf{R}\mathbf{X}_{NL}^T \left(\mathbf{X}_{NL}\mathbf{X}_{NL}^T \right)^{-1} \mathbf{x}. \quad (2.41)$$

Análisis de componentes principales y pseudoinversa

El objetivo general al usar el método de análisis de componentes principales (PCA) en la reconstrucción de espectros en un sistema es hallar un conjunto de vectores de menor dimensionalidad y menor redundancia, es decir, una nueva base vectorial, que permita la representación de manera precisa de las reflectancias de entrenamiento, las cuales se supone que son representativas del comportamiento general de los espectros a medir (Berns, 2006; de Lasarte, 2009; Imai, Taplin, et al., 2002; Jaaskelainen et al., 1990; Lehtonen et al., 2010; Vilaseca, 2005; Vrhel et al., 1994). El conjunto de vectores hallado por este método son las componentes principales de la matriz R , que a su vez corresponden a los autovectores de su matriz de varianza-covarianza que está definida como:

$$\left(\frac{1}{l} \right) \mathbf{R}\mathbf{R}^T. \quad (2.42)$$

En general, las reflectancias de unas muestras cualquiera se pueden representar en una combinación lineal en términos de las componentes principales que describen su comportamiento:

$$\mathbf{r} = \mathbf{P}\mathbf{A}, \quad (2.43)$$

donde \mathbf{P} es la matriz que contiene las componentes principales y \mathbf{A} la matriz de coeficientes de la combinación lineal.

Ya que \mathbf{A} se puede interpretar como la representación de las reflectancias en la base vectorial generada por las componentes principales, entonces ésta matriz también se puede relacionar con las respuestas digitales del sistema a través de un operador lineal, de forma similar a como se ha asumido anteriormente con las reflectancias:

$$\mathbf{A} = \mathbf{D}_{\text{PCA}} \mathbf{X}. \quad (2.44)$$

Este operador se puede determinar usando las respuestas digitales X del sistema a un conjunto de entrenamiento a través de la pseudoinversa:

$$\mathbf{D}_{\text{PCA}} = \mathbf{A} \mathbf{X}^T (\mathbf{X} \mathbf{X}^T)^{-1}. \quad (2.45)$$

Al sustituir las ecuaciones (2.45) y (2.44) en (2.43) se obtiene la relación para estimar las reflectancias:

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{X}^T (\mathbf{X} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X}. \quad (2.46)$$

La matriz P , a diferencia de \mathbf{P} , contiene un número bajo de componentes, usualmente igual al número de canales del sistema, ya que se ha demostrado que un conjunto pequeño de componentes principales son suficientes para representar en un alto porcentaje la variabilidad de las reflectancias espectrales originales, además de otras, ya que los autovalores de la matriz de covarianza decrecen muy rápidamente. Entre los métodos de reconstrucción que usan el análisis de componentes principales hay diversidad de variaciones que intentan aportar mejoras (Maloney & Wandell, 1986);(Imai & Berns, 1999);(Li & Luo, 2001);(Shi & Healey, 2002).

2.3.3 Conjuntos de entrenamiento y prueba para un sistema multiespectral

Como se mencionó anteriormente hay varios métodos para determinar las relaciones entre las respuestas digitales del sistema de adquisición y los espectros a reconstruir. Muchos de estos métodos requieren un conjunto de muestras para entrenar el sistema, el llamado conjunto de entrenamiento, a partir del cual el sistema es caracterizado, y otro conjunto de muestras, el conjunto de prueba, para comprobar la bondad de la caracterización del sistema y evaluar la precisión de la estimación obtenida con dicha caracterización.

Ambos conjuntos se pueden obtener de cartas de color físicas, de muestras especialmente seleccionadas o manufacturadas. No existen sistemas universales de entrenamiento y prueba, aunque hay conjuntos de muestras de color ampliamente usadas como es el caso de las cartas de color GretagMacbeth. Sin embargo, en muchos casos los conjuntos de entrenamiento y prueba se seleccionan dependiendo de la aplicación. Para que la precisión de las estimaciones sea adecuada es necesario que tanto el conjunto de entrenamiento como de prueba estén constituidos por muestras suficientemente representativas de las muestras que serán medidas más adelante con el sistema de adquisición de imágenes.

Los conjuntos de entrenamiento y prueba típicamente usados son, por ejemplo, la carta de color GretagMacbeth ColorChecker DC (CCDC) que tiene 177 muestras (Cheung et al., 2005; Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002; Pellegrini et al., 2004b; Smoyer et al., 2005), la carta GretagMacbeth ColorChecker Color Rendition (CCCR) con 24 muestras (Burns & Berns, 1996; Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002), la carta ANSI IT8.7/2 (IT8) que tiene 264 muestras (Hong et al., 2001; Smoyer et al., 2005), subconjuntos de muestras del atlas Munsell (Wu & Allebach, 2000), muestras de color extraídas del sistema NCS (Cheung et al., 2005), muestras de color hechas con pigmentos usados en la pintura para aplicaciones de restauración y preservación (Imai et al., 2000; Imai, Taplin, et al., 2002; Imai et al., 2003), muestras de color de objetos naturales (Imai, Taplin, et al., 2002; Wu & Allebach, 2000), etc. Ejemplos de algunas de estas cartas comerciales mencionadas se muestran en la Figura 2.7.

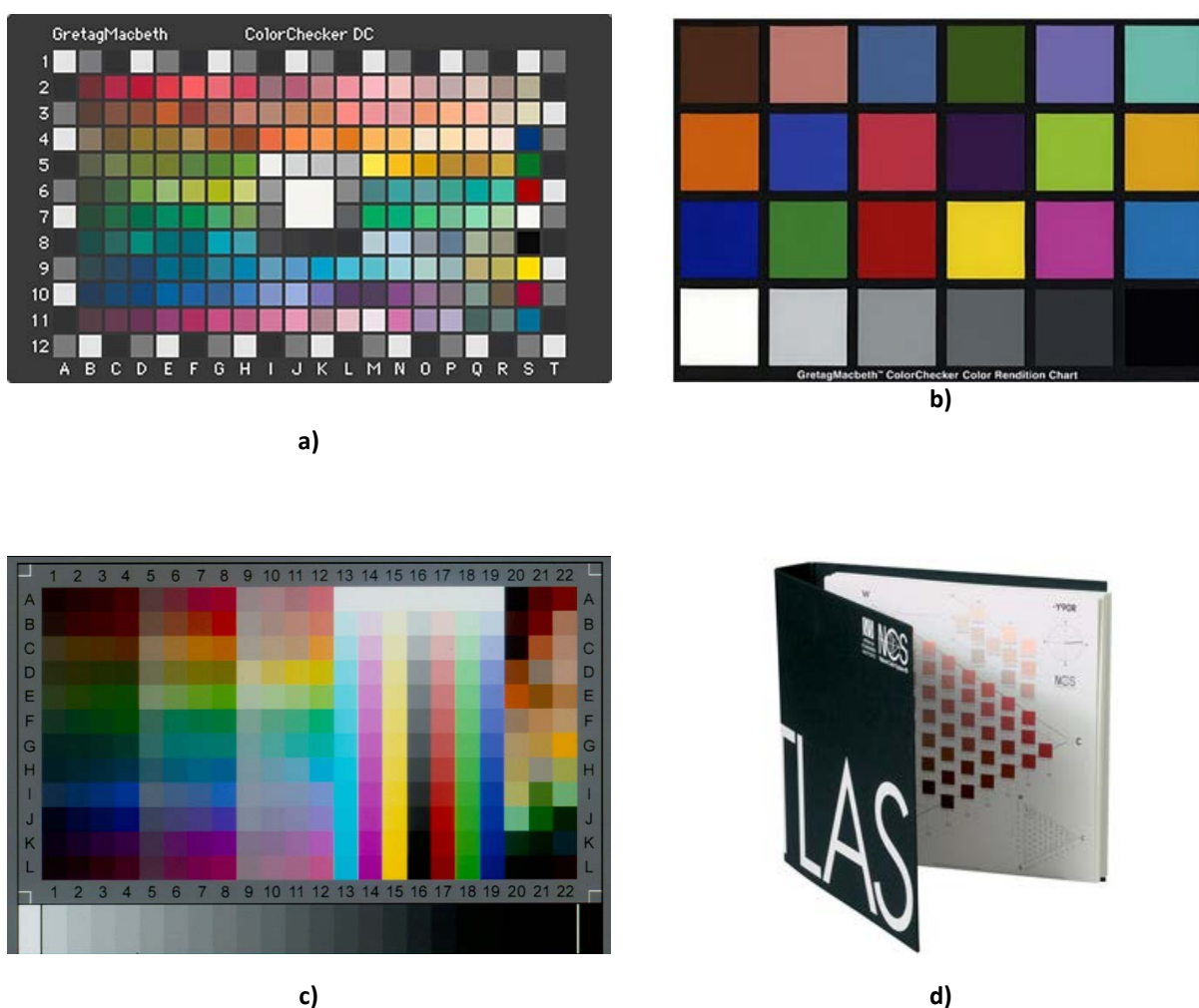


Figura 2.7 Ejemplo de cartas de color: a) Carta GretaMacbeth ColorChecker DC (CCDC), b) GretagMacbeth ColorChecker Color Rendition (CCCR), c) ANSI IT8.7/2 (IT8) y d) atlas de color NCS.

Existen diversos métodos y criterios para seleccionar las muestras que constituyen los conjuntos de entrenamiento y prueba, atendiendo a generar un conjunto de muestras muy diferentes entre ellas, que contenga el mínimo número posible de ellas y que permita caracterizar el mayor número de sistemas. Algunos de estos métodos y criterios consisten en, por ejemplo, seleccionar un número inicial de

muestras igual a los de algunas de las cartas de color ya existentes (CCDC, CCCR) (Cheung & Westland, 2004), con el objetivo de compararlos desde el punto de vista de su utilidad en la caracterización del sistema. Otros criterios alternativos consisten en realizar una selección aleatoria de muestras de forma que la suma de las diferencias de color entre las seleccionadas sea máxima (Cheung & Westland, 2004). De esta manera los espectros de reflectancia de las muestras seleccionadas tenderán a ser lo más diferente posible entre ellos (Hardeberg, 1999).

Otros métodos usados para la selección del conjunto de entrenamiento en el caso de los sistemas multiespectrales son, por ejemplo, el método de análisis hue (HAM), el método de análisis de salida de la cámara (COAM) y el método de la maximización de la distancia lineal (LDMM) (Pellegrini et al., 2004b). El HAM consiste en seleccionar muestras lo más separadas posibles en el plano $C_{ab}^*h_{ab}^*$ cubriendo el plano entero (es decir, todo el rango de tonos (hues)). El COAM aplica el método PCA al conjunto inicial de muestras de color y para cada vector principal se toma el color no seleccionado más cercano. La proximidad se mide en términos del coseno del ángulo entre el vector asociado a esta muestra de color y la componente principal, maximizando la ortogonalidad de las muestras seleccionadas; también puede medirse en términos de la coordenada absoluta máxima del vector asociado a la muestra en la componente principal, maximizando la distancia lineal relativa entre vectores seleccionados en caso de que los vectores asociados estén muy cerca entre ellos, o seleccionando las muestras con coordenadas absolutas máxima y mínima para cada componente principal (haciendo el doble el número de muestras) hasta completar el número deseado de muestras de entrenamiento. Por su parte, en el LDMM las muestras se seleccionan iterativamente dependiendo directamente de la distancia lineal (distancia euclidiana estándar) entre ellos y los ya seleccionados. La muestra de color cuyo vector asociado tiene una norma máxima entre las posibles muestras, esto es, el más brillante para ciertas condiciones de adquisición, es seleccionada como la primera muestra. Los conjuntos de entrenamiento seleccionados por este método presentan un número relativamente reducido de muestras y un rango de aplicación amplio, siendo este método parecido al introducido por Hardeberg (Hardeberg, 1998) y siendo el LDMM el mejor para ser aplicado en un contexto general (Pellegrini et al., 2004b).

Además del estudio del mejor conjunto de entrenamiento, varios autores del CD6 (de Lasarte et al., 2010) han estudiado la influencia del número de muestras en el conjunto de entrenamiento para las reconstrucciones colorimétricas y espectrales. Aplicando criterios de diferencias en las coordenadas CIELAB a^* (Δa^*) y b^* (Δb^*) entre cada par de muestras del conjunto se han formado conjuntos de entrenamiento con tamaños diferentes, para así encontrar un número mínimo o suficientemente pequeño de muestras a partir del cual la calidad de las reconstrucciones no se vea afectada. Los resultados muestran que a partir de un número de muestras cercano a 20-25 aproximadamente, el desempeño mejora considerablemente. Pero es a partir de un tamaño de 120 muestras que se asegura que el cambio en el desempeño del sistema es nulo o despreciable al incrementar el número de muestras.

2.3.4 Métricas de evaluación en la reconstrucción

Existen métricas muy variadas para la evaluación de la calidad de la reconstrucción espectral en los sistemas espectrales (Imai, Rosen, et al., 2002; Ruiz Quijano, 2010). Sin embargo, no se ha llegado a una conclusión acerca de cuál de ellas es superior. Las métricas existentes tienen características propias que las hacen adecuadas o no de acuerdo a lo que se busca evaluar con su aplicación (mayor cercanía colorimétrica o ajuste entre las curvas espectrales). Por esta razón una de las recomendaciones y de las prácticas más comunes es utilizar la combinación de varias métricas, sabiendo qué aporta cada una de ellas.

En este trabajo se emplean fundamentalmente tres métricas para la evaluación de los resultados. Dos de las métricas utilizadas sirven para evaluar el ajuste de las curvas espectrales estimadas con respecto a los espectros originales. Estas dos métricas no tienen en cuenta aspectos de la visión humana, sino que evalúan simplemente la cercanía física entre espectros. Éstas son aún más adecuadas en nuestro caso por los rangos espectrales implicados más allá del visible, como son el UV y el IR.

La primera de estas métricas es el error cuadrático medio (RMSE). Ésta es una métrica ampliamente usada (Imai, Rosen, et al., 2002; Ruiz Quijano, 2010; Vilaseca et al., 2006) y que está descrita por la ecuación (2.47) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_j (r_o(\lambda_j) - r_e(\lambda_j))^2} \quad (2.47)$$

donde $r_o(\lambda_j)$ son los datos espectrales originales a la longitud de onda λ_j , $r_e(\lambda_j)$ es el espectro estimado a la misma longitud de onda y n es el número de longitudes de onda.

La segunda métrica es el coeficiente de bondad de ajuste (GFC) (Hernández-Andrés et al., 2001; Imai, Rosen, et al., 2002; Ruiz Quijano, 2010). Este parámetro está basado en la desigualdad de Schwartz y viene descrito por la ecuación (2.48):

$$GFC = \frac{\left| \sum_j r_o(\lambda_j) r_e(\lambda_j) \right|}{\sqrt{\sum_j [r_o(\lambda_j)]^2 \sum_j [r_e(\lambda_j)]^2}} \quad (2.48)$$

Valores de $GFC \geq 0.999$ y $GFC \geq 0.9999$ representan ajustes buenos y excelentes, respectivamente.

La tercera métrica utilizada es la fórmula de diferencia de color CIEDE2000 (CIE Publication, 2001; Luo et al., 2001; Melgosa et al., 2013; Sharma et al., 2005). Ésta evalúa la cercanía de las reconstrucciones en términos colorimétricos. Por lo tanto este parámetro es útil solamente para la región del visible del espectro electromagnético debido a que incluye las propiedades de la visión humana en su cálculo.

La fórmula CIEDE2000 es la última recomendación propuesta por la CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) por mostrar una mejor correlación entre los valores numéricos de diferencia de color que da y las diferencias percibidas por un observador humano con respecto a las anteriores fórmulas definidas. Sobre todo se mejora la predicción en colores neutros, azules y oscuros (CIE Publication, 2001; Geol Lee et al., 2011). El comité técnico CIE 1-57 de estándares en colorimetría (Standards in Colorimetry) está en el proceso de proponer esta fórmula como un estándar CIE (Melgosa et al., 2013). Su fórmula es la siguiente:

$$CIEDE2000 = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)} \quad (2.49)$$

Esta fórmula adopta factores paramétricos K_L , K_C y K_H para ajustar los aportes relativos de las diferencias de claridad, croma y tono, respectivamente, dependiendo de la aplicación. Éstos son similares en otras fórmulas de diferencias de color anteriores (CIE94) (Capilla et al., 2002; Melgosa et al., 2013), siendo $K_L = K_C = K_H = 1$ bajo las condiciones de referencia propuestas por la CIE (Capilla et al., 2002; Melgosa et al., 2013).

Asumiendo que el cálculo se hace para dos muestras de color 1 y 2, se hace una modificación de la coordenada CIELAB a^* :

$$L' = L^* \quad (2.50)$$

$$a' = (1 + G)a^* \quad (2.51)$$

$$b' = b^* \quad (2.52)$$

$$G = 0.5 \left(1 - \sqrt{\frac{\overline{C_{ab}^{*7}}}{\overline{C_{ab}^{*7}} + 25^7}} \right) \quad (2.53)$$

Donde la barra superior significa la media aritmética entre las muestras 1 y 2. Las coordenadas transformadas a' , b' se usan de la manera usual en el cálculo del croma y el ángulo de tono transformados:

$$C' = \sqrt{a'^2 + b'^2} \quad (2.54)$$

$$h' = \arctan\left(\frac{b'}{a'}\right) \quad (2.55)$$

Las diferencias $\Delta L'$, $\Delta C'$ y $\Delta H'$ de la ecuación (2.49) se obtienen así:

$$\Delta L' = L'_1 - L'_2 \quad (2.56)$$

$$\Delta C' = C'_1 - C'_2 \quad (2.57)$$

$$\Delta h' = \begin{cases} h'_1 - h'_2 & |h'_1 - h'_2| \leq 180^\circ \\ h'_1 - h'_2 + 360^\circ & |h'_1 - h'_2| > 180^\circ, h'_1 \leq h'_2 \\ h'_1 - h'_2 - 360^\circ & |h'_1 - h'_2| > 180^\circ, h'_1 > h'_2 \end{cases} \quad (2.58)$$

$$\Delta H' = 2\sqrt{C'_1 C'_2} \sin\left(\frac{\Delta h'}{2}\right) \quad (2.59)$$

Las funciones de peso para la claridad, croma y tono se obtienen de la siguiente manera:

$$S_L = 1 + \frac{0.015(\bar{L}' - 50)^2}{\sqrt{20 + (\bar{L}' - 50)^2}} \quad (2.60)$$

$$S_C = 1 + 0.045\bar{C}' \quad (2.61)$$

$$S_H = 1 + 0.015\bar{C}'T \quad (2.62)$$

$$T = 1 - 0.17 \cos(\bar{h}' - 30^\circ) + 0.24 \cos(2\bar{h}') \\ + 0.32 \cos(3\bar{h}' + 6^\circ) - 0.20 \cos(4\bar{h}' - 63^\circ) \quad (2.63)$$

Por último, el término de rotación R_T se define como:

$$R_T = -\sin(2\Delta\theta)R_C \quad (2.64)$$

$$\Delta\theta = 30 \exp\left\{-\left[\frac{(\bar{h}' - 275^\circ)}{25}\right]^2\right\} \quad (2.65)$$

$$R_C = 2\sqrt{\frac{\bar{C}'^7}{\bar{C}'^7 + 25^7}} \quad (2.66)$$

2.4 APLICACIONES DE LOS SISTEMAS MULTIESPECTRALES

Las aplicaciones que incorporan sistemas multiespectrales han incrementado notablemente en los últimos años gracias a sus características inherentes de permitir el acceso a información espectral con una elevada resolución espacial sobre un área extendida. Este tipo de sistemas han permitido ampliar las posibilidades de análisis en algunos campos donde ya existían ciertas soluciones aunque con limitaciones. Un ejemplo es el de la espectroscopía convencional, donde ahora es posible obtener información espectral píxel a píxel. En el caso del estudio de obras de arte y la identificación de pigmentos contenidos en ellas, estos sistemas permiten no sólo la identificación del mismo como lo haría la espectroscopía convencional sino también establecer su distribución espacial sobre la obra de

manera directa (Martinez et al., 2002; Zhao, 2008). Por otra parte, se puede mencionar el caso de la reproducción de imágenes en color, solventando a partir de la información existente en más de tres canales de adquisición el problema del metamerismo siempre ligado a sistemas de adquisición convencionales RGB. En los casos de distribución heterogénea del color, que es lo más común en imágenes, los instrumentos convencionales que miden adecuadamente color presentan limitaciones debido a sus mediciones de spot (o equivalentemente, de un área relativamente grande). En este tipo de aplicación los sistemas multispectrales han mostrado ampliamente sus bondades, tanto que ya se les empieza a dar el nombre de sistemas colorimétricos de formación de imágenes (Martinez, 1993; Rykowski & Kostal, 2008).

Otros ejemplos de utilización de sistemas multispectrales se encuentran en la adquisición de imágenes de alto rango dinámico en combinación con sistemas capaces de adquirir imágenes colorimétricas de alta precisión (de Lasarte et al., 2011; Haneishi et al., 2006) y en el estudio de iluminantes tipo luz día (Nieves et al., 2005). En este último trabajo se evalúa la estimación de la reconstrucción espectral de estas fuentes a través del uso de una cámara CCD y un conjunto de filtros de color de banda ancha, mostrando que se pueden obtener reconstrucciones espectrales y colorimétricas de alta precisión con un número reducido de entre 3 a 9 bandas espectrales. También se usan en la caracterización de productos en la industria de los alimentos como, por ejemplo, en la clasificación colorimétrica de vinos a través de la comparación de las coordenadas CIELAB y la evaluación de observadores expertos (Sáenz Gamasa et al., 2009). En la industria cosmética se aplican para la estimación de la reflectancia espectral de la piel humana bajo diferentes condiciones de maquillaje, enrojecimiento o bronceado (Doi et al., 2006; Pladellorens et al., 2008) y la visualización de su capacidad de hidratación mediante estudios en el infrarrojo (Iwasaki et al., 2006). En la termografía infrarroja sirven para la detección de objetos borrosos (Ceron-Correa, 2006), para la visualización en pseudocolor de la información en el rango infrarrojo (Vilaseca, 2005) y para la reconstrucción de espectros en este mismo rango (Vilaseca et al., 2006). Por su parte en la imagen vía satélite se utilizan para la clasificación de materiales (Alecú et al., 2006). Otras aplicaciones incluyen la caracterización espectral de los iris humanos (Vilaseca et al., 2008) y muestras textiles (de Lasarte, 2009), la evaluación de documentación importante con texto borroso a través del estudio de la reflectancia (Balas, 2003; Knox et al., 2011; Rapantzikos & Balas, 2005), el control de sistemas de impresión a color (Hardeberg, 1999), los sistemas de visión natural (Murakami et al., 2008) con aplicaciones, por ejemplo, en imagen médica, en comercio electrónico, en archivos digitales y museos electrónicos. También son muy útiles en la reproducción del color (Ueda et al., 2006), en la investigación de materiales históricos (Miyata, 2006, 2009), entre otros.

En el caso concreto del CD6, cabe remarcar que se han llevado a cabo proyectos que involucran la implementación de sistemas multispectrales que han servido como base inicial para la realización de la presente tesis doctoral. En este contexto mencionar que el centro ha desarrollado sistemas de este tipo basados en cámaras CCD, filtros y fuentes de iluminación de espectro ancho, dedicados al rango visible (VIS) e infrarrojo cercano (NIR). Su objetivo ha sido fundamentalmente la reconstrucción espectral y la medición precisa del color con alta resolución espacial en muestras no homogéneas (de Lasarte, 2009;

de Lasarte et al., 2007; Vilaseca, 2005; Vilaseca et al., 2003, 2006, 2008). En la Figura 2.8 se muestra como ejemplo un sistema multispectral dedicado a la reconstrucción de espectros y visualización de imágenes en el infrarrojo cercano (800-1000nm) (Vilaseca, 2005; Vilaseca et al., 2003). Su aplicación se dio en la determinación de la reflectancia para muestras reales como textiles, alimentos, entre otros, en el rango espectral citado.

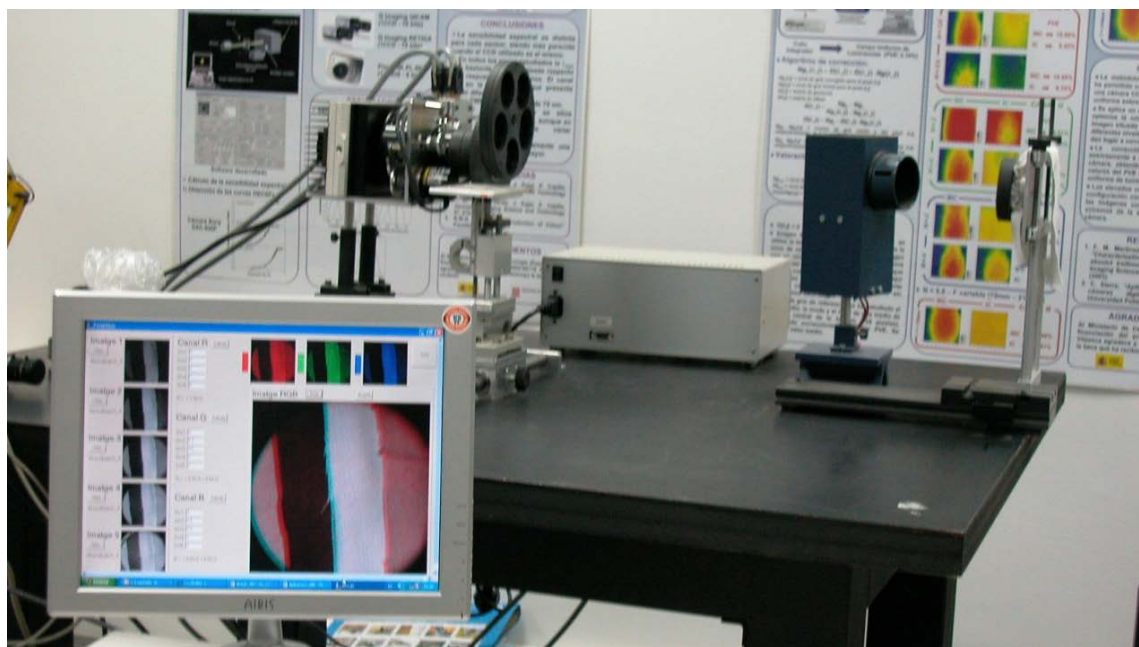


Figura 2.8 Sistema multispectral basado en filtros e iluminación de espectro ancho en el rango del infrarrojo cercano (800-1000nm) (Vilaseca, 2005)

Otros sistemas multispectrales desarrollados en el mismo centro incorporan cámaras CCD y distintas configuraciones de filtros para aplicaciones de colorimetría. La Figura 2.9 muestra dos configuraciones de un sistema de adquisición de imágenes en el rango del visible para su uso como sistema de medición precisa del color (de Lasarte, 2009). Una de las configuraciones (Figura 2.9a) está basada en adquisición en tres canales (RGB) mediante un filtro sintonizable para la reconstrucción precisa del color. La segunda configuración (Figura 2.9b) corresponde a un sistema multispectral que usa 7 filtros interferenciales montados en una rueda automática para la generación de los canales espectrales y el posterior acceso a los valores colorimétricos desde la reconstrucciones espectrales.

En esta misma área de investigación se desarrollaron sistemas multispectrales similares para aplicaciones concretas que pudieron ser transferidos a empresas. Ejemplos de ello se encuentran en la caracterización del color de la piel (Pladellourens et al., 2008) y la calibración del color en pantallas.



Figura 2.9 Sistemas de adquisición de imágenes basados en cámara CCD. a) Configuración colorimétrica RGB y b) Configuración multispectral con 7 canales de adquisición (de Lasarte, 2009)

2.4.1 Aplicaciones en arte y patrimonio histórico

El sistema multispectral que se desarrolla en este trabajo tiene como principal objetivo de aplicación el estudio de obras de arte y patrimonio histórico. Por lo tanto en este apartado se presentan algunos de los sistemas multispectrales existentes construidos con esta finalidad.

En los casos del estudio de obras de arte y conservación de patrimonio histórico, los sistemas multispectrales tienen múltiples aplicaciones debido a su capacidad de permitir la discriminación en longitud de onda de las características de reflectancia de las mismas. Como se muestra esquemáticamente en la Figura 2.10, las diferentes longitudes de onda tienen penetración diferente, y por lo tanto, proporcionan información particular sobre los diferentes materiales o capas de la muestra bajo análisis.

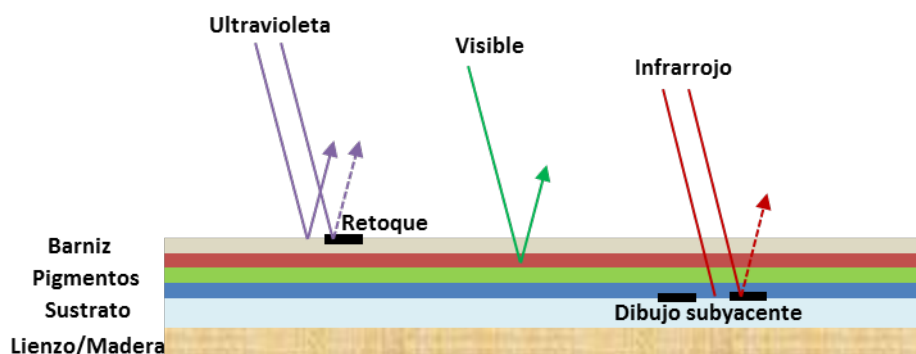


Figura 2.10 Esquema de reflexión y absorción de luz según la longitud de onda en una obra de arte con diferentes capas de materiales

Las aplicaciones de los sistemas multispectrales se dan mayoritariamente en los rangos espectrales del infrarrojo cercano (NIR), el visible y el ultravioleta cercano o de fluorescencia. En la región del infrarrojo se suelen usar para el análisis de pigmentos, la observación de bosquejos o dibujos subyacentes en las capas interiores de pinturas, en la mejora de la legibilidad en documentos históricos y en la identificación de zonas de restauración (Figura 2.11). En la zona del visible se han utilizado en la

generación de registros precisos de obras y en la detección de cambios de color de los pigmentos. En el rango del ultravioleta también se aplican, ya que muchos materiales artísticos y compuestos de restauración, como por ejemplo huevos y aceites solventes, colorantes, pigmentos modernos, barnices, pegantes, recubrimientos y fijadores, pueden emitir fluorescencia cuando se les excita con luz UV. Este rango es atractivo para propósitos de monitoreo ya que puede ser usado para documentar la presencia de contaminantes y compuestos orgánicos en una obra de arte ya sea, antes, durante o después de la conservación o restauración.

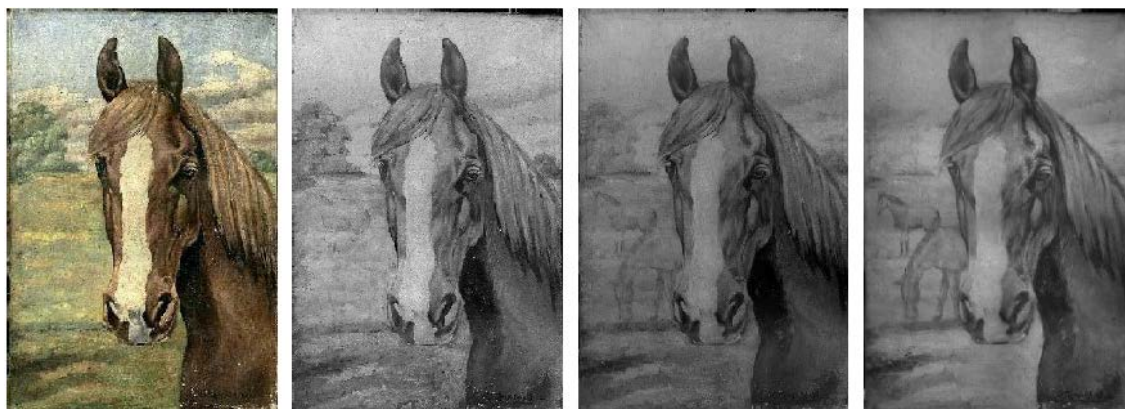


Figura 2.11 Imágenes a diferentes longitudes de onda mostrando dibujos y cambios no observables en el rango visible (Tomada de (Obrutsky & Acosta, 2003))

Algunos proyectos han construido prototipos para digitalizar obras de arte con elevada resolución espacial, aunque casi todos ellos se han centrado primordialmente en la adquisición de obras de arte en el rango visible a través de varias bandas espectrales (P. Cotte & Dupouy, 2003; Hardeberg et al., 1999; Kubik, 2007; Martinez et al., 2002; Novati et al., 2005). Uno de los ejemplos más sobresalientes y que fue pionero en este sentido es el proyecto VASARI (Visual Arts System for Archiving and Retrieval of Images) (Martinez, 1991; Martinez et al., 2002), realizado en la *National Gallery* de Londres. En este proyecto se desarrolló un prototipo de scanner colorimétrico que permitía la caracterización digital de las pinturas con una alta resolución espacial y elevada exactitud colorimétrica. Ello se llevaba a cabo mediante la utilización de una cámara CCD visible y siete bandas de color que cubrían toda la región correspondiente al espectro visible. La finalidad del proyecto era la sustitución de la fotografía convencional por la digital en tareas llevadas a cabo típicamente en museos. Mediante la información proporcionada por dicho scanner se pudieron realizar tareas de archivo, publicación, análisis científico, conservación y recuperación de obras de arte (Figura 2.12).

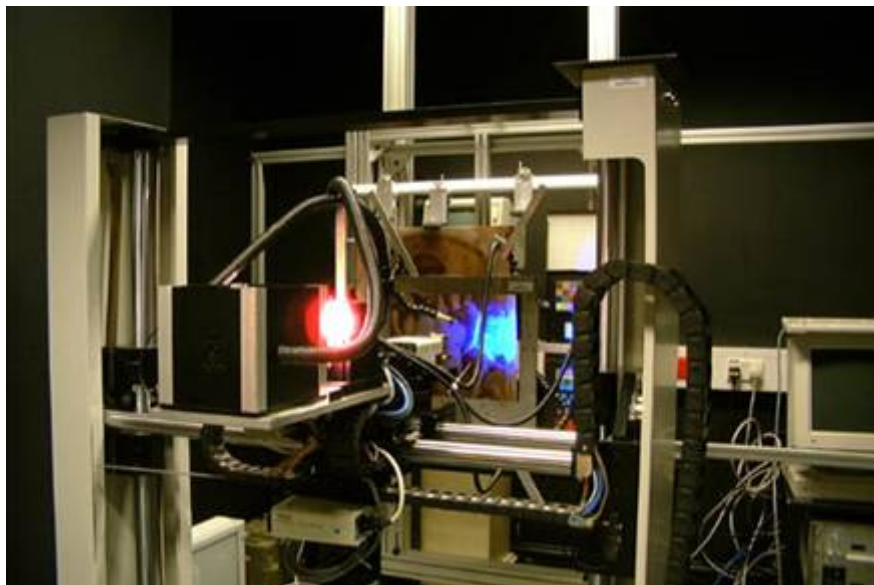
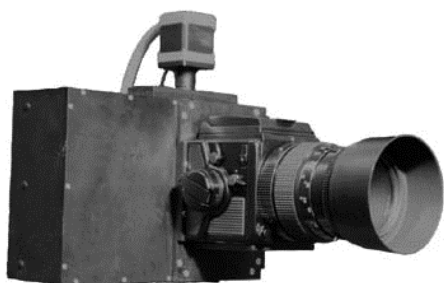


Figura 2.12 Escáner resultado del proyecto VASARI (Tomada de (Martinez et al., 2002))

Otro proyecto cercano al anterior es el MARC (Methodology for Art Reproduction in Colour) (Cupitt et al., 1996), en el que se desarrollaron técnicas para escanear e imprimir pinturas con una elevada resolución colorimétrica, pero en este caso sin incluir información espectral. El prototipo construido permitía obtener a partir de los valores digitales RGB de las imágenes captadas por una cámara CCD, las coordenadas colorimétricas CIELAB de cada uno de los píxeles (Figura 2.13a). El proyecto ACOHIR (Accurate Colour high Resolution Recording and Reproduction of 3D objects for electronic publishing and the consumer market) (Martinez et al., 2000) ampliaba las características del proyecto MARC incluyendo la posibilidad de escaneos en 3D de obras de arte en general, no solamente pinturas, y se desarrolló el software necesario para su visualización con una elevada resolución espacial y colorimétrica (Figura 2.13b). Estos proyectos incrementaban la rapidez en la adquisición de las imágenes con respecto al proyecto VASARI (que podía requerir más de tres horas para cubrir un área de 1mx1m (Fernandez-Maloigne, 2013)), pero no se consideraba información espectral en ellos, sólo la información de los canales RGB de la cámara.



a)



b)

Figura 2.13 a) Cámara del proyecto MARC (Tomada de (Martinez et al., 2002)). b) Mesa rotatoria, cámara e iluminación del proyecto ACOHIR (Tomada de <http://users.ecs.soton.ac.uk/km/projs/acohir/>)

Por su parte el proyecto CRISATEL (Conservation Restoration Innovation Systems for Image capture and Digital Archiving to Enhance Training Education and Lifelong Learning) (P. Cotte & Dupouy, 2003; Ribés et al., 2005) desarrolló equipamiento necesario para la adquisición digital de pinturas con un escáner multispectral, basado en una cámara CCD lineal, que contenía unas nueve bandas espectrales en el visible. Adicionalmente el sistema presentaba otras cuatro bandas situadas en el límite entre el visible y el ultravioleta y entre el visible y el infrarrojo próximo (Figura 2.14). Los objetivos de dicho proyecto eran el archivo, la preservación, la restauración electrónica y la impresión con elevada resolución colorimétrica de obras de arte. Paralelamente a estos proyectos pero de manera relacionada, se ha ido desarrollando software que permite la correcta gestión de las imágenes obtenidas, así también como su procesado y tratamiento digital, ya que la cantidad de información generada es uno de los retos importantes en la implementación de estos sistemas. Dos ejemplos de éstos son: VIPS, Imaging Processing Library, y ARTISTE, Art Analysis and Navigation Environment (Cupitt & Martinez, 1996).

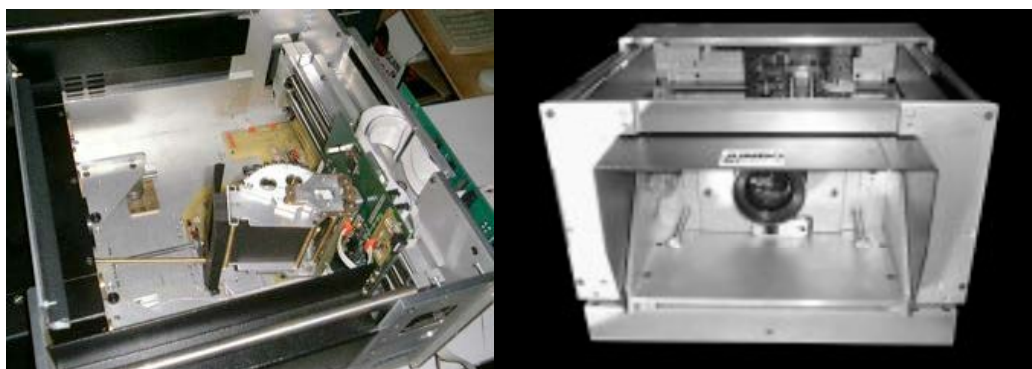


Figura 2.14 Escáner multispectral resultado del Proyecto CRISATEL (Tomada de (P. Cotte & Dupouy, 2003))

Por otro lado en la propuesta de Novati et al. (Novati et al., 2005) se presenta un sistema multispectral en el rango visible para la conservación de contenido artístico de un museo (Figura 2.15a). Los autores evalúan dos tipos de aproximaciones para la consecución del sistema y muestran que la utilización de un sistema de adquisición basado en sensores de banda ancha, contra uno basado en sensores de banda estrecha, es más adecuado para la adquisición en gran formato de imágenes de alta calidad. La implementación del sistema tiene utilidad en varios posibles propósitos, pero está dirigido a la reproducción digital con los sistemas actuales y futuros, y soporte en el monitoreo y restauración de las obras de arte. La propuesta de Kubik (Kubik, 2007) presenta un sistema basado en una rueda de 18 filtros cubriendo el rango espectral de 400-1000nm en conjunto con una cámara CCD adecuada para este rango. El sistema fue probado para la identificación de pigmentos y comparado con los resultados de un espectrofotómetro, mostrando su buen desempeño en esta clasificación, en la generación de documentación del color y en la medida de la reflectancia NIR. Cercanos a estos proyectos están también los relacionados con el incremento de la legibilidad de documentos históricos (Balas, 2003; Rapantzikos & Balas, 2005) que proponen el uso de técnicas multispectrales mediante una cámara espectral que cubre el rango 370-1000nm para el estudio de palimpsestos –documentos sobreescritos dos veces– y sus cambios, sus escrituras subyacentes y sobrepuestas (Figura 2.15b).

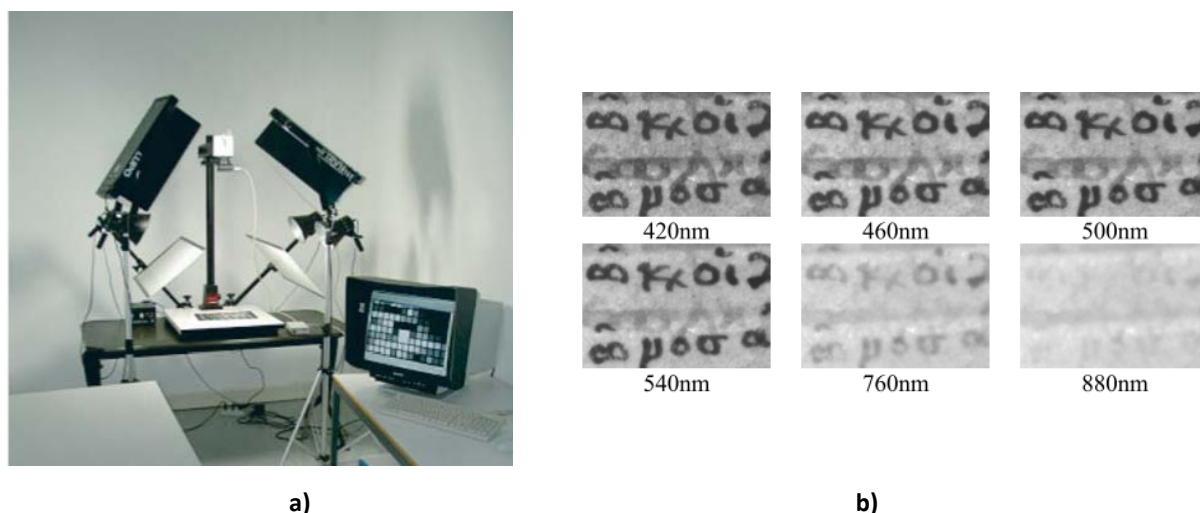


Figura 2.15 Ejemplos de sistemas multispectrales para el trabajo sobre material histórico o artístico. a) Sistema propuesto por Novati (Novati et al., 2005) para el uso en un museo digital b) Imágenes de seis bandas espectrales de una región de un palimpsesto utilizadas para la mejora de su legibilidad (Rapantzikos & Balas, 2005).

En la línea de este tipo de proyectos se han empezado a desarrollar sistemas comerciales específicos. Un caso concreto es la cámara MUSIS[®] (Obrutsky & Acosta, 2003; Rapantzikos & Balas, 2005). Se trata de un sistema desarrollado por la compañía Forth Photonics que se ofrece en dos versiones para la adquisición de imágenes espectrales: una versión hiperespectral (MUSIS HS) y otra multispectral (MUSIS MS) (Figura 2.16). La versión hiperespectral ofrece hasta un máximo de 34 canales en el rango de 370-1000nm, con una resolución de 20nm, o 10nm si se restringe la sensibilidad de la cámara sólo al visible o al NIR. La versión multispectral presenta hasta 8 canales en el mismo rango (<http://musis.forth-photonics.com/>).



Figura 2.16 Sistemas comerciales para aplicaciones en estudio de patrimonio cultural. Cámaras MUSIS[®] (Tomadas de <http://musis.forth-photonics.com/>)

La compañía Art Innovation también ofrece cámaras multispectrales y otros sistemas para su uso en aplicaciones de patrimonio cultural (Joo Kim et al., 2011; Klein et al., 2008). Estos equipos son dos cámaras multispectrales, de nombres comerciales DIVA y ARTIST, y un sistema hiperespectral para el análisis de documentos, de nombre comercial, SEPIA (Figura 2.17). La cámara DIVA está diseñada para

exploraciones rápidas ya que es una cámara que opera con baterías y por tanto es portátil. Además permite la captura de imágenes sosteniéndola en la mano. Ésta cubre el rango de 350-1100nm con un sensor CCD de 1.3 Megapíxeles y se puede acceder a diferentes modos espectrales a través del intercambio manual de filtros que producen imágenes con información visible, azul, verde, rojo, infrarrojo 1, infrarrojo 2, infrarrojo 3 (los números corresponden a la división arbitraria del NIR que hacen en la cámara) y ultravioleta. La cámara ARTIST, por su parte, tiene un sensor de mayor resolución (de 2 o 5 Megapíxeles) y canales espectrales similares en el ultravioleta, visible, azul, verde, rojo e infrarrojos 1 y 2. Por su integración más directa con un ordenador permite la producción de imágenes por combinación, como por ejemplo imágenes en color o infrarrojas en falso color. Por último, el sistema hiperspectral SEPIA está diseñado para el estudio de documentos históricos. Éste proporciona 73 imágenes espectrales, que son imágenes calibradas de reflectancia, mediante la iluminación generada por un par de fuentes sintonizables y la captura de las imágenes con una cámara CCD de 2 Megapíxeles. La resolución espectral del equipo está entre 10-16nm de FWHM y cubre el rango espectral de 365-1160nm (<http://www.art-innovation.nl/>).



Figura 2.17 Sistemas comerciales para aplicaciones en estudio de patrimonio cultural. Sistemas empresa Art Innovation (Tomadas de <http://www.art-innovation.nl/>)

En otros proyectos se ha hecho uso de los sistemas de iluminación espectral y cámaras CCD proporcionados por la compañía MEGAVISION (France, 2011; Knox et al., 2011). Esta iluminación está basada en LEDs y da hasta un máximo de 13 canales en el rango de 365-1050nm controlados desde un software de la misma empresa (Figura 2.18). Ésta es la alternativa más similar a la propuesta en este trabajo aunque se incluyen menos canales y un rango de detección más reducido.



Figura 2.18 Sistema multispectral basado en iluminación LED (Tomada de <http://www.mega-vision.com/about.html>)

Por último, también se debe destacar el proceso de escaneo secuencial que realizan muchos de los sistemas de imagen, y específicamente multispectrales, empleados para el análisis de obras de arte de grandes dimensiones. Este proceso, junto con el posterior ensamble de imágenes, se utiliza para componer una imagen o mosaico total de elevada resolución espacial (Corsini et al., 2001; Novati et al., 2005; Pellegrini et al., 2004a) (Figura 2.19).

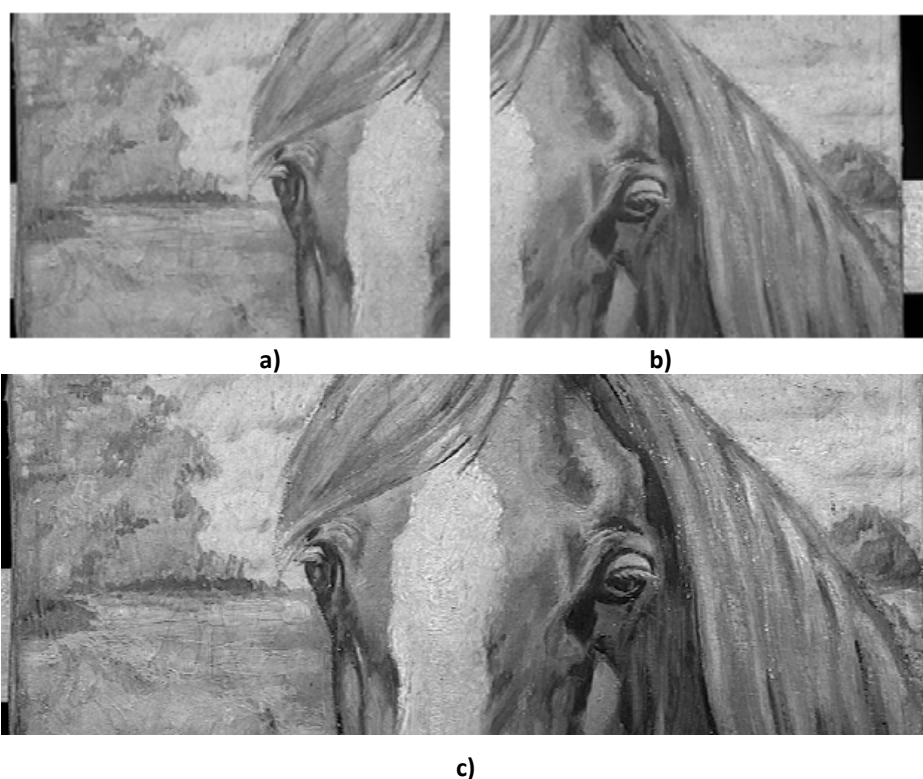


Figura 2.19 Proceso de composición de mosaicos. a) y b) imágenes individuales; y c) resultado de la composición del mosaico (Tomado de (Obrutsky & Acosta, 2003)).

La propuesta de obtener imágenes que tengan no sólo alta resolución espectral sino también espacial impone la necesidad de utilizar algoritmos de composición de mosaicos de imágenes donde también se incluya la corrección de posibles distorsiones ópticas introducidas por el sistema. Esto más aún si los rangos de trabajo se dan en la zona del infrarrojo donde los sensores de imágenes, ya que es una tecnología menos madura que la existente en otros rangos como el visible, suelen tener un formato no mayor al orden de 300x300 píxeles y distorsiones inherentes. El uso directo de estos sensores proporcionaría una imagen de la obra de arte con una resolución espacial muy limitada, de modo que algunos detalles de la obra pasarían desapercibidos. En este sentido programas como VIPS (Obrutsky & Acosta, 2003) o como ArcSoft Panorama Maker[®] (programa comercial), tienen herramientas que realizan esta tarea de composición de mosaicos, también llamada de stitching. Sin embargo, estos programas no son del todo automáticos y necesitan de la intervención del usuario, eligiendo normalmente a priori algunos puntos que sirven como guía para el acople de las imágenes. Además no tienen en cuenta la corrección de las posibles distorsiones que haya en éstas, razón clara para que los resultados se vean afectados.

3 SISTEMA MULTIESPECTRAL EN EL RANGO VISIBLE BASADO EN RUEDA DE FILTROS

En este capítulo se presenta la aplicación de un sistema multiespectral desarrollado en el CD6 basado en filtros para la caracterización colorimétrica y de textura de iris humanos, en comparación con muestras de prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas. La utilización de este tipo de sistemas para la caracterización de los iris se ve justificada por las potencialidades de los mismos en dar información espectral y colorimétrica con alta precisión y con una elevada resolución espacial, y por la necesidad de un conocimiento más profundo del color y textura de esta estructura ocular. El estudio de los iris es útil para diferentes áreas que van desde la estética hasta la biometría pasando por la medicina (de Oliveira & Walline, 2004; Jonas et al., 2006; Sturm & Frudakis, 2004; Wildes, 1997). Sin embargo, muchas de las caracterizaciones en color existentes de los iris oculares se han centrado regularmente en el estudio de valores colorimétricos promedio, debido a las limitaciones en cuanto a resolución espacial de los instrumentos convencionales, dejando casi totalmente de lado el estudio de la distribución espacial del color, es decir, de la textura. Esta textura, ligada a la estructura compleja misma del iris, determina en gran medida su apariencia y es crucial en las aplicaciones relacionadas con éste.

El capítulo está dividido en un primer apartado donde se describe brevemente el sistema multiespectral utilizado (Vilaseca et al., 2008), y en una segunda parte en la que se detallan los diferentes procedimientos que se usaron para el análisis de las características de color y textura de las muestras así como los resultados y conclusiones del estudio (Herrera et al., 2011).

3.1 DISPOSITIVO EXPERIMENTAL

El sistema multiespectral utilizado consta de una cámara CCD monocromática, refrigerada de 12 bits (QImaging QICAM Fast1394) y con 1.4 Megapíxeles (1392x1040), una lente objetivo zoom (Nikon AF Nikkor 28-105mm) y diferentes conjuntos de filtros (Figura 3.1). Para este sistema se probaron dos configuraciones de filtros diferentes: la primera configuración, consistente en un filtro sintonizable RGB y un filtro cyan adicional (Figura 3.2a), que permitía la adquisición de tres o seis imágenes a través de una o dos adquisiciones, respectivamente; y la segunda configuración, compuesta por un conjunto de siete filtros interferenciales con anchura a media altura (FWHM, Full Width at Half-Maximum) de 40 nm aproximadamente montados en una rueda motorizada (Figura 3.2b), los cuales permitían la adquisición secuencial de 7 imágenes con información espectral diferente. Además, el sistema multiespectral

contaba también con un sistema de iluminación compuesto por una lámpara halógena (Philips 15V 150 W) alimentada por una fuente de corriente estabilizada (Hewlett Packard 6642A) y una lente de enfoque, lo que permitía obtener un campo de iluminación bastante uniforme sobre el iris a analizar con un ángulo de incidencia de 45°. En las imágenes obtenidas se implementó una corrección de flat-field (de Lasarte et al., 2007) (mostrada en la sección 2.1.1.2) para corregir tanto la respuesta de la cámara como las posibles no uniformidades de la iluminación. Finalmente, se utilizó un tele-espectroradiómetro (Photoresearch PR-650) ubicado al lado de la cámara para medir la radiancia espectral real asociada a áreas pequeñas del iris. Así, para obtener los espectros de reflectancia de las muestras se realizó una medida previa de la radiancia espectral de un blanco de referencia bajo las mismas condiciones que el ojo. Estas mediciones eran necesarias para conocer los espectros de reflectancia de los conjuntos de entrenamiento y prueba del sistema.

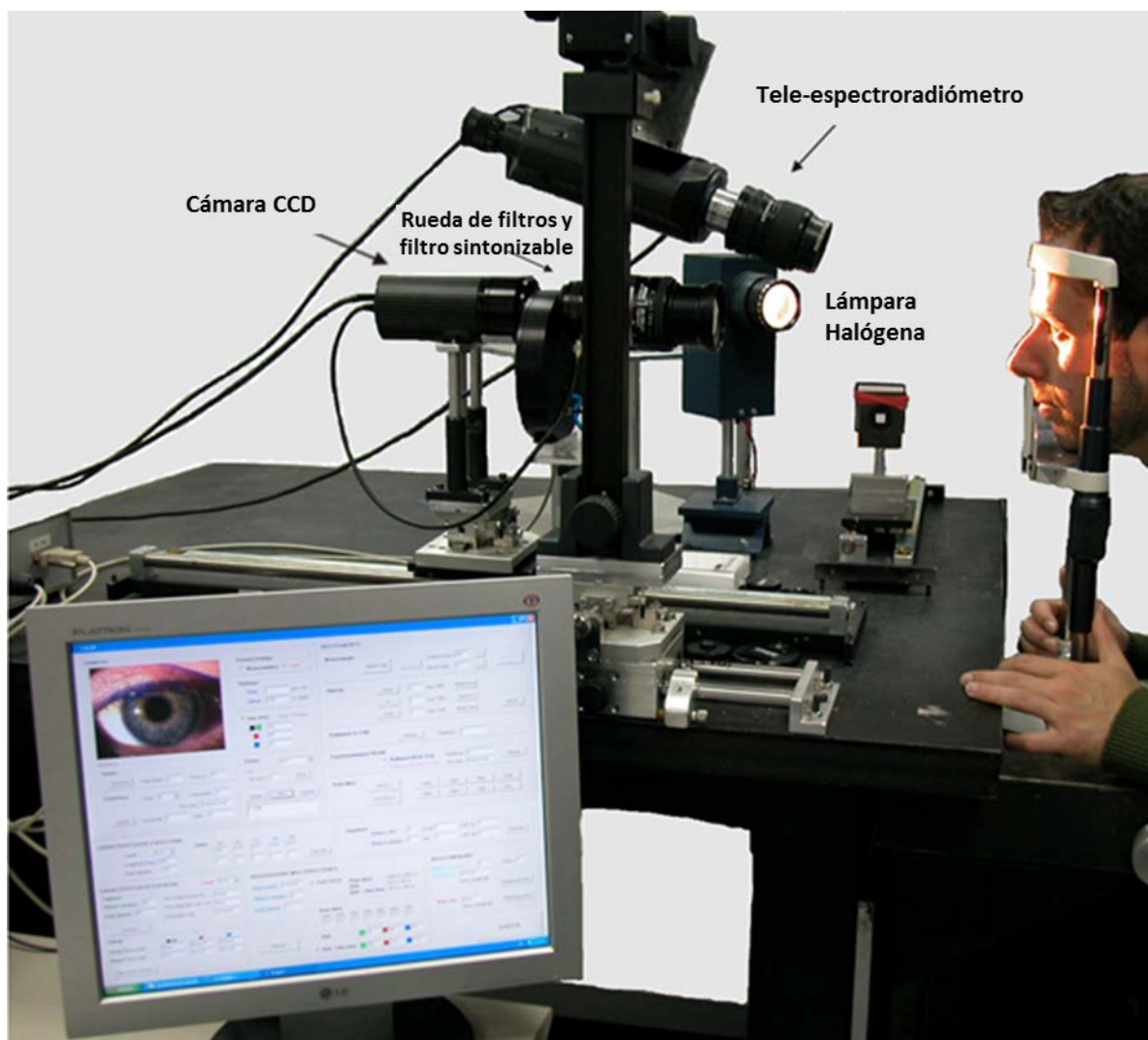


Figura 3.1 Sistema multiespectral en el rango visible basado en rueda de filtros (montaje experimental).

Para las reconstrucciones de los espectros de reflectancia de los iris se implementaron los algoritmos de estimación de la pseudoinversa simple (PSE) y el análisis de componentes principales (PCA), por ser los métodos que en general proporcionan unos mejores resultados, teniendo en cuenta la anchura

espectral relativamente grande de los filtros que conforman los canales de adquisición del sistema. Ambos métodos requieren de un conocimiento a priori de los espectros a medir para la obtención de los resultados. En este sentido, se probaron varios conjuntos de entrenamiento como son la carta de color GretagMacbeth CCCR (Checker Color Rendition Chart) y varios subconjuntos de las mediciones de los iris, cuyas reflectancias fueron medidas con el tele-espectroradiómetro. Las reflectancias obtenidas mediante estos métodos de reconstrucción y las medidas con el tele-espectroradiómetro se compararon mediante parámetros como el RMSE y las diferencias de color CIEDE2000 (Sharma et al., 2005).

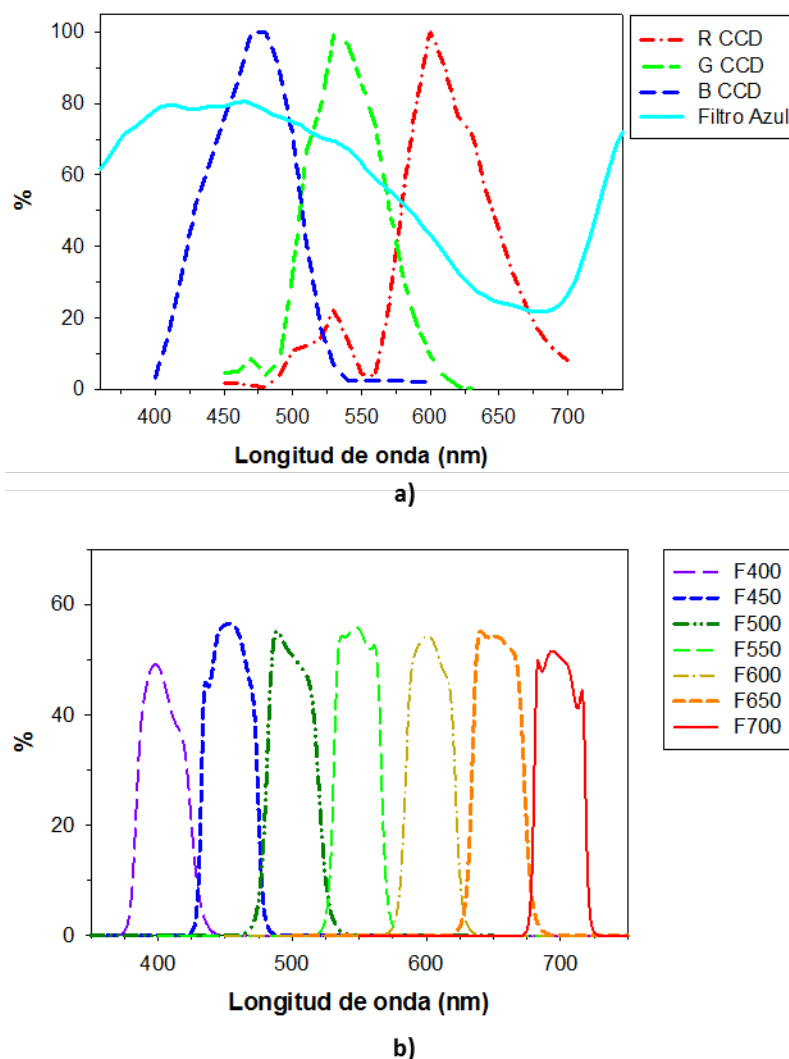


Figura 3.2 a) Sensibilidades relativas del filtro sintonizable RGB y porcentaje de transmitancia (%) del filtro cyan adicional y b) porcentaje de transmitancia (%) del conjunto de 7 filtros interferenciales.

A partir de la evaluación de los parámetros anteriores se encontró que un sistema basado en la primera configuración, es decir, la compuesta por el filtro sintonizable RGB y el filtro azul adicional, proporcionaba mejores resultados de reconstrucción espectral y colorimétrica que la segunda (basada en el conjunto de filtros interferenciales). Además, también se comprobó que la utilización de los tres

canales RGB, en vez de los seis proporcionados a través del filtro RGB con y sin filtro azul adicional, ya proporcionaba resultados aceptables de reconstrucción con lo que por simplicidad, se concluyó que ésta era la configuración óptima. Estos resultados pueden justificarse por la suavidad asociada a los espectros de reflectancia de los iris. Por otro lado, se mostró que la utilización de la carta de colores CCCR como conjunto de entrenamiento no era adecuada, es decir, que el conjunto de colores de esta carta no era representativo de las muestras de iris que posteriormente se analizarían con el sistema, mientras que el uso de subconjuntos de las mismas muestras sí produjo resultados satisfactorios. En cuanto a los métodos de reconstrucción, tanto el método PSE como el PCA mostraron un desempeño aceptable, pero el primero se eligió como el final, por su mayor facilidad de implementación.

Con este sistema multiespectral optimizado se analizó el color y la textura de 106 muestras de iris humanos reales, 68 prótesis oculares de uso clínico y 17 lentes de contacto coloreadas (Figura 3.3). Los datos colorimétricos en el espacio CIE $L^*a^*b^*$ se obtuvieron a partir de los espectros de reflectancia reconstruidos con el sistema descrito bajo el iluminante D65.

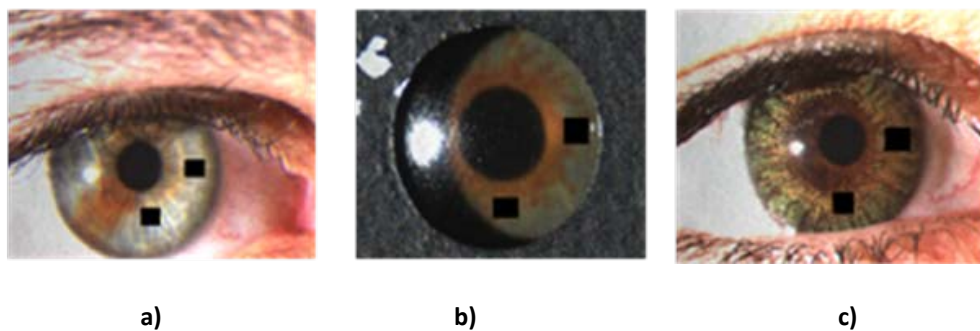


Figura 3.3 Grupos de muestras con las zonas de las cuales se extraen los valores colorimétricos promedio: a) iris humanos, b) prótesis oculares y c) lentes de contacto coloreadas.

Así, para cada muestra, a partir simplemente de la imagen RGB captada con el sistema, se podía computar una imagen con los espectros de reflectancia píxel a píxel o alternativamente, 3 canales con las coordenadas colorimétricas L^* , a^* y b^* , (Figura 3.4). A partir del tratamiento de esta información, como se muestra más detalladamente en el siguiente apartado, se hizo el estudio comparativo del color y su distribución en las muestras analizadas, poniendo un énfasis especial en la reproducción que del color de los iris reales hacen las prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas (Herrera et al., 2011).

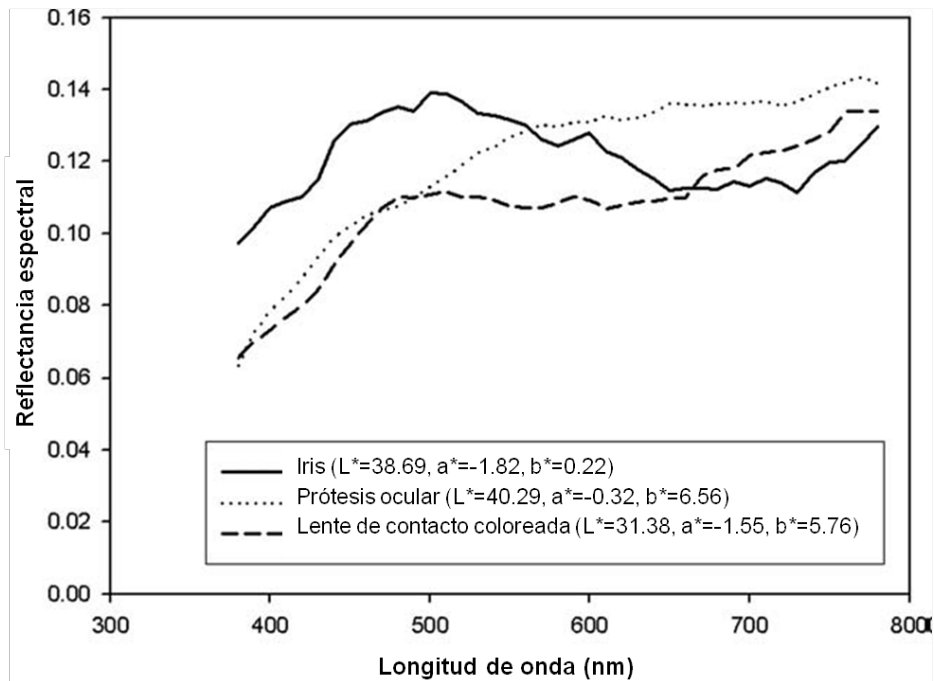


Figura 3.4 Reflectancias espectrales reconstruidas de tres muestras azules diferentes y sus correspondientes coordenadas CIE L*a*b*

3.2 ANÁLISIS DEL COLOR Y TEXTURA DEL IRIS: COMPARACIÓN DE IRIS REALES, PRÓTESIS OCULARES Y LENTES DE CONTACTO COLOREADAS

3.2.1 Análisis del color

Para analizar el color de las muestras se desarrolló un algoritmo automático que permitía llevar a cabo una clasificación de las mismas en tres grupos de color: marrón, azul y verde, considerando el color promedio extraído de las zonas cuadradas que se muestran en la Figura 3.3. Este algoritmo generaba fronteras en el espacio de color CIE L*a*b* que permitían definir un volumen (gama de colores) en cada grupo de color, a través de criterios específicos establecidos a partir del análisis estadístico de las coordenadas L*, a*, b*, C_{ab}* y h_{ab}* de las muestras analizadas y la aplicación de algunos operadores lógicos (AND, OR y NOT) en ellas (Tabla 3.1).

Como ejemplo de aplicación de los operadores lógicos mostrados en la tabla tomemos los datos colorimétricos pertenecientes al iris de la persona que posteriormente llevó puestas las lentes de contacto coloreadas durante su respectiva medición. Estos son L* = 18.51, a* = 9.77, b* = 16.28, C_{ab}* = 18.98 y h_{ab}* = 59.03°. Al aplicar los criterios dados en la Tabla 3.1, se encuentra que esta muestra pertenece al grupo marrón. La condición LOG1.1 se verifica ya que los valores a* y b* son mayores que 7 y 0, respectivamente, y a la vez no se cumple la condición LOG1.2, lo que hace que la condición LOG1 sea válida, clasificando esta muestra como marrón. La Figura 3.5 muestra las gamas de colores en el espacio CIE L*a*b* obtenidas de la clasificación automática aplicada a los grupos de color marrón, azul y

verde. Los volúmenes generados son la envolvente convexa (convex hull) (Barber et al., 1996) para cada conjunto de puntos que surgen de la clasificación. La Tabla 3.2 contiene el número de áreas cuadradas de las muestras que corresponden a cada gama de colores.

Tabla 3.1 Coordenas L^* , a^* , b^* , C_{ab}^* and $h_{ab}^*(^\circ)$ usadas para el establecimiento de las fronteras en el espacio CIE

$L^*a^*b^*$.

	LOG1										
	LOG1.1			LOG1.2				LOG2		LOG3	
Marrón											
L^*		OR		NOT	>27	OR		OR	<26	OR	<26
a^*	>7		>7		>7		>7				<7
b^*			>0		>0						>0
C_{ab}^*					≤ 11				<11		
$h_{ab}^*(^\circ)$	>338					>338					
Azul	LOG1					OR	LOG2	OR		LOG3	
L^*	>26									>26	
a^*							<0				
b^*							<0				
C_{ab}^*	≤ 11						>11				
$h_{ab}^*(^\circ)$									<270 AND >338		
Verde	LOG1										
L^*	>27										
a^*	<7										
b^*	>0										
C_{ab}^*	>11										
$h_{ab}^*(^\circ)$	>270 AND <338										

LOG hace referencia a las condiciones lógicas que las muestras deben satisfacer para ser clasificadas dentro de uno de los tres grupos: marrón, azul y verde. Se aplica la operación AND a celdas que corresponden a la misma columna, mientras que se aplica la operación OR entre diferentes columnas. En el caso del grupo marrón también hay un operador NOT, lo que significa que las muestras se clasifican como marrón si se verifica la condición LOG1.1 y la condición LOG1.2 no, o viceversa.

Tabla 3.2. Número de áreas cuadradas correspondientes a cada grupo de color y clase de muestra resultante de la clasificación propuesta (Lentes de C.: Lentes de contacto).

	Iris	Prótesis	Lentes de C.	Totales
Marrón	130	65	18	213
Azul	59	47	14	120
Verde	23	24	2	49
Totales	212	136	34	382

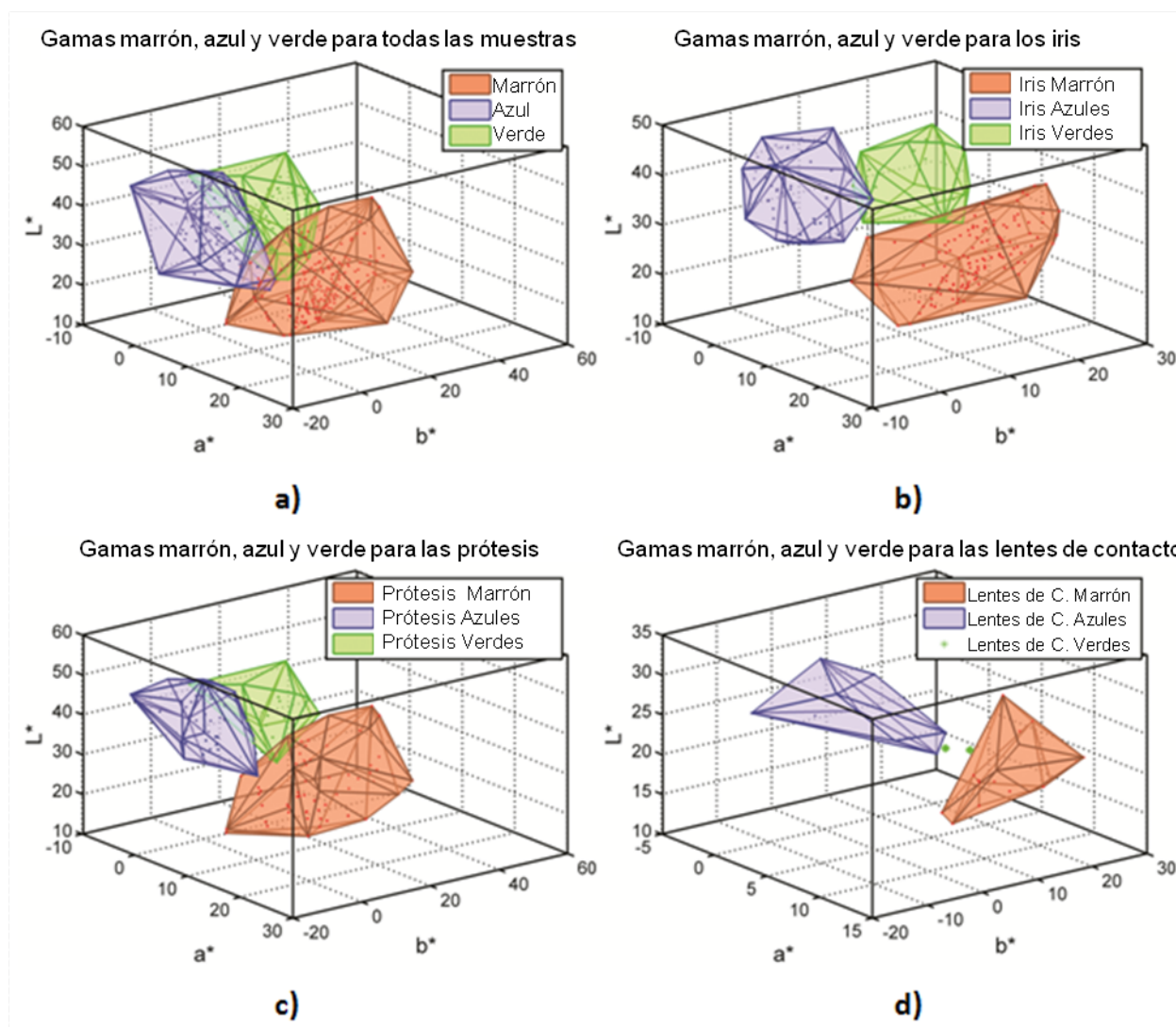


Figura 3.5 Gamas de colores en el espacio CIE L*a*b* resultantes de la clasificación propuesta. a) Para todas las muestras; b) para las muestras de iris; c) para las muestras de prótesis y d) para las muestras de lentes de contacto

Esta separación evidencia que el grupo marrón es el más grande y numeroso, ya sea si se considera el conjunto completo de muestras como si se considera cada tipo de muestras separadamente. Esta característica puede ser explicada debido al hecho de que la mayoría de iris analizados correspondían a personas de nacionalidad española, que tienen una coloración ocular marrón predominantemente. Además, a que el sujeto involucrado en la medición de las lentes de contacto tenía el iris marrón. En el caso del grupo de color verde de lentes de contacto coloreadas no hay suficientes elementos para generar un volumen independiente (solo dos de las medidas realizadas se codifican como verdes con el algoritmo automático desarrollado).

Esta clasificación anterior permite comparar las muestras por gamas de colores y analizar cualitativamente la reproducción de los iris alcanzada por las prótesis oculares y las lentes de contacto coloreadas si se tiene en cuenta cómo se superponen estas gamas de color (Figura 3.6).

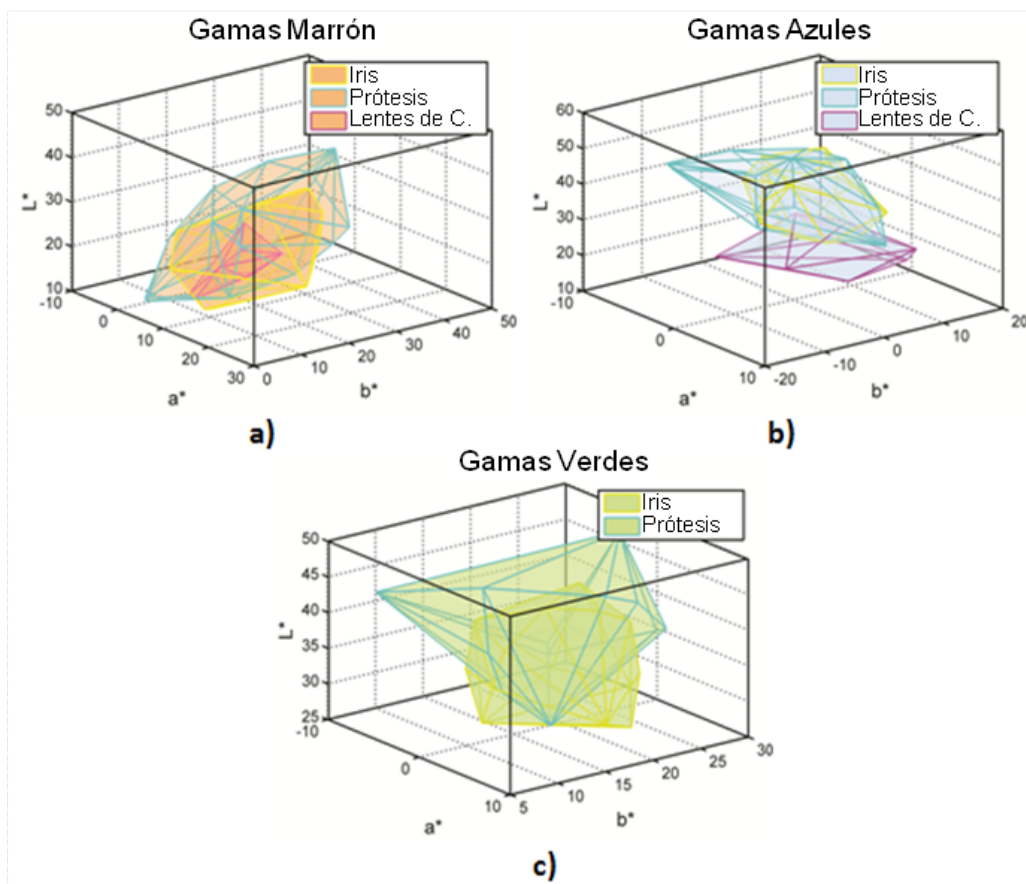


Figura 3.6 Superposición de gamas de colores entre los tres tipos de muestras. a) Marrón, b) azules y c) verdes.

Al observar esta figura se puede ver que las gamas de iris y prótesis oculares son en general más cercanas entre sí que las gamas de iris y lentes de contacto. Específicamente, si se analizan las Figuras 3.6a y 3.6b, se observa una gran superposición de las gamas de iris y prótesis en los colores marrón y azul, respectivamente. Sin embargo no pasa lo mismo si se comparan las lentes de contacto y los iris en estas mismas figuras. Este comportamiento era esperable debido al hecho de que mientras las prótesis oculares siempre intentan ajustarse al color del iris de un ojo vivo, las lentes de contacto coloreadas pueden a menudo intentar cambiar el color de los iris naturales más que buscar una buena reproducción del color. Además, las gamas de colores asociadas con las lentes de contacto son más limitadas, debido al número menor de muestras y a la baja dispersión en los valores CIE $L^*a^*b^*$ de las mismas, ya que éstas tienen la influencia del iris marrón usado en su medición. Finalmente, para las muestras verdes, Figura 3.6c, los iris y prótesis tienen gamas de colores bastante similares, aunque la superposición no es tan apreciable como en los otros dos grupos de color.

Para analizar cuantitativamente las observaciones anteriores, la Figura 3.7 muestra los elementos del grupo de iris que están contenidos en el volumen generado por los otros dos grupos de muestras, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas, respectivamente. La Tabla 3.3 da los porcentajes de elementos pertenecientes a cada clase de iris que está dentro del correspondiente volumen generado por las gamas de prótesis oculares y lentes de contacto. Los porcentajes de superposición entre iris y prótesis oculares que se encontraron fueron bastante altos. En el caso de los iris y lentes de contactos

los porcentajes fueron bajos aún en el caso de las muestras marrón, para el que se esperaba un porcentaje más alto por lo mencionado de la influencia del iris marrón que intervino en la. En el grupo verde los porcentajes para las lentes de contacto no se pudieron calcular debido a que sólo había dos lentes catalogadas como verdes.

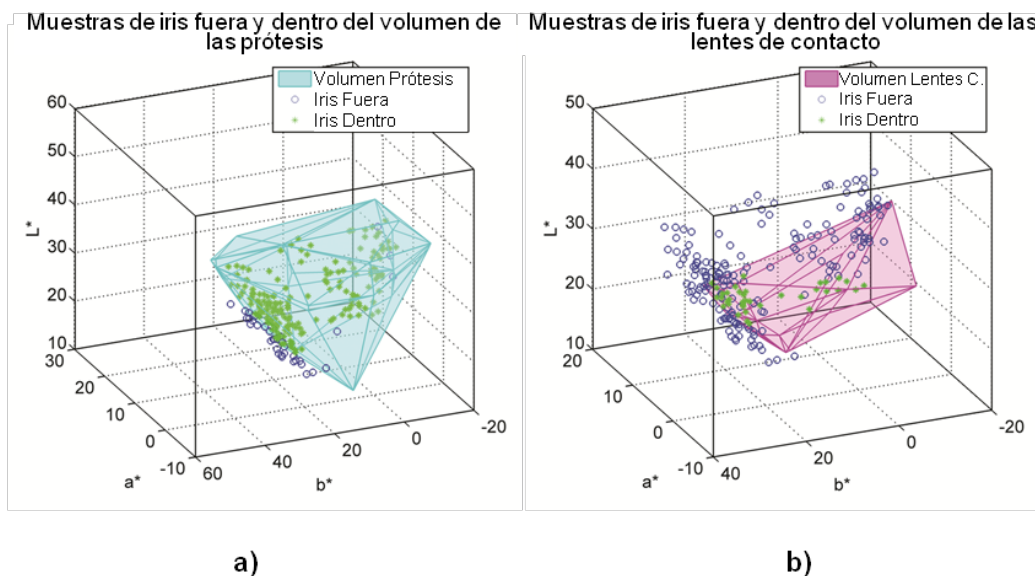


Figura 3.7 Elementos del grupo de los iris que están contenidos en las gamas de colores definidas por a) el volumen de las prótesis y b) el volumen de las lentes de contacto coloreadas.

Tabla 3.3. Porcentajes de muestras de iris que caen dentro del volumen definido por las prótesis oculares y las lentes de contacto coloreadas considerando todas las muestras y los grupos de color por separado.

Par de conjuntos para comparación	Porcentaje (%)
Todas las muestras	
Iris - Prótesis	82.9
Iris - Lentes de contacto	18.0
Color marrón	
Iris - Prótesis	73.0
Iris - Lentes de contacto	18.0
Color azul	
Iris - Prótesis	68.0
Iris - Lentes de contacto	15.0
Color verde	
Iris - Prótesis	56.5
Iris - Lentes de contacto	n.a.*

*n.a.: no aplicable

Finalmente, para concluir este análisis de color también se buscó para cada iris la prótesis ocular y lente de contacto con la menor diferencia de color CIEDE2000, es decir, la pareja más cercana en cuanto a color. De manera gráfica, la Figura 3.8 muestra, en un diagrama de cajas (Massart et al., 2005; Williamson et al., 1989), la distribución de estas diferencias de color mínimas para todos los iris analizados. En la Tabla 3.4 se muestran estos resultados de manera más detallada a través de los promedios y desviaciones estándar, tanto por grupos completos de muestras como por subgrupos de color.

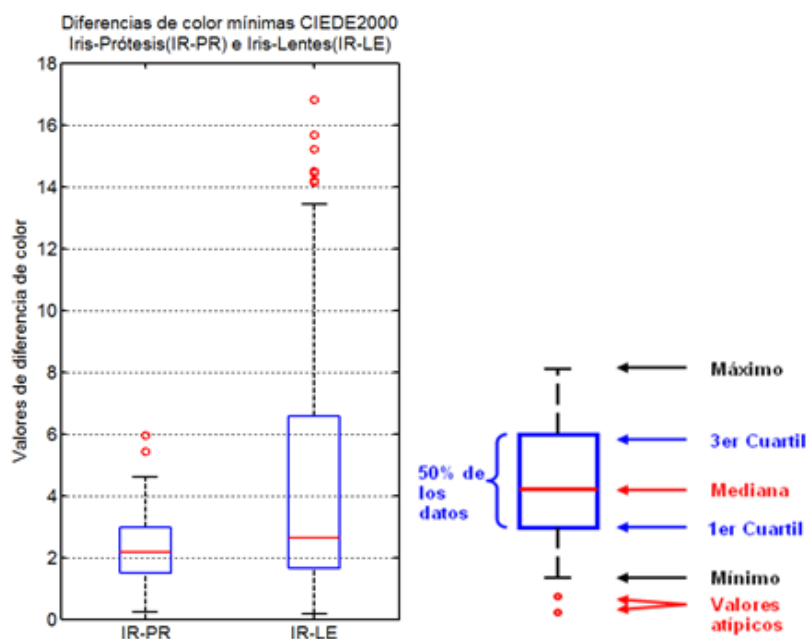


Figura 3.8 Diagrama de cajas de la distribución de diferencias de color mínimas CIEDE2000 entre los iris humanos (IR) y las prótesis oculares (PR) y las lentes de contacto (LE).

En general, las diferencias de color entre iris y prótesis oculares obtenidas fueron más bajas que entre iris y lentes de contacto. En el caso de las prótesis todos los grupo de color proporcionan valores de diferencia de color similares (cerca de o por debajo de 2.5 unidades CIEDE2000), es decir, presentan una buena reproducción del color. En el caso de la comparación de iris y lentes de contacto los valores son más altos, lo que significa que la reproducción es claramente peor.

Tabla 3.4 Promedio y desviación estándar (Desv. Est.) de las diferencias de color mínimas CIEDE2000 entre los iris humanos y las prótesis oculares y lentes de contacto.

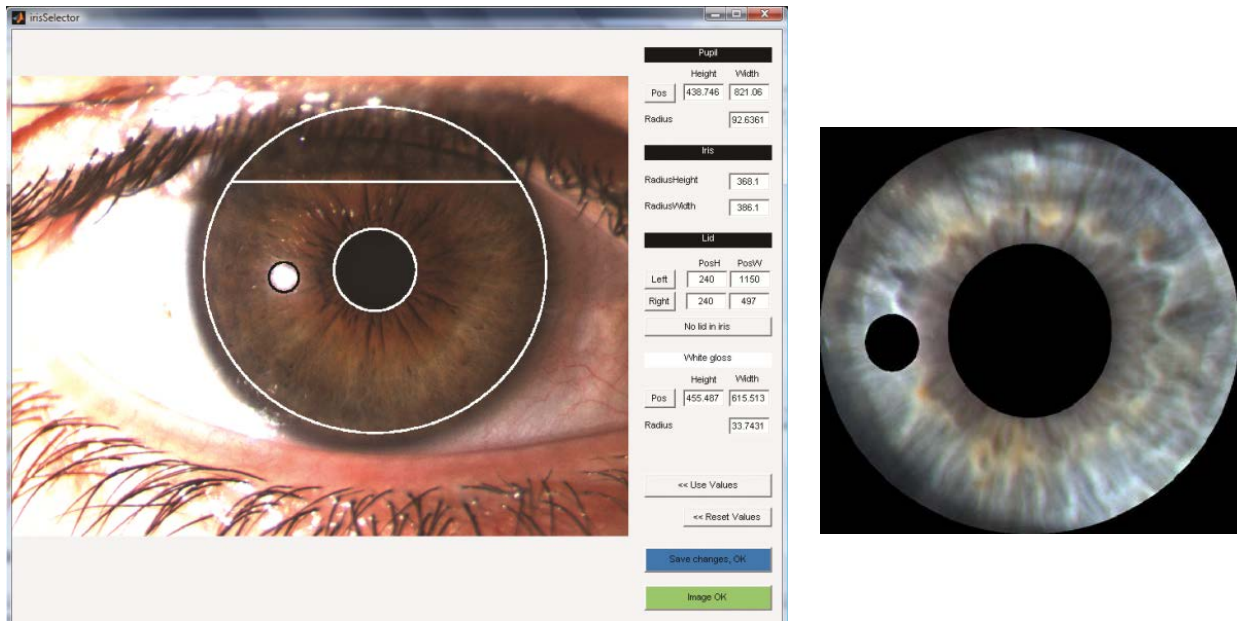
	Todas las muestras		Color marrón		Color azul		Color verde	
	Iris - Prótesis	Iris - Lentes	Iris - Prótesis	Iris - Lentes	Iris - Prótesis	Iris - Lentes	Iris - Prótesis	Iris - Lentes
Promedio	2.36	4.47	2.34	2.42	2.31	8.27	2.51	11.46
Desv. Est.	1.02	3.95	1.15	1.62	0.76	3.87	1.12	4.39

Como lo demuestran los resultados de superposición, cualitativamente en las figuras y cuantitativamente a través de los porcentajes de superposición, o equivalentemente de diferencias de color, se puede decir que las prótesis reproducen el color promedio de los iris de manera aceptable, pero las lentes de contacto coloreadas no. Como se ha comentado ya, esta diferencia es debido al propósito final diferente que pueden tener las prótesis y las lentes de contacto coloreadas, tanto como a la influencia en el caso de las lentes de contacto por parte del iris de color marrón involucrado en su medición.

3.2.2 Análisis de la textura

Además de la evaluación colorimétrica anterior, se llevó a cabo un análisis de la distribución espacial del color, o equivalentemente, de la textura de las muestras analizadas. Para este propósito se desarrolló un conjunto completo de algoritmos de segmentación para extraer la región del iris de dentro de la imagen completa, separándola de las zonas de no interés. Estos algoritmos involucraban un primer paso de detección de pupila, el cual consistía en un procedimiento de umbralización variable seguido de un análisis blob para medir las propiedades de excentricidad y solidez de regiones, las cuales son adecuadas para identificar formas redondeadas (Gonzalez et al., 2004). Posteriormente, el borde del iris se identificaba por medio de un filtro Kirsch de resaltado de bordes seguido por una búsqueda de formas elipsoidales usando la transformada Hough (Ritter & Wilson, 2001). Este borde elipsoidal del iris, específicamente la mitad superior, se usaba para encontrar dos puntos y pintar una línea entre ellos, de modo que se excluyera el párpado superior y las pestañas en el caso en que éstas estuvieran cubriendo parte del iris. Finalmente, la reflexión especular del sistema de iluminación que presentaban las imágenes se eliminó con un procedimiento similar al implementado en la detección del borde pupilar. Todo este proceso permitió la separación apropiada de la región del iris de las otras partes de la imagen. Por lo tanto, sólo píxeles que pertenecen propiamente al iris se tenían en cuenta en los análisis posteriores. La Figura 3.9a muestra un ejemplo específico de los límites hallados mediante los algoritmos implementados y la Figura 3.9b una imagen resultante ya segmentada.

Una vez las imágenes fueron segmentadas, las imágenes CIE $L^*a^*b^*$ de tres canales se remplazaron por una imagen de diferencias de color CIEDE2000 de un canal. Esta acción se llevó a cabo para simplificar el análisis de la textura y de los cálculos relacionados, comprobando posteriormente que proporcionaba un buen desempeño computacional. La imagen se calculaba como la diferencia de color CIEDE2000 de cada píxel y el valor promedio CIE $L^*a^*b^*$ del iris completo. Este pre-procesamiento permitía resaltar estructuras que se desviarán del color promedio.



a)

b)

Figura 3.9. a) Captura de pantalla de la aplicación desarrollada en Matlab® mostrando las fronteras que se encontraron al aplicar los algoritmos de segmentación y b) resultado de segmentación para una de las muestras de iris.

Como primera aproximación para la extracción de información sobre la textura se usó el estudio de propiedades estadísticas del histograma, también conocido como estadística de primer orden (Gonzalez et al., 2004). Este análisis incluía el estudio de algunos descriptores como la entropía (Ep), que es un descriptor estadístico de aleatoriedad; la uniformidad o energía (En), que da cuenta, precisamente, de la uniformidad de la imagen, teniendo un valor 1 para una imagen constante; y el tercer momento central (μ_3), que informa de la asimetría del histograma (Gonzalez et al., 2004; Ritter & Wilson, 2001). La descripción matemática de estos descriptores se puede ver en las siguientes ecuaciones:

$$Ep = -\sum_{i=0}^{N-1} P_i \log_2(P_i), \quad (3.1)$$

$$En = \sum_{i=0}^{N-1} P_i^2, \quad (3.2)$$

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{N-1} (i-m)^3 P_i, \quad (3.3)$$

donde P_i es el valor del elemento i del histograma, N es el número de niveles en los que está dividido el histograma y $m = \sum_{i=0}^{N-1} iP_i$ es el valor promedio.

La distribución de los valores de estos descriptores para las muestras analizadas en este trabajo se presenta en la Figura 3.10.

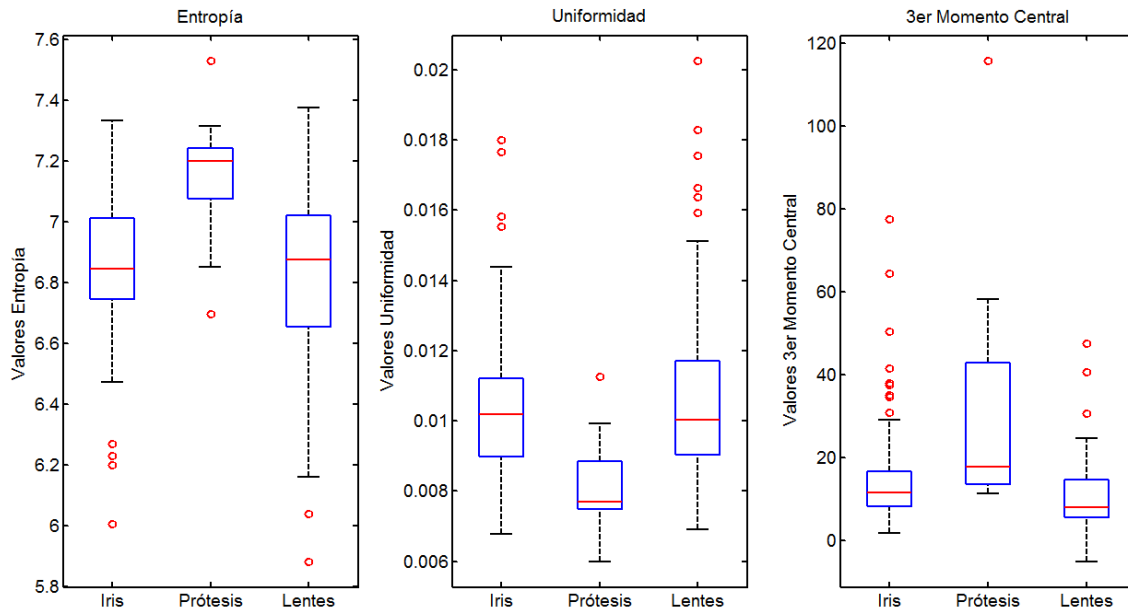


Figura 3.10 Distribución de los valores de tres de los descriptores estadísticos de primer orden calculados para el estudio de la textura de los iris, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas.

Estas gráficas muestran unas ciertas tendencias propias en la distribución de los valores para cada tipo de muestra con respecto a cada uno de los tres descriptores específicos utilizados. Sin embargo, si se considerara alguno de estos descriptores como característica distintiva, no alcanzaría a serlo por sí solo. Los rangos de valores en todos los casos tienen un grado de solapamiento.

Por las razones expuestas, se implementó una segunda aproximación al análisis de la textura basada en un algoritmo de matrices de coocurrencia (Haralick et al., 1973). Estas matrices se pueden considerar como el histograma de segundo orden de la imagen puesto que acumulan la ocurrencia de los valores de dos píxeles vecinos cercanos dado un ángulo y una distancia, incluyendo por lo tanto relaciones espaciales entre sus valores en la imagen. La Figura 3.11 es un ejemplo de la apariencia de una matriz de coocurrencia representada como una imagen. Las matrices de coocurrencia se analizan a través de descriptores estadísticos similares a los expuestos anteriormente para el estudio de los histogramas de primer orden. Ejemplos de ellos son la entropía (Ep), energía (En), y también el contraste (C), el cual en este caso toma en cuenta las diferencias de nivel digital entre píxeles vecinos:

$$Ep = - \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \log_2(P_{i,j}), \quad (3.4)$$

$$En = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2, \quad (3.5)$$

$$C = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2, \quad (3.6)$$

donde $P_{i,j}$ son los valores de los elementos i,j de la matriz de coocurrencia y N es el número de niveles digitales en los que se divide el rango de la imagen.

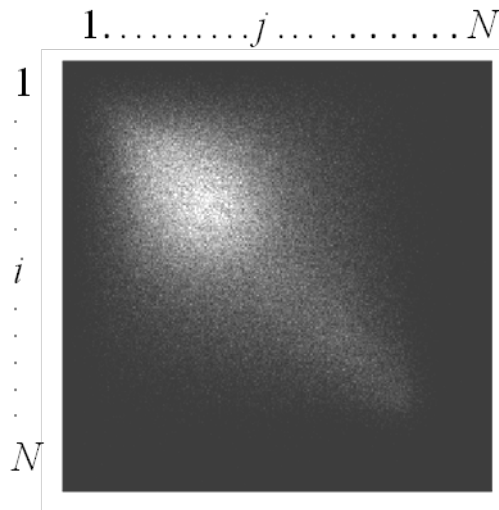


Figura 3.11 Ejemplo gráfico de una matriz de coocurrencia

En el trabajo pionero en este campo de Haralick (Haralick et al., 1973) se propusieron hasta doce de estos descriptores para el análisis de la textura.

En la Figura 3.12 se muestra la distribución de tres de estos descriptores: la entropía, la energía o uniformidad y el contraste.

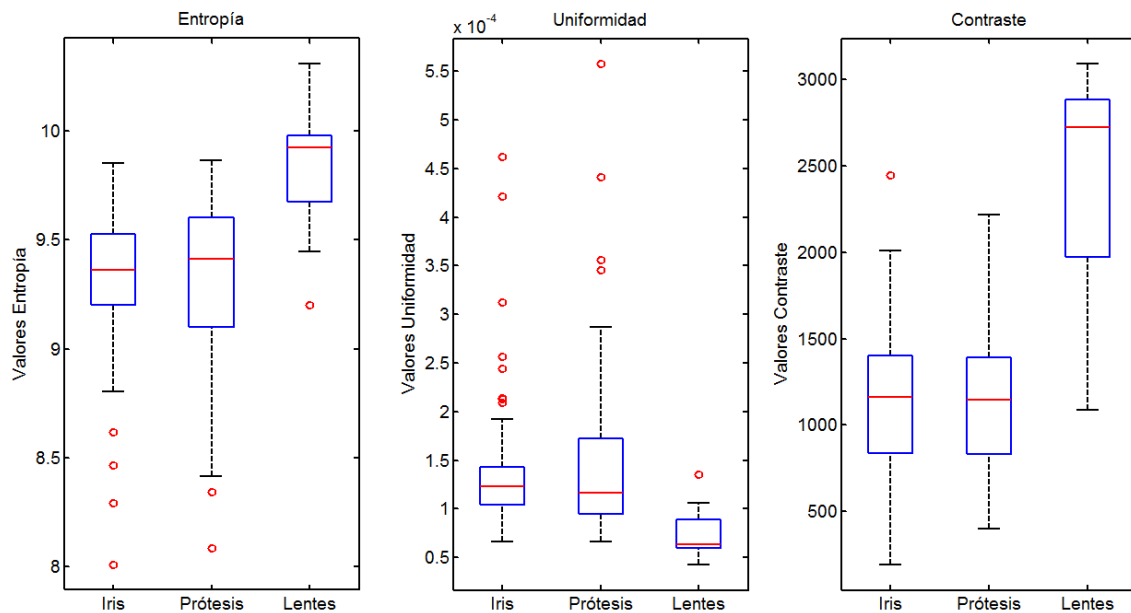


Figura 3.12 Distribución de los valores de tres de los descriptores estadísticos de segundo orden calculados para el estudio de la textura de los iris, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas.

Al igual que en la Figura 3.10 del análisis estadístico de primer orden, las gráficas de la Figura 3.12 muestran los valores para cada muestra correspondientes a cada descriptor. Sin que los rangos de estos

valores estén totalmente separados o completamente solapados, en este caso las lentes de contacto muestran un rango de valores un poco más desplazado que antes, pero aún así este hecho no es suficiente para obtener conclusiones claras sobre el tipo de textura asociada a cada tipo de muestra.

El análisis estadístico de la textura se puede hacer a través de estadísticas de primer, segundo u órdenes aún más altos, pero aunque estos últimos son teóricamente posibles, prácticamente no se usan debido al mejor desempeño, a la complejidad computacional más baja y facilidad en la interpretación de los resultados de las estadísticas hasta el segundo orden (Materka & Strzelecki, 1998).

Como se ha comentado, si se observan las gráficas de las Figuras 3.10 y 3.12, el análisis directo de estos descriptores no es suficiente para sacar conclusiones sobre las similitudes o disparidades en cuanto a la textura entre las muestras, por eso se evaluó si un análisis que tuviera en cuenta el conjunto de descriptores de cada muestra era capaz de dar resultados más definitivos. Consecuentemente se implementó un clasificador estadístico basado en análisis discriminante con una función lineal discriminante (Rencher, 2002), la cual maximiza la razón de variancia entre clases con respecto a la varianza dentro de la clase, para decidir sobre la pertenencia a una clase o no. De esta manera se construyeron vectores con los valores de los descriptores estadísticos de primer y segundo orden. En este caso se usaron no sólo los tres descriptores expuestos en las gráficas, sino un conjunto más amplio que incluían otros momentos centrales y absolutos para la estadística de primer orden (Gonzalez et al., 2004) y la inercia, la correlación, entre otros, para la estadística de segundo orden (Gonzalez et al., 2004; Haralick et al., 1973). Este clasificador de análisis discriminante lineal permite verificar si una muestra con un vector de descriptores específico pertenece o no a uno de los grupos o clases dadas en un entrenamiento previo, en este caso, al grupo de iris, prótesis oculares o lentes de contacto coloreadas.

Los resultados de este procedimiento aplicado a las estadísticas de primer y segundo orden se muestran en la Tabla 3.5.

Tabla 3.5 Resultado de clasificación de clase de muestras a partir de descriptores estadísticos de primer y segundo orden para la textura.

Estadística	Porcentaje de acierto en clasificación de clase de muestra (%)		
	Iris	Prótesis	Lentes de C.
Primer orden	68.4	43.3	64.7
Segundo orden	88.4	82.1	100.0

Como se puede ver, en el caso de la estadística de primer orden aunque se pueden clasificar algunas muestras apropiadamente (lo que significa que las muestras están relacionadas a texturas diferentes), estos porcentajes no son muy altos. Por otro lado, el estudio de la textura mediante la estadística de segundo orden resalta resultados más concluyentes en cuanto a la identificación de muestras, proporcionando porcentajes de clasificación por encima del 80% en todos los conjuntos de muestras analizadas. Esto significa que los iris humanos, las prótesis oculares y las lentes de contacto coloreadas

están relacionadas a diferentes texturas, hasta el punto que es posible distinguirlas mediante los descriptores utilizados.

En conclusión, en este trabajo se mostró la aplicación de un sistema multiespectral optimizado para la medida espectral y colorimétrica de iris humanos permitiendo el análisis comparativo del color y la textura de 106 iris, 68 prótesis oculares y 17 lentes de contacto. En el análisis colorimétrico se evaluó la reproducción del color de los iris por parte de las otras clases de muestras mostrando como resultado que las prótesis oculares consiguen una buena reproducción de los iris al menos cuando se atiende a los valores colorimétricos promedio, mientras que no ocurre lo mismo con las lentes de contacto coloreadas. En cuanto a la textura se pudo mostrar que los tres tipos de muestras analizadas tienen texturas diferentes a partir de la aplicación de la estadística de primer orden sobre el histograma y la estadística de segundo orden sobre la matriz de coocurrencia.

Los resultados obtenidos en este trabajo (Herrera et al., 2011) pueden ser de ayuda en el establecimiento de estrategias para mejorar la reproducción industrial del color y distribución espacial en prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas, con el objetivo de hacerlas más parecidas a los iris reales.

4 SISTEMA MULTIESPECTRAL ULTRAVIOLETA-VISIBLE E INFRARROJO BASADO EN DIODOS EMISORES DE LUZ

El conocimiento adquirido en el CD6 sobre sistemas multiespectrales basados en filtros, como el presentado en el capítulo anterior, además de otros relacionados como son los sistemas hiperspectrales, permite el estudio del uso de los diodos emisores de luz (LEDs) como una opción alternativa a ser usada en estos sistemas. Ésta es una tecnología que cada vez gana más en madurez y que ofrece unas ventajas que son susceptibles de ser exploradas. Como se ha mencionado anteriormente, la implementación de los sistemas multiespectrales se puede realizar de diferentes maneras. En el caso de los LEDs, éstos representan la sustitución de la fuente de luz de amplio espectro externa y los elementos de filtrado o dispersores que generan los canales espectrales del sistema. Con los LEDs se puede generar una iluminación en longitudes de onda determinadas y su control electrónico permite la sincronización con la adquisición de imágenes. Este tipo de implementación representa una opción con expectativas en la mejora de la simplicidad del sistema, tiempos de adquisición, disminución del costo, alta eficiencia de iluminación que reduce el estrés y calor sobre las muestras, consumo de potencia en la iluminación, entre otras, mientras se mantienen las características primordiales de los sistemas multiespectrales.

Este capítulo muestra los detalles de un nuevo sistema multiespectral basado en LEDs desarrollado en esta tesis, a través de la descripción del dispositivo experimental, sus elementos y su caracterización, simulaciones a partir de las características de los elementos, la adquisición de las imágenes y los elementos computacionales que allí se involucran, la evaluación en la reconstrucción de espectros y su aplicación en obras de arte.

4.1 DISPOSITIVO EXPERIMENTAL

El diseño del dispositivo experimental desarrollado en este trabajo se hizo teniendo en cuenta requerimientos para su uso en el estudio de obras de arte en un rango espectral amplio. Sin embargo, dado el montaje modular que se ha logrado, éste se puede usar en otras aplicaciones. El dispositivo multiespectral construido está compuesto básicamente por dos módulos que permiten cubrir el rango espectral de 370nm a 1650nm.

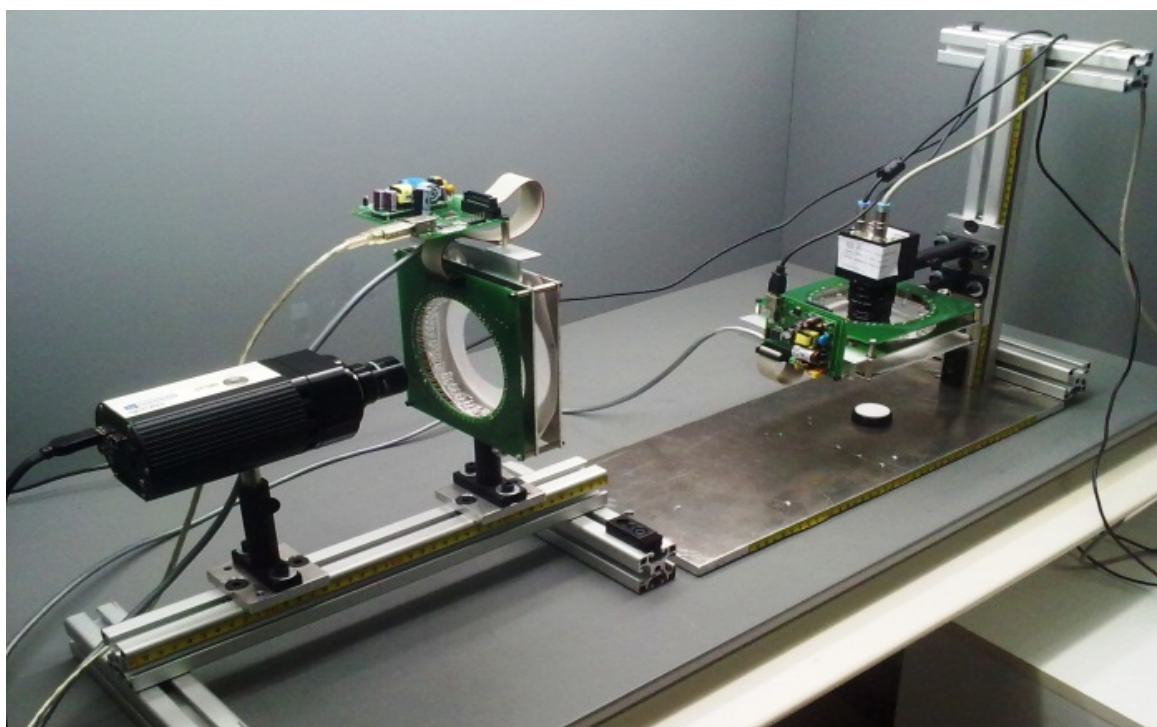
Específicamente, el primer módulo cubre el rango de los 370nm a los 930nm (Módulo 1 UV-Vis). Para ello incluye una cámara CCD monocromática refrigerada, de la marca QImaging QICAM con 12 bits de profundidad de digitalización y 1392x1040 píxeles de área sensible. A ésta se le ha extraído el filtro de infrarrojo de fábrica para que tenga más sensibilidad en ésta región del espectro (Apéndice A.1 - Hoja de datos). Complementando esta cámara el módulo contiene 16 grupos de LEDs como sistema de iluminación. Cada grupo, con una longitud de onda de emisión característica, está conformado por 4 LEDs independientes dispuestos de forma equiespaciada sobre un anillo circular. El total de estos 16 grupos cubren el rango de longitudes de onda en los que la cámara tiene sensibilidad, es decir, de 370nm a 930nm.

Por su lado, el segundo módulo (Módulo 2 IR) consta de una cámara InGaAs marca HAMAMATSU de 14 bits de profundidad de digitalización y 340x256 píxeles de área sensible (Apéndice A.2 - Hoja de datos). Esta cámara está sincronizada con un conjunto de 7 grupos de LEDs, cada uno formado por 4 LEDs independientes, que juntos cubren la zona del espectro entre los 930nm y los 1650nm. En la región infrarroja del espectro electromagnético la tecnología LED está menos desarrollada que en el visible, por lo que no existe un número tan elevado de LEDs en este segundo módulo.

La Figura 4.1 muestra el montaje experimental de los dos módulos desarrollados en dos configuraciones posibles de uso. En la Figura 4.1a el equipo está dispuesto de manera que se pueden adquirir imágenes de muestras en posición vertical con la posibilidad de movimiento fácil y controlado tanto en la dirección vertical como horizontal. Este montaje es útil en el caso de toma de imágenes en obras de arte u otro tipo de muestras con un formato grande, donde se requiere de una composición de un conjunto de sub-imágenes para generar el resultado completo final. La Figura 4.1b muestra cómo el montaje se puede manipular para su uso sobre otro tipo de muestras.



a)



b)

Figura 4.1 Montaje experimental. a) Montaje que permite adquirir imágenes de muestras en posición vertical y b) montaje del equipo en otras posibles posiciones de trabajo

4.1.1 Sensores de imagen y ópticas

Las cámaras que se han mencionado anteriormente y que conforman cada uno de los módulos del sistema multiespectral construido cubren una zona espectral específica dada por las características del material semiconductor del sensor. En el caso del módulo 1 UV-Vis se usa un sensor CCD basado en óxido de silicio y para el módulo 2 IR un sensor basado en arseniuro de indio y galio (InGaAs). La Figura 4.2 muestra las curvas de sensibilidad espectral para los dos sensores digitales del sistema proporcionadas por los respectivos fabricantes.

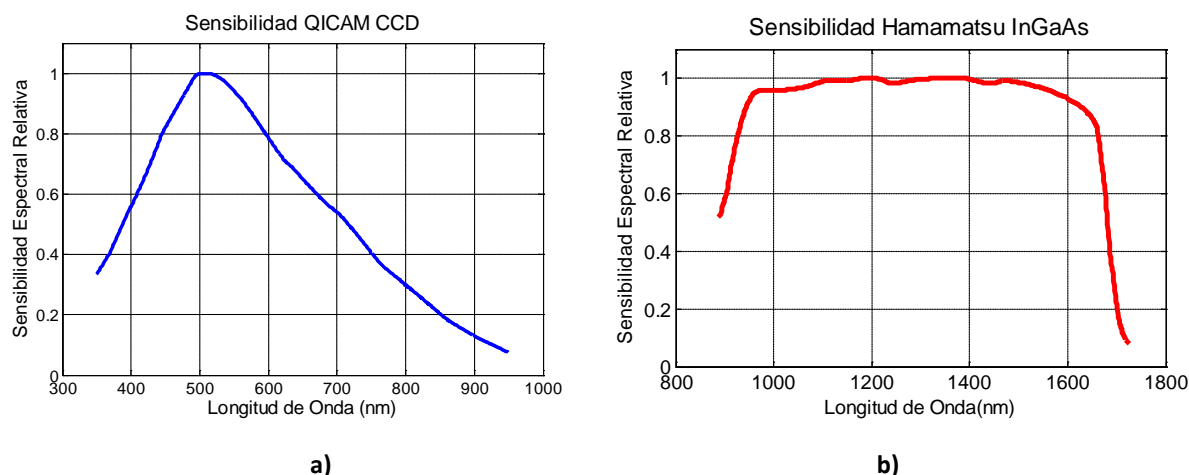


Figura 4.2 Sensibilidad de los sensores de imagen. a) Cámara CCD QImaging QICAM y b) Cámara Hamamatsu InGaAs

En este trabajo no se han determinado experimentalmente las curvas de sensibilidad espectral de los sensores utilizados debido a que el conocimiento de dichas características no es necesario para el objetivo final de obtención de espectros de reflectancia de muestras píxel a píxel.

4.1.1.1 Verificación de la respuesta lineal de los sensores de imagen

Para un desempeño óptimo del sistema multiespectral se debe garantizar que los sensores de imagen se usen en la zona lineal de su curva de respuesta. Para verificarlo se evaluó la linealidad de la respuesta de los sensores con respecto al tiempo de exposición. La Figura 4.3 muestra los resultados de las mediciones de los niveles digitales (ND) promedio en imágenes de un campo con iluminación espacialmente uniforme y temporalmente estable, a diferentes tiempos de exposición. En el caso de la cámara CCD QICAM se ha evaluado esta linealidad para diferentes valores del parámetro de ganancia (Rango de variación entre 0.6 - 15). Este factor junto con el parámetro de offset son valores importantes a fijar en la cámara ya que de ellos depende el obtener una imagen oscura diferente de cero, la cual más adelante permitirá una mejor corrección de la no uniformidad espacial de las imágenes mediante un algoritmo lineal tal y como se comentó en el estado del arte. En el caso de la cámara InGaAs usada en este trabajo los parámetros de ganancia y offset no son modificables.

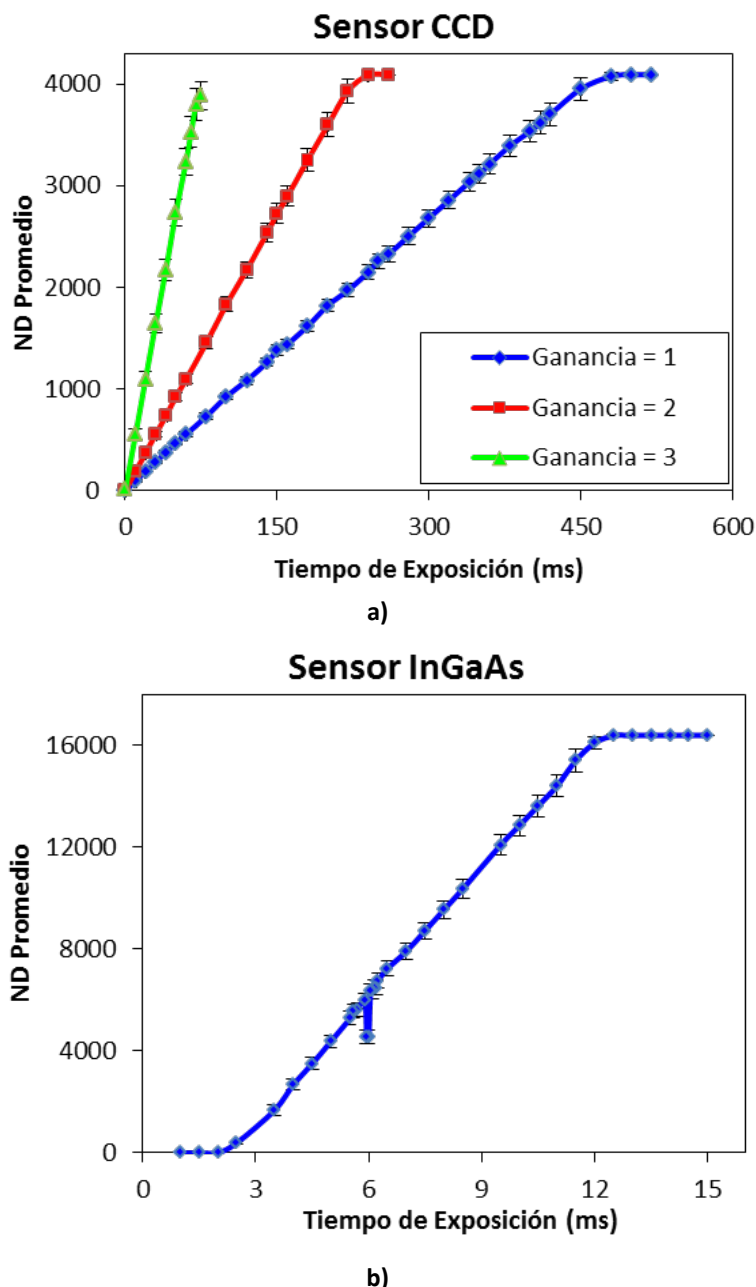


Figura 4.3 Respuesta de los sensores de imagen. a) Cámara CCD Qimaging QICAM (se muestran las curvas correspondientes a diferentes valores del parámetro de ganancia) y b) Cámara Hamamatsu InGaAs

Como se desprende de la Figura 4.3, ambos sensores tienen una respuesta lineal. Además, en el caso de la cámara CCD se puede observar que la linealidad se mantiene para los diferentes valores de ganancia testeados. Cabe destacar que en el caso de la cámara InGaAs el rango de valores de tiempo de exposición que ésta permite va desde 0.1 a 15ms, lo que es bastante restringido si se compara con la cámara CCD en la que el mismo parámetro se puede variar desde 12 μ s a 17.9min. Además en la Figura 4.3b se puede ver un pico situado en 6ms, el cual se sale del comportamiento lineal del resto de puntos. Este comportamiento se observó en todas las mediciones de caracterización que se hicieron. Después de varias pruebas se atribuyó este comportamiento a un problema en el procesamiento en la

electrónica de la misma cámara, típico en estos sensores InGaAs. Por tanto y para evitar problemas en las mediciones posteriores, este valor de tiempo de exposición no se utilizó en las medidas realizadas.

Otra particularidad de esta cámara es que presenta imágenes de corriente oscura con niveles digitales igual a cero en todo el rango de tiempos de exposición. Aún más, en la Figura 4.3b se puede observar que los valores de ND promedio para cualquier exposición por debajo de 2.5ms son exactamente cero. Según esta respuesta digital no hay detección de señal ni se genera ruido en ninguno de los píxeles de la imagen. El caso de que no haya ruido correspondería al de un detector ideal, sin embargo está claro que éste no es el caso. Probablemente esto se logra mediante procesamiento en la placa electrónica, es decir, que existe alguna corrección en la respuesta de la cámara por parte del fabricante. Esta corrección no es perfecta como lo muestra el efecto que se presenta a continuación, donde para respuestas con niveles digitales bajos (cerca de 1000) la imágenes presentan un patrón de franjas verticales que no existe realmente en el campo detectado (Figura 4.4). Por lo tanto, en condiciones de baja señal, concretamente por debajo de 1000, los datos proporcionados por esta cámara no son del todo fiables.

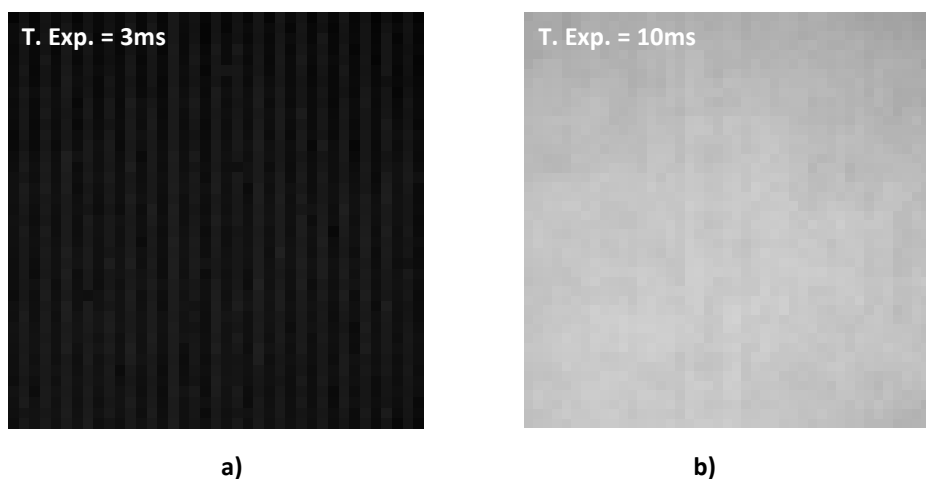


Figura 4.4 Imágenes de un campo uniforme mediante la cámara HAMAMATSU InGaAs. a) Imagen con tiempo de exposición de 3ms y b) Imagen con tiempo de exposición de 10ms

Como se ha podido comprobar la caracterización anterior muestra que las cámaras usadas en este trabajo responden linealmente en general. Aun así, y para garantizar con mayor seguridad su uso en el rango lineal, en este trabajo solo se utilizan ND comprendidos entre el 5% y el 90% del ND máximo correspondiente ($2^{\text{bits}}-1$). El nivel inferior se garantiza controlando el valor de offset en la cámara CCD, mientras que en la cámara InGaAs esto no es posible. En cuanto al nivel superior esto se garantiza a través del control del tiempo de exposición máximo, de forma que para una imagen correspondiente a una muestra blanca se obtienen siempre niveles digitales por debajo del porcentaje descrito.

4.1.1.2 Ópticas

Las dos cámaras descritas en el apartado anterior están acopladas a objetivos diseñados especialmente para los rangos espectrales en los que se utiliza el sistema, de forma que presentan una transmitancia espectral elevada en las regiones de trabajo correspondientes.

Concretamente, las ópticas utilizadas son la óptica Cinegon 1.4/12mm Serie Compact con alta transmitancia entre los 400-1000nm (Apéndice A.3 - Hoja de datos) para la cámara CCD y la óptica KOWA LM12HC-SW 1.4/12.5mm SWIR para uso en el rango de 800-2000nm (Apéndice A.4 - Hoja de datos) para la cámara InGaAs.

4.1.2 Iluminación LED

El conjunto de LEDs usado en el sistema desarrollado fue elegido en base a sus longitudes de onda de pico, su potencia máxima y buscando un espaciamiento espectral regular y con un leve solapamiento entre sus espectros, a parte de la disponibilidad comercial existente. Estos criterios están de acuerdo al equivalente que se buscaría en el caso de usar un conjunto de filtros para generar los canales espectrales de un sistema multiespectral (Vilaseca, 2005).

La Figura 4.5 muestra los espectros de emisión correspondientes a los LEDs finalmente seleccionados para el sistema, medidos en el laboratorio mediante el espectrómetro Spectro 320 R5 del fabricante Instruments Systems® con el accesorio EOP-146 (Apéndice B - Hoja de datos).

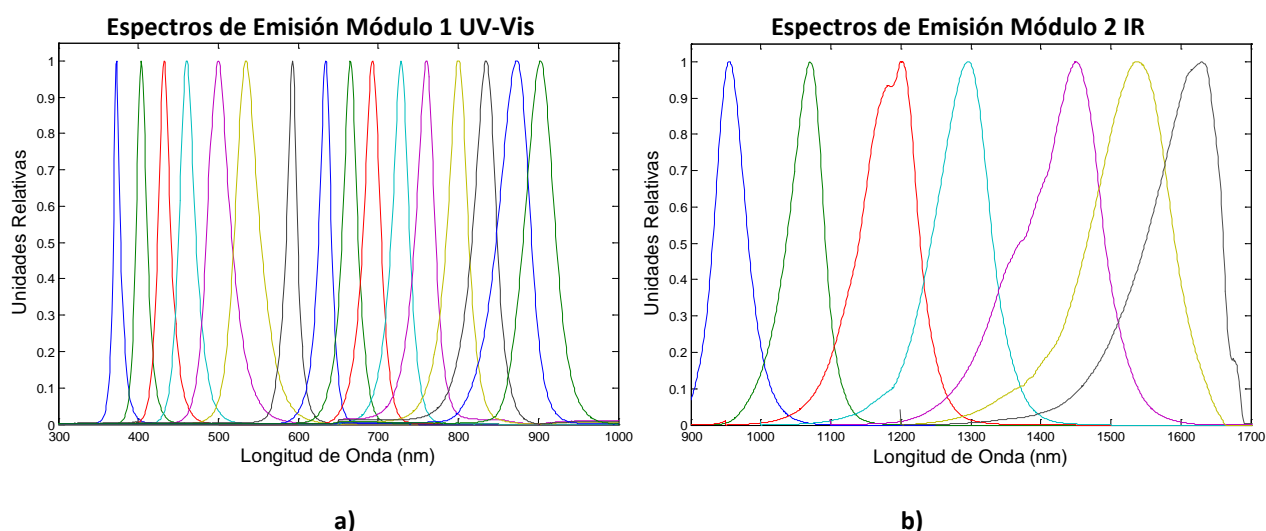


Figura 4.5 Espectros de emisión de los conjuntos de LEDs. a) Módulo 1 UV-Vis y b) Módulo 2 IR

Tabla 4.1 contiene los valores de longitud de onda de pico de emisión, longitud de onda centroide (sección 2.1.2.2), longitud de onda nominal (dada por el fabricante) y de anchura a media altura (FWHM) de estos elementos LED.

Es importante hacer referencia a las diferencias encontradas entre los valores proporcionados por el fabricante y aquellos medidos experimentalmente, sobre todo a lo que la longitud de onda de pico se refiere. Esta diferencia se dio a pesar de haberse asegurado en la medición las condiciones que el fabricante reporta para las suyas. En cualquier caso, las desviaciones de estos valores a los valores nominales no son mayores a ± 10 nm por lo que se puede considerar que siguen cumpliendo los criterios de selección.

Tabla 4.1 Longitudes de onda de pico, centroide y nominal, y anchura a media altura correspondiente

Módulo 1 UV-Vis			
Longitud de onda (nm)			FWHM (nm)
Pico	Centroide	Nominal	
373	375.4	375	9.5
404	405.5	405	15
432	434.3	435	17
461	463.4	470	22
500	504.6	505	32
535	538.9	545	34
593	584.6	590	15
634	631.3	625	16.5
665	661.6	660	21
693	689.8	690	23.5
728	724.8	720	24
761	759.0	760	26
801	795.7	800	28
835	825.6	830	31
874	863.4	870	45
903	896.6	910	41
Módulo 2 IR			
Longitud de onda (nm)			FWHM (nm)
Pico	Centroide	Nominal	
955	957.9	960	51
1071	1058.7	1070	53
1202	1174.5	1200	88
1297	1274.2	1300	89
1451	1409.8	1450	122
1540	1495.1	1550	126
1630	1507.5	1720	111

Tal y como se puede observar el sistema multiespectral cuenta en total con 23 canales con anchuras a media altura que oscilan entre 9.5 y 45nm en el primer módulo y entre 51 y 126nm en el segundo. La separación entre los picos de emisión está alrededor de los 40nm en el primer módulo. Esta separación es mayor en el segundo módulo donde puede superar los 120nm, debido a la baja disponibilidad comercial de LEDs en este rango de longitudes de onda. Sin embargo, esto se ve compensado parcialmente por el ancho de emisión de los LEDs y el consiguiente mayor solapamiento entre los espectros.

Los LEDs están montados en una placa circular de manera que se disponen espacialmente para generar una iluminación directa y difusa sobre las escenas, como se muestra en la Figura 4.1 y Figura 4.6. La iluminación difusa se obtiene usando un filtro difusor delante de los LEDs de cada módulo de iluminación (Figura 4.6a). Las cámaras se colocan de forma que se puede capturar a través del agujero central del anillo que contiene los LEDs, con el fin de poder aprovechar al máximo la potencia de la iluminación. La Figura 4.6b muestra cómo están distribuidos los LEDs sobre la placa electrónica. La Figura 4.6c muestra a nivel esquemático su arreglo de acuerdo a su longitud de onda, de forma que cada color esquematiza una longitud de onda o tipo de LED. Como se puede observar hay 4 LEDs de cada tipo y están dispuestos sobre una circunferencia con separación angular de 90 grados entre ellos, de forma que se mejora la uniformidad de la iluminación proyectada sobre la muestra.

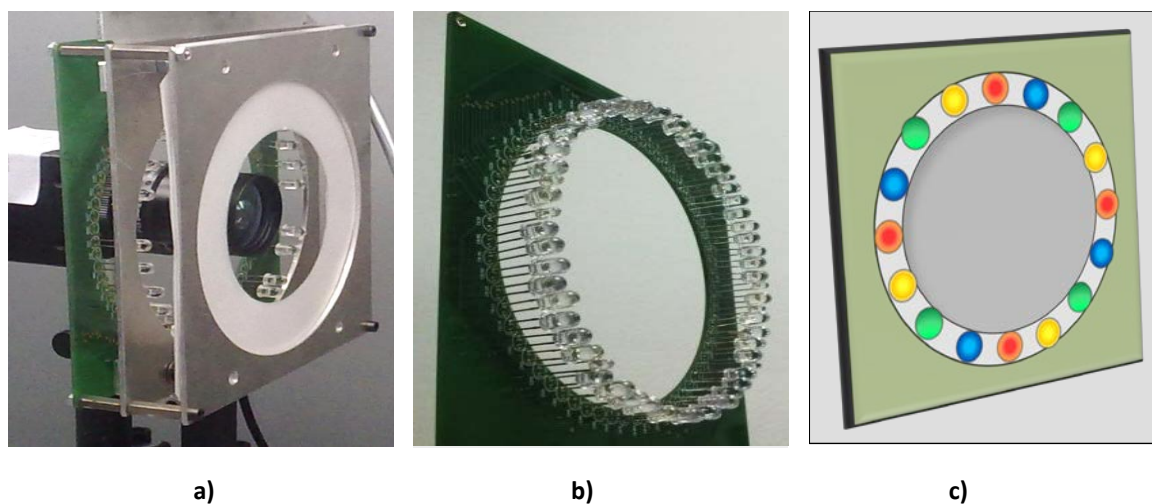


Figura 4.6 Disposición de los LEDs en los módulos de iluminación. a) Fotografía del sistema real y b) Distribución de los LEDs sobre la placa electrónica y c) Esquema ilustrativo de la disposición por longitudes de onda

La placa electrónica permite la alimentación estable de los LEDs y su conmutación desde el ordenador en sincronización con la adquisición de las imágenes mediante el uso de las cámaras digitales. En el apéndice C se pueden encontrar los detalles de los planos del diseño electrónico de la placa de control.

4.1.3 Caracterización temporal

Una de las características de los elementos LED es su cambio en emisión con la temperatura y variaciones de corriente. La temperatura en la unión del LED, que es la más influyente, es la de más difícil control externo por lo que el equipo necesita de un cierto tiempo de estabilización para poder dar

resultados repetibles y confiables. Así, la emisión de todos los grupos de LEDs fue caracterizada temporalmente en orden a establecer el tiempo necesario para obtener una iluminación constante sobre las muestras.

La Figura 4.7 contiene la curva de estabilización para uno de los LEDs usados en el sistema ($\lambda_p=535\text{nm}$). El cambio en porcentaje entre el pico de intensidad inicial y la zona de estabilización para los diferentes LEDs utilizados está entre un máximo de 6.19% y un mínimo de 1.79%. En el caso mostrado en la Figura 4.7 el cambio es de 5.43%, con la mayor parte de este cambio centrada en los primeros segundos. Este comportamiento se da de manera similar en los demás LEDs por lo que se espera entre 1 y 5 segundos dependiendo del grupo de LEDs considerado antes de que la cámara empiece a adquirir las correspondientes imágenes. Este tiempo se determina dependiendo del tipo de LED y considerando que el cambio en emisión durante los tiempos de exposición de las imágenes no sea mayor de un 1%. De esta forma se aseguran unas condiciones de iluminación de la muestra estables en la emisión e iguales entre tomas.

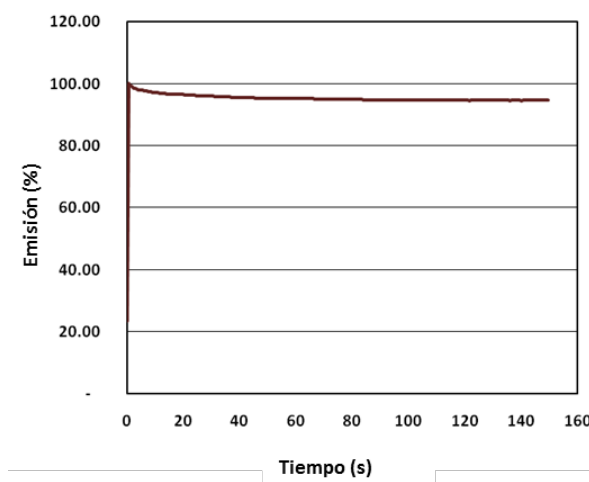


Figura 4.7 Curva de estabilización temporal en emisión para el LED de 535nm

4.1.4 Corrección de ruido y caracterización espacial

Tal y como se ha descrito en el capítulo 2, las fuentes de ruido inherentes al desempeño de un sensor de imagen CCD o InGaAs se pueden clasificar en dos tipos: temporales y espaciales. La contribución temporal al ruido se puede reducir por medio de promediado de imágenes. Esto es debido a que la mayoría de las fuentes de ruido aleatorio temporal siguen una estadística de Poisson. En este tipo de distribución estadística la desviación estándar disminuye con la suma de distribuciones del mismo tipo a una razón de $1/\sqrt{n}$, siendo n el número de distribuciones promediadas. Por tanto, el control del ruido aleatorio en las imágenes disminuye en esta razón con el número de capturas para promediar. En trabajos anteriores del grupo (de Lasarte, 2009) se mostró que promediados por encima de 20 imágenes no representaban cambios significativos en el ruido. En estas pruebas se usaban ganancias superiores a 2, lo que implica una magnificación del ruido en el mismo orden, por tanto para nuestro caso el número

de imágenes puede hacerse menor ya que usamos una ganancia de 1. Así, las imágenes presentadas corresponden al promedio de 10 imágenes de la misma escena a no ser que se indique lo contrario.

Por su parte, el ruido espacial no es posible reducirlo con un promediado y se requiere de una corrección espacial de la no-uniformidad. En este trabajo se ha aplicado un algoritmo de corrección diseñado en trabajos anteriores del grupo de investigación (de Lasarte et al., 2007) que se basa en la calibración lineal del detector por medio de dos imágenes: una imagen de campo oscuro (imagen oscura) y una imagen de campo uniforme (imagen base). El algoritmo de corrección lineal está dado por las ecuaciones 2.4 (Sección 2.1.1.2). En el caso de nuestro sistema el campo de iluminación no es uniforme debido a la iluminación LED que es bastante direccional, por lo tanto este procedimiento se encarga de corregir tanto el ruido espacial del sensor como la no uniformidad de la iluminación LED de cada uno de los canales. Por esta razón preferentemente se usa el nombre de imagen base en vez de imagen de campo uniforme.

La imagen base utilizada es la proveniente de la adquisición sobre una muestra patrón blanca, para cada uno de los canales espectrales del sistema. Para cada canal se usa un tiempo de adquisición diferente que se selecciona de manera que el nivel digital correspondiente al blanco patrón sea el máximo posible contenido en el rango lineal de respuesta de la cámara. De esta forma se asegura que se aprovecha al máximo el rango dinámico del sistema en todos los canales. Por su parte, la imagen oscura se obtiene cubriendo el sensor para no dejar que le llegue energía y adquiriendo imágenes para cada uno de los canales del sistema conservando los tiempos de exposición usados para adquirir la imagen base. La corrección de la no-uniformidad se consigue por la aplicación de dos matrices de ganancia y offset calculadas a partir de las imágenes base y oscura anteriores. La Figura 4.8 muestra esquemáticamente el resultado de la corrección en el canal de 461nm para una imagen sobre una muestra gris homogénea perteneciente al atlas de color Natural Color System (NCS S3000-N).

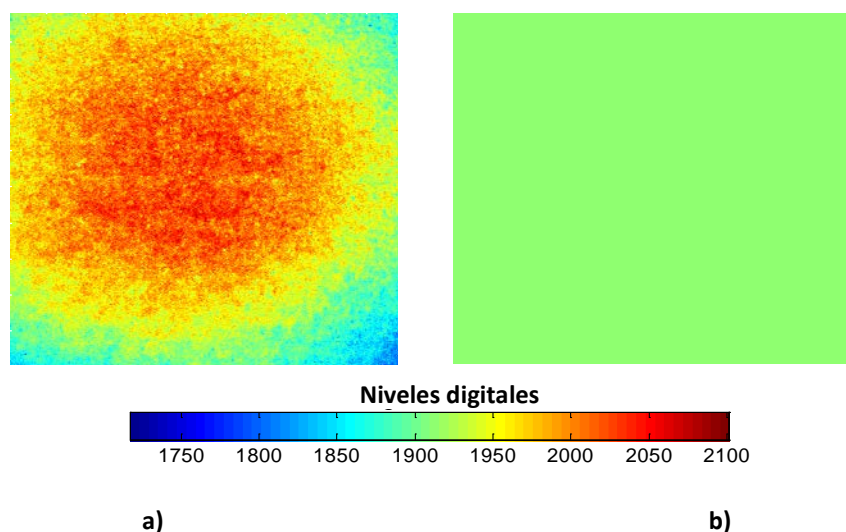


Figura 4.8. Corrección de la no-uniformidad espacial cuando se capta la imagen de una muestra gris homogénea del atlas de color Natural Color System (NCS S3000-N) para el canal de 461nm. a) Imagen original y b) imagen corregida

En este trabajo la calidad de la corrección se ha evaluado en términos de la no-uniformidad espacial de los niveles digitales asociados a los píxeles de una imagen, el cual puede ser cuantificado de diferentes maneras (Holst, 1998). En concreto, se ha usado el porcentaje de no-uniformidad espacial *SNUP* (Spatial Non-Uniformity Percentage) (de Lasarte et al., 2007) dado por la siguiente ecuación:

$$SNUP = 100 \cdot \frac{\sigma(\bar{I})}{\bar{I}}, \quad (4.1)$$

donde \bar{I} representa el nivel digital promedio sobre todos los píxeles en la imagen y $\sigma(\bar{I})$ es su desviación estándar asociada. El valor de *SNUP* de la Figura 4.8 es del 5.85% en la imagen original y del 0.12% en la imagen corregida, mostrando la efectividad del algoritmo. Los resultados para los demás canales son similares y se muestran en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2 Evaluación de la corrección de la no-uniformidad espacial en términos del *SNUP* (INC: Imagen No Corregida, IC: Imagen Corregida)

Canal Espectral (nm)	SNUP INC	SNUP IC	Canal Espectral (nm)	SNUP INC	SNUP IC
373	6.08	0.07	955	6.85	0.19
404	4.83	0.14	1071	8.06	0.24
432	6.15	0.27	1202	7.44	0.25
461	5.85	0.12	1297	7.36	0.22
500	7.87	0.16	1451	7.36	0.25
535	4.93	0.16	1540	7.94	0.25
593	6.09	0.20	1630	8.85	0.28
634	10.66	0.20			
665	6.53	0.19			
693	10.93	0.14			
728	7.02	0.27			
761	5.63	0.16			
801	10.34	0.33			
835	7.91	0.20			
874	7.50	0.13			
903	5.68	0.19			

4.2 VALIDACIÓN DEL SISTEMA: SIMULACIONES

El dispositivo experimental presentado en el apartado anterior se desarrolló fundamentalmente para analizar obras de arte, tal y como ya se ha comentado. Específicamente el objetivo es obtener espectros de reflectancia de diferentes regiones de las muestras con elevada resolución tanto espectral como espacial.

Así, para validar el sistema propuesto de forma preliminar se llevaron a cabo simulaciones de reconstrucción de espectros de reflectancia. De esta forma se pudo evaluar el desempeño del sistema en condiciones ideales en cuanto a la precisión de reconstrucción se refiere. Para ello se trabajó con el uso de las métricas siguientes: diferencias de color CIEDE2000 (sólo aplicables para el módulo 1 UV-Vis), RMSE y GFC (Sección 2.3.4). En estas simulaciones se usó el método computacional de estimación de espectros basado en el aprendizaje por pseudoinversa simple (Sección 2.3.2.2). Por otro lado, las curvas de reflectancia conocidas de 170 objetos comunes proporcionados por la Universidad de Nueva York (NYU) (Disponibles libremente en la página web <http://www.cns.nyu.edu/ftp/ltn/SSR/>) se usaron como espectros de reflectancia de entrenamiento y prueba. Estas curvas se limitan al rango visible del espectro, concretamente entre 400 y 700nm, por lo que se manipularon de manera que cubrieran los rangos de longitud de onda que cubre el sistema desarrollado en esta tesis. Esta manipulación consistía en la generación de la función espejo de los datos de cada espectro para conectarla al extremo de los datos iniciales y su posterior extrapolación para completar los datos en los rangos espectrales requeridos.

Los resultados de simulación obtenidos teniendo en cuenta estas premisas se proporcionan considerando tres condiciones diferentes: el sistema bajo condiciones ideales, bajo la influencia del ruido de error de cuantización digital, y finalmente, bajo la influencia conjunta del ruido de error de cuantización y de fuentes de ruido aleatorio de tipo aditivo.

Para simular el ruido debido a la cuantización, es decir, para obtener los niveles digitales simulados, se usó la ecuación (4.2) con la función *round* (disponible en Matlab®). Esta función opera proporcionando el entero más cercano al número que tiene como argumento.

$$ND_i = \text{round} \left(x_i \frac{ND_{\max}}{(x_i)_{\max}} \right), \quad (4.2)$$

donde ND_i es el nivel digital para cada canal y muestra, x_i es la respuesta teórica del sistema obtenida según la ecuación (2.8), ND_{\max} es el nivel digital máximo correspondiente a los bits de profundidad de digitalización del sistema. En este sistema hay 2 valores diferentes de ND_{\max} : 4095 para el módulo 1 UV-Vis que usa una cámara de 12 bits y un valor de 16383 para el módulo 2 IR que usa una cámara de 14 bits. Para simular la influencia del ruido aditivo aleatorio se sumó un término a las respuestas teóricas de la cámara.

$$x'_i = x_i + n, \tag{4.3}$$

donde x'_i es la respuesta de la cámara influenciada por el ruido aleatorio aditivo y n es el término proporcional de ruido introducido. Para las simulaciones se adicionó un término proporcional aleatorio de ruido de hasta el 2%. Este término se ha obtenido usando el generador de números aleatorios *rand* disponible en Matlab®.

Los resultados de las simulaciones para dos muestras específicas considerando las tres condiciones anteriores se muestran en las Figuras 4.9, 4.10 y 4.11. En las Tablas 4.3, 4.4 y 4.5 se proporciona la estadística de los resultados para todas las muestras analizadas considerando las mismas condiciones.

La Figura 4.9 muestra las reconstrucciones simuladas de un espectro de reflectancia en condiciones ideales del sistema multiespectral para los dos módulos desarrollados. Tal y como se puede observar la similitud entre curvas es muy elevada. Esto se confirma con los resultados numéricos de las métricas de evaluación mostrados en la Tabla 4.3. Mientras el módulo 1 UV-Vis tiene reconstrucciones muy precisas demostradas en todos los valores promedio de las métricas utilizadas, el módulo 2 IR tiene un desempeño muy bueno, pero con valores numéricos peores. Esto es razonable dada la diferencia en la cantidad de LEDs disponibles para cada módulo, 16 para el primero y 7 para el segundo.

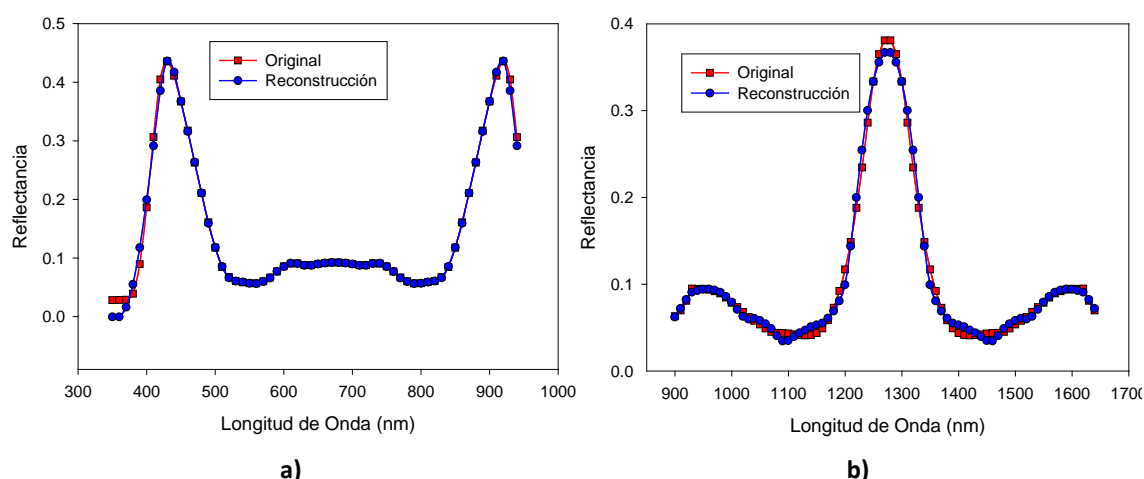


Figura 4.9. Reflectancias originales y reconstruidas para dos muestras asumiendo condiciones ideales en el sistema propuesto. a) Resultados para el módulo 1 UV-Vis. b) Resultados para módulo 2 IR

Tabla 4.3 Resultados de simulación bajo condiciones ideales en términos de las métricas de evaluación

	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	0.01	0.16	1.0000	0.96	0.9991
Mínimo	1.25e-3	3.72e-3	0.9991	0.04	0.9899
Máximo	0.09	0.81	1.0000	4.16	1.0000

En la Figura 4.10 y la Tabla 4.4 se muestran los resultados de las simulaciones en términos de las métricas de evaluación bajo condiciones de ruido por error de cuantización. Se puede observar que ambos módulos mantienen un buen desempeño en estas condiciones. Específicamente en las reconstrucciones representadas en la Figura 4.10 no se hace notorio un cambio con respecto a lo que se muestra en la Figura 4.9. Sin embargo, se puede ver según las métricas de la Tabla 4.4 que el primer módulo sufre un ligero cambio mientras que el segundo se mantiene constante. Esto se debe a la diferencia en profundidad de bits de los sensores correspondientes.

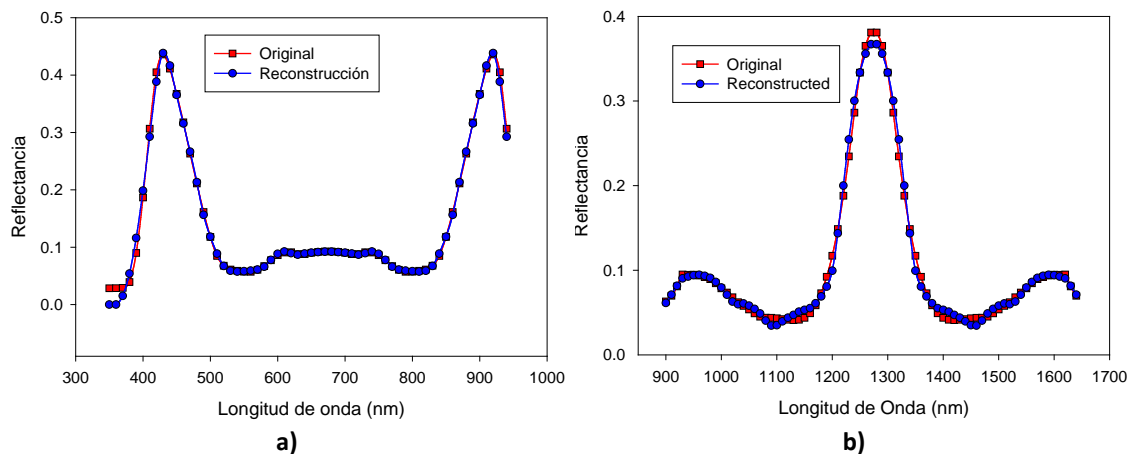


Figura 4.10 Reflectancias originales y reconstruidas para dos muestras bajo condiciones de ruido por error de cuantización. a) Resultados para el módulo 1 UV-Vis. b) Resultados para el módulo 2 IR

Tabla 4.4 Resultados de simulación en términos de las métricas de evaluación considerando condiciones de ruido por error de cuantización

	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	0.08	0.26	0.9999	0.96	0.9991
Mínimo	0.01	0.06	0.9940	0.06	0.9899
Máximo	0.81	1.32	1.0000	4.16	1.0000

En la Figura 4.11 y la Tabla 4.5 se muestran las curvas de reflectancia de las muestras y los valores de las métricas de evaluación del conjunto completo de reflectancias considerando la influencia de ruido aditivo aleatorio del 2% y de ruido por error de cuantización. Dados los resultados de la Tabla 4.4 que muestran la baja influencia del ruido por error de cuantización, las diferencias que se pueden encontrar en la Tabla 4.5 son atribuibles principalmente al ruido aditivo aleatorio. Esta tabla muestra de nuevo que el módulo 2 IR tiene una menor precisión en las reconstrucciones, algo que era esperable dada la ya mencionada diferencia en la disponibilidad de LEDs y los anchos de emisión espectral de estos componentes. En ambos módulos los valores promedio de RMSEx100 son bajos, cercano a 1 en el módulo 1 UV-Vis y cercano a 2 en el módulo 2 IR. De igual manera los valores de GFC confirman un buen desempeño del sistema aún en estas condiciones simuladas de ruido con valores de 0.9995 y 0.9976 para el primer y el segundo módulo, respectivamente. Además de la evaluación espectral, los resultados

en términos de diferencia de color también revelan un muy buen desempeño colorimétrico del sistema. Solamente bajo la influencia del ruido aleatorio aditivo la diferencia de color promedio que se obtiene es del orden de una unidad.. Este valor de diferencia de color se considera como pequeño dentro de los estándares.

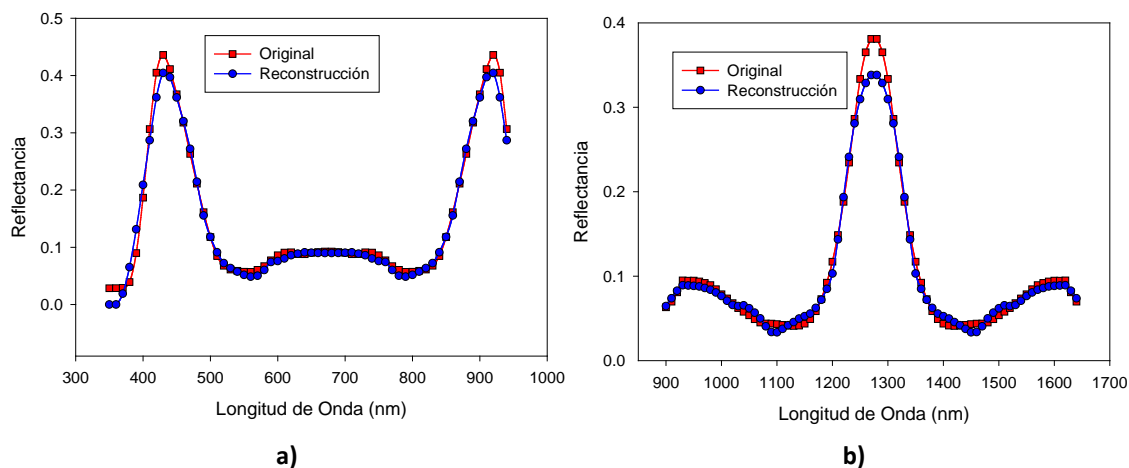


Figura 4.11 Reflectancias originales y reconstruidas para dos muestras bajo condiciones de ruido por error de cuantización y ruido aditivo aleatorio. a) Resultados para el primer módulo. b) Resultados para el segundo módulo

Tabla 4.5 Resultados de simulación en términos de las métricas de evaluación considerando condiciones de ruido por error de cuantización y por ruido aditivo aleatorio

	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	1.01	1.17	0.9995	2.11	0.9976
Mínimo	0.20	0.11	0.9962	0.10	0.9790
Máximo	3.03	3.11	0.9999	9.45	0.9997

En general se puede afirmar que las simulaciones llevadas a cabo muestran que el sistema presenta un buen desempeño si se considera bajo condiciones ideales de trabajo. El efecto del proceso de cuantización digital es despreciable para el segundo módulo, mientras que, como era de esperar, se hace más notorio en el primer módulo, aunque aun así los resultados continúan siendo muy buenos. Para la condición de ruido aleatorio, el desempeño del sistema decae pero es todavía bueno. De hecho, en términos de la evaluación colorimétrica dada en el primer módulo, la diferencia de color promedio se mantiene cercana a 1. Comparativamente, según las métricas del RMSE y GFC, el módulo 2 IR tiene menor precisión que el módulo 1 UV-Vis. Este hecho está relacionado directamente a la menor cantidad de elementos LED disponibles en el rango de longitudes de onda comprendido por el módulo 2 IR.

4.3 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES: MÉTODOS E INTERFACES COMPUTACIONALES

Para la adquisición completa de las imágenes multiespectrales de una muestra, su procesado, visualización y acceso a espectros, se han implementado diferentes algoritmos a través de interfaces computacionales. Éstas se describen junto con los métodos y el procedimiento de adquisición en este apartado.

4.3.1 Adquisición de imágenes

Anteriormente a la adquisición de las imágenes propiamente dicha, se lleva a cabo una calibración para cada uno de los canales del sistema tomando imágenes de corriente oscura y de un blanco de referencia que servirá como imagen base en la corrección de la no-uniformidad espacial, tal y como se ha comentado anteriormente. Estas imágenes se capturan con tiempos de exposición propios de cada canal espectral, ajustados de acuerdo a la consideración de trabajar sobre la zona lineal de respuesta de la cámara aprovechando al máximo el rango dinámico de cada canal. Además, para la adquisición con la cámara CCD se fija un nivel de offset de 2200 (rango 0-4095), que equivale a un ND de 150 y una ganancia de 1 que garantiza que la imagen de corriente oscura sea diferente de cero, lo que ayudará a que la corrección de la no-uniformidad sea óptima. Estos parámetros no son modificables en la cámara InGaAs, como ya se mencionó. Estas mismas condiciones se mantienen posteriormente para la adquisición de las imágenes espectrales de una muestra cualquiera.

El procedimiento anterior se lleva a cabo a través de las interfaces de control de las cámaras y conjuntos de LEDs para el módulo 1 UV-Vis (Figura 4.12) y para el módulo 2 IR (Figura 4.13). Con la interfaz del módulo 1 UV-Vis se controlan los parámetros de tiempo de exposición, offset y ganancia de la cámara CCD así también como los LEDs pertenecientes a este módulo en cuanto a cuáles de ellos se encienden, el tiempo de encendido y potencia. También permite la visualización en continuo de video y la adquisición de imágenes individuales, promedios y secuencias de imágenes. Para determinar los tiempos de exposición adecuados para cada canal espectral, se ha adaptado el algoritmo de auto exposición descrito por Vuong et al. (Vuong et al., 2008). De esta manera se asegura que los ND para la imagen de cualquier muestra están dentro del intervalo 5%-90% del ND máximo, lo que garantiza la linealidad de la respuesta de la cámara.

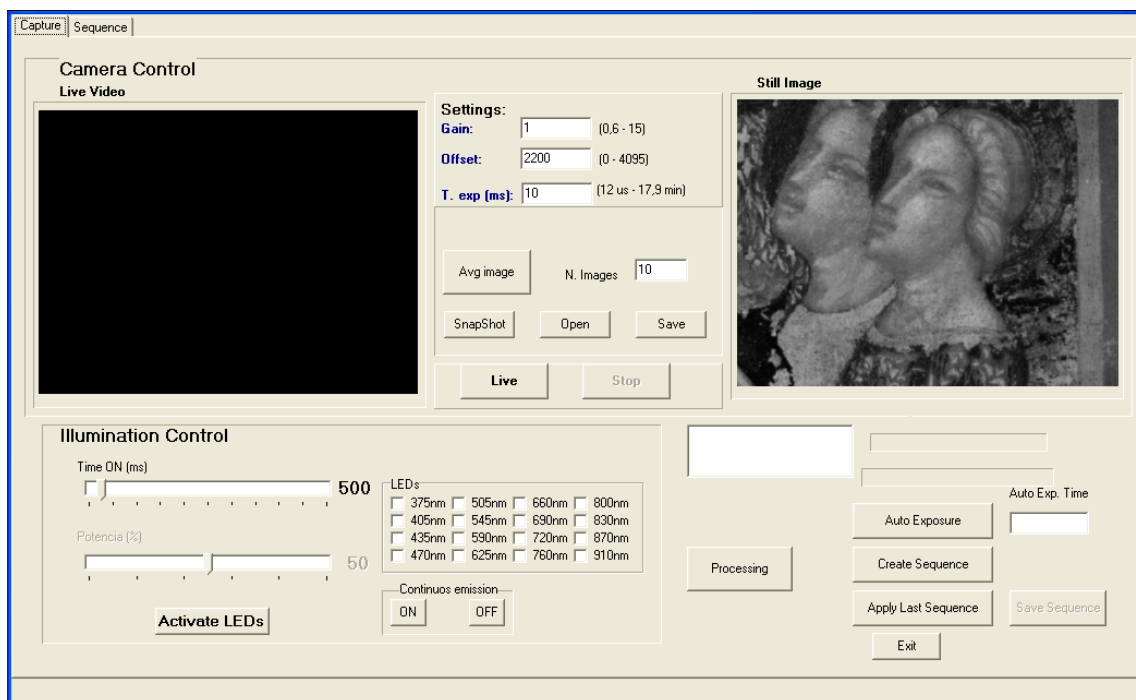


Figura 4.12 Interfaz de la aplicación desarrollada para el control sincronizado de la adquisición de imágenes y la iluminación LED en el módulo 1 UV-Vis (Implementada en C++)

Con la interfaz del módulo 2 IR (Figura 4.13) se pueden realizar las mismas tareas que con la interfaz del módulo 1 UV-Vis, excepto el control de ganancia y offset. Además, ya que el rango de tiempos de exposición posibles para esta cámara se limita a 0.1-15ms también se pueden realizar integraciones de varias tomas de acuerdo a las necesidades.

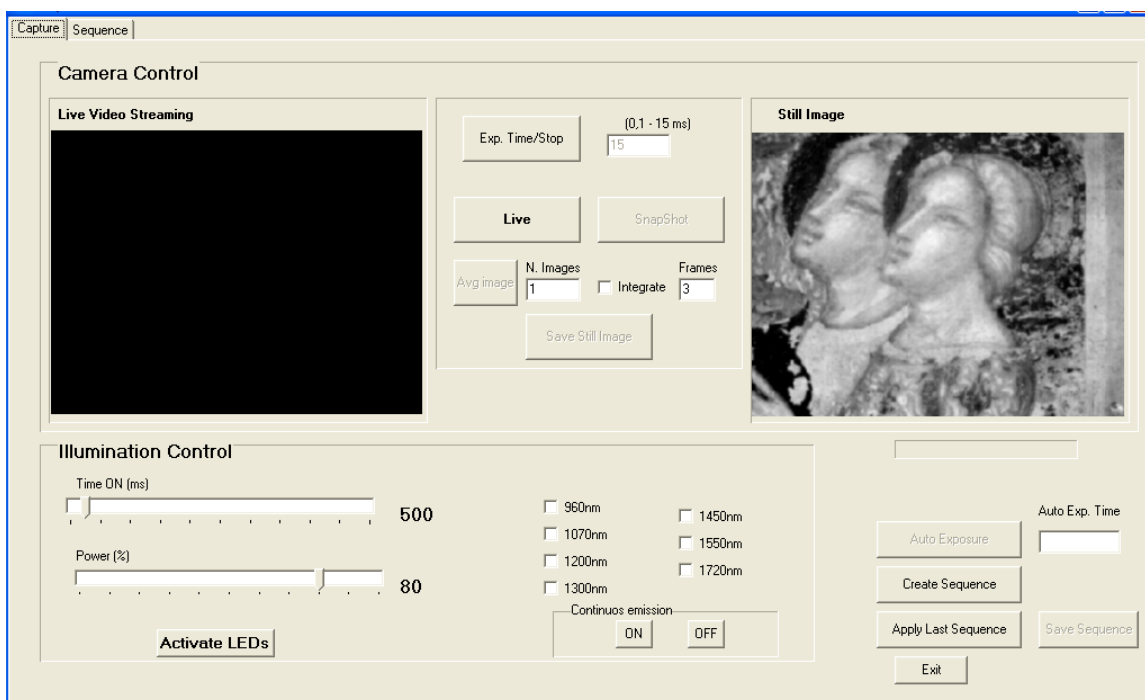


Figura 4.13 Interfaz de la aplicación desarrollada para el control sincronizado de la adquisición de imágenes y la iluminación LED en el módulo 2 IR (Implementada en C++)

Para la adquisición de una secuencia total de imágenes espectrales de una muestra se tiene un menú diferente dentro de las interfaces anteriores (Figura 4.14). Allí se introducen los tiempos de exposición, número de imágenes de promediado y los parámetros de ganancia y offset que se han determinado como adecuados con anterioridad. Una secuencia de adquisición de imágenes espectrales se inicia encendiendo el LED de longitud de onda de pico 373nm, esperando el tiempo de estabilización correspondiente (tiempo denotado como Delay en la interfaz) y posteriormente adquiriendo la imagen. Este proceso se repite ascendentemente hasta conseguir recorrer todas las longitudes de onda del sistema.

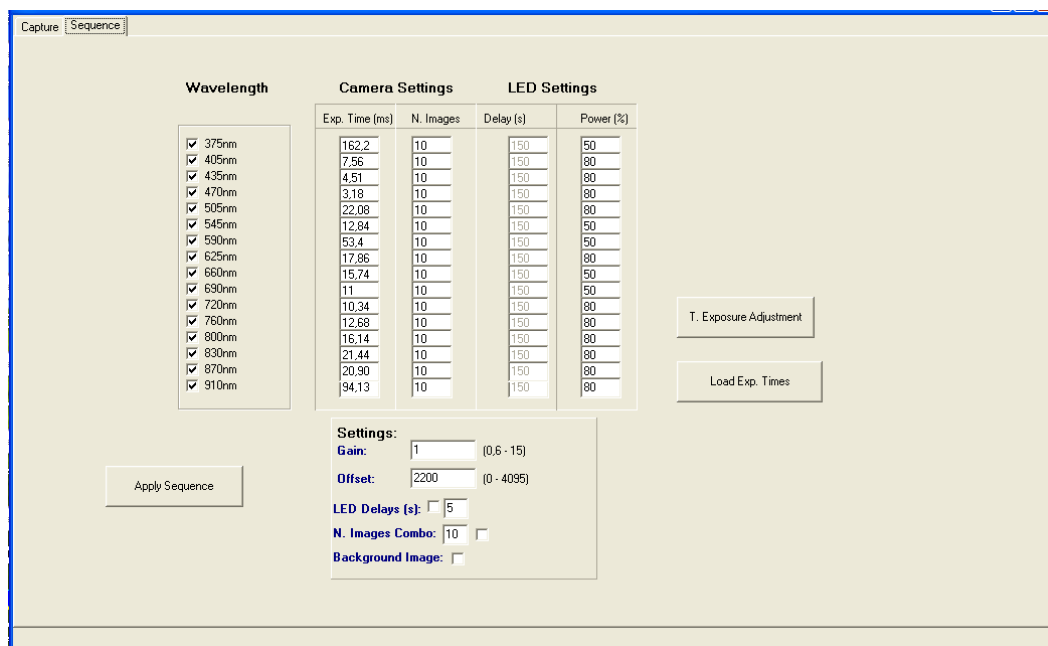


Figura 4.14 Interfaz del menú de configuración para la adquisición de una secuencia de imágenes espectrales en el módulo 1 UV-VIs (Implementado en C++)

En estas imágenes espectrales adquiridas, las ópticas y distancias de trabajo se han ajustado para que el campo máximo detectado sea de $25 \times 25 \text{cm}^2$, el cual corresponde al área superficial del blanco de referencia BN-R98-SQ10C con que se cuenta en el laboratorio. Éste es un estándar de reflectancia difusa de material sintético ODM98 fabricado y comercializado por la empresa Gigahertz Optik GmbH, que ofrece una reflectancia hasta del 98% en un rango de 250-2500nm, con una calibración trazable (<http://www.gigahertz-optik.de/16-1-Light+-+Measurement+Standards+and+Services.html>). La Figura 4.15 muestra la función de reflectancia dada por el fabricante para este blanco de referencia.

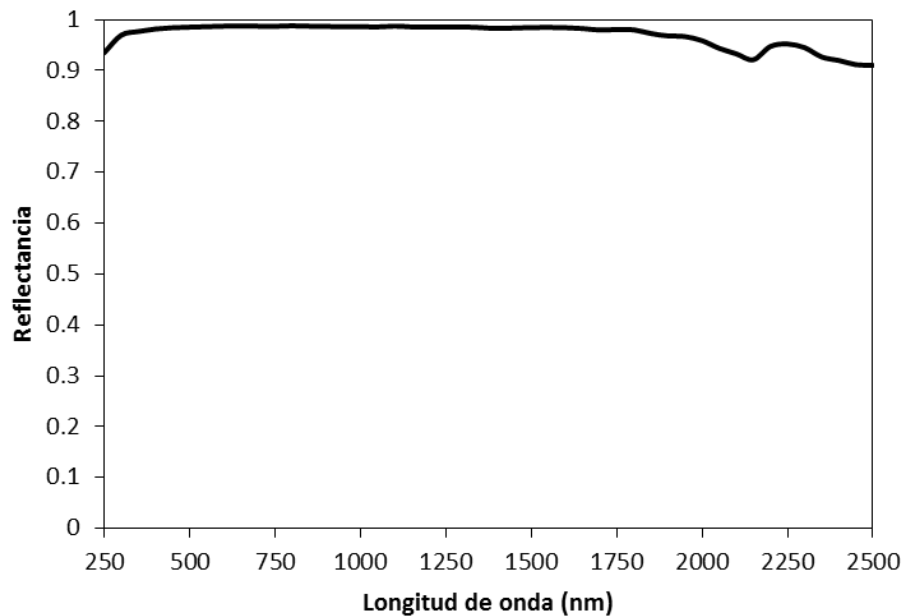


Figura 4.15 Gráfica de reflectancia para el blanco de referencia BN-R98-SQ10C proporcionada por el fabricante

Más adelante, con estos datos de las imágenes espectrales se llevan a cabo diferentes procesamientos que son necesarios. El primero es la corrección de la no-uniformidad espacial en las imágenes. Para ello se tiene la interfaz de la Figura 4.16 que realiza de manera automática el procedimiento para todos los canales y permite la visualización del resultado de la corrección.

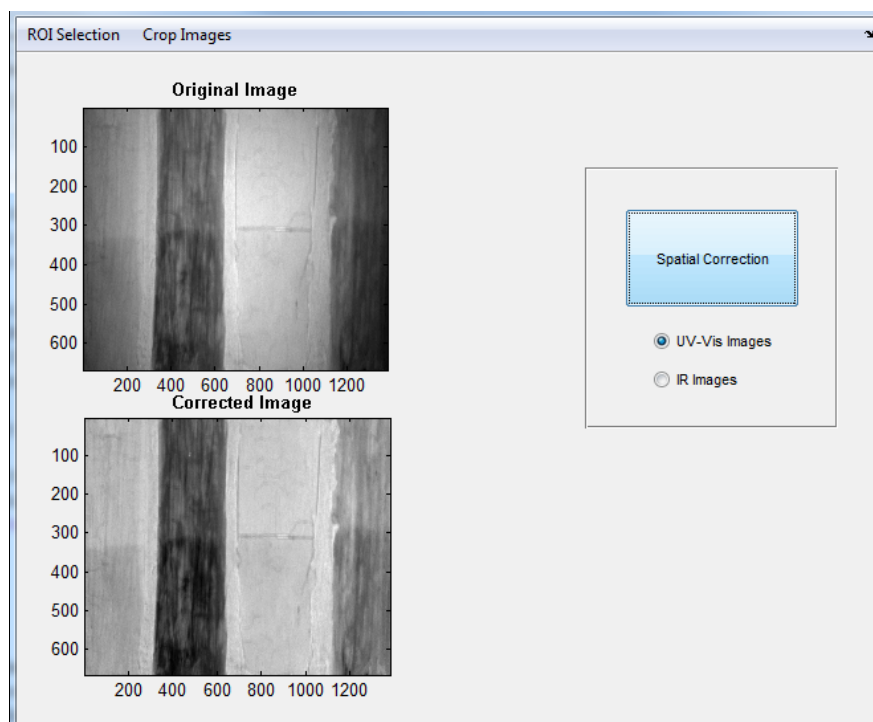


Figura 4.16 Interfaz para la corrección de la no-uniformidad espacial en las imágenes espectrales (Implementada en Matlab®)

Otra interfaz útil que se ha desarrollado es la que se enseña en la Figura 4.17 que se utiliza para abrir y visualizar las imágenes espectrales que provienen de la cámara en formato raw y también para la conversión de éstas a formatos .tif, .png o .jpg, lo que facilita su transferencia y visualización en otras plataformas.

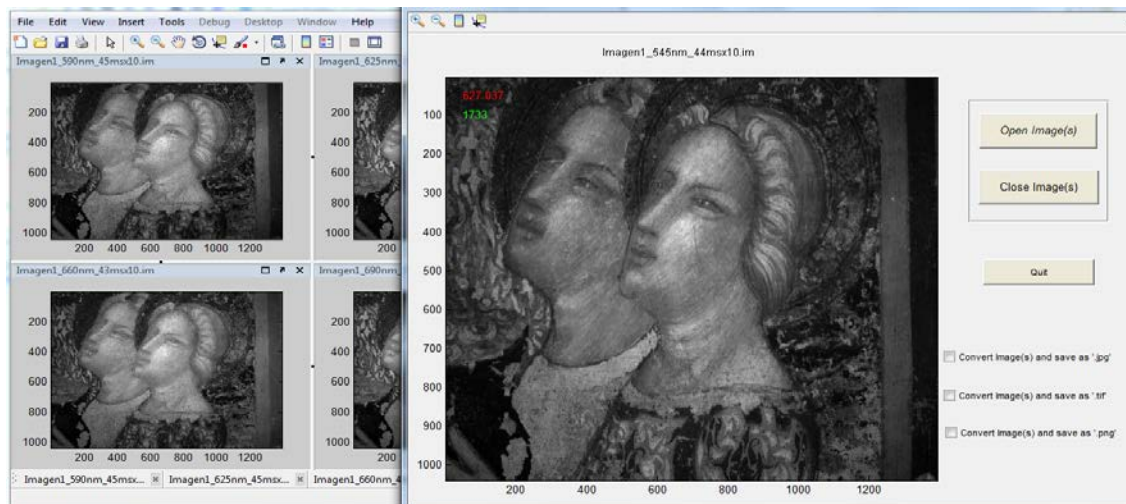


Figura 4.17 Interfaz para visualización de imágenes espectrales generadas en el sistema (Implementada en Matlab®)

Con los pasos anteriores se adquiere el conjunto de datos necesarios de una muestra y se da un procesamiento básico de acuerdo a la calibración en el sistema. La Figura 4.18 muestra el resultado del proceso de adquisición y corrección en el conjunto total de imágenes para una muestra concreta, que finaliza con la obtención de un conjunto de 23 imágenes espectrales, llamadas también cubo de datos.

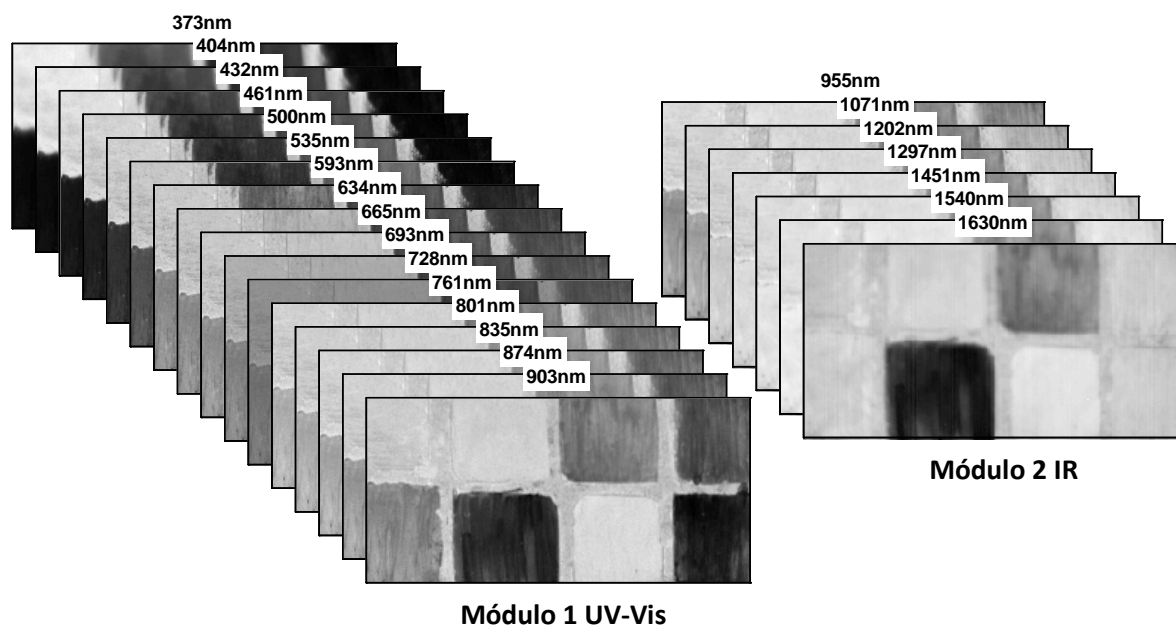


Figura 4.18 Cubo de datos para una muestra dividido en los rangos producidos por cada módulo de adquisición (en total 23 imágenes espectrales)

4.3.2 Implementación de métodos de reconstrucción espectral

Los datos anteriores requieren de ciertos procedimientos computacionales para acceder a los espectros píxel a píxel. Como se mostró en la sección 2.3 existen diversos métodos para este objetivo. En este trabajo se implementaron tres, cada uno de ellos perteneciente a una de las subdivisiones principales del conjunto total de métodos presentados en el estado del arte: Un método de interpolación, un método de los basados en el modelo de adquisición y un método de los llamados empíricos o basados en el aprendizaje.

El método de interpolación usado es la interpolación por splines (Interp) (sección 2.3.1) elegido por su naturaleza de asegurar la continuidad de la función y sus derivadas, de forma que produce curvas espectrales suaves similares a las curvas espectrales típicas de muestras reales. Además no requiere entrenamiento lo que hace que su implementación sea muy simple y práctica para aplicaciones reales.

El segundo método es un método basado en el modelo de adquisición y es denominado de pseudoinversa indeterminada (PSE-I). En éste se necesita de un conjunto de entrenamiento que se usa para estimar las características espectrales del sistema, a partir de cuál se accede a los espectros estimados mediante la inversión del modelo de adquisición (sección 2.3.2.1). Este método se implementa como muestra válida de los conceptos implicados en el modelo de adquisición, a pesar de que se reconocen limitaciones prácticas ya mencionadas en la literatura, como por ejemplo el ruido. Para solventar estas limitaciones se implementaron herramientas que mejoran su desempeño, tal y como se detallará brevemente más adelante.

Por último, el método de estimación basado en aprendizaje es el denominado pseudoinversa simple (PSE) en el que se requiere de un entrenamiento previo usando un conjunto de reflectancias conocidas y sus respectivas respuestas digitales (sección 2.3.2.2). Este método ha sido comúnmente usado en la reconstrucción en sistemas multiespectrales y ha mostrado un buen desempeño cuando la elección de los conjuntos de entrenamiento es la adecuada.

Tal y como se ha mencionado anteriormente, en el método PSE-I la estimación es inestable y sensible al ruido, por lo que requiere un análisis anterior a su uso directo. El método de autovectores principales (ecuaciones 2.14 - 2.16) se emplea para controlar la inestabilidad del método en las reconstrucciones. Esto se logra incluyendo sólo los autovectores correspondientes a los valores singulares más significativos en la descomposición SVD de la matriz de entrenamiento. En las reconstrucciones, el número de valores singulares elegido se denota por s (ecuación 2.16), y se elige considerando un compromiso entre control del ruido o inestabilidad en la reconstrucción y la representación de las características de los espectros reconstruidos. Además, al hacer esta elección es útil apoyarse en la idea usada en el método PCA (PCA y SVD son métodos matemáticamente y conceptualmente ligados (Renkjunong, 2007; Shlens, 2009)) de usar el porcentaje de la suma acumulada de los valores singulares para evaluar la varianza retenida al considerar un número u otro de los mismos. La Figura 4.19 muestra la evolución de esta suma acumulada para dos conjuntos diferentes de reflectancias de

entrenamiento en los rangos de cada módulo del sistema: la carta GretagMacbeth ColorChecker Color Rendition (CCCR) y un conjunto de muestras preparadas con pigmentos típicos usados en pinturas artísticas. Ambos conjuntos de muestras se detallan más adelante puesto que se usaran posteriormente para evaluar el desempeño del sistema (ver Apartado 4.4.1).

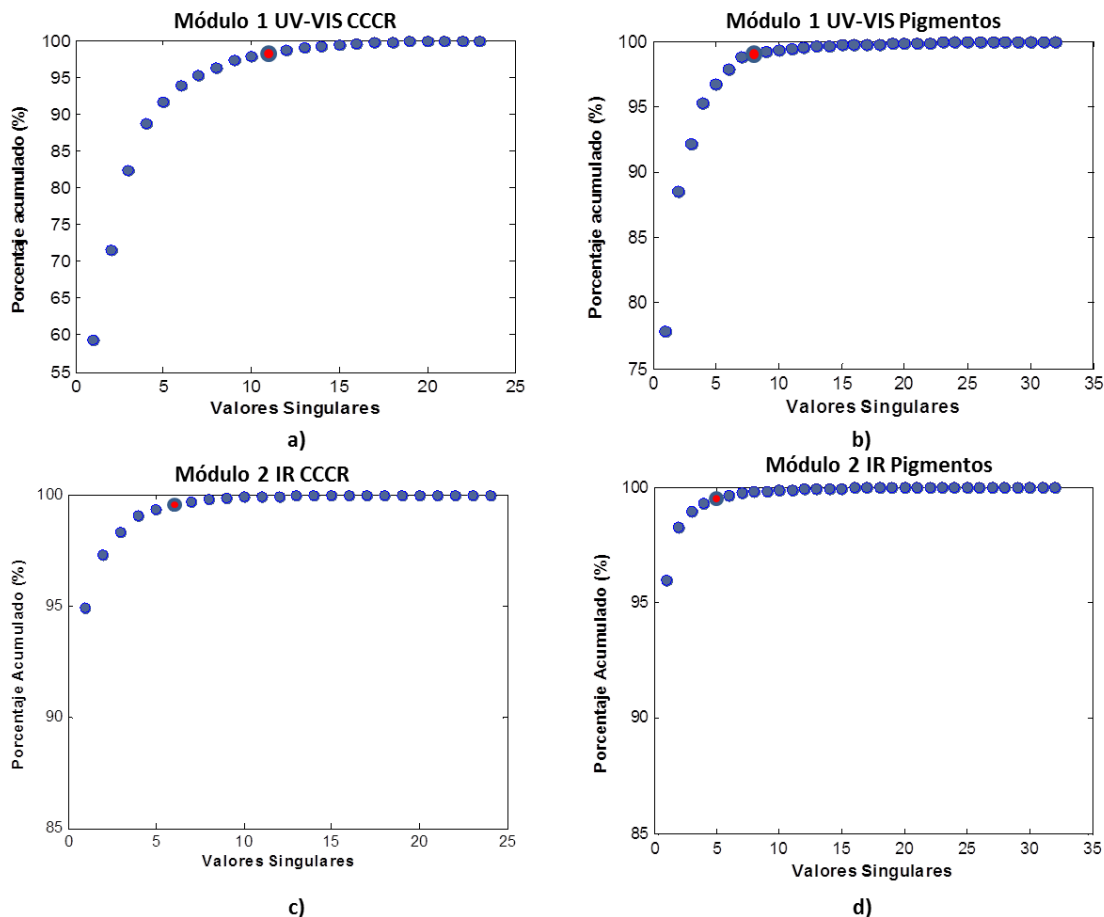


Figura 4.19 Porcentaje acumulado de representación para los valores singulares en la descomposición SVD de matrices de entrenamiento. a) Para los datos de la carta CCCR en el rango del módulo 1 UV-Vis b) Para los datos de las muestras de pigmentos en el rango del módulo 1 UV-Vis c) Para los datos de la carta CCCR en el rango del módulo 2 IR d) Para los datos de las muestras de pigmentos en el rango del módulo 2 IR

En esta figura se observa la variabilidad de estos dos conjuntos de muestras de entrenamiento según la región espectral analizada y se confirma que unos pocos valores singulares recogen un gran porcentaje de la suma acumulada de representación, especialmente en la región espectral que cubre el módulo 2 IR. Los puntos rojos en las gráficas de la figura denotan los valores de s elegidos en los conjuntos de entrenamiento para obtener las reconstrucciones posteriores de este trabajo. El valor para la Figura 4.19a es de $s=11$ (98.35%), de $s=8$ para la b (99.02%), de $s=6$ para la c (99.51%) y de $s=5$ para la d (99.49%). Dichos valores se eligieron porqué recogen una alta variabilidad de los datos, superior al 98% en todos los casos, a la vez que se descartan los valores singulares que influyen más en la inestabilidad de las reconstrucciones asegurando que las reconstrucciones que se consiguen sean fieles y estables.

La Figura 4.20 es un ejemplo del efecto en la calidad de la reconstrucción con el método PSE-I para una muestra de un pigmento de color amarillo ocre utilizado en arte cuando hay una selección diferente del valor s . El comportamiento es generalizado para todo el conjunto de las muestras. El valor de s es de 8 y 18 para los casos presentados.

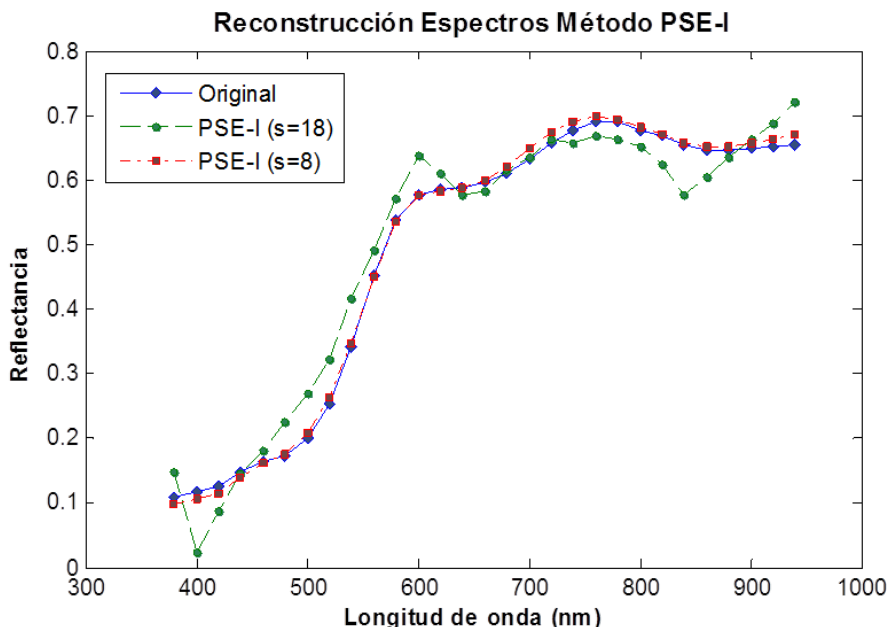


Figura 4.20 Ejemplo de reconstrucción de espectros con el método PSE-I sobre una muestra de pigmento de color amarillo ocre, mostrando el efecto del método de autovectores principales para el control de la estimación a través del número s de valores singulares. Los valores de s se denotan entre paréntesis

La aplicación de los métodos de reconstrucción anteriores sobre imágenes de muestras de entrenamiento homogéneas con reflectancias conocidas se lleva a cabo mediante la interfaz de la Figura 4.21. Las imágenes de entrenamiento allí usadas provienen de un proceso de selección y recorte ya que por lo regular pertenecen a una imagen mayor, por ejemplo a una carta de colores (para la selección, recorte y ordenamiento de estas imágenes se desarrollaron otras aplicaciones adicionales). En esta aplicación los valores digitales usados en los cálculos como las respuestas del sistema o las reflectancias conocidas son los promedios aritméticos de las imágenes homogéneas de entrada. A partir de estos valores se generan los operadores de transformación entre respuestas digitales del sistema y reflectancias para cada método de estimación, excepto para el método de interpolación que no requiere de dicho entrenamiento. Además, con esta aplicación computacional se manipulan los conjuntos de entrenamiento, se evalúa y comparan los métodos de reconstrucción, entre otras acciones.

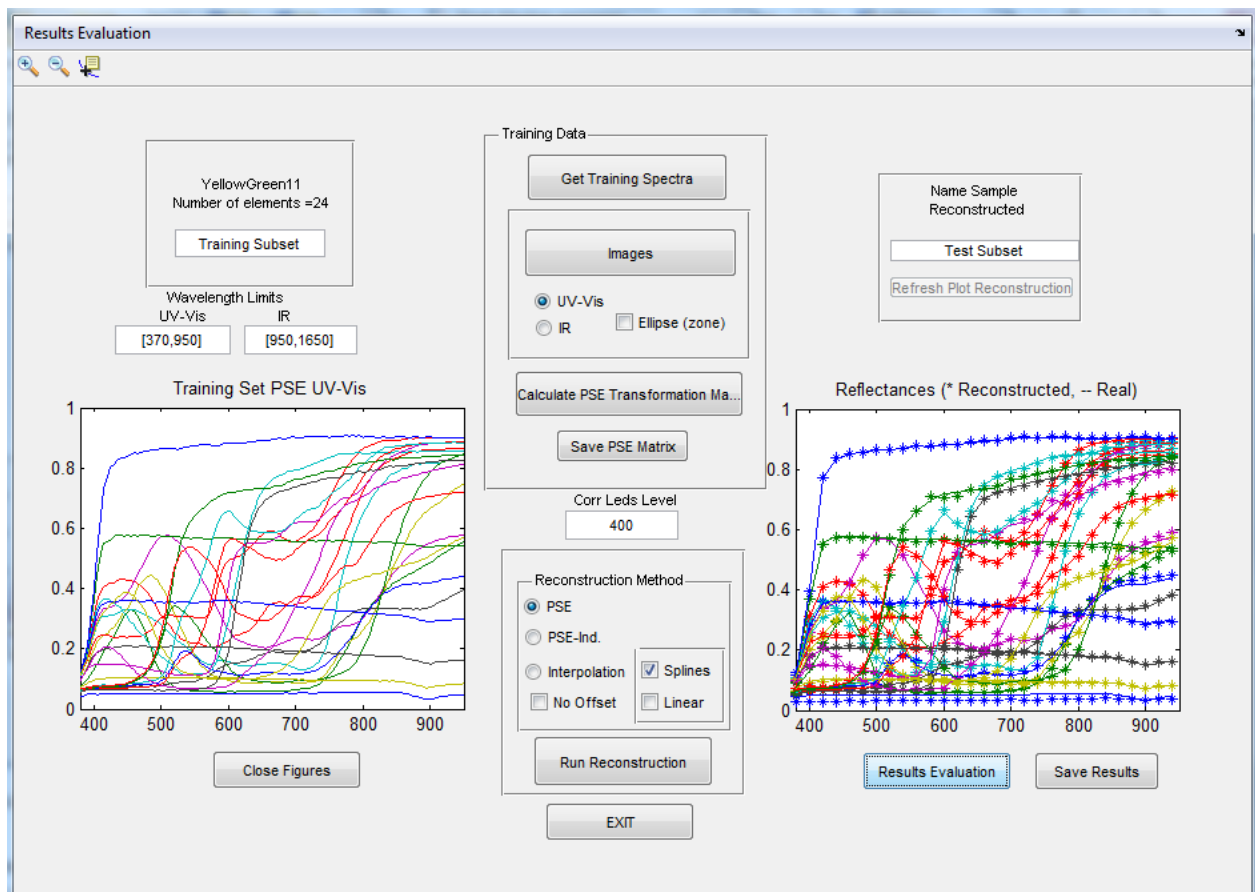


Figura 4.21 Interfaz con implementación de métodos de reconstrucción de espectros en imágenes homogéneas (Implementada en Matlab®)

La Figura 4.22 corresponde al menú de evaluación de resultados en la aplicación computacional anterior, donde se dan los resultados de las reconstrucciones espectrales por muestras individuales o en conjunto, además de mostrar los valores de las métricas CIEDE2000, RMSE y GFC, su distribución y valores estadísticos básicos.

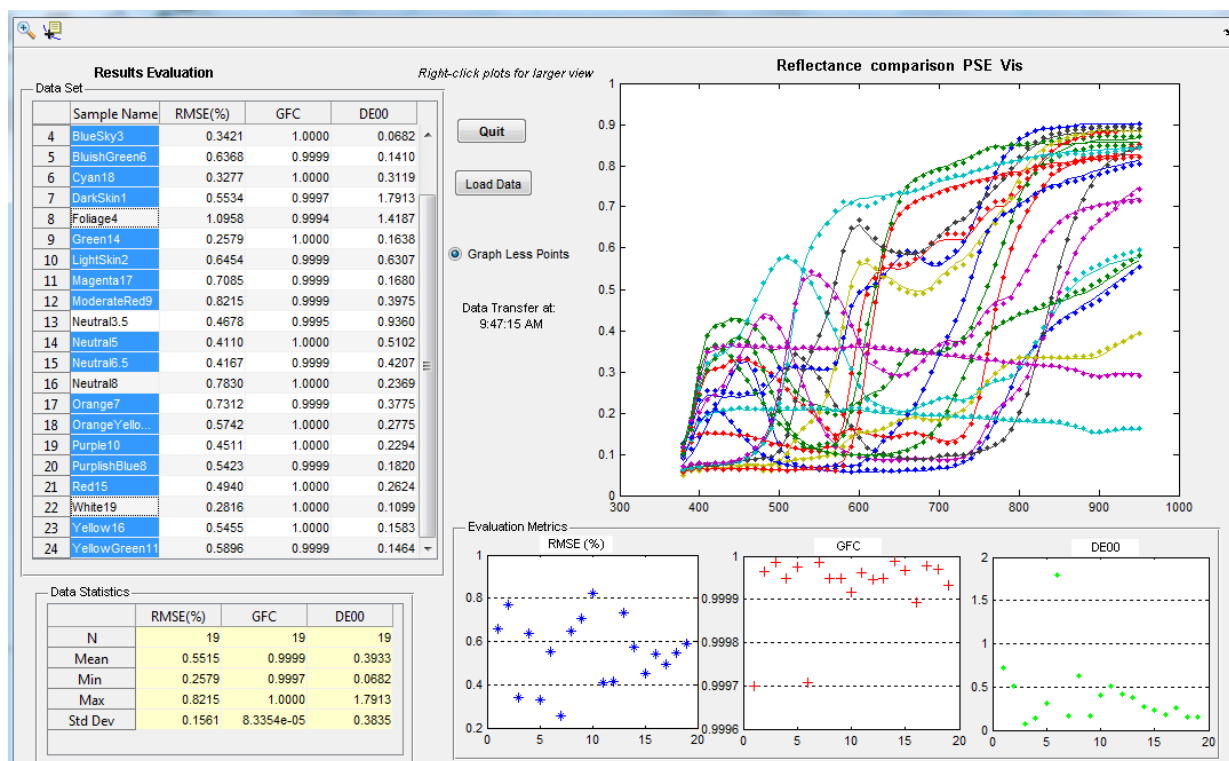


Figura 4.22 Interfaz del menú de evaluación de resultados de reconstrucción de espectros en los conjuntos de entrenamiento, imágenes homogéneas y reflectancias conocidas, utilizando los métodos de interpolación por splines, pseudoinversa indeterminada y de pseudoinversa simple (Implementada en Matlab®)

4.3.3 Reconstrucción y visualización de espectros en muestras desconocidas

Los pasos anteriores proporcionan las imágenes espectrales, las imágenes base y oscura de la calibración para cada canal, y los operadores que permiten la reconstrucción de los espectros de acuerdo a un entrenamiento dado, si éste es necesario. A partir de toda esta información se puede acceder a la información espectral píxel a píxel sobre las imágenes de una muestra desconocida.

Con la interfaz de la Figura 4.23 se pueden visualizar las imágenes espectrales de cualquier muestra, seleccionar en ella una región (desde uno hasta varios píxeles) y calcular su espectro de reflectancia. La imagen visualizada en la interfaz puede ser la representación RGB o uno de los canales de la muestra. La imagen RGB se genera al tomar los canales espectrales de 634nm para el canal R, 535nm para el G, y 461nm para el canal B, de entre el conjunto total de canales espectrales del sistema. Así mismo, se pueden abrir el conjunto total de imágenes espectrales, una selección de ellas o también la misma imagen RGB individual en una pantalla independiente de la interfaz. Por otro lado, si se elige usar dos métodos de reconstrucción a la vez, se pueden comparar los resultados de reconstrucción entre éstos tanto gráficamente como mediante las métricas CIEDE2000, RMSE y GFC. En el caso de reconstrucciones en el rango UV-Vis también se obtienen los valores CIE $L^*a^*b^*$ de los píxeles seleccionados.

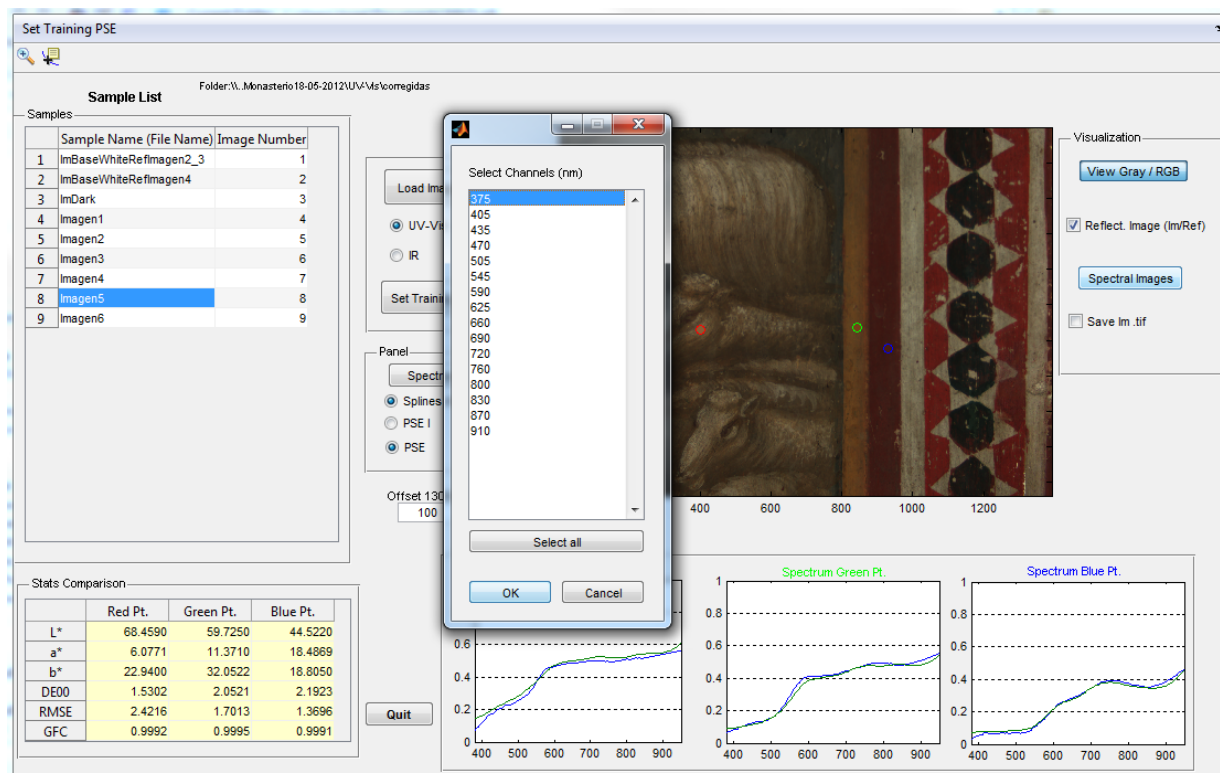


Figura 4.23 Interfaz computacional para la reconstrucción y visualización de espectros píxel a píxel sobre una imagen multiespectral (Implementada en Matlab®)

4.4 RESULTADOS DE RECONSTRUCCIÓN ESPECTRAL

4.4.1 Aplicación en muestras de color homogéneas

Para evaluar de forma preliminar el desempeño del sistema en la reconstrucción de espectros de reflectancia sobre muestras reales se han utilizado como conjuntos de entrenamiento y prueba la carta GretagMacbeth ColorChecker Color Rendition (CCCR) y un conjunto de muestras generadas usando pigmentos típicos empleados en pintura artística.

4.4.1.1 Carta de color CCCR

La carta CCCR consta de 24 muestras simulando colores naturales así como los primarios RGB y CMYK. Ésta se puede observar en la Figura 4.24 en la que se muestran la imagen RGB y las 23 imágenes espectrales obtenidas con el sistema multiespectral. El punto rojo de la imagen RGB de esta figura señala la muestra de color verde amarillento que más adelante se toma como ejemplo para comparar gráficamente los métodos de reconstrucción.

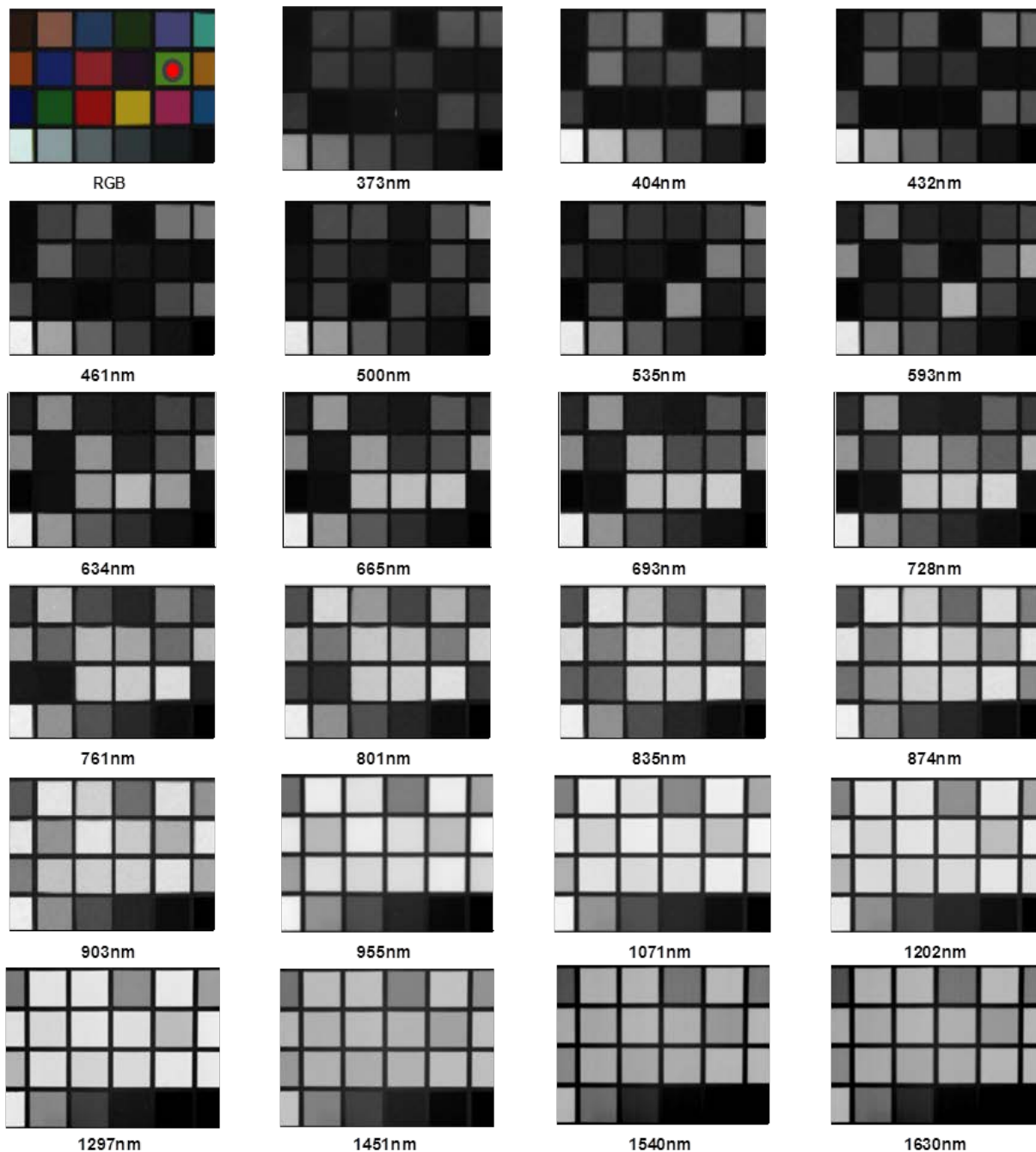


Figura 4.24 Imagen RGB e imágenes espectrales para los 23 canales de la carta CCCR (Punto rojo: señala la zona de color homogénea a la que pertenece el espectro usado de ejemplo en las gráficas de comparación posteriores)

La Figura 4.25 presenta los espectros de reflectancia para cada una de las muestras de la carta CCCR, divididos en los rangos de cada módulo del sistema. Estos espectros fueron medidos con el espectrómetro Spectro 320 R5 del fabricante Instruments Systems® con el accesorio ISP80.

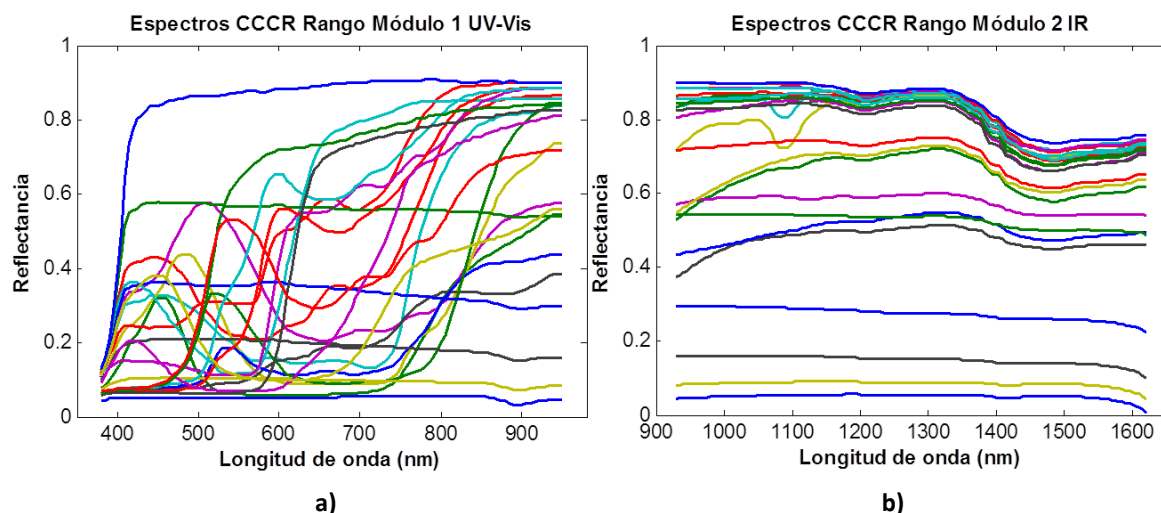
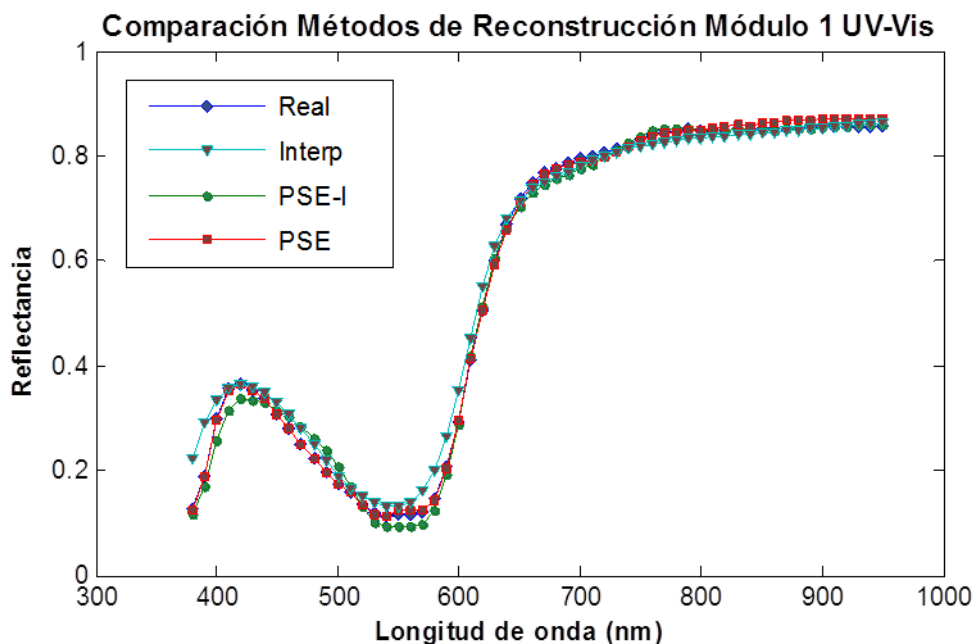


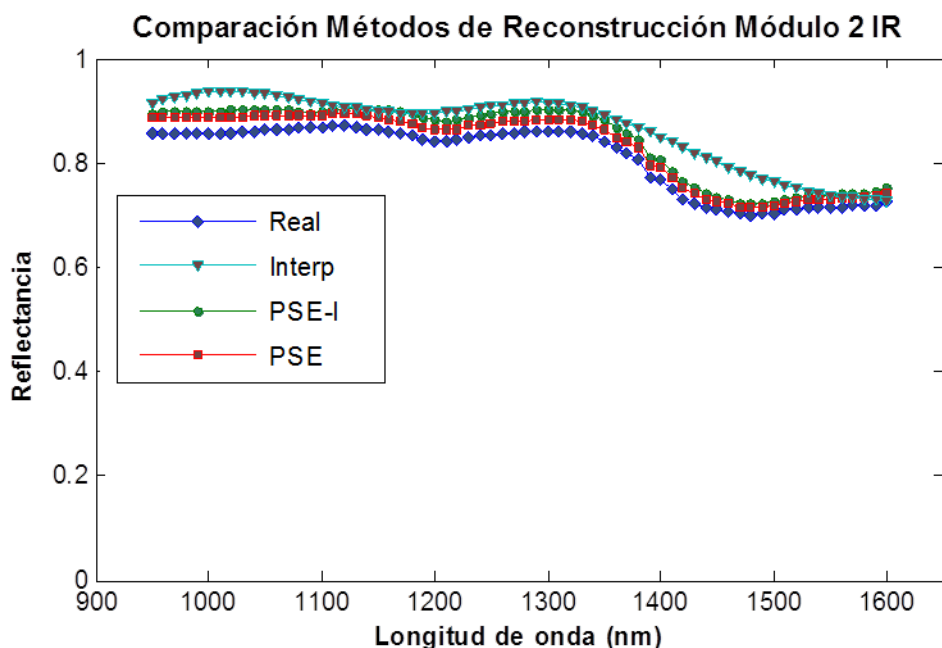
Figura 4.25 Espectros de reflectancia reales de las muestras de entrenamiento de la carta de color CCCR a) Rango espectral del Módulo 1 UV-Vis b) Rango espectral del Módulo 2 IR

En la Figura 4.26 se da una representación gráfica del espectro reconstruido correspondiente a la muestra verde amarillenta de la carta CCCR mediante cada uno de los métodos descritos. Los resultados se comparan con el espectro real de la misma muestra. En este caso se observa que los métodos que utilizan entrenamiento producen un resultado que se ajusta bastante al espectro real, tanto en el primer módulo como en el segundo. Sin embargo los resultados son ligeramente mejores en el primer módulo. Hay que mencionar que el conjunto de entrenamiento y el conjunto de prueba son el mismo y esta condición ayuda para que estos métodos produzcan buenos resultados.

La interpolación, por su parte, no necesita de un entrenamiento previo y por tanto no depende de la cercanía espectral entre un conjunto de entrenamiento y el conjunto de muestras a medir. De todas formas, debido al espaciamiento entre las longitudes de onda de pico de cada LED, que en este caso se puede asimilar como el paso con el que se muestrea la función de reflectancia a interpolar, los resultados que produce, aun siendo buenos, no se ajustan tanto como los obtenidos por los otros dos métodos. Se puede notar en la Figura 4.26a que el resultado de la reconstrucción por medio de interpolación es una curva con un cierto suavizado, pero aun así muy cercana al espectro real. Esto es debido a que la cantidad de longitudes de onda en este rango del módulo 1 UV-Vis es considerable. En el módulo 2IR (Figura 4.26b) la diferencia entre la reconstrucción y el espectro real es más notoria debido a la menor cantidad de LEDs.



a)



b)

Figura 4.26 Comparación gráfica de los métodos de reconstrucción para la muestra de color verde amarillento (punto rojo en la Figura 4.24) del conjunto de muestras de la carta CCCR. a) Comparación para el módulo 1 UV-Vis b) Comparación para el módulo 2 IR

Las observaciones derivadas de la Figura 4.26, a pesar de ser los resultados para un punto específico de una muestra concreta, muestran la tendencia general del desempeño del sistema y de los métodos de reconstrucción utilizados. Las características del desempeño del sistema se evalúan cuantitativamente de forma más general considerando las métricas de diferencia de color CIEDE2000, RMSE y GFC. Las

Tabla 4.6, 4.7 y 4.8 contienen los valores promedio, mínimo y máximo de estas métricas para cada método de reconstrucción al usar la carta CCCR como conjunto de entrenamiento y prueba.

En la Tabla 4.6 se dan los resultados de las métricas de evaluación para el método de interpolación sobre la carta CCCR. Estos resultados son en general buenos. En el módulo 1 UV-Vis el valor promedio correspondiente a las diferencias de color CIEDE2000 está por debajo de tres unidades, por lo que se puede considerar que este método muestra una reconstrucción colorimétrica aceptable. De la misma forma los valores RMSE y GFC se pueden considerar buenos (cabe recordar que un valor de GFC igual a 0.999 se corresponde con un ajuste espectral bueno). Para el módulo 2 IR los resultados decaen. Aun así se pueden considerar aceptables si se tiene en cuenta que hay una menor cantidad de LEDs y que la anchura de emisión de los mismos es mayor en este segundo módulo.

Tabla 4.6 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método de Interpolación sobre la carta CCCR

CARTA CCCR Interp	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	2.23	2.52	0.9985	4.46	0.9991
Mínimo	0.82	0.74	0.9971	1.99	0.9917
Máximo	5.50	4.04	0.9998	8.82	0.9998

En la Tabla 4.7 se puede observar que los resultados correspondientes al método PSE-I son muy buenos en todas las métricas. Para el módulo 1 UV-Vis se obtiene una diferencia de color CIEDE2000 promedio por debajo de la unidad, lo que representa una excelente reconstrucción colorimétrica. Así también, los valores de RMSE y GFC muestran reconstrucciones espectrales precisas. Para el módulo 2 IR los resultados decrecen con respecto al primer módulo, pero siguen siendo buenas como lo muestra un valor promedio de GFC obtenido. En estos resultados de reconstrucción influye el hecho de que los espectros en la zona IR tienen una menor variabilidad, como se puede constatar gráficamente en la Figura 4.19c o en la Figura 4.25b. Consiguientemente la reconstrucción en esta región, a pesar de haber pocos canales, no se ve afectada drásticamente.

Tabla 4.7 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE-I sobre la carta CCCR

CARTA CCCR PSE-I	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	0.73	0.92	0.9997	1.86	0.9995
Mínimo	0.11	0.38	0.9988	0.44	0.9925
Máximo	2.31	1.97	1.0000	5.06	1.0000

Los resultados de la Tabla 4.8 para el método PSE son aún mejores que para los métodos PSE-I e interpolación. En el módulo 1 UV-Vis la diferencia de color CIEDE2000 promedio es menor que media unidad, lo que significa nuevamente una reconstrucción colorimétrica excelente. En cuanto a la reconstrucción espectral el valor RMSE promedio es muy bajo, también por debajo de la unidad, y el GFC promedio es de 0.9999, lo que se cataloga como un ajuste espectral excelente. Para el módulo 2 IR los resultados también son muy buenos en las dos métricas.

Tabla 4.8 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre la carta CCCR

CARTA CCCR PSE	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	0.36	0.46	0.9999	1.19	1.0000
Mínimo	0.04	0.10	0.9995	0.25	0.9999
Máximo	1.38	1.32	1.0000	3.92	1.0000

En los resultados anteriores y en todos los métodos analizados se pone de manifiesto que los valores de RMSE presentan un cambio más notorio entre módulos que el cambio que presentan los valores GFC. El RMSE muestra un desempeño inferior del sistema en el módulo 2 IR, mientras el GFC no muestra un cambio realmente evidente. En el caso del módulo 2 IR los espectros a reconstruir son bastante planos y las reconstrucciones calculadas también lo son, así las diferencias entre espectros reconstruidos y reales no son tanto en forma como en un offset o escala. En estas situaciones la métrica GFC puede mostrar un buen desempeño del sistema a pesar de haber diferencias evidentes (por la naturaleza del GFC, éste es insensible a vectores paralelos, en nuestro caso, espectros que son un múltiplo uno del otro). Por lo que para el caso de estos resultados donde los espectros son bastante planos y tienen un offset, el GFC da valores de reconstrucción altos mostrando un desempeño mayor que el real del sistema, mientras la métrica del RMSE sí da cuenta de este tipo de diferencias.

A la vista de estos resultados se puede concluir que en general el método que mejor desempeño presenta es el PSE, seguido por el método PSE-I con valores muy cercanos. Por su parte el método de interpolación es el que presenta peores resultados de reconstrucción aunque en general son aceptables. En este caso se debe destacar su mayor simplicidad de implementación por no ser necesario disponer de un conjunto de muestras de entrenamiento lo que lo hace idóneo en ciertas aplicaciones. También se observa que el módulo 1 proporciona mejores resultados que el módulo 2, debido al menor número de LEDs y los anchos de emisión mayores que presenta este último.

4.4.1.2 Muestras de pigmentos

En la Figura 4.27 se enseña un conjunto de muestras con pigmentos generadas replicando la técnica pictórica del fresco (Hale, 2000). Esta paleta con 32 muestras contiene pigmentos usados típicamente en arte como el blanco de plata, rojo Venecia, negro hueso, verde tierra, rojo, índigo, marrón, amarillo, amarillo ocre y carbonato de calcio. Debido a que la aplicación principal a la que se dirige el sistema multiespectral desarrollado en esta tesis doctoral se encuentra en el área del arte, estas muestras se crearon para validar el sistema sobre una paleta de muestras homogéneas de pigmentos que simulan las reflectancias típicas que posteriormente encontraremos en esta aplicación, así como para que sirva de conjunto de entrenamiento para el sistema.



Figura 4.27 Paleta de muestras de pinturas al fresco usando pigmentos típicos de esta técnica

La Figura 4.28 muestra la imagen RGB y las 23 imágenes espectrales obtenidas con el sistema multiespectral de una de las piezas que contiene muestras de pigmentos. El punto rojo de la imagen RGB señala la muestra de color verde tierra que se usa para comparar gráficamente los resultados obtenidos con los métodos de reconstrucción espectral.

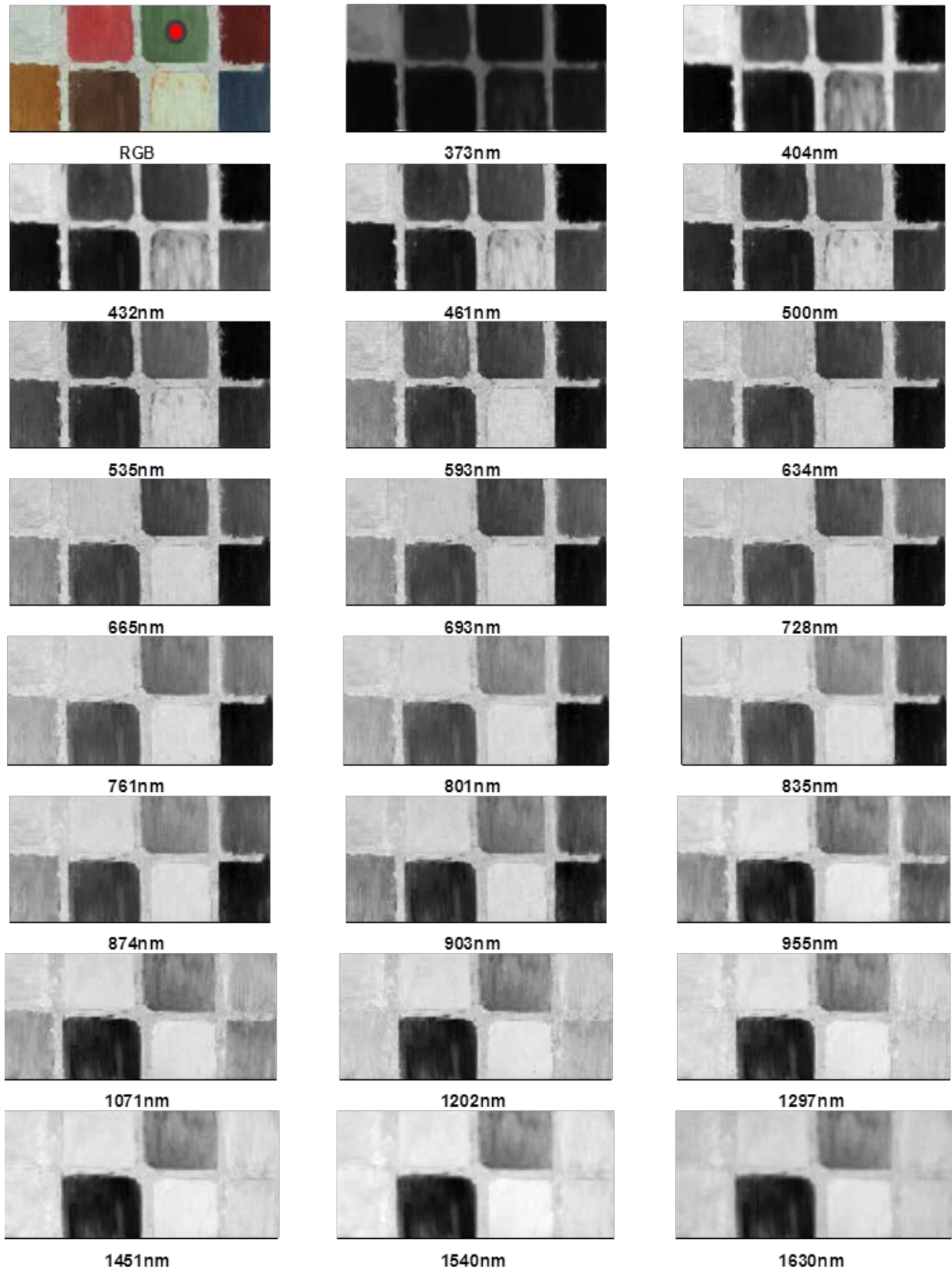


Figura 4.28 Imagen RGB e imágenes espectrales de una de las paletas de entrenamiento (Punto rojo: punto de cálculo de espectros para gráficas de comparación)

Figura 4.9 presenta los espectros de reflectancia para cada una de las muestras de las paletas de pigmentos, divididos en los rangos de cada módulo del sistema. Estos espectros fueron medidos con el espectrómetro Spectro 320 R5 del fabricante Instruments Systems® con el accesorio ISP80.

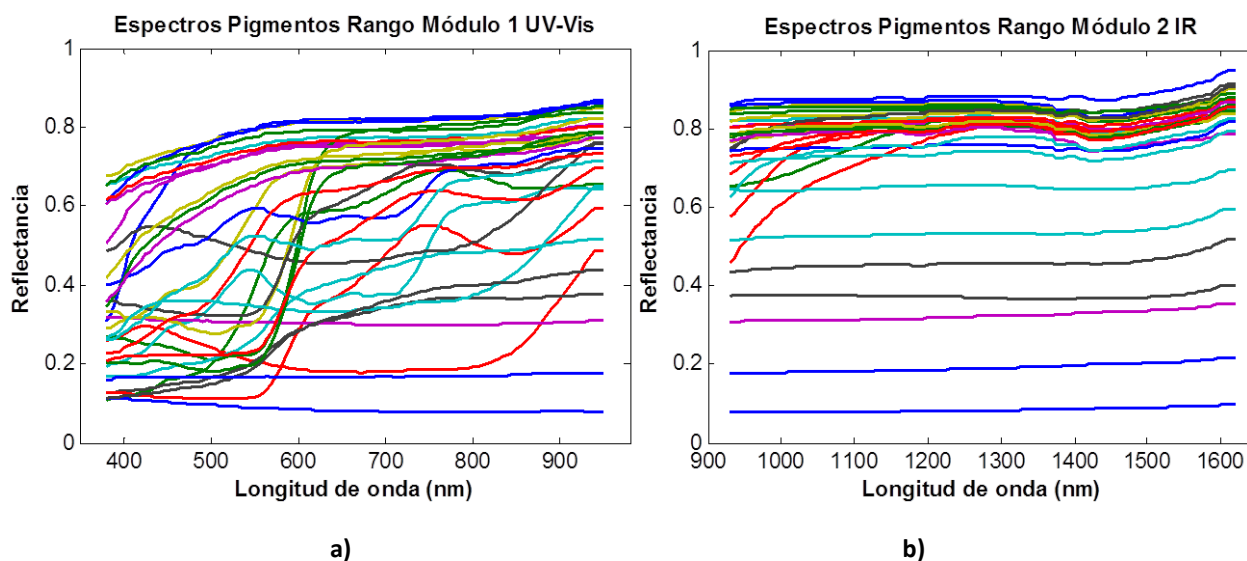
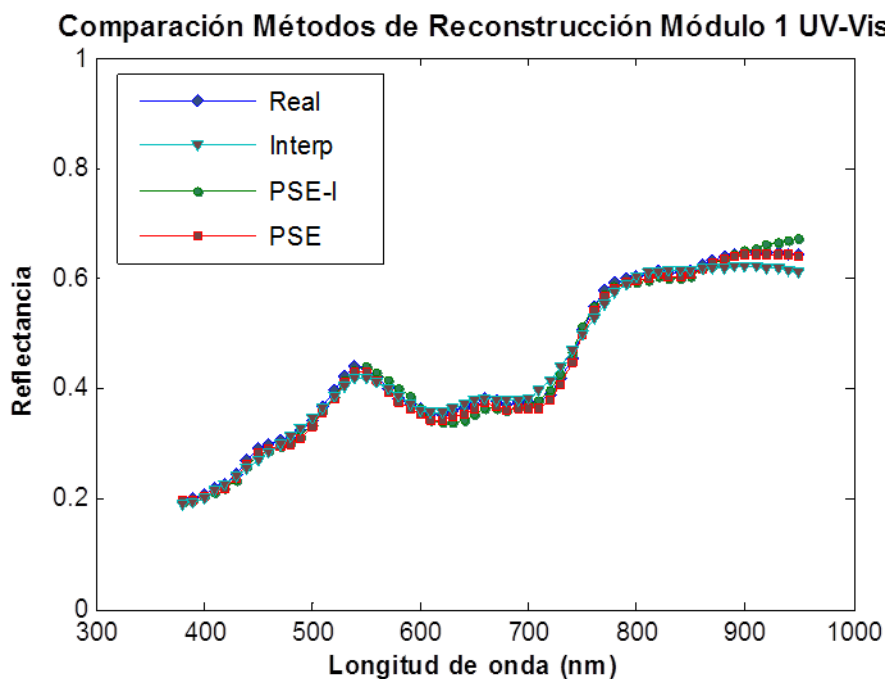


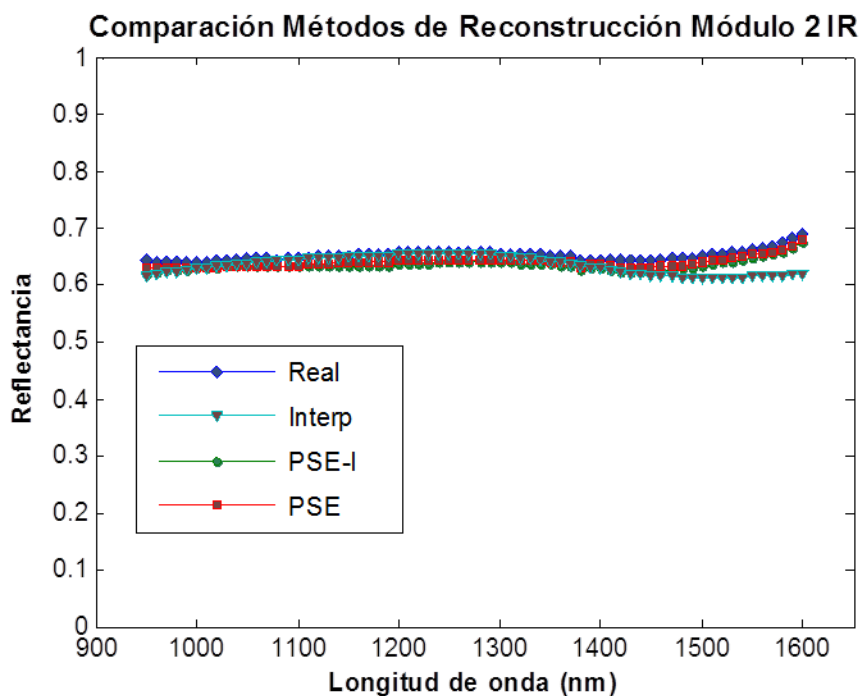
Figura 4.29 Espectros de reflectancia reales de las muestras de entrenamiento de la paleta de pigmentos típicamente usados en pintura artística a) Rango espectral del Módulo 1 UV-Vis b) Rango espectral del Módulo 2 IR

En la Figura 4.30 se dan las reconstrucciones espectrales del pigmento verde tierra mediante los tres métodos de reconstrucción empleados en este trabajo y su comparación con el espectro real de esta muestra. Estas reconstrucciones, tanto para el módulo 1 UV-Vis (Figura 4.30a) como para el módulo 2 IR (Figura 4.30b), son visualmente cercanas. Como se ha venido anotando hasta ahora, se puede resaltar que el método de interpolación muestra un desempeño menor que los otros dos métodos de estimación basados en entrenamiento.

La evaluación numérica del desempeño en las reconstrucciones de los métodos de estimación espectral para estas muestras de pigmentos usadas como conjunto de entrenamiento y prueba se presentan en las Tabla 4.10, 4.10 y 4.11. Éstas contienen los valores promedio, mínimo y máximo de las métricas CIEDE2000, RMSE y GFC.



a)



b)

Figura 4.30 Comparación gráfica de los métodos de reconstrucción para la muestra de color verde tierra (punto rojo en la Figura 4.28) del conjunto de muestras de pigmentos. a) Comparación para el módulo 1 UV-Vis b) Comparación para el módulo 2 IR

En general se puede afirmar que los resultados de reconstrucción encontrados en este caso son muy parecidos a los descritos para las muestras de la carta de color CCCR, aunque ligeramente peores. Este hecho puede ser atribuible a que la textura de las muestras de pigmentos no es del todo homogénea ya

que son muestras preparadas manualmente a diferencia de las muestras de la carta CCCR que son fabricadas bajo condiciones bien controladas.

Los resultados que se muestran en la Tabla 4.9 son los datos por el método de interpolación. Al igual que en el caso de las muestras CCCR el desempeño del sistema para el conjunto de muestras de pigmentos es aceptable y con mejores resultados en el módulo 1 UV-Vis.

Tabla 4.9 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método de interpolación sobre el conjunto de muestras de pigmentos

PIGMENTOS Interp	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	2.12	2.76	0.9994	5.26	0.9989
Mínimo	0.88	0.50	0.9976	2.27	0.9908
Máximo	5.77	7.80	1.0000	9.90	0.9999

La Tabla 4.10 muestra que los resultados para el método PSE-I son bastante buenos, ligeramente peores a los de la Tabla 4.11 para el método PSE. Estos dos métodos superan nuevamente en sus resultados al método de interpolación. También se observa en ambos métodos resultados mejores para el módulo 1 UV-Vis. El cambio entre módulos es más evidente si se observa el RMSE que el GFC, donde nuevamente se nota la influencia de la poca variabilidad y la constancia de los espectros en el rango espectral del módulo 2 IR.

Tabla 4.10 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE-I sobre el conjunto de muestras de pigmentos

PIGMENTOS PSE-I	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	1.04	1.41	0.9998	1.60	0.9995
Mínimo	0.31	0.47	0.9982	0.40	0.9884
Máximo	2.33	5.08	1.0000	5.31	1.0000

Tabla 4.11 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre el conjunto de muestras de pigmentos

PIGMENTOS PSE	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	0.77	1.06	0.9998	1.25	1.0000
Mínimo	0.21	0.51	0.9977	0.23	0.9996
Máximo	2.13	3.50	1.0000	3.25	1.0000

En general se puede decir que los valores de las métricas de evaluación de reconstrucción por medio del método PSE, ya sean para las muestras de la carta CCCR (Tabla 4.8) o para las muestras de pigmentos usados en arte (Tabla 4.11), demuestran el buen funcionamiento del sistema en los dos módulos. Por su parte, el comportamiento del método PSE-I en los dos tipos de muestras (Tabla 4.7 y Tabla 4.10) es cercano al del PSE, aunque la diferencia muestra un desempeño menor. Por lo que respecta al método de interpolación los resultados muestran un comportamiento peor del sistema si se compara con los otros dos métodos basados en entrenamiento (Tabla 4.6 y Tabla 4.9). Aun así, el desempeño del módulo 1 UV-Vis es bueno y mejor que el del módulo 2 IR. Estos resultados en interpolación tienen un valor práctico agregado, ya que vale la pena recordar nuevamente que este método no requiere del uso de conjuntos de entrenamiento previo. Así, el sistema multiespectral, en el rango del módulo 1 UV-Vis, se puede tomar como un colorímetro de precisión moderada pero con una muy alta resolución espacial.

Por otra parte, si se comparan los resultados obtenidos por medio del método PSE con los resultados de las simulaciones (sección 4.2.1) se nota un comportamiento general similar. Aún más, los resultados de medidas reales son ligeramente mejores. Esto puede deberse a que los tamaños de los conjuntos de entrenamiento en el caso de las medidas experimentales reales son menores y están compuestos por reflectancias más suaves. Por otro lado se debe recordar que los espectros utilizados en las simulaciones, a pesar de corresponder a espectros de materiales de la vida real, fueron manipulados para poder cubrir los rangos de trabajo del sistema.

De manera general se puede afirmar que los resultados permiten concluir que el sistema multiespectral tiene un desempeño bueno cuando se evalúan muestras homogéneas.

4.4.2 Aplicación a obras de arte

Como ya se ha mencionado anteriormente la aplicación principal para la que se ha diseñado el sistema multiespectral basado en LEDs ha sido para su uso en obras de arte. En concreto se han tomado imágenes espectrales con el sistema desarrollado en el monasterio de Pedralbes, el cual pertenece al Museo de Historia de la Ciudad de Barcelona (MUHBA) (Figura 4.31a) (http://www.bcn.cat/museuhistoriaciutat/es/muhba_monestir_pedralbes.html), y en La seu d'Egara/Iglesias de Sant Pere, que es un espacio correspondiente al Museo de Terrassa (Figura 4.31b) (<http://www.seudegara.cat/>).



Figura 4.31 a) Monasterio de Pedralbes, Barcelona e b) Iglesias de Sant Pere, Terrassa

4.4.2.1 Obras de arte en el monasterio de Pedralbes

En este enclave se han adquirido imágenes de diferentes obras como las pinturas murales de la capilla de San Miguel (Figura 4.32) o el díptico conocido como Virgen de la leche. Las pinturas murales de la capilla de San Miguel datan del año 1346 y se atribuyen al pintor Ferrer Bassa, hechas bajo encomienda de la abadesa Francesca Saportella. Estas pinturas representan la pasión de Cristo, los gozos de la Virgen y diversas figuras de santos, y son una obra maestra de la pintura gótica del siglo XIV. Por su parte, el díptico flamenco Virgen de la leche es un óleo sobre tabla de dimensiones aproximadas de 60x40cm².

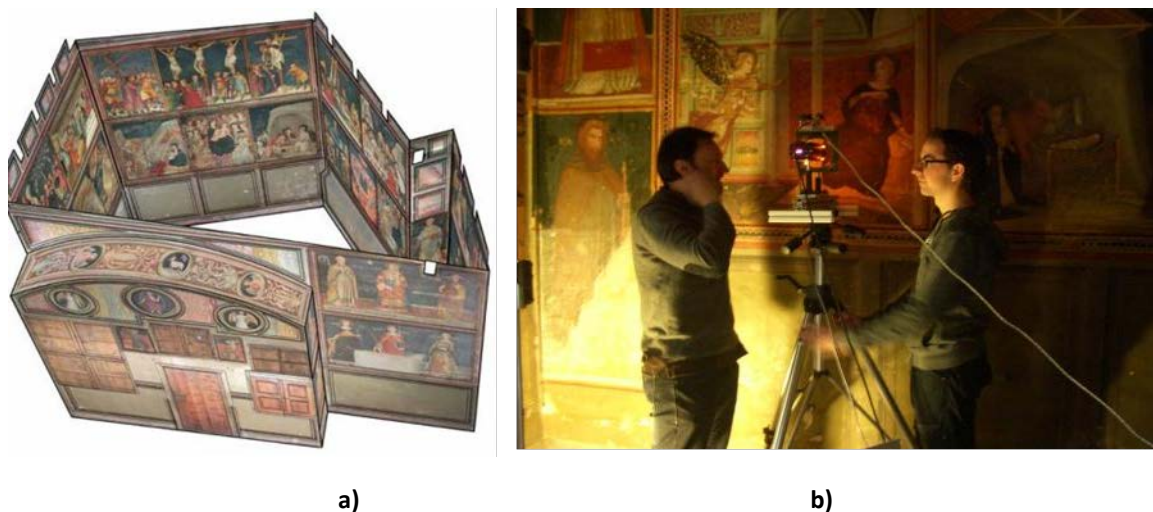


Figura 4.32 Toma de imágenes en la capilla de San Miguel en el monasterio de Pedralbes a) Esquema de distribución de las pinturas murales en la capilla b) Medición con el equipo multiespectral desarrollado en este trabajo

Por lo que respecta a la capilla de San Miguel se han captado imágenes correspondientes a los murales que ésta contiene. El conjunto de todas las imágenes espectrales para las diferentes zonas que se captaron en esta capilla se pueden observar en el apéndice D.1. A modo de ejemplo en la Figura 4.33 se

presentan la imagen RGB y las 23 imágenes espectrales que proporciona el sistema para una zona específica de este mural.



Figura 4.33 imágenes espectrales de los 23 canales que proporciona el sistema para una zona del mural de la capilla de Sant Miquel en el monasterio de Pedralbes, Barcelona

Las imágenes de la Figura 4.34 muestran de manera ampliada la zona de la pintura mural de la figura anterior así como otra zona más. En ellas se pueden ver los resultados de la imagen RGB y otros dos canales espectrales más, uno en el visible (634nm) y el otro en el infrarrojo (1297nm). Estas imágenes son útiles para el estudio de las pinturas en diferentes zonas del espectro. Por ejemplo, en la Figura 4.34a se puede observar una restauración en los hexágonos que hay en esta zona de la obra. En el canal de 1297nm sobresalen unas regiones más oscuras en los hexágonos, mientras que en las imágenes

correspondientes al canal de 634nm y la imagen RGB las mismas regiones son uniformes. Esto muestra que esta zona recibió un retoque o restauración, realizada con una pintura diferente a la del resto de la zona. Esta pintura presenta unas características de reflectancia similares a la original en la región del visible, por lo que a simple vista su aspecto es muy parecido. Sin embargo, de las imágenes captadas con el sistema multiespectral se desprende que su comportamiento en la región infrarroja es muy dispar. Este es un claro ejemplo de algunas de las utilidades del sistema para los curadores o restauradores de museos en la identificación de zonas con restauraciones o retoques, entre otros.



Figura 4.34 Imágenes de las pinturas murales de la capilla de San Miguel del monasterio de Pedralbes

Además de la obtención de las imágenes espectrales para ser usadas como fuente de información por si solas, también se obtuvo el acceso a los datos espectrales, los cuales se pueden relacionar con los valores colorimétricos o permitir un análisis más detallado de las pinturas. En este caso, para el análisis cuantitativo de las reconstrucciones espectrales, se han medido los espectros de reflectancias de varios puntos sobre los murales de la capilla. Éstos se midieron usando el espectrómetro Spectro 320 R5 con el accesorio TOP100. Los espectros resultados de esta medición se muestran en la Figura 4.35.

Las reconstrucciones espectrales se llevaron a cabo usando los métodos de interpolación y PSE. El método PSE-I no se emplea en este caso ya que los resultados de su uso sobre las muestras homogéneas han mostrado un peor desempeño que el método PSE. Además, siendo estos dos métodos similares en el requerimiento de conjuntos de entrenamiento, el PSE-I requiere de un análisis extra para el control del ruido. Para el método PSE, se han usado como conjunto de entrenamiento, tanto los espectros de reflectancia de los puntos medidos sobre las pinturas murales como los correspondientes al conjunto de muestras de pigmentos homogéneas ya mencionado.

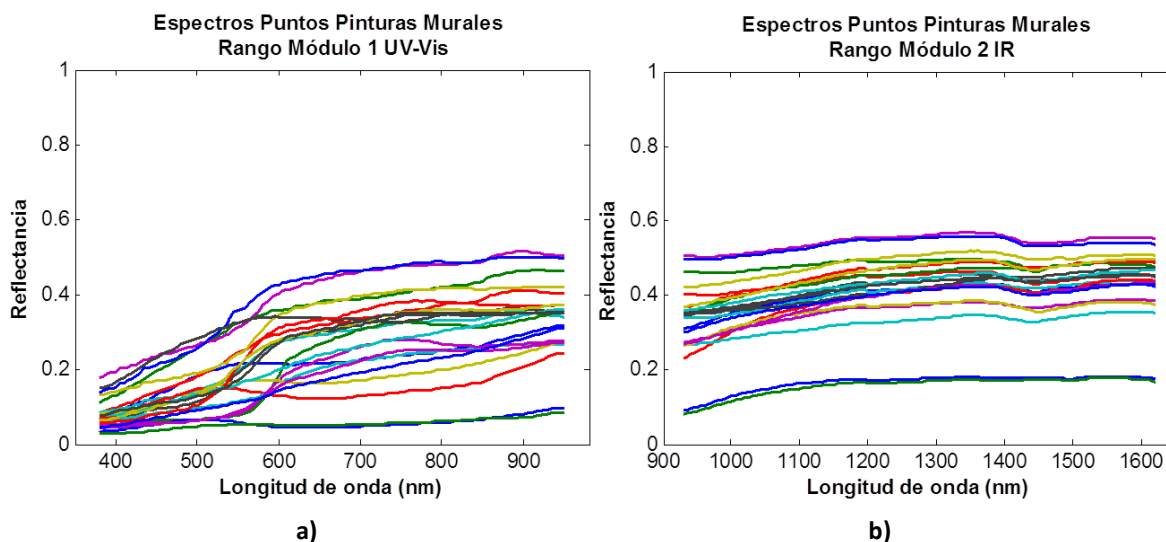


Figura 4.35 Espectros de reflectancia reales de las muestras de entrenamiento de puntos seleccionados sobre las pinturas murales de la Capilla de San Miguel a) Rango espectral del Módulo 1 UV-Vis b) Rango espectral del Módulo 2 IR

Las Tabla 4.12 y 4.13 presentan los resultados en términos de las métricas de evaluación de la reconstrucción espectral. Como se puede observar los resultados para el método de interpolación tienen un comportamiento similar al obtenido en las pruebas anteriores, es decir, sobre la carta CCCR y la paleta de muestras de pigmentos. Igualmente ocurre en el caso del uso del método PSE que se muestra en la Tabla 4.13. Estos resultados corroboran de nuevo el mejor desempeño del primer módulo que el segundo. Por otro lado los mejores resultados se dan también de nuevo con el método PSE.

Tabla 4.12 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral en el método interpolación sobre el conjunto de puntos elegidos sobre las pinturas murales

PINTURAS MURALES Interp	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	2.08	1.31	0.9995	2.60	0.9996
Mínimo	0.29	0.18	0.9982	0.29	0.9968
Máximo	5.90	3.00	0.9999	6.68	1.0000

Estos resultados confirman nuevamente que el sistema presenta un buen funcionamiento en términos absolutos de las métricas usadas. Los valores promedio de diferencias de color se encuentran en rangos bajos y las diferencias de color máximas siempre son inferiores a 6 unidades sea cual sea el método utilizado. Por su parte los resultados de la métrica GFC en los dos métodos y en los dos módulos se pueden clasificar como buenos, o incluso excelentes.

Tabla 4.13 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre el conjunto de puntos elegidos sobre las pinturas murales

PINTURAS MURALES PSE	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	0.69	0.52	0.9999	2.51	0.9998
Mínimo	0.22	0.15	0.9989	0.64	0.9985
Máximo	2.26	1.10	1.0000	5.90	1.0000

En la Tabla 4.14 se muestran los resultados de reconstrucción espectral por el método PSE al usar el conjunto de muestras de la paleta de pigmentos de pinturas artísticas como conjunto de entrenamiento y el conjunto de muestras de los puntos seleccionados de las pinturas murales como conjunto de prueba. Estos resultados no son tan buenos como los mostrados en la Tabla 4.13, debido al hecho de que el conjunto de muestras de entrenamiento no es tan representativo del conjunto de muestras de prueba como se esperaba. Las diferencias entre ambos conjuntos ya son evidentes si se comparan las figuras que contienen los espectros reales de los dos (Figura 4.29 y Figura 4.35). Sin embargo, en términos generales se pueden observar las mismas tendencias del sistema en cuanto a la diferencia de desempeño entre los módulos, siendo mejor el módulo 1 UV-Vis, y en cuanto a las diferencias de color máximas por debajo de 6 unidades. Estos resultados ponen de manifiesto las limitaciones inherentes de los métodos de reconstrucción que precisan de un entrenamiento previo. Por otra parte, vale la pena anotar que los resultados obtenidos en este caso, aun siendo inferiores a los obtenidos cuando se asegura la cercanía entre el conjunto de entrenamiento y el conjunto de prueba, son muy similares a los obtenidos por el método de interpolación, lo que sugiere que siguen siendo útiles y que son resultados susceptibles de mejoras al asegurar la correlación entre muestras de entrenamiento y medida.

Por otra parte, un requerimiento típico en la aplicación de los sistemas multiespectrales en arte es el de alta resolución espacial en obras de diferentes tamaños. Esto hace común el empleo de técnicas de composición de imágenes (stitching) para generar imágenes completas de una obra de gran formato a partir de un conjunto de otras de menor tamaño o subimágenes (Szeliski, 2005). Esta técnica de composición de imágenes se ha usado en esta tesis doctoral para obtener imágenes de obras de arte de gran tamaño, por ejemplo las pinturas murales, debido a que el sistema multiespectral desarrollado tiene un campo aproximado de 25cmx25cm. Así, se presentan aquí brevemente los resultados obtenidos al utilizar esta técnica, como extensión de los presentados hasta el momento.

Tabla 4.14 Resultados de métricas para la evaluación de la reconstrucción espectral por el método PSE sobre el conjunto de puntos elegidos sobre las pinturas murales usando como conjunto de entrenamiento las muestras generadas de pigmentos comúnmente usados en arte

PINTURAS MURALES-PIGMENTOS PSE	Módulo 1 UV-Vis			Módulo 2 IR	
	CIEDE2000	RMSE x 100	GFC	RMSE x 100	GFC
Promedio	2.43	2.99	0.9987	4.90	0.9991
Mínimo	0.78	0.61	0.9949	1.03	0.9947
Máximo	4.86	5.49	0.9999	8.75	0.9999

Debe destacarse que las subimágenes captadas tienen que contar con zonas parciales de solapamiento que permitan determinar puntos o características de correspondencia entre ellas, para más adelante establecer las transformaciones necesarias para la composición. La Figura 4.36 da un ejemplo con secciones de dos subimágenes donde se señalan algunos pares de puntos correspondientes. Estos puntos se determinaron mediante el software de acceso libre, Hugin, que se puede obtener en la siguiente dirección web: <http://hugin.sourceforge.net/download/>.

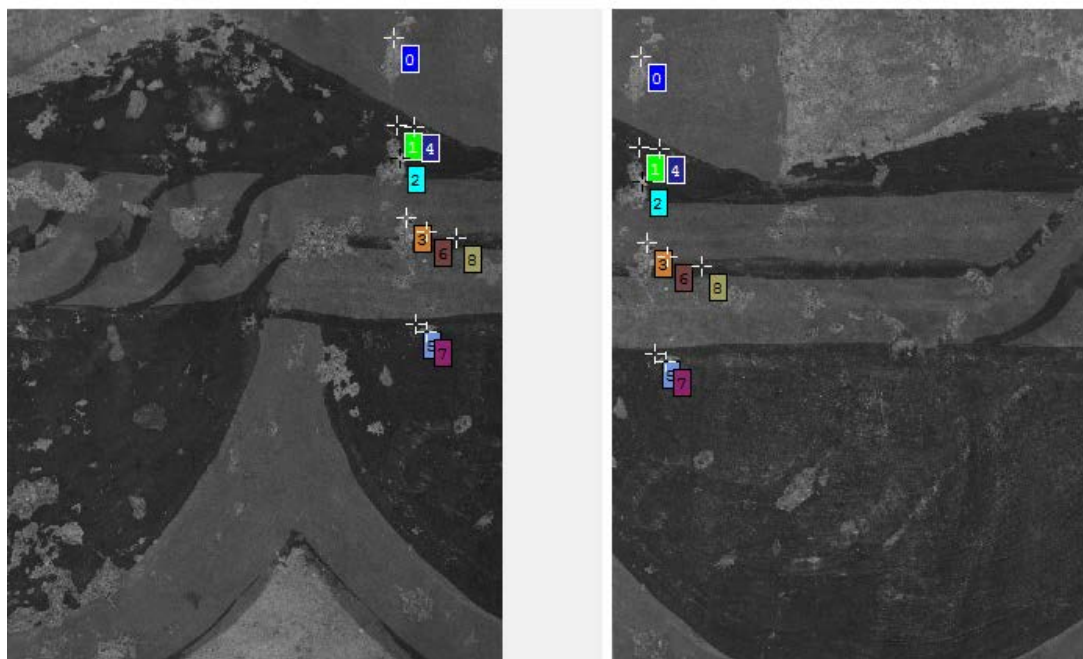


Figura 4.36 Puntos de correspondencia entre dos subimágenes de una secuencia de composición (Resultado obtenido mediante el programa de libre acceso, Hugin)

En general el proceso de composición se puede describir en dos grandes pasos: el primero es el que se conoce como registro de las imágenes y conlleva la determinación de los puntos comunes y las transformaciones necesarias para su alineación; el segundo paso es la fusión de las imágenes (Bartoli, 2007; Patil et al., 2013; Szeliski, 2005; Zitová & Flusser, 2003). En este trabajo no se entra en los detalles

de estos algoritmos, que son bastante extensos y han sido estudiados ampliamente en la comunidad científica de visión por ordenador, sino que se hará uso del software Hugin que cubre las necesidades de la aplicación y no tiene restricciones de uso por parte de terceros (GNU General Public License).

La Figura 4.37 muestra la imagen de una obra de arte con gran formato. Esta obra es el díptico Virgen de la Leche. La Figura 4.37a contiene las subimágenes a partir de las cuales se generó la imagen final representada en la Figura 4.37b, la cual corresponde al canal de 634nm. En la Figura 4.37c se presenta la imagen RGB. Los conjuntos totales de imágenes espectrales se dan en el apéndice D.2.



Figura 4.37 Proceso de composición de imágenes. a) Conjunto de imágenes iniciales, b) Imagen resultado de la composición en escala de grises y c) resultado RGB (Obra Díptico: Virgen de la Leche)

4.4.2.2 Obras de arte en la Seu d'Egara/Iglesias de Sant Pere

Las iglesias de Sant Pere (Terrassa) son un conjunto monumental de tres iglesias que conserva testimonio del arte y la arquitectura de diferentes épocas: de la Hispania romana, del reino de los Visigodos y de la Cataluña medieval. En este enclave se exploró el uso del sistema multiespectral para la adquisición de imágenes en zonas de pinturas murales de evidente deterioro por el paso del tiempo, con el objetivo de intentar hallar información que no es evidente en la zona visible del espectro. Se analizan dos zonas de interés: una que se presume de la época visigoda (siglos VI o VII) (Figura 4.38a) y una segunda de estilo románico (siglos XII o XIII) (Figura 4.38b).



a)



b)

Figura 4.38 Toma de imágenes en las Iglesias de Sant Pere, Terrassa. a) Zona que se presume de la época visigoda y b) Pintura mural de estilo románico

La Figura 4.39 contiene las imágenes espectrales de la primera zona. En esta región se buscan posibles vestigios de las pinturas que se sabe que hubo y que ahora no son visibles por el paso del tiempo. Las imágenes corresponden a zonas de la pared construido con material rocoso por lo que, como se puede observar, contienen esencialmente una textura de este tipo. Desafortunadamente no se ha encontrado ninguna evidencia de algún tipo de pinturas en ninguna de las bandas espectrales analizadas.

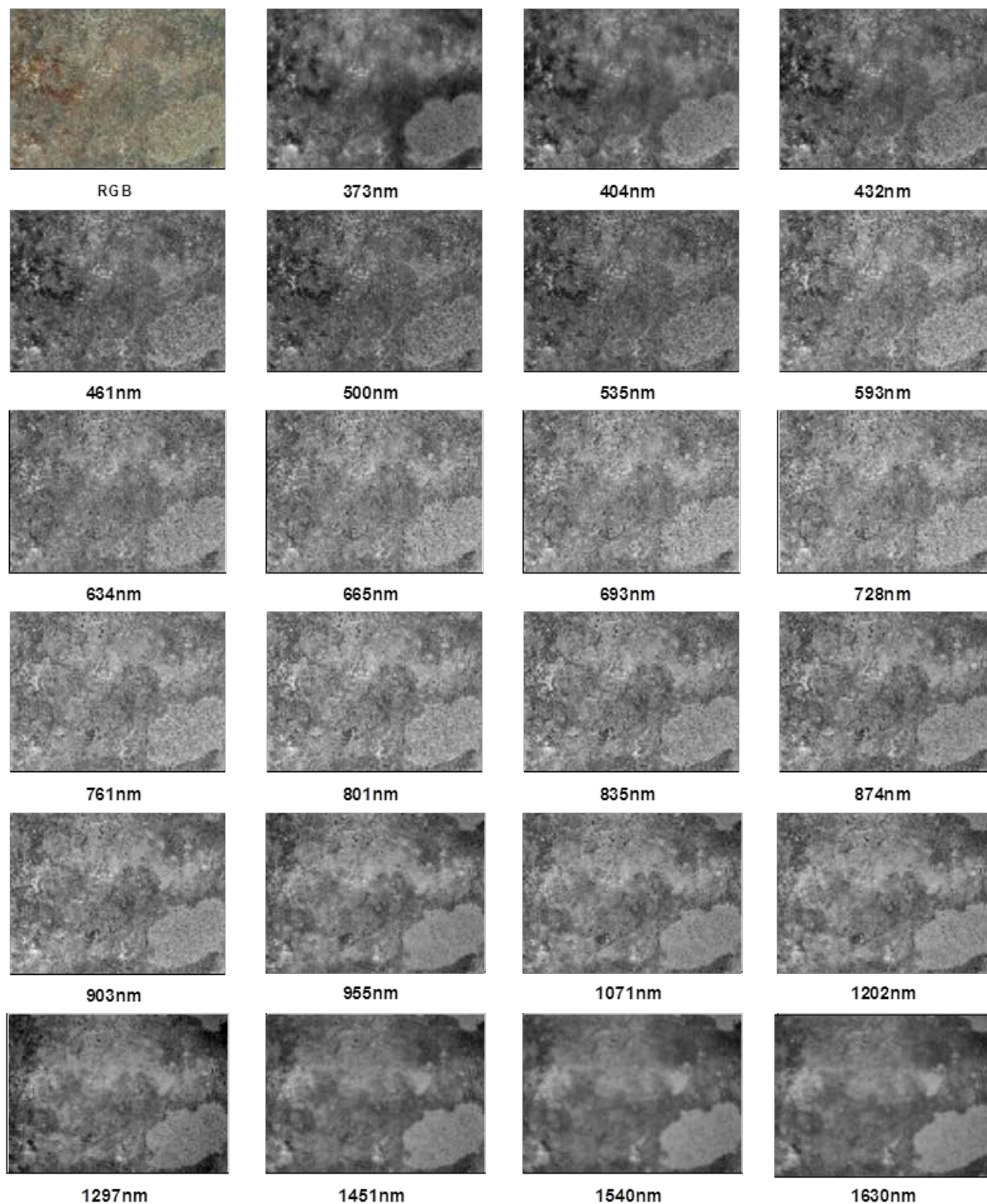


Figura 4.39 Imagen RGB y los 23 canales espectrales que proporciona el sistema multiespectral del mural deteriorado en las iglesias de Sant Pere, Terrassa

Por otra parte la Figura 4.40 muestra las imágenes espectrales de una de las zonas de la pintura mural del conjunto monumental de las iglesias de Sant Pere perteneciente al románico. En el apéndice D.3 se muestra el conjunto total de imágenes espectrales adquiridas en este monumento de las Iglesias de Sant Pere.

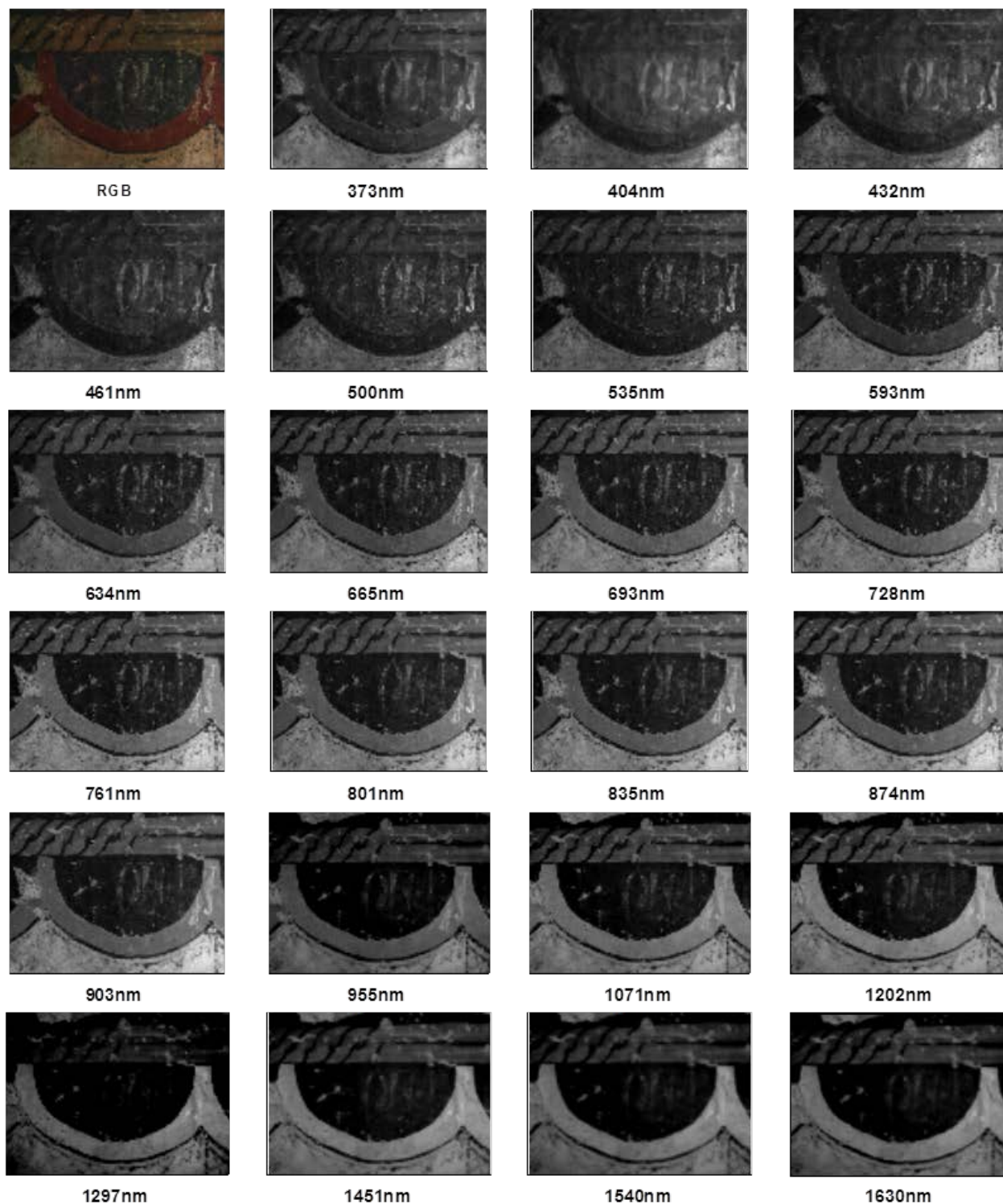


Figura 4.40 Imagen RGB y los 23 canales espectrales que proporciona el sistema multiespectral de una zona de la pintura mural del románico en las iglesias de Sant Pere, Terrassa

Las pinturas de estas imágenes tienen inscripciones poco legibles y que se intentan resaltar con el uso del sistema multiespectral. Este tipo de procedimientos da fe de las múltiples utilidades del sistema desarrollado en esta tesis doctoral a parte de las reconstrucciones espectrales ya vistas en el apartado anterior. La Figura 4.41a contiene la composición horizontal de tres imágenes menores de esta pintura

mural románica de manera que se muestra una zona completa más amplia. Usando dos de las imágenes se han llevado a cabo procedimientos típicos del procesamiento digital de imágenes para intentar realzar la información contenida en las imágenes espectrales y discriminar mejor algunas características de las pinturas. Estos sirven como ejemplo de los posibles procedimientos a aplicar sobre la información proporcionada por el sistema.

Los resultados mostrados en la Figura 4.41b corresponden a la aplicación de análisis PCA (Ramanath & Snyder, 2003) sobre el conjunto de las 23 imágenes espectrales de la zona señalada en esta figura. Este procedimiento se ha implementado en la plataforma Matlab®. En esta figura se muestran las primeras 4 componentes principales (CP), para el caso, imágenes principales. Como se mencionaba, el objetivo de estos procedimientos es resaltar información que permita identificar rasgos no visibles como podrían ser las inscripciones, si es que existen, que parecían intuirse vagamente ya en la pintura. El resultado de este procedimiento muestra en las tres primeras componentes (CP1, CP2 y CP3) imágenes de un contraste realzado mientras las componentes siguientes son de bajo contraste y contenido de información, como lo muestra la imagen CP4. En este caso, este procesamiento de las imágenes no revela la existencia de las inscripciones que se buscan en esta zona.

La Figura 4.41c corresponde a la generación de una imagen en falso color al aplicar el algoritmo de decorrelación-extensión (del inglés Decorrelation Stretch) para realzar el contraste en la imagen y representarla en un espacio de color específico (Gillespie et al., 1986). La decorrelación-extensión es un método para maximizar la diferencia entre los canales de los datos. Así, diferencias sutiles se pueden aislar o resaltar de manera que sea más fácil su visualización. Una descripción completa de la implementación del algoritmo se puede hallar en (Alley, 1996). El programa ImageJ (<http://rsbweb.nih.gov/ij/>), de acceso libre, cuenta con un plugin que implementa este algoritmo (<http://www.dstretch.com/>), así también como Matlab®, que cuenta con una función propia para aplicar este procedimiento en imágenes que pueden tener más de 3 canales (función en Matlab®: `decorrstretch`).

En la imagen de la Figura 4.41c generada mediante este procedimiento se puede observar la inscripción subyacente de esta parte de la pintura. Aunque ésta ya era visible en varios de los canales espectrales, se puede observar mejor en la imagen pseudocoloreada por lo que queda patente que estos procesamientos y la información obtenida con el sistema proporcionan muchas posibilidades para investigar obras de arte.

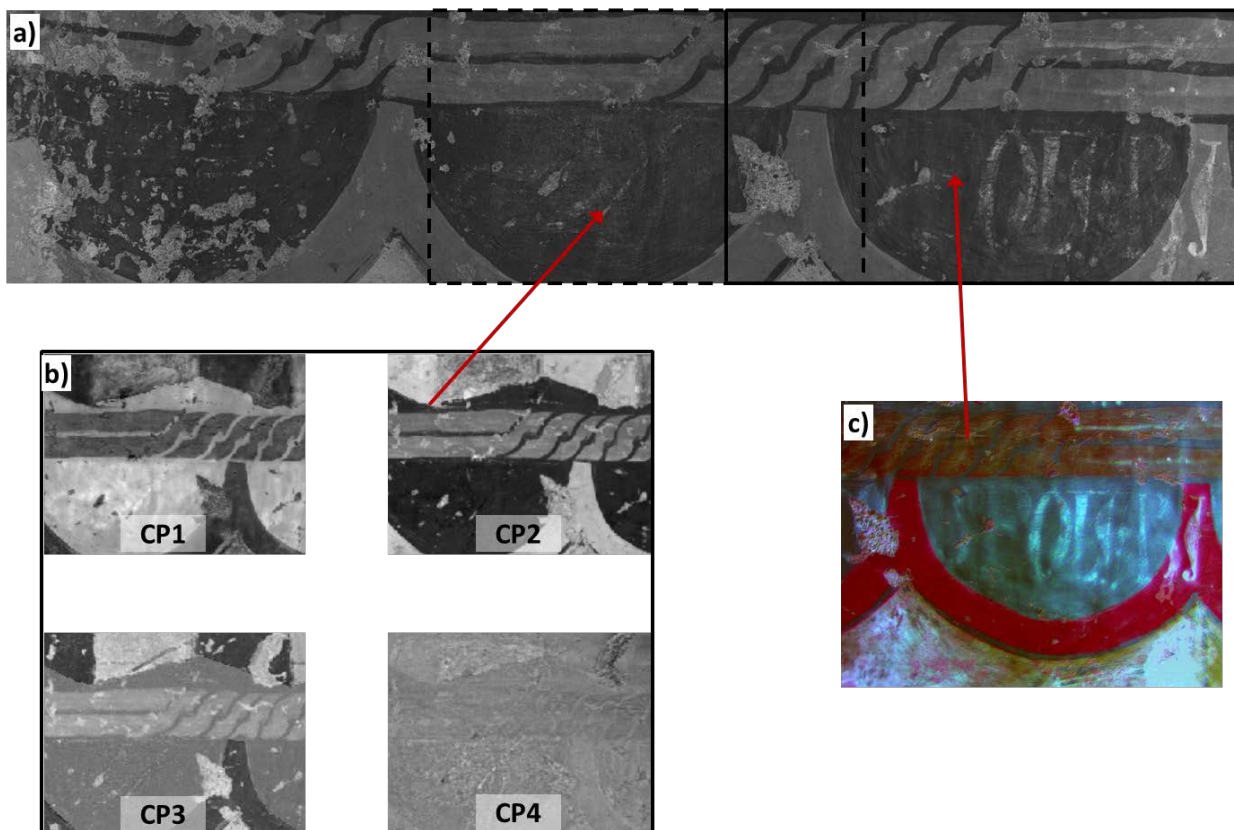


Figura 4.41 Pintura mural del románico en las iglesias de Sant Pere, Terrassa (Conjunto completo de imágenes espectrales en el apéndice D.3). a) Composición de varias imágenes para generar una imagen completa de mayor tamaño. b) Imágenes componentes principales CP1, CP2, CP3 y CP4 resultado de la aplicación del análisis PCA a la zona señalada. c) Imagen en pseudocolor resultado de aplicar el procedimiento de decorrelación-extensión en las imágenes y su representación en pseudocolor.

Todos los resultados presentados muestran las capacidades del sistema a nivel de proporcionar información espectral. Además se apuntan las posibilidades para profundizar en las técnicas de procesamiento posteriores a la adquisición de las imágenes, métodos que pueden ayudar de forma notable en el campo de conservación y estudio de obras de arte.

5 CONCLUSIONES

A lo largo de los capítulos anteriores hemos expuesto y analizado los procedimientos que se han usado y los resultados que se han obtenido en esta tesis doctoral. En este capítulo presentamos las conclusiones más significativas del trabajo realizado:

1. Análisis comparativo del color y textura de iris humanos, prótesis oculares y lentes de contacto coloreadas

Se ha realizado el análisis comparativo del color y la textura de 106 iris, 68 prótesis oculares y 17 lentes de contacto. Este análisis constituyó la aplicación de un sistema multiespectral desarrollado en el CD6 basado en filtros.

- En el análisis colorimétrico de estas muestras se estudió su distribución en el espacio de color CIE $L^*a^*b^*$ y las mismas se clasificaron mediante un algoritmo computacional en tres grandes grupos de color: marrón, verde y azul.
- Mediante el análisis de las gamas de color de las muestras, su distribución y superposición, y a través del cálculo de diferencias de color mínimas entre prótesis y lentes de contacto con respecto a las muestras de los iris, se evaluó la calidad en la reproducción del color de los iris por parte de las otras dos clases de muestras. Esto mostró como resultado que las prótesis oculares consiguen una buena reproducción del color de los iris, al menos cuando se atiende a los valores colorimétricos CIE $L^*a^*b^*$ promedio, mientras que no ocurre lo mismo con las lentes de contacto coloreadas.
- En el análisis comparativo de la textura de las muestras se desarrolló una interfaz computacional donde se implementaron varios algoritmos para segmentar las imágenes y extraer sólo la zona del iris en las muestras, así como para aplicar métodos estadísticos de primer orden sobre el histograma de las imágenes y de segundo orden sobre la matriz de coocurrencia.
- Se mostró, mediante análisis discriminante lineal aplicado a una prueba de clasificación, que las muestras eran diferenciables si se atendía a sus descriptores estadísticos de textura. Al usar descriptores estadísticos de primer orden se encontró que las muestras se clasificaban

correctamente en porcentajes comprendidos entre un 43% y 68% según el tipo de muestra analizada. Al usar los descriptores estadísticos de segundo orden los porcentajes de clasificación correcta incrementaban hasta valores de 82% y 100%. Esto demostró que las texturas, o de otra manera, la distribución espacial del color, era diferente entre los tipos de muestras.

2. Implementación de un sistema multispectral que cubre los rangos de longitudes de onda desde 370nm hasta 1650nm utilizando diodos emisores de luz (LED).

- El dispositivo experimental desarrollado está basado en dos módulos de acuerdo a la sensibilidad de los dos sensores de imagen utilizados: una cámara CCD y una cámara InGaAs. Junto con las cámaras cada módulo se ha acoplado a una iluminación espectral basada en elementos LED. El módulo que incorpora la cámara CCD (módulo 1 UV-Vis), tiene 16 canales espectrales dados por las 16 diferentes emisiones espectrales de los LEDs que componen la iluminación. El módulo 2 IR, en el que se usa la cámara InGaAs, tiene 7 canales espectrales dados por la iluminación espectral LED correspondiente.
- Se evaluaron las características de linealidad de las cámaras del sistema, lo que mostró que en general su curva de respuesta es lineal. Sin embargo, la cámara InGaAs mostró un desempeño menor que la cámara CCD en este sentido cuando la señal a detectar era débil.
- Los elementos de la iluminación LED usados en el sistema experimental, que se eligieron de acuerdo a criterios de disponibilidad comercial, de separación en las longitudes de onda de emisión de pico y anchuras a media altura, fueron caracterizados mediante medición de sus espectros de emisión. La separación entre los picos de emisión de los LEDs está alrededor de los 40nm en el módulo 1 UV-Vis. Esta separación es mayor en el módulo 2 IR donde puede superar los 120nm. Las anchuras a media altura oscilan entre 9.5 y 45nm en el primer módulo y entre 51 y 126nm en el segundo módulo.
- La caracterización temporal de la emisión de los LEDs muestra que se necesita un tiempo de espera para que ésta se estabilice, garantizando así condiciones repetibles entre diferentes tomas. Los tiempos de espera dependen del LED específico y están comprendidas entre 1 y 5 segundos.
- Para el control del ruido temporal en las adquisiciones hechas con el sistema experimental se hizo uso del promediado de imágenes. En concreto se usaron 10 imágenes por cada canal espectral. En cuanto al ruido espacial, éste se corrigió usando un algoritmo lineal que utiliza una matriz de ganancia y otra de offset calculadas a partir una imagen base y una imagen oscura captadas con el sistema. Mediante este procedimiento se mostró la corrección de la no uniformidad espacial para una muestra uniforme dando valores de *SNUP* (Porcentaje de

no uniformidad - Spatial Non-Uniformity Percentage) cercanos a 0 en las imágenes espectrales corregidas.

- El sistema se validó con simulaciones de reconstrucción de espectros de reflectancia. Estas simulaciones se hicieron considerando tres condiciones diferentes: el sistema bajo condiciones ideales, bajo la influencia del ruido de error de cuantización digital, y bajo la influencia conjunta del ruido de error de cuantización y de fuentes de ruido aleatorio de tipo aditivo. El desempeño del sistema se evaluó mediante tres métricas: diferencias de color CIEDE2000, RMSE (Error cuadrático medio) y GFC (Coeficiente de bondad de ajuste). Los resultados de estas métricas de evaluación sobre las simulaciones mostraron buen desempeño general del sistema incluso bajo condiciones de ruido, aunque comparativamente el módulo 1 UV-Vis presentó resultados superiores al módulo 2 IR, lo que era de esperar por la menor cantidad de canales del sistema para el rango espectral de este segundo módulo.
- El control computacional del sistema se llevó a cabo por medio de programas con interfaces gráficas de usuario creadas en el marco de esta tesis para ese propósito. Estas interfaces permiten el control de los parámetros de la adquisición de imágenes controlando la sincronización de cámaras e iluminación espectral, visualización y más adelante el procesamiento de la información adquirida.
- El sistema experimental se diseñó de manera modular por lo que su configuración es adaptable a diferentes necesidades. Sin embargo, teniendo en cuenta su aplicación principal a obras de arte y preferentemente en el mismo sitio donde ellas se encuentran, el sistema permite portabilidad y su montaje para adquisición de imágenes en vertical con facilidad para el desplazamiento en caso de obras de gran formato. El campo detectado puede ser cambiado según necesidades, pero se ajustaron las ópticas y distancias de trabajo para que fuera de $25 \times 25 \text{ cm}^2$, medidas que se corresponden a la superficie del blanco de referencia con que se cuenta en el laboratorio.
- Para la reconstrucción de espectros se implementaron tres métodos: interpolación de Spline, el método PSE-I (Pseudoinversa indeterminada) correspondiente a los métodos basados en el modelo de adquisición y el método de PSE (Pseudoinversa Simple) correspondiente a los métodos de aprendizaje.
- El método de reconstrucción de espectros PSE-I mostró resultados inestables y sensibles al ruido, con una drástica influencia de las características del conjunto de entrenamiento. Así, en las reconstrucciones se implementó el método de autovectores principales a través de la descomposición SVD (Descomposición en valores singulares) de la matriz de datos de entrenamiento para controlar la inestabilidad e influencia del ruido. Este procedimiento

mostró que en este caso las reconstrucciones obtenidas mejoran notablemente, acercándolo a resultados similares a los del método PSE.

- Se desarrollaron las interfaces computacionales para manipular las imágenes de los conjuntos de entrenamiento y evaluar el desempeño del sistema en las reconstrucciones de espectros dependiendo del método usado en la reconstrucción. La interfaz de evaluación permite hacerlo de manera visual cualitativa y cuantitativa a través de las métricas CIEDE2000, RMSE y GFC.
- Se implementó una interfaz de visualización y reconstrucción espectral en imágenes no homogéneas. Ésta permite la visualización de las imágenes espectrales de la muestra en escala de grises o la imagen RGB reconstruida a través del uso de 3 canales espectrales. Sobre esta imagen se pueden elegir los puntos de los que se quiere reconstruir el espectro usando ya sea uno de los métodos de reconstrucción (interpolación de Spline, el método PSE-I o el método PSE) o dos de ellos a la vez y comparar sus reconstrucciones mediante los valores CIEDE2000, RMSE y GFC.

3. Evaluación del desempeño del sistema multiespectral ultravioleta-visible e infrarrojo basado en LEDs en la reconstrucción de espectros de reflectancia sobre muestras homogéneas.

- Se llevaron a cabo pruebas de reconstrucción espectral usando conjuntos de muestras homogéneas. Los conjuntos analizados fueron la carta de colores comercial CCCR (GretagMacbeth ColorChecker Color Rendition) y una paleta de pigmentos comúnmente usados en pintura artística, generados para esta tesis con la técnica pictórica el fresco.
- Los resultados de reconstrucción de espectros en pruebas donde las muestras de la carta CCCR actuaban como conjunto de entrenamiento y prueba, evaluados mediante las métricas CIEDE2000, RMSE y GFC, mostraron de manera general que el método de reconstrucción de mejor desempeño es el PSE, seguido por el método PSE-I con valores muy cercanos. Por su parte el método de interpolación presentó peores resultados de reconstrucción aunque en general aceptables. En el método de interpolación se destaca su mayor simplicidad de implementación, ya que no requiere de un conjunto de muestras de entrenamiento lo que lo hace idóneo en ciertas aplicaciones. También se observó que el módulo 1 UV-Vis proporcionaba mejores resultados que el módulo 2 IR, debido al menor número de LEDs y los anchos de emisión mayores que presenta este último.
- La paleta de pigmentos de pinturas artísticas, que se generó con la intención de replicar el tipo de reflectancias que se encontraría posteriormente en las aplicaciones en obras de arte, mostró resultados de reconstrucción similares o ligeramente peores a los hallados en las reconstrucciones con la carta de colores CCCR. Este hecho se puede atribuir a la textura de

las muestras de pigmentos ya que son muestras preparadas manualmente, a diferencia de las muestras de la carta CCCR que son fabricadas bajo condiciones bien controladas.

- La comparación de los resultados del método PSE en las pruebas sobre las muestras homogéneas y las simulaciones mostró una gran similitud. Es más, los resultados de reconstrucción en las pruebas sobre muestras reales fueron ligeramente mejores, lo que se pudo deber a la diferencia en tamaños y características de las muestras de los conjuntos de entrenamiento y prueba en cada uno de los casos, que para las simulaciones fueron de mayor tamaño y de funciones de reflectancia menos suaves.

4. Aplicación del sistema desarrollado a la medida de obras de arte.

- El sistema desarrollado se aplicó a diferentes obras de arte en dos museos del área de Barcelona mostrando su utilidad en la adquisición de imágenes espectrales en el rango de longitudes de onda que cubre y permitiendo el acceso a información de reflectancias punto a punto.
- Se adquirieron imágenes espectrales en el Monasterio de Pedralbes: los frescos de la capilla de San Miguel y el óleo sobre tabla conocido como Virgen de la Leche.
- En los frescos de la capilla de San Miguel se mostró la capacidad que tienen los sistemas multiespectrales de reconocer áreas de posibles restauraciones o deterioros a través del análisis de las diferentes imágenes espectrales. En un ejemplo específico se hizo visible una zona de restauración por el cambio en una región homogénea en las longitudes de onda del visible a no homogénea en las longitudes de onda del infrarrojo.
- En las obras de arte adquiridas se tuvo acceso espectral punto a punto al aplicar los métodos de reconstrucción empleados en esta tesis. Los datos adquiridos de los murales de la capilla de San Miguel se usaron para evaluar cuantitativamente el desempeño del sistema en la reconstrucción espectral en medidas in situ de obras de arte. El desempeño se evaluó comparando las reconstrucciones obtenidas a partir de la información dada por el sistema multiespectral con las mediciones hechas con instrumentación convencional, para algunos puntos específicos de las pinturas murales. Al usar los puntos específicos medidos con instrumentación convencional como conjunto de entrenamiento para el método PSE, se obtuvieron resultados similares a los calculados para muestras homogéneas, al igual que los resultados del método de interpolación se asemejaban a los correspondientes en las pruebas con muestras homogéneas. Sin embargo, al usar la paleta de pigmentos como conjunto de entrenamiento para el método PSE, los resultados de reconstrucción para los puntos de las pinturas fueron inferiores. Sin embargo, si se comparan con los proporcionados por el método de interpolación son similares, mostrando que pueden llegar a ser útiles en el caso de que entre los conjuntos de entrenamiento y prueba no haya tantas

diferencias. Este hecho de todas maneras pone de manifiesto las limitaciones de los métodos basados en entrenamiento.

- Se hicieron medidas in situ de la obra Virgen de la Leche, la cual se puede considerar como obra de gran formato. Para esta obra se mostró la posibilidad de adquirir un conjunto de imágenes parciales que más adelante se usaron para componer la imagen completa de la misma mediante el procedimiento desarrollado en el sistema.
- Se llevaron a cabo mediciones con el sistema multispectral en las iglesias de Sant Pere en Terrassa y se aplicó a la adquisición de varias zonas de pinturas murales antiguas: una zona con pinturas murales presumiblemente de la época visigoda (siglos VI o VII) y otra segunda de estilo románico (siglos XII o XIII).
- En la zona de pinturas murales de la época visigoda se realizó una prueba con el objetivo de intentar visualizar vestigios de pinturas que se supone que hubo en la antigüedad y que ahora no existen. Desafortunadamente con las pruebas realizadas no fue posible visualizar estas pinturas y confirmar su existencia.
- En la zona de estilo románico se adquirieron imágenes para intentar resaltar inscripciones que eran parcialmente visibles y así mejorar su legibilidad. En este caso se implementaron procedimientos del procesamiento digital de imágenes tales como análisis PCA de imágenes (Análisis de Componentes Principales – Imágenes principales) y de decorrelación-extensión que sirven como ejemplo de los posibles métodos de estudio de la información proporcionada por el sistema para un análisis exhaustivo y caracterización de las obras de arte.
- Desafortunadamente los resultados de la aplicación del análisis PCA a las imágenes espectrales no permitió ver de manera más clara las inscripciones subyacentes que se creía existían en la zona en la que se aplicó el procedimiento.
- La aplicación del procedimiento de decorrelación-extensión mostró mediante una imagen en falso color la mejora en el contraste de la zona de las imágenes de murales románicos en la que se utilizó y así la mejora en la legibilidad de las inscripciones subyacentes.

6 TRABAJO FUTURO

Con respecto al trabajo realizado en esta tesis doctoral algunos temas se pueden sugerir como perspectivas de trabajo futuro:

1. Considerando el equipo del sistema multispectral desarrollado:

- Estudiar su aplicación a otro tipo de muestras como puede ser la clasificación de plásticos para aplicaciones industriales de clasificación, control de calidad o reciclaje.
- Continuar con la evaluación de opciones de hardware de acuerdo al avance y disponibilidad que van teniendo comercialmente los elementos componentes del sistema y que puedan mejorar su desempeño. Como por ejemplo puede ser la mejora en el módulo 2 IR por la mayor disponibilidad de elementos LED en la zona del infrarrojo.
- Considerar la adquisición simultánea de las imágenes de los dos módulos del sistema para mejorar los tiempos de adquisición. Esto puede implicar el uso de elementos de filtrado para separar la información asegurando condiciones geométricas de adquisición iguales. También se puede evaluar la opción de usar técnicas estereoscópicas al adquirir la información de cada módulo con diferentes ángulos de inclinación y la posibilidad de adquirir información parcial sobre la textura o relieve de las muestras.
- Considerar el sistema actual basado en iluminación espectral LED en combinación con filtros espectrales para evaluar características de luminiscencia en las muestras.
- Realizar estudios comparativos específicos a ciertas zonas espectrales o muestras, acerca del desempeño del equipo, con respecto a sistemas basados en otras tecnologías como pueden ser las tecnologías de filtros sintonizables o interferenciales.

2. Considerando los métodos de reconstrucción espectral, análisis de la información y proyección en la aplicación al estudio de obras de arte:

- Estudiar la creación de una base de datos de reflectancias típicas en las obras de arte y su correspondiente información de respuestas digitales del equipo de manera que se puedan utilizar como elementos de un conjunto de entrenamiento para el sistema.

- El diseño e implementación de un método de clasificación que seleccione de una base de datos amplia las muestras más adecuadas como conjunto de entrenamiento para una muestra específica de acuerdo a las respuestas digitales dadas por el sistema a la hora de la adquisición de las imágenes.
- Desde la información adquirida mediante el sistema multiespectral desarrollado, continuar en la profundización de los métodos de análisis, la implementación de herramientas del procesado de imágenes, como las que ya se vislumbraron en este trabajo, y el desarrollo de herramientas propias.
- Continuar y profundizar las colaboraciones con centros encargados del patrimonio cultural para avanzar en proyectos que superen las fases que con este trabajo se hicieron. Esto ampliaría los tiempos de acceso a las obras de arte, la interacción y los posibles beneficios para las partes. Cabe mencionar con respecto a este punto que el CD6 forma parte desde el año 2012 de la acción COST TD1201 (European Cooperation in Science and Technology) "COSCH - Colour and Space in Cultural Heritage", focalizada en el uso de tecnologías espectrales y 3D en aplicaciones relacionadas con el patrimonio cultural y de la que forman parte tanto instituciones de índole tecnológica como cultural.
- Plantear el desarrollo de un prototipo multiespectral basado en iluminación LED de manera que las personas directamente encargadas del estudio de las obras de arte y su conservación puedan realizar pruebas exploratorias.

REFERENCIAS

- Abrams, M. J., Ashley, R., Rowan, L. C., Goetz, A. F. H., & Kahle, A. B. (1977). Mapping of hydrothermal alteration in the Cuprite mining district, Nevada, using aircraft scanner images for the spectral region 0.46 to 2.36 μ m. *Geology*, *5*, 713–718.
- Aharon, O., & Abdulhalim, I. (2009). Liquid crystal Lyot tunable filter with extended free spectral range. *Optics Express*, *17*(14), 11426–11433.
- Aikens, R., Agard, D., & Sedat, J. (1989). Solid-state imagers for microscopy. *Methods Cell Biology*, *29*, 291–313.
- Albert, A. (1972). *Regression and the Moore-Penrose pseudoinverse* (p. 180). New York: Academic Press.
- Alecu, C., Oancea, S., & Bryant, E. (2006). MODIS versus ASTER water classification. *Proceedings of SPIE*, *6062*, 606206–6. doi:10.1117/12.642865
- Alley, R. E. (1996). *Algorithm Theoretical Basis Document for Decorrelation Stretch*. Obtenido de http://eosps0.gsfc.nasa.gov/sites/default/files/atbd/ASTER_ATBD_99-2010.pdf
- Alsam, A. (2004). *Optimising Spectral Calibration (Ph.D. Thesis)*. University of East Anglia, Norwich.
- Alsam, A., & Lenz, R. (2007). Calibrating color cameras using metameric blacks. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, *24*(1), 11–7.
- Andrews, H. (1978). Cubic splines for image interpolation and digital filtering. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, *26*(6), 508–517. doi:10.1109/TASSP.1978.1163154
- Artioli, G. (2010). *Scientific methods and cultural heritage* (p. 520). New York: Oxford Press.
- Attas, E. M. (2003). Near-infrared spectroscopic imaging in art conservation: investigation of drawing constituents. *Journal of Cultural Heritage*, *4*(2), 127–136. doi:10.1016/S1296-2074(03)00024-4
- Bacci, M., Fabbri, M., Picollo, M., & Porcinai, S. (2001). Non-invasive fibre optic Fourier transform-infrared reflectance spectroscopy on painted layers. Identification of materials by means of principal component analysis and Mahalanobis distance. *Analytica Chimica Acta*, *446*(1-2), 15–21. doi:10.1016/S0003-2670(01)01057-1
- Balas, C. (2003). A novel hyper-spectral imaging apparatus for the non-destructive analysis of objects of artistic and historic value. *Journal of Cultural Heritage*, *4*, 330–337. doi:10.1016/S1296-2074(02)01216-5

- Barber, C. B., Dobkin, D. P., & Huhdanpaa, H. (1996). The quickhull algorithm for convex hulls. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 22(4), 469–483. doi:10.1145/235815.235821
- Barnard, K., & Funt, B. (2002). Camera characterization for color research. *Color Research & Application*, 27(3), 152–163. doi:10.1002/col.10050
- Barni, M., Pelagotti, A., & Piva, A. (2005). Image processing for the analysis and conservation of paintings: opportunities and challenges. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(5), 141–144. doi:10.1109/MSP.2005.1511835
- Bartoli, G. (2007). *Registration Techniques : A Comprehensive Survey* (p. 57). Siena.
- Basiri, A., Nabili, M., Mathews, S., Libin, A., Groah, S., Noordmans, H. J., & Ramella-Roman, J. C. (2010). Use of a multi-spectral camera in the characterization of skin wounds. *Optics Express*, 18(4), 3244. doi:10.1364/OE.18.003244
- Berns, R. S. (2006). *Multi-Channel visible spectrum imaging, digital archiving and reproduction. Reproduction*. Rochester.
- Berns, R. S., & Frey, F. S. (2005). *Direct Digital Capture of Cultural Heritage – Benchmarking American Museum Practices and Defining Future Needs. Technology*.
- Berrut, J.-P., & Trefethen, L. N. (2004). Barycentric Lagrange Interpolation. *SIAM Review*, 46(3), 501–517. doi:10.1137/S0036144502417715
- Bertrand, L. (2007). Synchrotron Imaging for Archaeology, Art History, Conservation, and Palaeontology. In D. Creagh & D. Bradley (Eds.), *Physical Techniques in the Study of Art, Archaeology and Cultural Heritage* (pp. 97–114). Amsterdam: Elsevier.
- Best, S. P., Clark, R. J. H., Daniels, M. a. M., Porter, C. a., & Withnall, R. (1995). Identification by Raman Microscopy and Visible Reflectance Spectroscopy of Pigments on an Icelandic Manuscript. *Studies in Conservation*, 40(1), 31. doi:10.2307/1506609
- Bouchard, M. B., Chen, B. R., Burgess, S., & Hillman, E. M. C. (2009). Ultra-fast multispectral optical imaging of cortical oxygenation, blood flow, and intracellular calcium dynamics. *Optics express*, 17(18), 15670–15678.
- Brauers, J., Schulte, N., & Aach, T. (2008). Multispectral filter-wheel cameras: geometric distortion model and compensation algorithms. *IEEE transactions on image processing*, 17(12), 2368–2380. doi:10.1109/TIP.2008.2006605
- Brydegaard, M., Guan, Z., & Svanberg, S. (2009). Broad-band multispectral microscope for imaging transmission spectroscopy employing an array of light-emitting diodes. *American Journal of Physics*, 77(2), 104. doi:10.1119/1.3027270
- Burns, P. D., & Berns, R. S. (1996). Analysis multispectral image capture. In *Proceedings of The Fourth Color Imaging Conference: Color Science, Systems and Applications* (pp. 19–22). Scottsdale, Arizona.

- Cantrell, A. (2006). HP's new big business: art reproduction? *CNNMoney.com*. Obtenido de http://money.cnn.com/2006/03/02/technology/hp_kyoto/
- Capilla, P., Artigas, J., & Pujol, J. (2002). *Fundamentos de colorimetria*. Saragossa: Universitat de València.
- Castillejo, M. (2000). Analysis of pigments in polychromes by use of laser induced breakdown spectroscopy and Raman microscopy. *Journal of Molecular Structure*, 550-551(1-3), 191–198. doi:10.1016/S0022-2860(00)00386-0
- Ceron-Correa, A. (2006). Image processing techniques for detection of buried objects with infrared images. *Proceedings of SPIE*, 6062, 606205–12. doi:10.1117/12.650711
- Cheung, V., & Westland, S. (2004). Color Selections for Characterization Charts. In *Proc. CGIV 2004: The Second European Conference on Colour Graphics, Imaging and Vision* (pp. 116–119).
- Cheung, V., Westland, S., Li, C., Hardeberg, J. Y., & Connah, D. (2005). Characterization of trichromatic color cameras by using a new multispectral imaging technique. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, 22(7), 1231–1240.
- CIE Publication, N. 142-2001. (2001). *Improvement to Industrial Colour- Difference Evaluation*. CIE, Vienna.
- Clampin, M., Lumb, D., Sirianni, M., & Smith, E. (2005). Detectors For Space Science: future requirements and considerations for flight detectors. *Experimental Astronomy*, 19(1-3), 45–67. doi:10.1007/s10686-005-9010-5
- Cohen, M. J., & Olsen, G. H. (1993). Room-temperature InGaAs camera for NIR imaging. In *Proceedings of SPIE* (Vol. 1946, pp. 436–443). SPIE. doi:10.1117/12.158695
- Comelli, D., Valentini, G., Nevin, A., Farina, A., Toniolo, L., & Cubeddu, R. (2008). A portable UV-fluorescence multispectral imaging system for the analysis of painted surfaces. *The Review of scientific instruments*, 79(8), 86112. doi:10.1063/1.2969257
- Connah, D., Alsam, A., & Hardeberg, J. Y. (2006). Multispectral imaging: How many sensors do we need? *Journal of Imaging Science and Technology*, 50(1), 45–52.
- Connah, D., Hardeberg, J. Y., & Westland, S. (2004). Comparison of linear spectral reconstruction methods for multispectral imaging. *International Conference on Image Processing*, 3, 1497–1500. doi:10.1109/ICIP.2004.1421348
- Corsini, M., Bartolini, F., & Cappellini, V. (2001). Mosaicing for high resolution acquisition of paintings. In *Seventh International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM'01)* (p. 39). Published by the IEEE Computer Society.
- Cotte, M., Checroun, E., Mazel, V., Solé, V. A., Richardin, P., et al. (2009). Combination of FTIR and X-Rays synchrotron-based micro-imaging techniques for the study of ancient paintings. A practical point of view. *e-PRESERVATIONScience*, 6, 1–9.

- Cotte, P., & Dupouy, M. (2003). CRISATEL High Resolution Multispectral System. In *PICS'03 The Digital Photography Conference* (pp. 161–165). Rochester, USA.
- Creagh, D., & Bradley, D. (Eds.). (2006). *Physical techniques in the study of art, archaeology and cultural heritage* (Vol. 1, p. 232). Amsterdam: Elsevier.
- Creagh, D., & Bradley, D. (Eds.). (2007). *Physical techniques in the study of art, archaeology and cultural heritage. Heritage* (Vol. 2, p. 282). Amsterdam: Elsevier.
- Creagh, D., Lee, A., Otieno-Alego, V., & Kubik, M. (2009). Recent and future developments in the use of radiation for the study of objects of cultural heritage significance. *Radiation Physics and Chemistry*, 78(6), 367–374. doi:10.1016/j.radphyschem.2009.03.005
- Cupitt, J., & Martinez, K. (1996). VIPS: an image processing system for large images. *Proceedings of SPIE*, 2663, 19–28. doi:10.1117/12.233043
- Cupitt, J., Martinez, K., & Saunders, D. (1996). Methodology for Art Reproduction in Colour: the MARC project. *Computers and the History of Art*, 6(2), 1–20.
- De Lasarte, M. (2009). *Thorough Characterization and Analysis of a Multispectral Imaging System Developed for Colour Measurement (Ph.D. Thesis)*. Universitat Politècnica de Catalunya.
- De Lasarte, M., Arjona, M., Vilaseca, M., Martínez-Verdú, F. M., & Pujol, J. (2011). Luminance adaptation model for increasing the dynamic range of an imaging system based on a CCD camera. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 122(15), 1367–1372. doi:10.1016/j.ijleo.2010.09.011
- De Lasarte, M., Arjona, M., Vilaseca, M., & Pujol, J. (2010). Influence of the Number of Samples of the Training Set on Accuracy of Color Measurement and Spectral Reconstruction. *Journal of Imaging Science and Technology*, 54(3), 030501. doi:10.2352/J.ImagingSci.Technol.2010.54.3.030501
- De Lasarte, M., Pujol, J., Arjona, M., & Vilaseca, M. (2007). Optimized algorithm for the spatial nonuniformity correction of an imaging system based on a charge-coupled device color camera. *Applied optics*, 46(2), 167–174.
- De Oliveira, P. R., & Walline, J. J. (2004). Cosmetic and prosthetic contact lenses. In M. Mannis, K. Zadnik, C. Coral-Ghanem, & N. Kara-José (Eds.), *Contact lenses in ophthalmic practice* (pp. 191–197). New York: Springer-Verlag.
- Doi, M., Ohtsuki, R., & Tominaga, S. (2006). Spectral estimation of made-up skin color under various conditions. *Proceedings of SPIE*, 6062, 606204–10. doi:10.1117/12.642728
- Fauch, L., Nippolainen, E., & Kamshilin, A. a. (2012). Accuracy of the reflectance spectrum recovery in a light-emitting diode-based multispectral imaging system. *Optical Engineering*, 51(5), 053201. doi:10.1117/1.OE.51.5.053201
- Fauch, L., Nippolainen, E., Teplov, V., & Kamshilin, A. (2010). Recovery of reflection spectra in a multispectral imaging system with light emitting diodes. *Optics express*, 18(22), 23394–23405.

- Fernandez-Maloigne, C. (2013). *Advanced Color Image Processing and Analysis* (p. 515). New York, NY: Springer New York. doi:10.1007/978-1-4419-6190-7
- Fierro, R. D., Golub, G. H., Hansen, P. C., & O'Leary, D. P. (1997). Regularization by Truncated Total Least Squares. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 18(4), 1223–1241. doi:10.1137/S1064827594263837
- Finlayson, G., Hordley, S., & Hubel, P. (1998). Recovering device sensitivities with quadratic programming. In *IS&T/SID Sixth Color Imaging Conference* (pp. 90–95).
- Fischer, C., & Kakoulli, I. (2006). Multispectral and hyperspectral imaging technologies in conservation: current research and potential applications. *Reviews in conservation*, 7, 3–16.
- Fontana, R., Bencini, D., Carcagnì, P., Greco, M., Mastroianni, M., et al. (2007). Multi-spectral IR reflectography. In *Proc. SPIE 6618* (pp. 661813–661813–15). Munich, Germany. doi:10.1117/12.726096
- France, F. G. (2011). Advanced spectral imaging for noninvasive microanalysis of cultural heritage materials: review of application to documents in the U.S. Library of Congress. *Applied spectroscopy*, 65(6), 565–74. doi:10.1366/11-06295
- Fyffe, G. (2010). Single-shot photometric stereo by spectral multiplexing. In *ACM SIGGRAPH ASIA 2010 Sketches on - SA '10* (pp. 1–2). New York, New York, USA: ACM Press. doi:10.1145/1899950.1899970
- Gat, N. (2000). Imaging spectroscopy using tunable filters: a review. *Proceedings of SPIE*, 4056, 50–64. doi:10.1117/12.381686
- Geol Lee, S., Shamey, R., Hinks, D., & Jasper, W. (2011). Development of a comprehensive visual dataset based on a CIE blue color center: Assessment of color difference formulae using various statistical methods. *Color Research & Application*, 36(1), 27–41. doi:10.1002/col.20549
- Gillespie, A. R., Kahle, A. B., & Walker, R. E. (1986). Color enhancement of highly correlated images. I. Decorrelation and HSI contrast stretches. *Remote Sensing of Environment*, 20(3), 209–235. doi:10.1016/0034-4257(86)90044-1
- Gino, M. C. (2004). CCD's: Noise, noise, noise. Obtenido de <http://www.astrophys-assist.com/educate/noise/noise.htm>
- Goetz, A. F., Vane, G., Solomon, J. E., & Rock, B. N. (1985). Imaging spectrometry for Earth remote sensing. *Science (New York, N.Y.)*, 228(4704), 1147–53. doi:10.1126/science.228.4704.1147
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L. (2004). *Digital image processing using MATLAB* (p. 609). Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.
- Grietens, B. (2008). Microscopy Imaging : Hyperspectral microscope benefits from InGaAs imaging array. *Laser Focus World*. Obtenido de <http://www.laserfocusworld.com/content/lfw/en/articles/print/volume-44/issue-8/features/microscopy-imaging-hyperspectral-microscope-benefits-from-ingaas-imaging-array.html>

- Grietens, B. (2009). InGaAs cameras allow broader NIR applications. *Optics & Laser Europe*. Obtenido de <http://optics.org/article/38064>
- Gupta, N., & Voloshinov, V. (2004). Hyperspectral imager, from ultraviolet to visible, with a KDP acousto-optic tunable filter. *Applied optics*, 43(13), 2752–9.
- Hale, G. (2000). *Technique of Fresco Painting*. Dover Publications Inc.
- Haneishi, H., Miyahara, S., & Yoshida, A. (2006). Image acquisition technique for high dynamic range scenes using a multiband camera. *Color Research & Application*, 31(4), 294–302. doi:10.1002/col.20231
- Hanselman, D., & Littlefield, B. (1998). *Matlab 5. A comprehensive tutorial and reference*. New Jersey: Prentice Hall.
- Haralick, R. M., Dinstein, I., & Shanmugam, K. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions On Systems Man And Cybernetics*, 3(6), 610–621.
- Hardeberg, J. Y. (1998). Spectral characterization of electronic cameras. *Proceedings of SPIE*, 3409, 100–109. doi:10.1117/12.324101
- Hardeberg, J. Y. (1999). *Acquisition and Reproduction of Color Images: Colorimetric and Multispectral Approaches (Ph.D. Thesis)*. Dissertation.com.
- Hardeberg, J. Y. (2001). Multispectral color image acquisition. In *Proc. of the Norwegian Signal Processing Symposium (NORSIG '01)* (pp. 77–82). Trondheim, Norway.
- Hardeberg, J. Y., Schmitt, F., & Brettel, H. (2002). Multispectral color image capture using a liquid crystal tunable filter. *Optical Engineering*, 41(10), 2532. doi:10.1117/1.1503346
- Hardeberg, J. Y., Schmitt, F., Brettel, H., Crettez, J. P., Maitre, H., & Henri Maitre. (1999). Multispectral image acquisition and simulation of illuminant changes. *Colour imaging: vision and technology*, 145–164.
- Hardie, R. C., Hayat, M. M., Armstrong, E., & Yasuda, B. (2000). Scene-based nonuniformity correction with video sequences and registration. *Applied Optics*, 39(8), 1241–1250.
- Hayat, M. M., Torres, S. N., Armstrong, E., Cain, S. C., & Yasuda, B. (1999). Statistical algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays. *Applied optics*, 38(5), 772–780.
- Healey, G., & Kondepudy, R. (1994). Radiometric CCD camera calibration and noise estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(3), 267–276. doi:10.1109/34.276126
- Hernández-Andrés, J., Romero, J., & Lee, R. L. (2001). Colorimetric and spectroradiometric characteristics of narrow-field-of-view clear skylight in Granada, Spain. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, 18(2), 412–420.
- Herrera, J., Vilaseca, M., Düll, J., Arjona, M., Torrecilla, E., & Pujol, J. (2011). Iris color and texture: A comparative analysis of real irises, ocular prostheses, and colored contact lenses. *Color Research & Application*, 36(5), 373–382. doi:10.1002/col.20635

- Herzog, P. G., Knipp, D., Stiebig, H., & König, F. (1999). Colorimetric characterization of novel multiple-channel sensors for imaging and metrology. *Journal of Electronic Imaging*, 8(4), 342–353. doi:10.1117/1.482704
- Holst, G. C. (1998). *CCD Arrays, Cameras and Displays* (2nd ed., p. 378). Bellingham: SPIE press.
- Holst, G. C., & Lomheim, T. S. (2011). *CMOS/CCD Sensors and Camera Systems* (2nd ed., p. 408). Bellingham: SPIE Press.
- Hong, G., Luo, M. R., & Rhodes, P. A. (2001). Colorimetric Characterization Based on Polynomial Modeling. *Color Research & Application*, 26(1), 76–84.
- Hunt, R. W. G. (2004). *The Reproduction of Colour* (6th ed., p. 724). Chichester (UK): John Wiley & Sons.
- Imai, F. H., & Berns, R. S. (1999). Spectral Estimation Using Trichromatic Digital Cameras. In *International Symposium on Multispectral Imaging and Color Reproduction for Digital Archives* (pp. 42–49). Chiba, Japan.
- Imai, F. H., Rosen, M. R., & Berns, R. S. (2000). Comparison of spectrally narrow-band capture versus wide-band with a priori sample analysis for spectral reflectance estimation. In *Proc. Eighth Color Imaging Conference* (pp. 234–241). Citeseer.
- Imai, F. H., Rosen, M. R., & Berns, R. S. (2002). Comparative study of metrics for spectral match quality. In *Proceedings of the First European Conference on Colour in Graphics, Imaging and Vision* (pp. 492–496).
- Imai, F. H., Taplin, L. A., & Day, E. A. (2002). *Comparison of the accuracy of various transformations from multi-band images to reflectance spectra* (pp. 1–60). New York, United States. Obtenido de <https://ritdml.rit.edu/bitstream/handle/1850/4356/LTaplinTechReport2002.pdf?sequence=1>
- Imai, F. H., Taplin, L. A., & Day, E. A. (2003). *Comparative study of spectral reflectance estimation based on broad-band imaging systems* (p. 18). New York, United States. Obtenido de http://www.art-si.org/PDFs/Acquisition/ReportBrdBnd_April_2003.pdf
- Iwasaki, H., Miyazawa, K., & Nakauchi, S. (2006). Visualization of the human face skin moisturizing ability by spectroscopic imaging using two near-infrared bands. *Proceedings of SPIE*, 6062, 606203–8. doi:10.1117/12.642486
- Jaaskelainen, T., Parkkinen, J., & Toyooka, S. (1990). Vector-subspace model for color representation. *Journal of the Optical Society of America A*, 7(4), 725. doi:10.1364/JOSAA.7.000725
- Janesick, J. R. (2001). *Scientific Charged-Coupled Devices*. Bellingham WA USA: SPIE Press.
- Jonas, J. B., Budde, W. M., Stroux, A., & Oberacher-velten, I. M. (2006). Iris colour, optic disc dimensions, degree and progression of glaucomatous optic nerve damage. *Clinical and Experimental Ophthalmology*, 34, 654–660. doi:10.1111/j.1442-9071.2006.1310.x
- Joo Kim, S., Deng, F., & Brown, M. S. (2011). Visual enhancement of old documents with hyperspectral imaging. *Pattern Recognition*, 44(7), 1461–1469. doi:10.1016/j.patcog.2010.12.019

- Kamruzzaman, M., Barbin, D. F., ElMasry, G., Sun, D.-W., & Allen, P. (2012). Potential of hyperspectral imaging and pattern recognition for categorization and authentication of red meat. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*. doi:10.1016/j.ifset.2012.07.007
- Kasili, P. M., & Vo-Dinh, T. (2006). Hyperspectral imaging system using acousto-optic tunable filter for flow cytometry applications. *Cytometry Part A*, 69A, 835–841. doi:10.1002/cyto.a
- Keusen, T. (1996). Multispectral color system with an encoding format compatible with the conventional tristimulus model. *Journal of Imaging Science and Technology*, 40(6), 510–515.
- Kimachi, A., Ikuta, H., Fujiwara, Y., Masumoto, M., & Matsuyama, H. (2004). Spectral matching imager using amplitude-modulation-coded multispectral light-emitting diode illumination. *Optical Engineering*, 43(4), 975. doi:10.1117/1.1666679
- Kiusalaas, J. (2005). *Numerical Methods in Engineering with MATLAB*®. Cambridge: Cambridge University Press. doi:10.1017/CBO9780511614682
- Klein, M. E., Aalderink, B. J., Padoan, R., de Bruin, G., & Steemers, T. a. G. (2008). Quantitative Hyperspectral Reflectance Imaging. *Sensors*, 8(9), 5576–5618. doi:10.3390/s8095576
- Knox, K. T., Easton, Jr., R. L., Christens-Barry, W. A., & Boydston, K. (2011). Recovery of handwritten text from the diaries and papers of David Livingstone. *Proceedings of SPIE*, 7869, 786909–7. doi:10.1117/12.877135
- König, F., & Praefcke, W. (1998). A multispectral scanner. In *Procs. of CIM '98 – Colour Imaging in Multimedia* (pp. 63–73). Derby.
- Kubik, M. (2007). Hyperspectral Imaging: A New Technique for the Non-Invasive Study of Artworks. In D. Creagh & D. Bradley (Eds.), *Physical Techniques in the Study of Art, Archaeology and Cultural Heritage* (Vol. 2, pp. 199–259). Amsterdam: Elsevier.
- Laamanen, H. T., Jaaskelainen, T., & Parkkinen, J. (2000). Comparison of PCA and ICA in color recognition. In H. McCann, K. G. Harding, H. Cho, P. E. Orban, S. M. Gupta, et al. (Eds.), *Proc. SPIE 4197, Intelligent Robots and Computer Vision XIX: Algorithms, Techniques, and Active Vision* (pp. 367–377). doi:10.1117/12.403784
- Lehtonen, J., Parkkinen, J., Jaaskelainen, T., & Kamshilin, A. (2010). Principal component and sampling analysis of color spectra. *Optical Review*, 16(2), 81–90. doi:10.1007/s10043-009-0015-6
- Levenson, R. M., Cronin, P. J., & Harvey, N. R. (2002). Spectral imaging and biomedicine: new devices, new approaches. In *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2002. Proceedings.* (pp. 105–111). IEEE Comput. Soc. doi:10.1109/AIPR.2002.1182262
- Li, C., & Luo, R. (2001). The estimation of spectral reflectances using the smoothness constraint condition. In *9th Color Imaging Science Conference* (pp. 62–67).
- Litwiller, D. (2001). CCD vs . CMOS: Facts and Fiction. *Photonics Spectra*. Obtenido de http://www.teledynedalsa.com/public/corp/Photonics_Spectra_CCDvsCMOS_Litwiller.pdf

- Litwiller, D. (2005). CMOS vs. CCD: Maturing Technologies, Maturing Markets. *Photonics Spectra*. Obtenido de <http://www.photonics.com/Article.aspx?AID=22471>
- Lu, R., & Peng, Y. (2007). Development of a multispectral imaging prototype for real-time detection of apple fruit firmness. *Optical Engineering*, 46(12), 123201. doi:10.1117/1.2818812
- Lukac, R., Smolka, B., Martin, K., Plataniotis, K. N., & Venetsanopoulos, A. N. (2005). Vector filtering for color imaging. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(1), 74–86.
- Luo, M. R., Cui, G., & Rigg, B. (2001). The development of the CIE 2000 colour-difference formula: CIEDE2000. *Color Research & Application*, 26(5), 340–350. doi:10.1002/col.1049
- Mabwoga, S. O., Chawla, A., & Thukral, A. K. (2010). Assessment of water quality parameters of the Harike wetland in India, a Ramsar site, using IRS LISS IV satellite data. *Environmental monitoring and assessment*, 170(1-4), 117–28. doi:10.1007/s10661-009-1220-2
- Maloney, L. T. (1986). Evaluation of linear models of surface spectral reflectance with small numbers of parameters. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics and image science*, 3(10), 1673–1683.
- Maloney, L. T., & Wandell, B. A. (1986). Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance. *Journal of the Optical Society of America A*, 3(1), 29. doi:10.1364/JOSAA.3.000029
- Mancill, C. E. (1975). *Digital color image restoration (Ph.D. thesis)*. University of Southern California.
- Mansouri, A., Marzani, F., Hardeberg, J. Y., & Gouton, P. (2005). Optical calibration of a multispectral imaging system based on interference filters. *Optical Engineering*, 44(2), 027004. doi:10.1117/1.1839889
- Martin, M. E., Wabuyele, M. B., Panjehpour, M., Overholt, B., Denovo, R. C., et al. (2006). An AOTF-based dual-modality hyperspectral imaging system (DMHSI) capable of simultaneous fluorescence and reflectance imaging. *Medical Engineering & Physics*, 28(2), 149–155.
- Martin, M., Wabuyele, M. B., Chen, K., Kasili, P., Panjehpour, M., et al. (2006). Development of an advanced hyperspectral imaging (HSI) system with applications for cancer detection. *Annals of biomedical engineering*, 34(6), 1061–1068. doi:10.1007/s10439-006-9121-9
- Martinez, K. (1991). High resolution digital imaging of paintings. The Vasari project. *Microcomputers for Information Management*, 8(4), 277–283.
- Martinez, K. (1993). High-resolution colorimetric imaging of paintings. In *Proceedings of SPIE* (Vol. 1901, pp. 25–36). SPIE. doi:10.1117/12.144795
- Martinez, K., Cupitt, J., Saunders, D., & Pillay, R. (2002). Ten years of art imaging research. *Proceedings of the IEEE*, 90(1), 28–41. doi:10.1109/5.982403
- Martinez, K., Perry, S., & Cupitt, J. (2000). Object browsing using the Internet Imaging Protocol. *Computer Networks*, 33(1-6), 803–810. doi:10.1016/S1389-1286(00)00050-5

- Martínez-Verdú, F., Pujol, J., & Capilla, P. (2002). Calculation of the Color Matching Functions of Digital Cameras from Their Complete Spectral Sensitivities. *J. Imaging Sci. Technol.*, *46*(1), 15–25.
- Massart, D. L., Smeyers-Verbeke, J., Capron, X., & Schlesierb, K. (2005). Visual Presentation of Data by Means of Box Plots. (D. Hills, Ed.) *Europe*, *18*(4), 215–218.
- Materka, A., & Strzelecki, M. (1998). *Texture Analysis Methods – A Review* (pp. 1–33). Brussels.
- Mathews, S. a. (2008). Design and fabrication of a low-cost, multispectral imaging system. *Applied optics*, *47*(28), F71–6.
- Melgosa, M., Trémeau, A., & Cui, G. (2013). Colour Difference Evaluation. In C. Fernandez-Maloigne (Ed.), *Advanced Color Image Processing and Analysis* (pp. 65–85). New York, NY: Springer New York. doi:10.1007/978-1-4419-6190-7
- Meyer, C. D. (2001). *Matrix analysis and applied linear algebra* (p. 718). Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Miller, P. J. (1991). Use of Tunable Liquid Crystal Filters to Link Radiometric and Photometric Standards. *Metrologia*, *28*(3), 145–149.
- Miller, P. J. (1995). Multispectral imaging with a liquid crystal tunable filter. *Proceedings of SPIE*, *2345*, 354–365. doi:10.1117/12.198889
- Miyata, K. (2006). Application of Spectral Information to Investigate Historical Materials - Detection of Metameric Color Area in Icon Images -. *Proceedings of SPIE*, *6062*, 60620L–8.
- Miyata, K. (2009). Development of practical investigation system for cultural properties based on a projector-camera system. *Proceedings of SPIE*, *7241*, 724104–8. doi:10.1117/12.805770
- Mottier, P. (2009). *LEDs for Lighting Applications*. London: ISTE Ltd and John Wiley & Sons, Inc.
- Murakami, Y., Fukura, K., Yamaguchi, M., & Ohyama, N. (2008). Color reproduction from low-SNR multispectral images using spatio-spectral Wiener estimation. *Optics Express*, *16*(6), 4106–4120. doi:10.1364/OE.16.004106
- Nieves, J. L., Valero, E. M., Nascimento, S. M. C., Hernández-Andrés, J., & Romero, J. (2005). Multispectral synthesis of daylight using a commercial digital CCD camera. *Applied optics*, *44*(27), 5696–703.
- Novati, G., Pellegrini, P., & Schettini, R. (2005). An affordable multispectral imaging system for the digital museum. *International Journal on Digital Libraries*, *5*(3), 167–178. doi:10.1007/s00799-004-0103-y
- Nyström, D. (2006). *Colorimetric and Multispectral Image Acquisition*. Science And Technology. Linköping University.
- Obrutsky, A. E., & Acosta, D. (2003). Infrared reflectography, an NDT technique for images diagnosis. In *3rd Pan American Conference for Nondestructive Testing-PANNDT* (pp. 2–6). Rio de Janeiro, Brazil.

- Ormsby, B., Kampasakali, E., Miliani, C., & Learner, T. (2009). An FTIR-Based Exploration of the Effects of Wet Cleaning Treatments on Artists' Acrylic Emulsion Paint Films. *e-PRESERVATION Science*, 6, 186–195.
- Paquit, V. C., Tobin, K. W., Price, J. R., & Mèriaudeau, F. (2009). 3D and multispectral imaging for subcutaneous veins detection. *Optics Express*, 17(14), 11360. doi:10.1364/OE.17.011360
- Park, J.-I., Lee, M.-H., Grossberg, M. D., & Nayar, S. K. (2007). Multispectral Imaging Using Multiplexed Illumination. *2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, 1–8. doi:10.1109/ICCV.2007.4409090
- Patil, T., Mishra, S., Chaudhari, P., & Khandale, S. (2013). Image stitching using matlab. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 4(3), 302–306.
- Pelagotti, A., Mastio, A., Rosa, A., & Piva, A. (2008). Multispectral imaging of paintings. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(4), 27–36. doi:10.1109/MSP.2008.923095
- Pellegrini, P., Novati, G., & Schettini, R. (2004a). Acquisition and mosaicking of large/high-resolution multi-/hyper-spectral images. In *Proc. of SIOF Colorimetria VI*: (pp. 255–269).
- Pellegrini, P., Novati, G., & Schettini, R. (2004b). Training set selection for multispectral imaging systems characterization. *Journal of Imaging Science and Technology*, 48(3), 203–210.
- Pladellorens, J., Pintó, A., Segura, J., Cadevall, C., Antó, J., et al. (2008). A device for the color measurement and detection of spots on the skin. *Skin research and technology : official journal of International Society for Bioengineering and the Skin (ISBS) [and] International Society for Digital Imaging of Skin (ISDIS) [and] International Society for Skin Imaging (ISSI)*, 14(1), 65–70. doi:10.1111/j.1600-0846.2007.00262.x
- Poletto, L., Boscolo, A., & Tondello, G. (1999). Characterization of a Charge-Coupled-Device Detector in the 1100-0.14-nm (1-eV to 9-keV) Spectral Region. *Applied Optics*, 38(1), 29. doi:10.1364/AO.38.000029
- Pratt, W. K., & Mancill, C. E. (1976). Spectral estimation techniques for the spectral calibration of a color image scanner. *Applied Optics*, 15(1), 73. doi:10.1364/AO.15.000073
- Ramanath, R., & Snyder, W. E. (2003). Eigenviews for object recognition in multispectral imaging systems. In *Proceedings 32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*. (pp. 33–38). IEEE. doi:10.1109/AIPR.2003.1284245
- Rapantzikos, K., & Balas, C. (2005). Hyperspectral imaging: potential in non-destructive analysis of palimpsests. *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, II–618. doi:10.1109/ICIP.2005.1530131
- Ratliff, B. M., Hayat, M. M., & Hardie, R. C. (2002). An algebraic algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays. *Journal of the Optical Society of America A*, 19(9), 1737–1747.
- Ratliff, B. M., Hayat, M. M., & Tyo, J. S. (2003). Radiometrically accurate scene-based nonuniformity correction for array sensors. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, 20(10), 1890–9.

- Redman, J. (2007). Advances in Digital Imaging for Fine Art and Cultural Heritage. In *NIP23 and Digital Fabrication* (pp. 355–363).
- Ren, H., Du, Q., Wang, J., Chang, C.-I., Jensen, J. O., & Jensen, J. L. (2006). Automatic target recognition for hyperspectral imagery using high-order statistics. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 42(4), 1372–1385. doi:10.1109/TAES.2006.314578
- Rencher, A. C. (2002). *Methods of Multivariate Analysis* (2nd ed., p. 738). New York: Wiley-Interscience.
- Renkjumnong, W. (2007). *SVD and PCA in Image Processing (MSc Thesis)*. Georgia State University.
- Ribés, A., Schmitt, F., Pillay, R., Lahanier, C., & Ribes, A. (2005). Calibration and spectral reconstruction for CRISATEL: An art painting multispectral acquisition system. *Journal of imaging science and technology*, 49(6), 563–573.
- Richards, A. (2009). Ultraviolet Reflectance Imaging: Applications. *Photonics Handbook*. Obtenido de <http://www.photonics.com/Article.aspx?AID=32169>
- Ritter, G. X., & Wilson, J. N. (2001). *Handbook of computer vision algorithms in image algebra. Reproduction* (2nd ed., p. 417). Boca Raton: CRC Press.
- Ruiz Quijano, J. I. (2010). *Quality metrics for spectral estimation. Matrix*. Technical University of Catalonia.
- Rykowski, R., & Kostal, H. (2008). Imaging Colorimetry: Accuracy in Display and Light Source Metrology. *Photonics Handbook*. Obtenido de <http://www.photonics.com/Article.aspx?AID=32159>
- Sáenz Gamasa, C., Hernández, B., Santiago, J. V., Alberdi, C., Alfonso, S., & Diñeiro, J. M. (2009). Measurement of the colour of white and rosé wines in visual tasting conditions. *European Food Research and Technology*, 229(2), 263–276. doi:10.1007/s00217-009-1050-z
- Schechner, Y. Y., Nayar, S. K., & Belhumeur, P. N. (2007). Multiplexing for optimal lighting. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 29(8), 1339–1354. doi:10.1109/TPAMI.2007.1151
- Sharma, G., & Trussell, H. J. (1993). Characterization of Scanner Sensitivity. In *IS&T and SID's Color Imaging Conference: Transforms & Transportability of Color* (pp. 103–107).
- Sharma, G., Wu, W., & Dalal, E. N. (2005). The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations. *Color Research & Application*, 30(1), 21–30. doi:10.1002/col.20070
- Shi, M., & Healey, G. (2002). Using reflectance models for color scanner calibration. *Journal of the Optical Society of America A*, 19(4), 645–656.
- Shimano, N., Terai, K., & Hironaga, M. (2007). Recovery of spectral reflectances of objects being imaged by multispectral cameras. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, 24(10), 3211–3219.

- Shlens, J. (2009). *A Tutorial on Principal Component Analysis* (p. 7). Obtenido de <http://www.snl.salk.edu/~shlens>
- Shrestha, R. (2011). *Multispectral Imaging for Biometrics – A Review*. Gjøvik, Norway.
- Shrestha, R., Mansouri, A., & Hardeberg, J. Y. (2011). Multispectral imaging using a stereo camera: concept, design and assessment. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2011(1), 57. doi:10.1186/1687-6180-2011-57
- Slawson, R. W., Ninkov, Z., & Horch, E. P. (1999). Hyperspectral Imaging: Wide-Area Spectrophotometry Using a Liquid-Crystal Tunable Filter. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 111(759), 621–626. doi:10.1086/316360
- Smoyer, E. P. M., Taplin, L. A., & Berns, R. S. (2005). *Experimental Evaluation of Museum Case Study Digital Camera Systems [Report]*. Obtenido de http://www.art-si.org/PDFs/Metric/Archive05_Smoyer.pdf
- Stigell, P., Miyata, K., & Hauta-Kasari, M. (2007). Wiener estimation method in estimating of spectral reflectance from RGB images. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 17(2), 233–242. doi:10.1134/S1054661807020101
- Sturm, R. a, & Frudakis, T. N. (2004). Eye colour: portals into pigmentation genes and ancestry. *Trends in genetics : TIG*, 20(8), 327–32. doi:10.1016/j.tig.2004.06.010
- Suhre, D. R., & Theodore, J. G. (1996). White-light imaging by use of a multiple passband acousto-optic tunable filter. *Applied optics*, 35(22), 4494–4501.
- Szeliski, R. (2005). *Image alignment and stitching: A tutorial*.
- Thomson, M., & Westland, S. (2001). Colour-imager characterization by parametric fitting of sensor responses. *Color Research & Application*, 26(6), 442–449.
- Torres, S. N., Pezoa, J. E., & Hayat, M. M. (2003). Scene-Based Nonuniformity Correction for Focal Plane Arrays by the Method of the Inverse Covariance Form. *Applied optics*, 42(29), 5872–5881. doi:10.1364/AO.42.005872
- Tran, C. D. (2001). Development and analytical applications of multispectral imaging techniques: an overview. *Fresenius Journal Of Analytical Chemistry*, 369(3-4), 313–319.
- Tran, C. D. (2005). Principles, Instrumentation, and Applications of Infrared Multispectral Imaging, An Overview. *Analytical letters*, 38(October 2004), 735–752. doi:10.1081/AL-200047754
- Tran, C. D., Cui, Y., & Smirnov, S. (1998). Simultaneous multispectral imaging in the visible and near-infrared region: applications in document authentication and determination of chemical inhomogeneity of copolymers. *Analytical Chemistry*, 70(22), 4701–4708.
- Truesense-Imaging-Inc. (2012). CCD Image Sensor Noise Sources. *Application Note*. Obtenido de <http://www.truesenseimaging.com/support/application-notes>

- Tyson, J. A. (1986). Low-light-level charge-coupled device imaging in astronomy. *Journal of the Optical Society of America A*, 3(12), 2131–2138. doi:10.1364/JOSAA.3.002131
- Ueda, K., Yamamoto, S., Tsumura, N., Nakaguchi, T., & Miyake, Y. (2006). Spectral based color reproduction for print illuminated by image projector. *Proceedings of SPIE*, 6062, 60620I–9. doi:10.1117/12.642811
- Varella, E. A. (Ed.). (2013). *Conservation Science for the Cultural Heritage* (Vol. 79, p. 334). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/978-3-642-30985-4
- Vázquez, C., Albornoz, A., Hajduk, A., Elkin, D., Custo, G., & Obrustky, A. (2008). Total reflection X-ray fluorescence and archaeometry: Application in the Argentinean cultural heritage. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 63(12), 1415–1419. doi:10.1016/j.sab.2008.10.035
- Vilaseca, M. (2005). *Diseño de un nuevo sistema para la reconstrucción de espectros y visualización de imágenes en el infrarrojo próximo (800-1000nm)* (Tesis Ph.D.). Universitat Politècnica de Catalunya.
- Vilaseca, M., Mercadal, R., Pujol, J., Arjona, M., de Lasarte, M., et al. (2008). Characterization of the human iris spectral reflectance with a multispectral imaging system. *Applied optics*, 47(30), 5622–5630.
- Vilaseca, M., Pujol, J., & Arjona, M. (2003). Spectral-reflectance reconstruction in the near-infrared region by use of conventional charge-coupled-device camera measurements. *Applied optics*, 42(10), 1788–97.
- Vilaseca, M., Pujol, J., & Arjona, M. (2004). Illuminant influence on the reconstruction of near-infrared spectra. *The Journal of imaging science and technology*, 48(2), 111–119.
- Vilaseca, M., Pujol, J., Arjona, M., & de Lasarte, M. (2006). Multispectral system for reflectance reconstruction in the near-infrared region. *Applied optics*, 45(18), 4241–4253.
- Vilaseca, M., Pujol, J., Arjona, M., & Martínez-Verdú, F. (2005). Color Visualization System for Near-Infrared Multispectral Images. *Journal of Imaging Science and Technology*, 49(3), 246–255.
- Vliet, L. J. Van, Boddeke, F. R., Sudar, D., & Young, I. T. (1998). Image Detectors for Digital Image Microscopy. In M. H. F. Wilkinson & F. Schut. (Eds.), *Digital Image Analysis of Microbes; Imaging, Morphometry, Fluorometry and Motility Techniques and Applications (Modern Microbiological Methods)*. Chichester (UK): John Wiley & Sons.
- Vrhel, M. J., Gershon, R., & Iwan, L. S. (1994). Measurement and analysis of object reflectance spectra. *Color Research & Application*, 19(1), 4–9.
- Vrhel, M. J., & Trussell, H. J. (1994). Filter considerations in color correction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 3(2), 147–161.
- Vuong, Q., Yun, S., & Kim, S. (2008). A new auto exposure and auto white-balance algorithm to detect high dynamic range conditions using CMOS technology. In *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*. San Francisco, USA.

- Weng, Q. (Ed.). (2011). *Advances in Environmental Remote Sensing: Sensors, Algorithms, and Applications* (p. 610). Boca Raton: CRC Press.
- Wildes, R. P. (1997). Iris recognition: an emerging biometric technology. *Proceedings of the IEEE*, 85(9), 1348–1363. doi:10.1109/5.628669
- Williamson, D. F., Parker, R. A., & Kendrick, J. S. (1989). The box plot: a simple visual method to interpret data. *Annals of Internal Medicine*, 110(11), 916–921.
- Winter, E. M. (2007). Methods for Determining Best Multispectral Bands Using Hyperspectral Data. In *IEEE Aerospace Conference* (pp. 1–6). Ieee. doi:10.1109/AERO.2007.353058
- Wu, W., & Allebach, J. P. (2000). Imaging Colorimetry Using a Digital Camera. *Journal of Imaging Science and Technology*, 44(4), 267–279.
- Yang, W. Y., Cao, W., Chung, T.-S., & Morris, J. (2005). *Applied Numerical Methods Using MATLAB®*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc. doi:10.1002/0471705195
- Zhao, Y. (2008). *Image Segmentation and Pigment Mapping of Cultural Heritage Based on Spectral Imaging (Ph.D. Thesis)*. Rochester Institute of Technology.
- Zitová, B., & Flusser, J. (2003). Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 21(11), 977–1000. doi:10.1016/S0262-8856(03)00137-9

APÉNDICE A Hojas de datos de elementos del sistema desarrollado

En este apéndice se muestran las características técnicas de algunos componentes de hardware que intervienen en el equipo desarrollado en esta tesis.

Apéndice A.1 Hoja de datos cámara CCD

PRODUCT DATASHEET

QICAM *FAST1394*

High-Performance Digital CCD Camera

High-Performance IEEE 1394 FireWire™ Digital CCD Camera

Monochrome or Color

The QImaging QICAM digital camera is designed for high-resolution, brightfield scientific and industrial applications. A progressive-scan interline CCD sensor gives a resolution of 1.4 million pixels in a 12-bit digital output. High-speed, lownoise electronics provide linear digital data at frame rates up to 110 fps with binning and ROI. The IEEE 1394 FireWire® digital interface allows ease of use and installation with a single wire. No framegrabber or external power supply is required. The QICAM includes QCapture software (Windows® and Mac OS) for real-time image preview and capture. A Software Development Kit (SDK) is available upon request for interfacing with custom software.

applications

- Brightfield and Phase-Contrast Microscopy
- Live-Cell Imaging
- Pathology, Histology, & Cytology
- Motility & Motion Analysis
- DNA Analysis
- Metallurgical Microscopy
- Semiconductor Inspection
- Failure Analysis
- Forensic Analysis



features	benefits
High-Resolution, 1.4-Million-Pixel Sensor	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Highly detailed, sharp images
High-Speed Readout	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Previewing & focusing in real time ▪ 165fps maximum frame rate ▪ 110fps with 4x4 binning & RO ▪ 10fps full resolution ▪ Ideal for automated imaging applications
Flexible Exposure Control from 12µs to 17.9min	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Optimal integration over a wide range of light levels
12-Bit Digitization/ 36-Bit Color Digitization	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 4096 grey levels for precise light-intensity discrimination ▪ 4096 levels per channel for superior color images
External Sync & Trigger	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Tight synchronization with flashlamps, automated filters, shutters, & microscope stage
Peltier Cooling	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Minimizes thermal noise during low-light imaging
ROI (Region of Interest)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Higher frame rates for precise analysis of rapidly changing specimens
Binning	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Increases sensitivity for quantitation & imaging of very low light levels ▪ Increases frame rate
IEEE 1394 FireWire™ QImaging Fast 1394 Technology	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Simple connectivity ▪ Ease of use & installation ▪ Portability with laptop computer ▪ Simultaneous use of multiple cameras through a single port ▪ Single-cable operation (no external power supply or control unit)
Extensive Third-Party Software Support	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Choose from a large selection of life science & industrial software for microscopy, machine vision, & video-streaming applications

QICAM Specifications

ccd sensor	
Light-Sensitive Pixels	1.4 million; 1392 x 1040
Binning Modes	2x2, 4x4 8x8
ROI (Region of Interest)	From 1x1 pixels up to full resolution, continuously variable in single-pixel increments
Exposure/Integration Control	12µs to 17.9min in 1µs increments
Sensor Type	Sony® ICX205 progressive-scan interline CCD (monochrome or color)
Pixel Size	4.65µm x 4.65µm
Linear Full Well	10,000e-
Read Noise	12e-
Cooling Available	Yes (optional)
Cooling Type	Peltier thermoelectric cooling to 25°C below ambient
Digital Output	12 bits
Readout Frequency	20, 10, 5, 2.5MHz
Frame Rate	10fps full resolution @12bits (165fps maximum with binning and ROI)
camera	
Computer Platforms/ Operating Systems	Windows® & Mac OS*
Digital Interface	IEEE 1394 FireWire™
Sustained Data Rate	40MB/s
Shutter Control	Electronic shutter, no moving parts
External Trigger	TTL Input
Trigger Types	Internal, Software, External
External Sync	TTL Input
Gain Control	0.6 to 15x
Offset Control	-2048 to 2047
Optical Interface	1/2", C-mount optical format
Threadmount	1/4" — 20 mount
Power Requirements	7W (non-cooled); 13W (cooled); 8-24V
Weight	635g (non-cooled); 915g (cooled)
Warranty	2 years
Operating Environment	0 to 50°C (32 to 122°F)
Storage Temperature	-10 to 60°C
Humidity	Less than 80% non-condensing at 35°C (95°F)

camera models

Includes: IEEE 1394 FireWire™ cable, IEEE 1394 PCI card, QCapture software, and access to SDK

- **Monochrome QICAM Cooled**

Model: QIC-F-M-12-C

- **Monochrome QICAM Non-Cooled**

Model: QIC-F-M-12

CCD Digital Camera, 12 Bits

- < **Color QICAM Cooled**

Model: QIC-F-CLR-12-C

- **Color QICAM Non-Cooled**

Model: QIC-F-CLR-12

CCD Digital Camera, 12 Bits

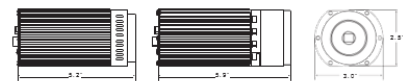
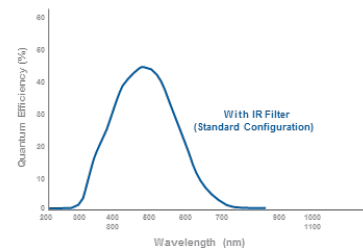
camera options

- **RGB Color Filter** for monochrome cameras (F-mount interface required), refer to data sheet for more details



- **Extended Warranty**

spectral response



Apéndice A.2 Hoja de datos cámara InGaAs

InGaAs Camera C10633-13, -23

Near Infrared Camera



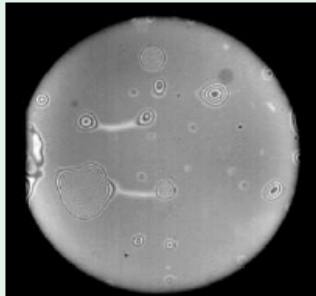
The C10633-13 and -23 are InGaAs cameras with high sensitivity in the infrared region, especially in wavelength range from 900 nm to 1700 nm. The C10633-13 and -23 support the standard video output (either EIA 60 Hz or CCIR 50 Hz) and the standard USB 2.0 to interface to PC for 14 bit image acquisition with exposure time control. It can be used for many IR applications, such as IR reflectography (art inspection), Si wafer inspection, Laser beam measurement, Solar cell evaluation and so on.

FEATURES

- Good sensitivity in 900 nm to 1700 nm range
- 320 × 256 pixels with EIA(60 Hz) or CCIR(50 Hz)
- The standard USB 2.0 I/F for 14 bit Image acquisition with exposure control
- Small size, light weight and simple operation

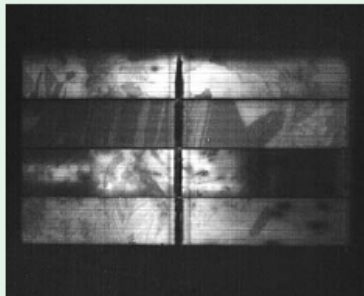
APPLICATIONS

● Si wafer internal inspection



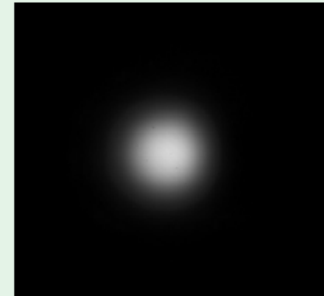
▲ Void detection of bonded wafers

● Solar cell evaluation



▲ EL (electroluminescence) image of polycrystalline Si PV module

● Laser beam measurement



▲ 1.55 μm semiconductor laser beam image
* Interference fringe pattern may appear depending on laser beam wavelength and coherency.

● IR reflectography



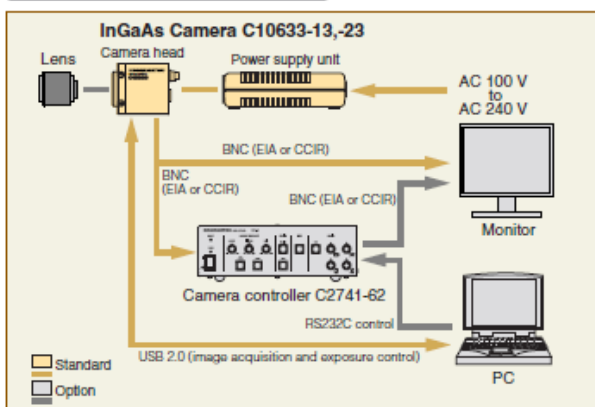
▲ Observation by visible light (Normal camera)
The letter under lacquer is invisible.



▲ Observation by IR light (C10633-13)
The letter under lacquer is clearly visible.

HAMAMATSU
PHOTON IS OUR BUSINESS

SYSTEM CONFIGURATION

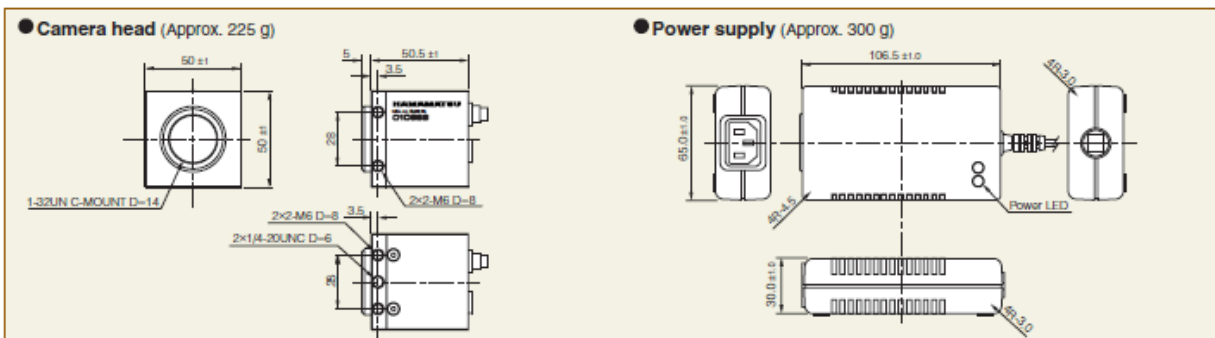


SPECIFICATIONS

Type number	C10633-13	C10633-23
● Array specifications		
Array type	InGaAs	
Spectral band	900 nm to 1700 nm	
Pixels	320 (H) × 256 (V)	
Pixels pitch	30 μm	
Optical fill factor	> 99.9 %	
Array cooling	Uncooled	
Pixel operability	> 99 %	
● Camera specifications		
Lens mount	C-mount	
Analog Interface (Factory setting)	EIA	CCIR
Digital interface	USB 2.0	
Trigger interface	NA	
Readout speed (full frame)	60 frame/s	50 frame/s
Exposure time	100 μs up to 15 ms (controlled via USB 2.0)	
Power requirements	AC 100 V to AC 240 V, 50 Hz/60 Hz	
Power consumption	4 V·A or less	
Recommended ambient operating temperature	+25 °C ± 3 °C*	
Ambient operating temperature	0 °C to +30 °C	
Ambient storage temperature	-10 °C to +60 °C	
Storage/operating humidity	Non-condensing	

* Correction data acquisition at +25 °C

DIMENSIONAL OUTLINES (Unit : mm)



★ Product and software package names noted in this documentation are trademarks or registered trademarks of their respective manufacturers.
 • Subject to local technical requirements and regulations, availability of products included in this promotional material may vary. Please consult your local sales representative.
 • Information furnished by HAMAMATSU is believed to be reliable. However, no responsibility is assumed for possible inaccuracies or omissions.
 Specifications and external appearance are subject to change without notice.

© 2010 Hamamatsu Photonics K.K.

HAMAMATSU

<http://www.hamamatsu.com>

OPTION

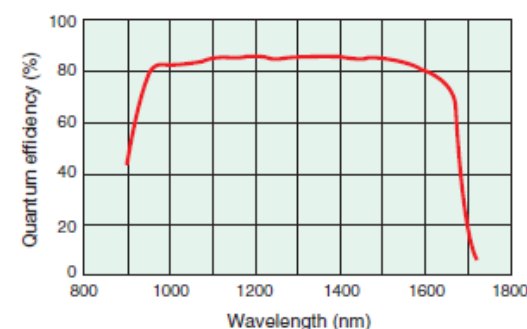
● Camera controller C2741-62

- Contrast enhancement
- Automatic contrast enhancement
- Shading correction
- Averaging
- Edge extraction
- Y correction

The C2741-62 is a stand alone video image processor used with the C10633 InGaAs camera. It providing exceptional functions such as contrast enhancement, detail enhancement, averaging and shading corrections.

▲ Before contrast enhancement ▲ After contrast enhancement

SPECTRAL RESPONSE



Apéndice A.3 Hoja de datos lente con alta transmitancia en el rango 400-1000nm

3 Mega Pixel lens

Cinegon 1.4/12

In accordance with the sensitivity of modern 2 / 3" CCD and CMOS sensors, the 3 megapixel lenses are corrected and broadband-coated for the spectral range of 400 – 1000 nm (VIS + NIR). Even under production and / or extreme conditions, the robust mechanical design with lockable focus and iris setting mechanism guarantees reliable continuous use in which the set optical parameters remain in place.



Cinegon 1.4/12

Key Features

- High-resolution optics
- Highest optical imaging performance even with smallest pixel sizes
- Broadband coating (400 - 1000 nm)
- Compact and low weight
- Vibration insensitivity for stable imaging performance
- Focus and iris setting lockable

Applications

- Machine Vision and other imaging applications
- 3D measurement
- Traffic
- Medical
- Robot vision
- Food processing

Technical Specifications

F-number	1.4
Focal length	12.7 mm
Image circle	11 mm
Transmission	400 - 1000 nm
Interface	C-Mount
Weight	99 gr.
Option	Optical filter

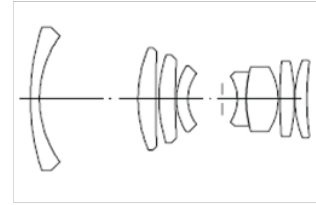
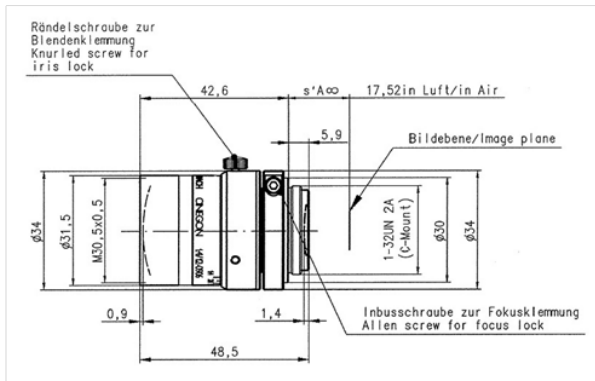
Contact

Jos. Schneider Optische Werke GmbH
 Ringstraße 132
 55543 Bad Kreuznach
 Germany
 Phone +49 671 601-387
 Fax +49 671 601-286
www.schneiderkreuznach.com/industrialoptics
industrie@schneiderkreuznach.com

Schneider Asia Pacific Ltd.
 20/F Central Tower, 28 Queen's Road
 Central, Hong Kong
 China
 Phone +852 8302 0301
 Fax +852 8302 4722
www.schneider-asiapacific.com
info@schneider-asiapacific.com

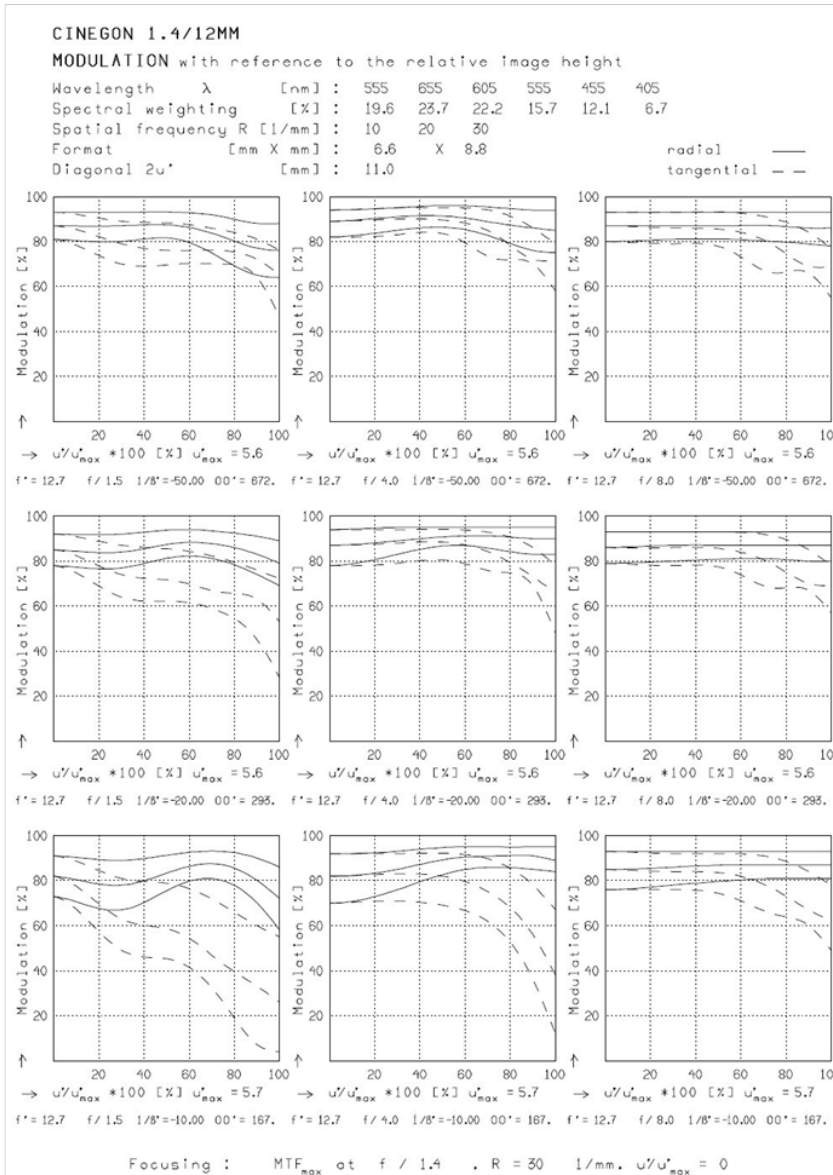
Schneider Optics Inc.
 285 Oser Ave.
 Hauppauge, NY
 11788 USA
 Phone +1 631 761-5000
 Fax +1 631 761-5090
www.schneideroptics.com/industrial
industrial@schneideroptics.com

Cinegon 1.4/12

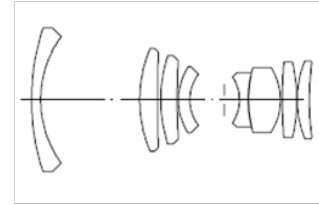
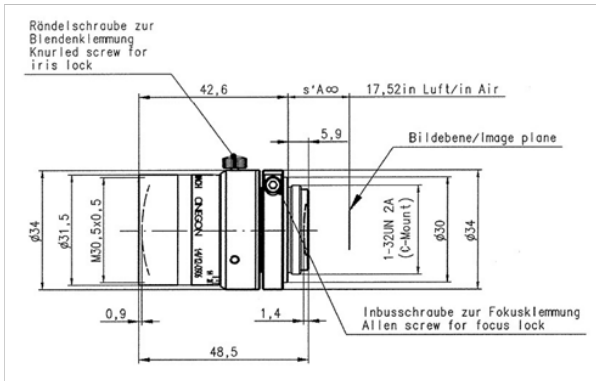


CINEGON 1.4/12MM

f'	= 12.7 mm	β_p	= 4.217
s_F	= 20.1 mm	s_{EP}	= 23.1 mm
s'_F	= 12.7 mm	s'_{AP}	= -40.7 mm
HH'	= 13.5 mm	Σd	= 46.3 mm

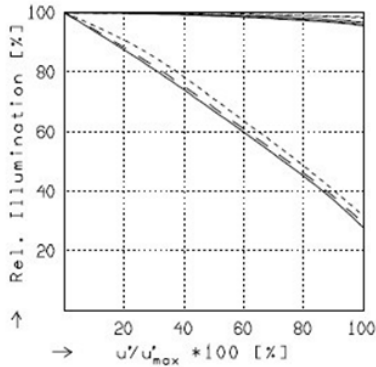


Cinegon 1.4/12



CINEGON 1.4/12MM

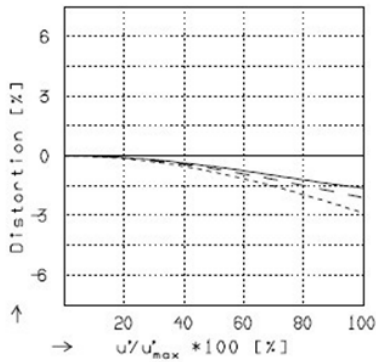
f' = 12.7 mm	β_p' = 4.217
s_F = 20.1 mm	s_{EP} = 23.1 mm
s_F^* = 12.7 mm	s_{AP}^* = -40.7 mm
HH' = 13.5 mm	Σd = 46.3 mm



RELATIVE ILLUMINATION

The relative illumination is shown for the given focal distances or magnifications.

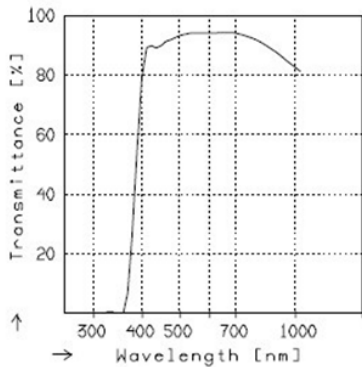
$f / 1.5$	$f / 4.0$	$f / 8.0$
— $\beta' = -0.0200$	$u'_{max} = 5.5$	$00' = 672.$
- - $\beta' = -0.0500$	$u'_{max} = 5.5$	$00' = 293.$
.... $\beta' = -0.1000$	$u'_{max} = 5.5$	$00' = 167.$



DISTORTION

Distortion is shown for the given focal distances or magnifications. Positive values indicate pincushion distortion and negative values barrel distortion.

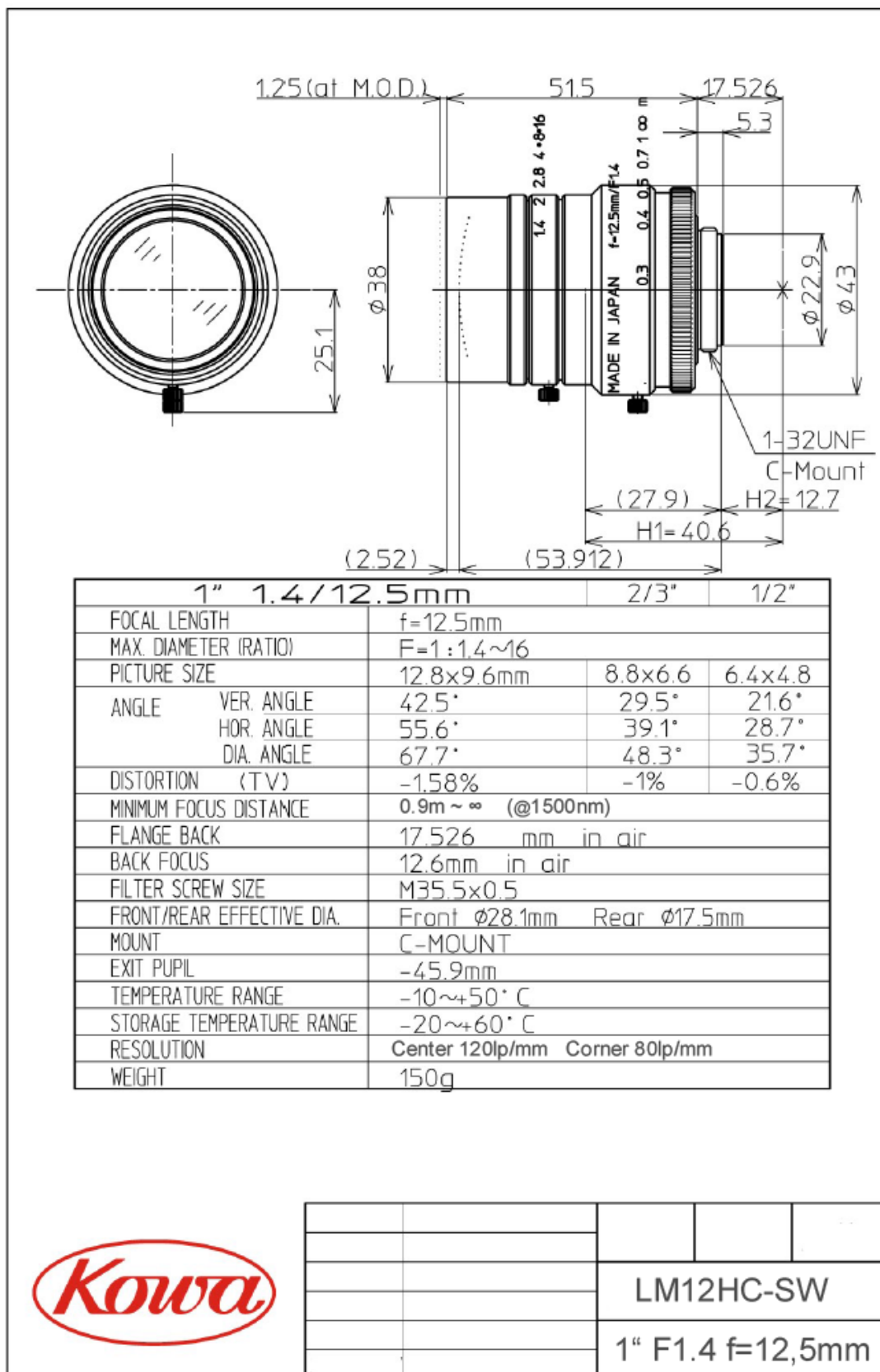
— $\beta' = -0.0200$	$u'_{max} = 5.4$	$00' = 672.$
- - $\beta' = -0.0500$	$u'_{max} = 5.5$	$00' = 293.$
.... $\beta' = -0.1000$	$u'_{max} = 5.5$	$00' = 167.$



TRANSMITTANCE

Relative spectral transmittance is shown with reference to wavelength.

Apéndice A.4 Hoja de datos lente con alta transmitancia en el rango 800-2000nm



APÉNDICE B Hoja de datos elementos de medición

En este apéndice se enseñan las características fundamentales del espectrómetro utilizado en las mediciones de caracterización espectral y de espectros de reflectancia de las muestras de usadas como entrenamiento

Spectro 320 Scanning spectrometer



Key features at a glance

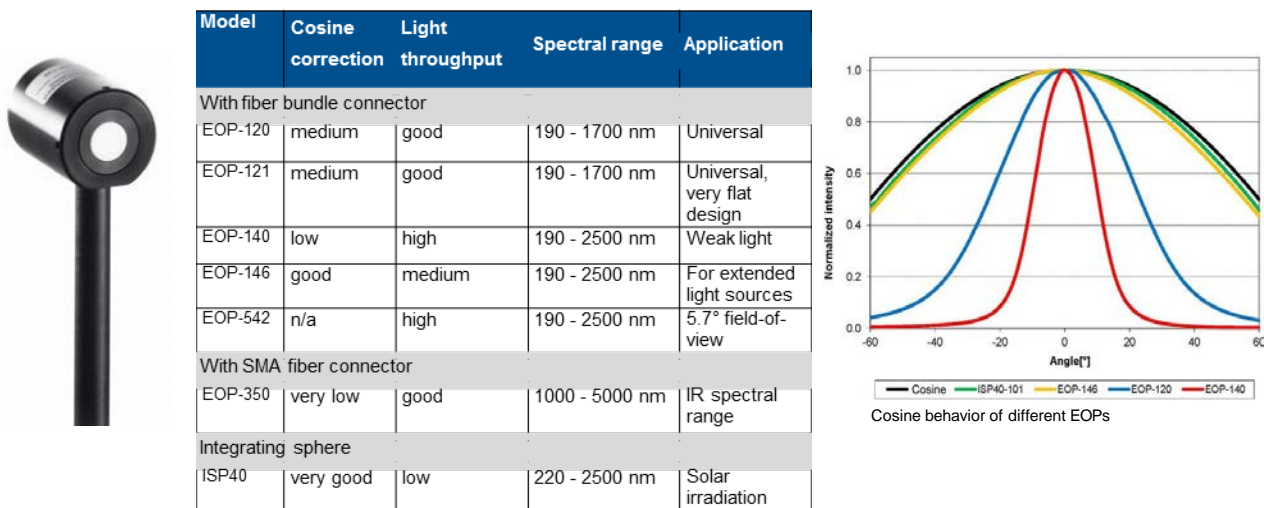
Fast-Scan Technology offers short measurement times with very high accuracy and large signal dynamic range
 Broad spectral range, up to 190 –5000 nm
 Single and double monochromator versions
 Integrated density filter wheel facilitates an extremely wide intensity measurement range
 Programmable spectral resolution from 0.1 to 20 nm

Technical specifications

Model *1	UV		VIS		IR1		IR2	IR3
Spectral range [nm]	190 –1050	190 –930	350 –1100	350 –930	800 –1700	850 –2150	800 –3200	1000 –5000
Detector *2	Si	PMT	Si	PMT	InGaAs	ext. InGaAs	PbS	PbSe
Grating lines *3 [l/mm] / Blaze [nm]	1200 / 300		1200 / 500		600 / 1000	300 / 1300	300 / 1300	325 / 2000
Scan time [ms/nm]	12 –500		12 –500		12 –500	20 –500	20 –500	20 –500
Spectral resolution *4 [nm]	0.3 –5 / 0.1 –5		0.3 –5 / 0.1 –5		0.6 –10 / 0.15 –10	1.2 –20 / 0.3 –20	1.2 –20 / 0.3 –20	1.2 –20 / 0.3 –20
Wavelength accuracy *4 *5 [nm]	± 0.1 / ± 0.03		± 0.1 / ± 0.03		± 0.2 / ± 0.06	± 0.5 / ± 0.1	± 0.5 / ± 0.1	± 0.5 / ± 0.1
Wavelength reproducibility *4 *5 [nm]	± 0.05 / ± 0.01		± 0.05 / ± 0.01		± 0.1 / ± 0.02	± 0.2 / ± 0.05	± 0.2 / ± 0.05	± 0.2 / ± 0.05
Minimum increments for data points *4 [nm]	0.05 / 0.01		0.05 / 0.01		0.1 / 0.02	0.2 / 0.05	0.2 / 0.05	0.2 / 0.05
Stray light (broadband) *7 *8	1·10 ⁻⁴ / 1·10 ⁻⁸		1·10 ⁻⁴ / 1·10 ⁻⁸		< 2·10 ⁻⁴ / < 5·10 ⁻⁸	< 2·10 ⁻⁴ / -	< 2·10 ⁻⁴ / -	< 2·10 ⁻⁴ / -
Stray light (laser) *7 *8	1·10 ⁻⁵ / 1·10 ⁻⁹		1·10 ⁻⁵ / 1·10 ⁻⁹		1·10 ⁻⁵ / 1·10 ⁻⁸	1·10 ⁻⁴ / -	1·10 ⁻⁴ / -	1·10 ⁻⁴ / -
Spectroradiometry								
Noise equivalent irradiance *7 *10 [W/m ² nm]	8·10 ⁻⁷ / 3·10 ⁻⁶	9·10 ⁻¹⁰ / 3·10 ⁻⁹	1·10 ⁻⁷ / 5·10 ⁻⁷	2·10 ⁻¹⁰ / 6·10 ⁻¹⁰	2·10 ⁻⁸ / 6·10 ⁻⁸	5·10 ⁻⁸ / 2·10 ⁻⁷	2·10 ⁻⁸ / 8·10 ⁻⁸	3·10 ⁻⁴ / -
Measuring uncertainty irradiance *11	± 3.5 %	± 3.5 %	± 3.5 %	± 3.5 %	± 3.5 %	± 4 %	± 4 %	± 6 %
Spectrophotometry								
Transmission measuring accuracy *12	± 0.1 % T		± 0.1 % T		± 0.15 % T	± 0.25 % T	± 0.25 % T	± 0.5 % T
Baseline noise *13 *14	± 0.05 %		± 0.05 %		± 0.05 %	± 0.1 %	± 0.1 %	± 0.3 %
Baseline drift *14	0.2 % / h		0.2 % / h		0.2 % / h	0.5 % / h	0.5 % / h	1 % / h
Monochromator								
Monochromator and grating type	Asymmetrical Czerny-Turner configuration, subtractive double monochromator; plane grating (standard ruled, optional holographic)							
Focal length, aperture number	320 mm; f / 4.6							
Slit widths of the slit wheels [mm]	2 / 1 / 0.4 / 0.2 / 0.1 (additionally for SP320-200: 0.05 / 0.02 / 0.01)							
Configuration of the filter wheels *15	Density filter: OD1, OD2 and OD3; order-sorting filter: different filters for suppression of higher diffraction orders							
Electrical data								
Power consumption	Basic version: 65 W, when the system is fully extended: max. 130 W							
Power supply	Broadband input 100 VAC – 230 VAC 50/60 Hz						115 or 230 VAC 50/60 Hz	
PC-interface	RS-232 standard; IEEE-488 Bus optional							
Miscellaneous								
Dimensions (H, W, D) *7	220 x 425 x 560 mm ³ / 260 x 425 x 560 mm ³							
Weight *7	approx. 23 kg / approx. 35 kg							
Ambient conditions	15 – 35 °C; max. relative humidity 70 %, non-condensing							
Sound level	max. 70 dBA							
Applicable standards	EN 61326-1:2006, EN 61326-2-2:2006, EN 61010-1:2002-08							

De los datos técnicos anteriores, los correspondientes al equipo usado son los de los rango UV-VIS-IR1 con los accesorios específicos para medición de irradiancia, EOP-146, y reflectancia, esfera integradora ISP80.

Accesorio EOP-146. Sonda de irradiancia



Accesorio ISP-80. Esfera integradora.

Model	ISP80-110
Inside diameter	80 mm
Inner coating	Barium sulfate (BaSO ₄)
Spectral range	240 – 2600 nm
Measurement aperture diameter	0°/15mm, 90°/15mm, 180/35mm
Spectrometer connection	Direct Attachment or Via fiber bundle
Outside dimensions (H, W, D)	82 x 84 x 88 mm
Auxiliary light source operating voltage	10V
Weight	0.5 kg
Ambient temperature range	+15°C to +35°C
Material	Aluminium alloy, black plastic coating

APÉNDICE C Datos y planos de la placa electrónica para el control de la iluminación LED

En este apéndice se presentan los planos de la placa electrónica de control de la iluminación LED del sistema y la descripción del controlador electrónico de los LEDs que es el principal componente.



[TLC5922](#)

www.ti.com

SLVS486B – SEPTEMBER 2003 – REVISED OCTOBER 2009

LED DRIVER

Check for Samples: [TLC5922](#)

FEATURES

- 16 Channels
- Drive Capability
 - 0 to 80 mA (Constant-Current Sink)
- Constant Current Accuracy
 - $\pm 1\%$ (typical)
- Serial Data Interface, SPI Compatible
- Fast Switching Output: $T_r / T_f = 10\text{ns}$ (typical)
- CMOS Level Input/Output
- 30 MHz Data Transfer Rate
- $V_{CC} = 3.0\text{ V to } 5.5\text{ V}$
- Operating Temperature = $-20^\circ\text{C to } 85^\circ\text{C}$
- LED Supply Voltage up to 17 V
- 32-pin HTSSOP (PowerPAD™) Package
- Dot Correction
 - 7 bit (128 Steps)
 - Individually Adjustable For Each Channel

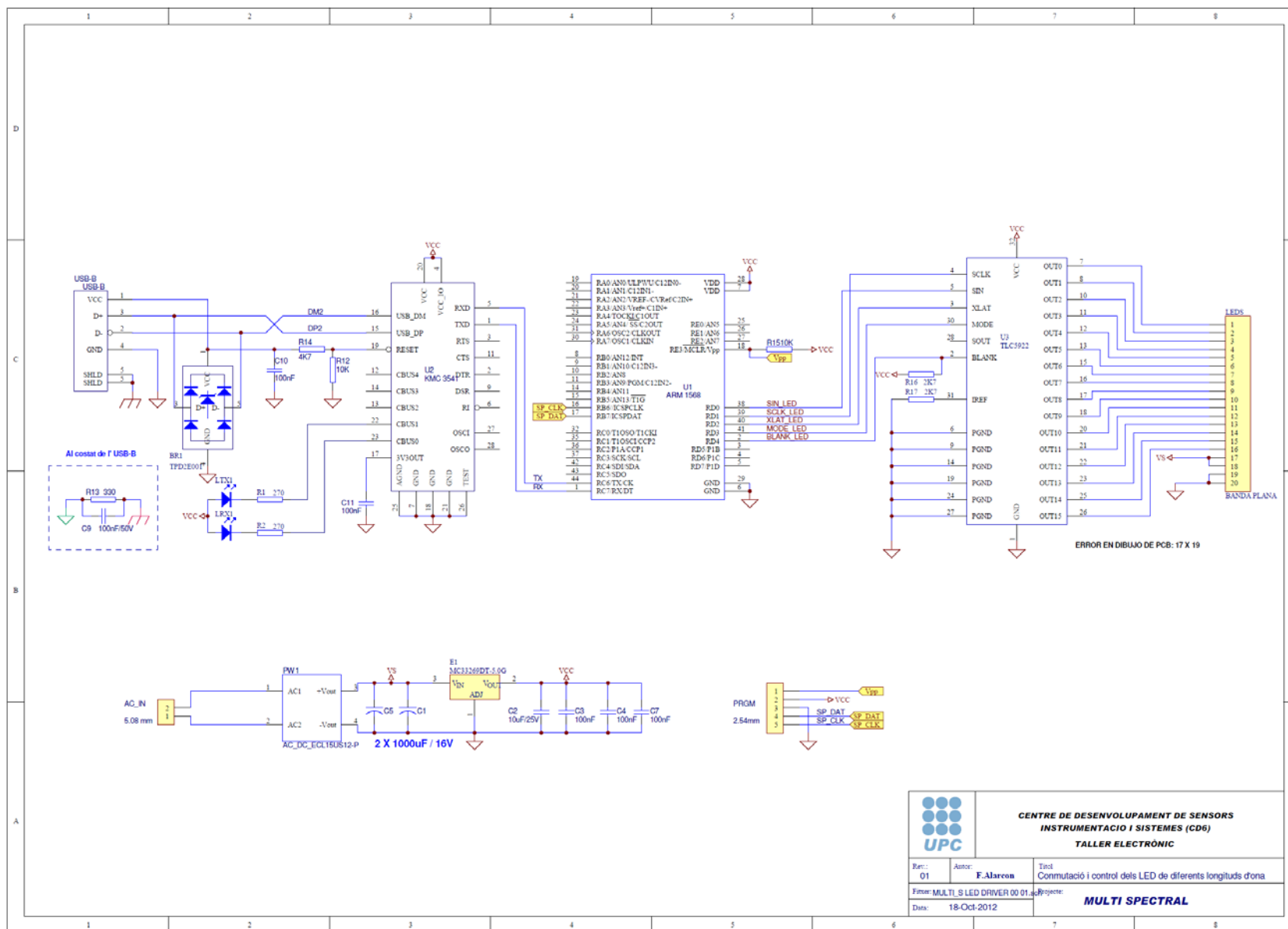
- Controlled In-Rush Current

APPLICATIONS

- Monocolor, Multicolor, Fullcolor LED Display
- Monocolor, Multicolor LED Signboard
- Display Backlighting
- Multicolor LED Lighting Applications

DESCRIPTION

The TLC5922 is a 16-channel constant-current sink driver. Each channel has an On/Off state and a 128-step adjustable constant-current sink (dot correction). The dot correction adjusts the brightness variations between LED, LED channels, and other LED drivers. Both dot correction and On/Off state are accessible via a serial data interface. A single external resistor sets the maximum current of all 16 channels.

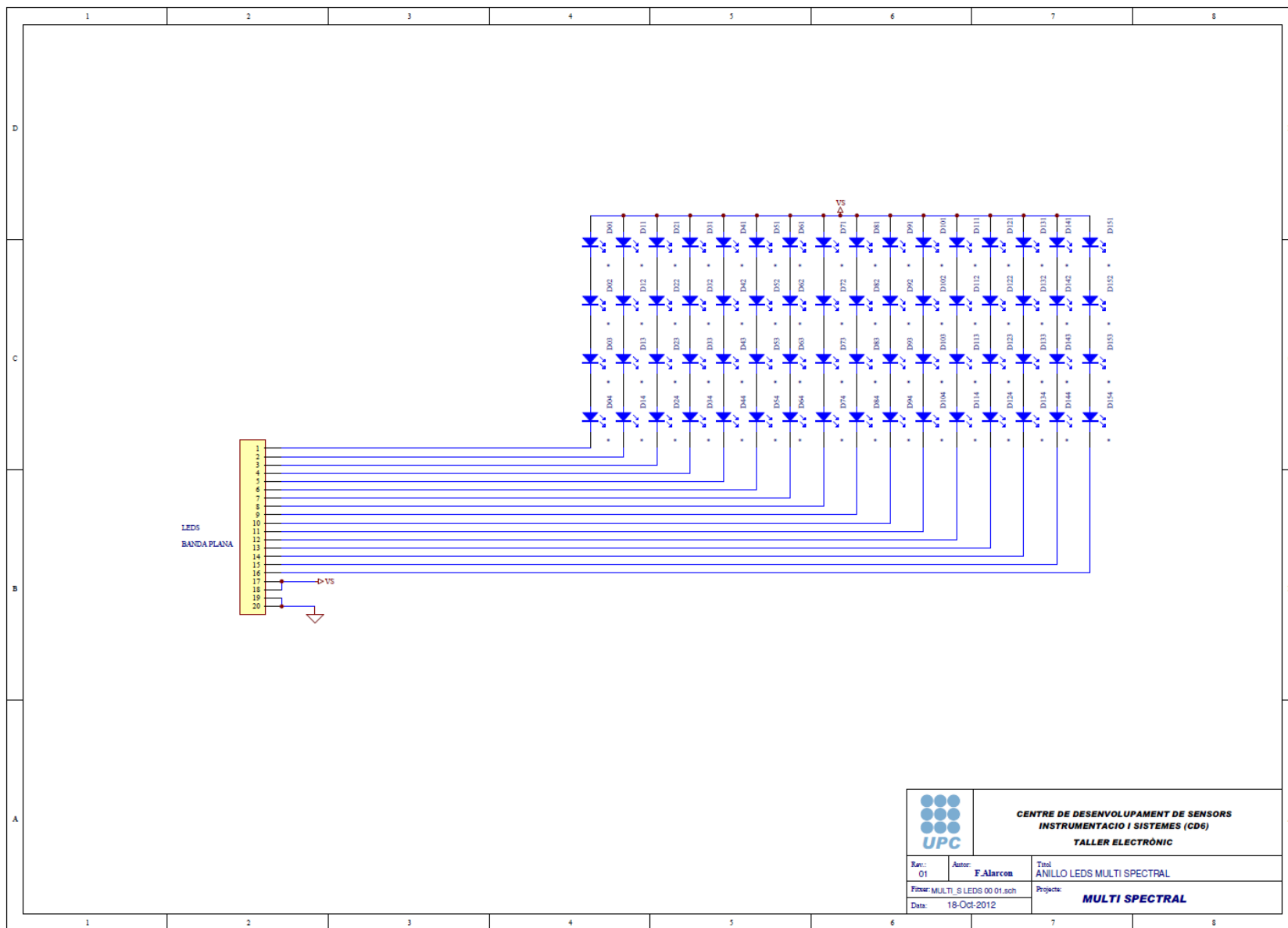


UPC

CENTRE DE DESENVOLUPAMENT DE SENSORS INSTRUMENTACIO I SISTEMES (CD6)

TALLER ELECTRONIC

Rev.: 01	Autor: F. Alarcón	Títol: Conmutació i control dels LED de diferents longituds d'ona
Fitxes: MULTI_S LED DRIVER 00 01		Projecte: MULTI SPECTRAL
Data: 18-Oct-2012		



		CENTRE DE DESENVOLUPAMENT DE SENSORS INSTRUMENTACIO I SISTEMES (CD6) TALLER ELECTRONIC	
		Rev.: 01	Autor: F. Alarcon
Fitxer: MULTI_S LEDS 00 01.sch		Projecte: MULTI SPECTRAL	
Data: 18-Oct-2012			

APÉNDICE D Imágenes espectrales en museos

Este apéndice contiene las Imágenes espectrales obtenidas en las diferentes visitas al Monasterio de Pedralbes, en Barcelona, y a las iglesias de Sant Pere, en Terrassa.

Apéndice D.1 Imágenes de las pinturas murales en la Capilla de San Miguel, Monasterio de Pedralbes

Imágenes zona 1



Imágenes zona 2



RGB



373nm



404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



1297nm



1451nm

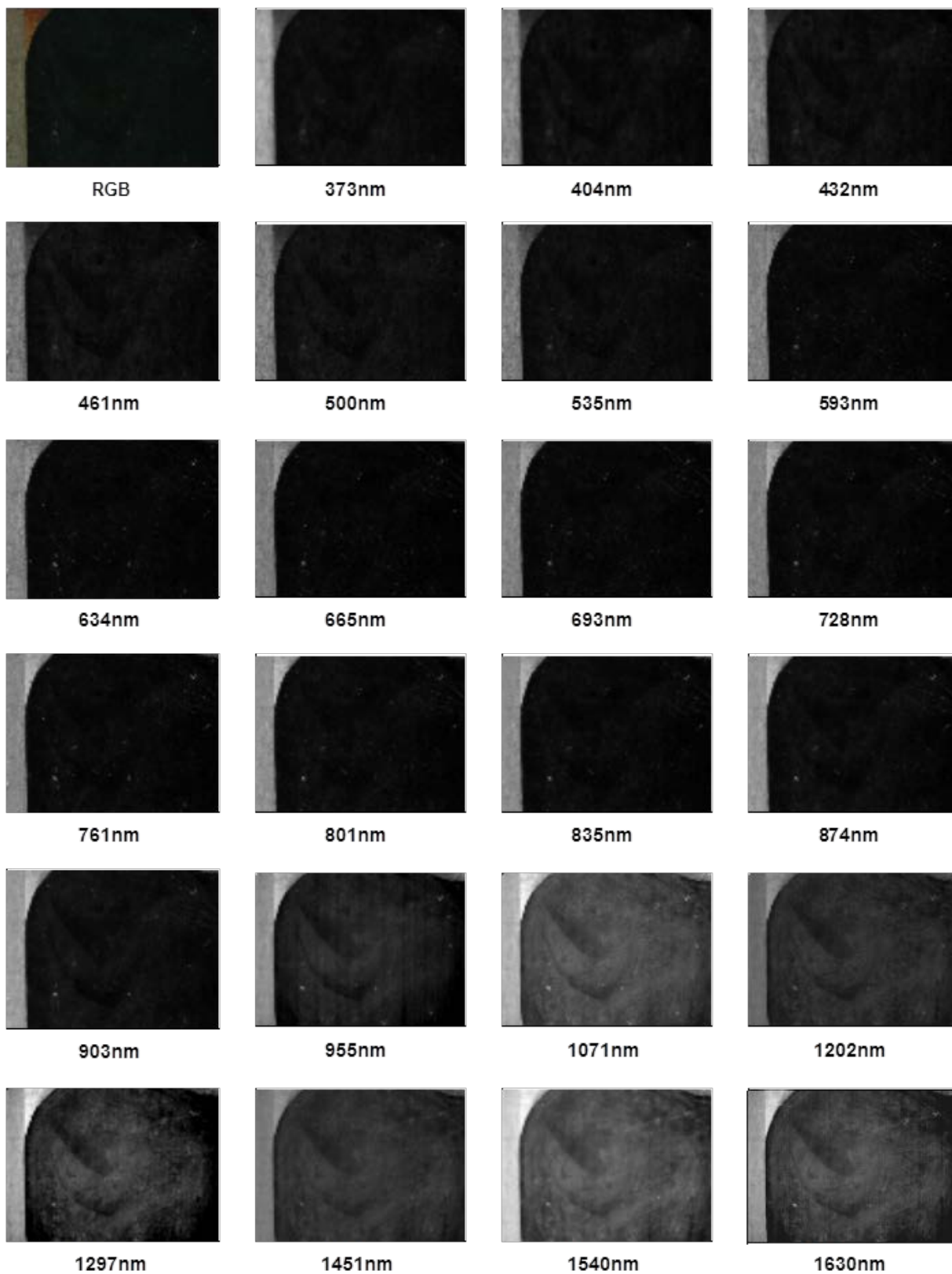


1540nm



1630nm

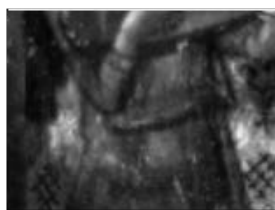
Imágenes zona 3



Imágenes zona 4



RGB



373nm



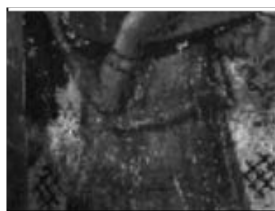
404nm



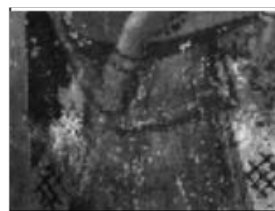
432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



1297nm



1451nm



1540nm



1630nm

Imágenes zona 5



RGB



373nm



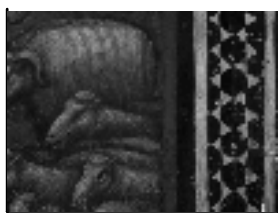
404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



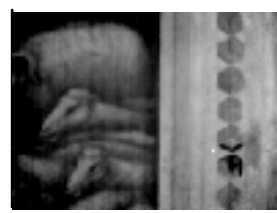
1297nm



1451nm



1540nm

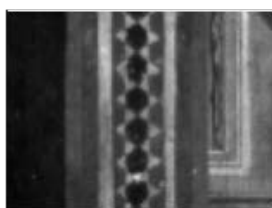


1630nm

Imágenes zona 6



RGB



373nm



404nm



432nm



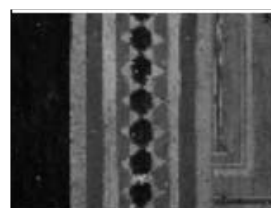
461nm



500nm



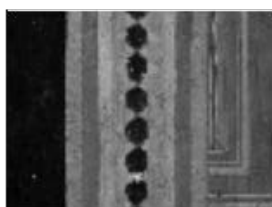
535nm



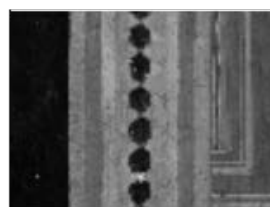
593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



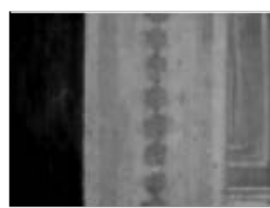
1202nm



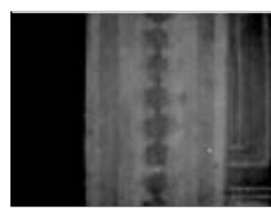
1297nm



1451nm

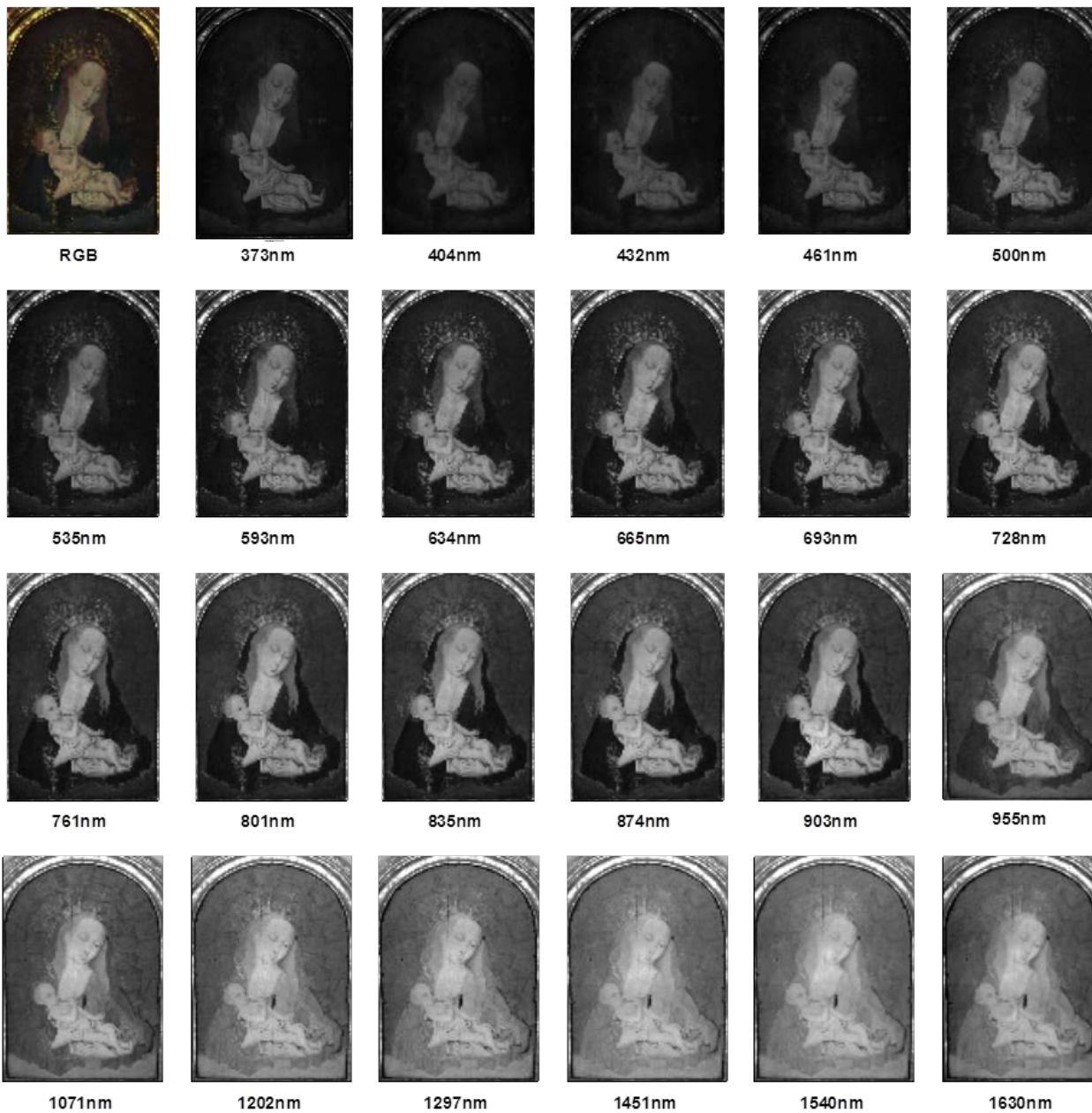


1540nm



1630nm

**Apéndice D.2 Imágenes Virgen de la Leche, Monasterio de Pedralbes.
Resultado de composición de las imágenes espectrales de cada canal
en una imagen global.**

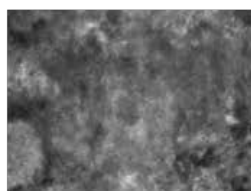


Apéndice D.3 Imágenes Iglesias de Sant Pere

Zona 1 pinturas época visigoda



RGB



373nm



404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



1297nm



1451nm



1540nm



1630nm

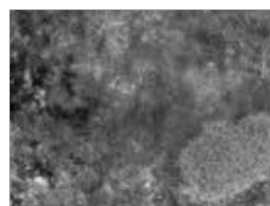
Zona 2 pinturas época visigoda



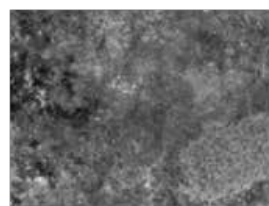
RGB



373nm



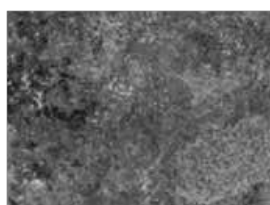
404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



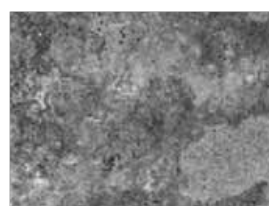
761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



1297nm



1451nm



1540nm

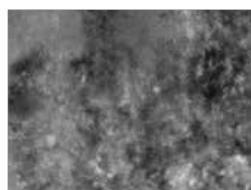


1630nm

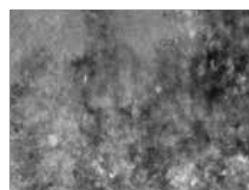
Zona 3 pinturas época visigoda



RGB



373nm



404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



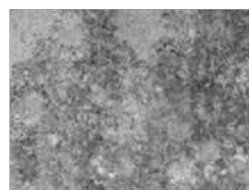
728nm



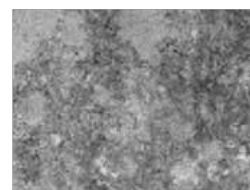
761nm



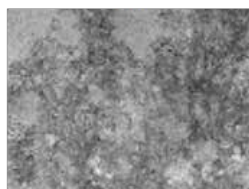
801nm



835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



1297nm



1451nm



1540nm



1630nm

Zona 1 estilo románico



RGB



373nm



404nm



432nm



461nm



500nm



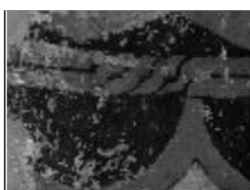
535nm



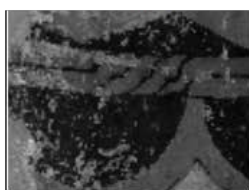
593nm



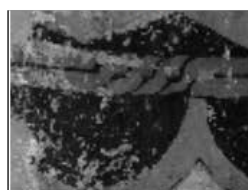
634nm



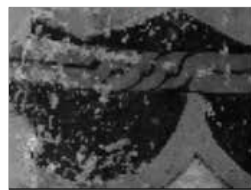
665nm



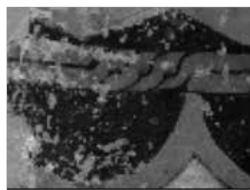
693nm



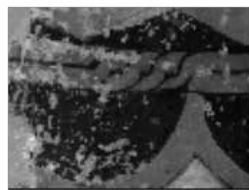
728nm



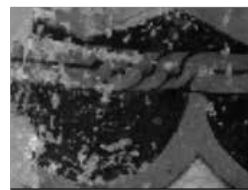
761nm



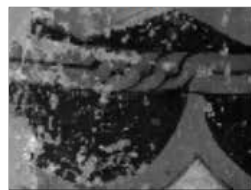
801nm



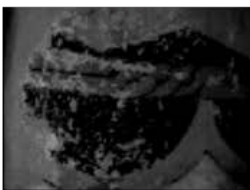
835nm



874nm



903nm



955nm



1071nm



1202nm



1297nm



1451nm



1540nm

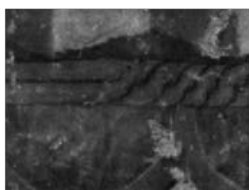


1630nm

Zona 2 estilo románico



RGB



373nm



404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



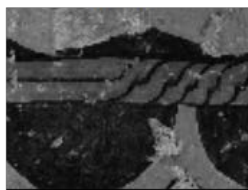
665nm



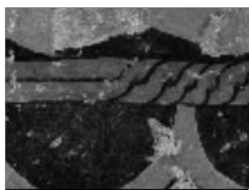
693nm



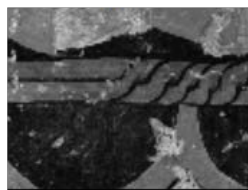
728nm



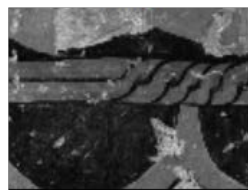
761nm



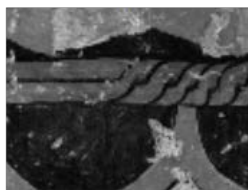
801nm



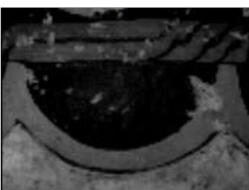
835nm



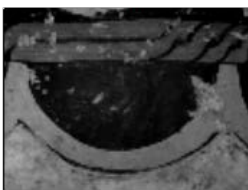
874nm



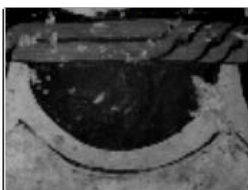
903nm



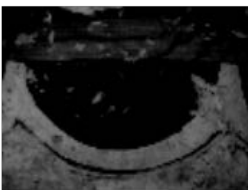
955nm



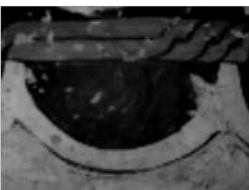
1071nm



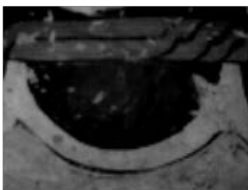
1202nm



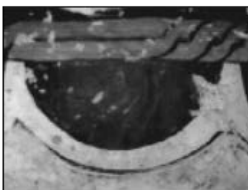
1297nm



1451nm



1540nm



1630nm

Zona 3 estilo románico



RGB



373nm



404nm



432nm



461nm



500nm



535nm



593nm



634nm



665nm



693nm



728nm



761nm



801nm



835nm



874nm



903nm



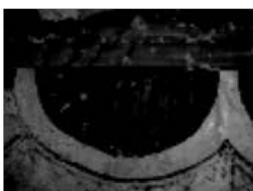
955nm



1071nm



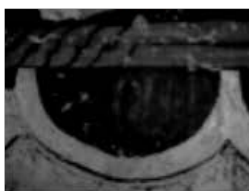
1202nm



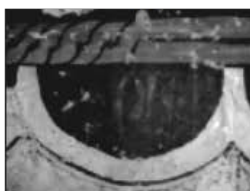
1297nm



1451nm



1540nm



1630nm