



Universidad de Granada

Facultad de Ciencias

Departamento de Óptica

Color Imaging Laboratory

Tesis doctoral:

**CARACTERIZACIÓN MULTIESPECTRAL DE
OBJETOS CON TEXTURA EMPLEANDO
PROPIEDADES INVARIANTES FRENTE A LOS
CAMBIOS DE ILUMINACIÓN**

Clara Plata Ríos

Editor: Editorial de la Universidad de Granada
Autor: Clara Plata Ríos
D.L.: GR. 3865-2009
ISBN: 978-84-692-7853-6

CARACTERIZACIÓN MULTIESPECTRAL DE OBJETOS CON TEXTURA EMPLEANDO PROPIEDADES INVARIANTES FRENTE A LOS CAMBIOS DE ILUMINACIÓN

Por

Clara Plata Ríos



Universidad de Granada

Directores

Dr. D. Juan Luis Nieves Gómez

Prof. Titular de Universidad

Dr. D. Javier Romero Mora

Catedrático de Óptica

Departamento de Óptica, Universidad de Granada.

Memoria presentada para optar al grado

DOCTOR POR LA UNIVERSIDAD DE GRANADA

Fdo: Clara Plata Ríos

Licenciada en Física. Diplomada en Óptica y Optometría.

Agradecimientos:

El desarrollo de una tesis doctoral implica mucho más que la formación académica o la adquisición de conocimientos. Supone sobretodo aprender a convivir y apreciar a quienes te rodean, a trabajar en equipo y saber reconocer en tu entorno aquellas aptitudes y virtudes que querrías imitar. Es harto complicado resumir este valor humano acumulado a lo largo de los últimos años de mi vida, pero intentaré no desmerecer lo mucho que le debo a todos los que me he cruzado en este tiempo.

En primer lugar quisiera agradecer a mis directores, los profesores Nieves Gómez y Romero Mora, el haberme brindado la oportunidad de realizar este trabajo doctoral, su paciencia y el apoyo recibido a lo largo de estos años. También estoy profundamente agradecida a otros profesores del Departamento de Óptica de la Universidad de Granada por la ayuda desinteresada que me han ofrecido en este tiempo. Querría nombrar especialmente a la profesora Valero Benito y a los profesores Hernández Andrés y Huertas Roa, os agradezco muchísimo todo lo que habéis hecho por mi tanto en el plano profesional como personal, gracias por creer en mí y por la confianza que me habéis dado. Me siento afortunada por haber podido conocer, además de a los ya citados, a otros miembros de este Departamento con los que he tenido la suerte de convivir y aprender, profesores García García, Melgosa, Díaz Navas, Pérez Gómez, Yebra, García Beltrán y Carrasco.

Merecen una mención especial aquellos con los que he compartido el día a día de forma más cercana. Quiero empezar agradeciendo el apoyo, la compañía y las experiencias vividas con el Dr. Miguel Ángel López Álvarez, compañero de fatigas durante mis primeros años en esta casa. Más adelante se añadieron dos grandes "fichajes": Luis Gómez y Rafael Roa. Nunca os agradeceré lo suficiente los ánimos y las risas que me habéis dado sobretodo en estos últimos meses tan difíciles, espero que os sonría la suerte y que la fuerza os acompañe! También quiero agradecerle su incondicional apoyo y comprensión a Olga Holgado, de quien envidio su fuerza y positivismo.

Aunque la mayor parte de mi formación se ha desarrollado en el Departamento de Óptica de la Universidad de Granada, los tres meses de estancia disfrutados en el Departamento de Física de la Universidade do Minho en Braga (Portugal) han sido determinantes para mí. Por ello, quiero agradecer el cálido acogimiento que recibí durante dicha estancia al profesor Dr. D. Sérgio M. C. Nascimento, de quien he aprendido muchísimo, así como a Joao Linhares y a Paulo Felgueiras por haberme ayudado tanto en esos tres meses.

Sin lugar a dudas, esta tesis no habría llegado a buen término sin el apoyo y cariño de muchas personas que, al estar fuera del Departamento, me han ayudado a equilibrar la formación académica con otra, no menos importante, como es la personal. Me refiero a los muchos amigos que he tenido la suerte de conocer durante este tiempo y, por supuesto, a mi familia. Quiero agradecer al Dr. Juan Luis Guerrero por haber sido como un hermano para mí durante estos años, no sabes lo que te voy a echar de menos, aunque me quedo tranquila porque sé que te dejo en buenas manos (eso va por ti, Iván); a la Dra. Ana López por tantos viernes de perdición (los pasados y los que espero queden por venir); a Pedro G. Martínez por escucharme con taaanta paciencia, por valorarme demasiado y por sus infructuosos intentos de ejercer su profesión conmigo (ya lo sé, te debo una cena). No puedo dejar de mencionar un lugar en el que me he acabado sintiendo como en mi casa: la Tertulia. Quiero darle las gracias a Tomás por los tangos compartidos, a Charito por su cariño, a Fran por sus canciones, a Marta y a Manuel por todo lo aprendido... Gracias a todos por haberme dado el refugio del día a día que tanto necesitaba.

Por último, quiero dejar este lugar de honor a mi familia. Gracias Manu por haber estado ahí, por haberme dado un motivo para seguir y por obligarme a creer que las cosas solo pueden ir a mejor. A mis hermanas, incluidos los 'postizos', Paula, Sofía, Isa y Jorge; por darme tantos ánimos y por cuidarme hasta cuando no me hacía falta, no sé qué haría sin vosotros. A mi tía Loly, por ser maravillosa; y a mis padres... por todo. Os debo todo lo que soy.

Este trabajo ha podido ser llevado a buen término gracias al Ministerio de Educación y Ciencia y a los Fondos Europeos para el Desarrollo Regional (FEDER) a través de la beca con referencia FIS2007-60736.

*Caminante, son tus huellas
el camino, y nada más;
caminante, no hay camino,
se hace camino al andar.
Al andar se hace camino,
y al volver la vista atrás
se ve la senda que nunca
se ha de volver a pisar.
Caminante, no hay camino,
sino estelas en el mar.*

Antonio Machado.

A mis padres

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN, MOTIVACIÓN Y OBJETIVOS.....	1
2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	7
2.1. TÉCNICAS <i>PHOTOMETRIC STEREO</i>	7
2.1.1. Generalidades sobre la formación de imágenes.....	7
2.1.2. Recuperación de información 3D a partir de superficies con textura.....	11
2.1.2.1. <i>Photometric stereo</i> para imágenes en escala de grises.....	14
2.1.2.2. <i>Photometric stereo</i> para imágenes a color.....	18
2.1.3. Reconstrucción tridimensional de superficies.....	20
2.1.3.1. Técnicas de integración.....	21
2.1.3.2. Reconstrucción de superficies utilizando <i>shapelets</i>	23
2.2. SISTEMAS ESPECTRALES.....	26
2.2.1. Definición de sistema espectral.....	26
2.2.1.1. Sistema multiespectral basado en una cámara RGB.....	28
2.2.1.2. Sistema multiespectral basado en una cámara monocroma y filtros de banda estrecha.....	29
2.2.1.3. Sistema multiespectral diseñado de forma óptima.....	29
2.2.2. Algoritmos de estimación espectral.....	30
2.2.2.1. Algoritmo de Maloney-Wandell.....	33

2.2.2.2. Algoritmo de Imai-Berns.....	34
2.2.2.3. Algoritmo de Shi-Healey.....	35
2.2.2.4. Algoritmo de Wiener.....	38
2.2.2.5. Algoritmo de regresión lineal o de pseudoinversa directa.....	40
2.2.2.6. Algoritmo de regresión no lineal.....	41
3. DISPOSITIVO DE CAPTURA DE IMÁGENES, MUESTRAS DE CALIBRACIÓN Y MUESTRAS TEST.....	43
3.1. DESCRIPCIÓN DEL DISPOSITIVO DE CAPTURA DE IMÁGENES.....	43
3.2. CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA.....	45
3.2.1. Ruido temporal de alta frecuencia.....	45
3.2.2. Ley de reciprocidad.....	47
3.3. MUESTRAS DE CALIBRACIÓN.....	49
3.3.1. Muestras de calibración con texturas.....	49
3.3.2. Muestras de calibración comerciales.....	52
3.4. MUESTRAS TEST.....	53
4. RECUPERACIÓN DE NORMALES Y ALBEDO.....	57
4.1. MÉTODO.....	57
4.1.1. Recuperación de normales y albedo.....	57
4.1.2. Simulación de escenas.....	60
4.1.3. Reconstrucción de superficies.....	60
4.2. RESULTADOS.....	63
4.2.1. Métricas.....	63
4.2.2. Calibración del método.....	64
4.2.2.1. Evaluación de los albedos recuperados.....	67

4.2.2.2. Evaluación de las normales recuperadas.....	70
4.2.2.3. Evaluación conjunta de los albedos y normales recuperados.....	72
4.2.3. Resultados I: Recuperación de normales y albedo.....	76
4.2.4. Resultados II: Reconstrucción de superficies.....	80
4.3. RESUMEN.....	82
5. RECUPERACIÓN DE INFORMACIÓN ESPECTRAL.....	85
5.1. MÉTODO.....	85
5.1.1. Selección supervisada del conjunto de entrenamiento mediante PCA.....	87
5.1.2. Selección supervisada del conjunto de entrenamiento calculando el conjunto más apropiado <i>in situ</i>	88
5.2. RESULTADOS.....	90
5.2.1. Métrica.....	90
5.2.2. Evaluación del método de selección del conjunto de entrenamiento.....	91
5.3. RESUMEN.....	94
6. COMBINACIÓN DE MÉTODOS FOTOMÉTRICOS Y ESPECTRALES.....	97
6.1. MÉTODO.....	97
6.1.1. Justificación del método.....	97
6.1.2. Simulación de escenas.....	99
6.2. RESULTADOS.....	100
6.2.1. Métricas.....	100
6.2.2. Validación del método empleando las muestras de calibración.....	100
6.2.3. Simulaciones con muestras más complejas.....	110

6.3. RESUMEN.....	116
7. APLICACIONES.....	119
7.1. APLICACIÓN I: GEOMETRÍA DE ILUMINACIÓN NO CONTROLADA.....	119
7.1.1. Método.....	119
7.1.2. Resultados.....	122
7.1.2.1. Recuperación de normales y albedos.....	122
7.1.2.2. Recuperación de reflectancias.....	125
7.2. APLICACIÓN II: CAPTURAS CON LUZ SOLAR.....	126
7.2.1. Método.....	126
7.2.2. Resultados.....	127
7.3. RESUMEN.....	131
8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	133
9. REFERENCIAS.....	137
10. ANEXOS.....	147
10.1. HOJA DE CARACTERÍSTICAS DE LA CÁMARA QIMAGING RETIGA 1300.....	148
10.2. HOJA DE CARACTERÍSTICAS DEL ESPECTRORRADIÓMETRO SPECTRASCAN PR650.....	150
10.3. DISPOSITIVO DE CAPTURAS ESTEREO-FOTOMÉTRICAS.....	151
10.4. PUBLICACIONES RELACIONADAS CON LA TESIS.....	160
10.5. BRIEF ENGLISH SUMMARY.....	161

GLOSARIO

$L(\lambda)$	Señal de color
$E(\lambda)$	Distribución de potencia espectral de un iluminante
$R(\lambda)$	Reflectancia espectral
q_k^x	Respuesta del canal k -ésimo de la cámara CCD en el píxel x
$Q_k(\lambda)$	Sensibilidad espectral del canal k -ésimo de la cámara CCD
$S(x, y)$	Función superficie
N	vector normal a la superficie
p y q	Gradientes de la superficie respecto a x e y
ρ^x	Albedo de la superficie en el píxel x
L	Vector dirección de iluminación
[L]	Matriz iluminación
I^x	Intensidad en el píxel x
I	Vector intensidad

θ	Ángulo de elevación
φ	Ángulo acimutal
$RGBE$	Error RGB
$RGBr$	RGB relativo
ΔE_{ab}^*	Diferencia de color CIELAB
EA	Error angular
GFC	“Goodness-of-fit-coefficient”

CAPÍTULO 1:

INTRODUCCIÓN, MOTIVACIÓN Y OBJETIVOS

La visión es el sentido dominante del ser humano, a través de él obtenemos la mayor parte de la información del mundo que nos rodea y nos permite interactuar con él. Nuestro sistema visual nos permite distinguir elementos tales como el color, la textura o la forma de una superficie, y gracias a ello nuestro cerebro es capaz de reconocer un mismo objeto bajo condiciones totalmente distintas de iluminación y observación.

La visión computacional intenta emular al sistema visual humano analizando las imágenes capturadas por sistemas tales como una cámara CCD, con algoritmos capaces de aislar esos elementos invariantes frente las condiciones tanto de iluminación como de observación. En los últimos años han surgido gran número de trabajos encaminados a determinar estos elementos, entre los que se encuentran características espectrales, colorimétricas o la propia forma de la superficie del objeto.

Existen varios métodos que permiten obtener la forma de una superficie, que van desde escáneres láser hasta técnicas que parten de imágenes capturadas con una cámara CCD [Woodham 1978]. Son especialmente interesantes estas últimas, conocidas como técnicas *photometric stereo*, debido a que muchas de ellas permiten recuperar simultáneamente características colorimétricas (lo que se conoce como el albedo de la superficie) y el vector normal en cada punto de la superficie [Sanderson, Weiss et al. 1988; Drew 1990; Nayar, Ikeuchi et al. 1990; Woodham, Iwahori et al.

1991; Barsky and Petrou 2003]. Además tienen la ventaja de que se pueden aplicar con dispositivos relativamente económicos.

Otra característica invariante frente a cambios de geometría de iluminación y observación es la reflectancia espectral de un objeto. Es posible encontrar en la literatura un gran número de técnicas que permiten recuperar esta reflectancia espectral, empleando tanto sistemas espectrales basados en una cámara RGB como multiespectrales o incluso hiperespectrales [Maloney and Wandell 1986; Imai and Berns 1999; Shi and Healey 2002; Shimano 2002; Nieves, Valero et al. 2005].

Un sistema que permitiera caracterizar cualquier objeto a través de elementos como los descritos, tiene un gran número de aplicaciones. Por ejemplo, podría servir para registrar obras de arte tales como pinturas o esculturas. Con la información proporcionada por los algoritmos comentados, se podrían desarrollar aplicaciones que van desde hacer catálogos de las mismas muy fieles a la realidad hasta realizar un seguimiento de su restauración. También podría ser útil, por ejemplo, para comprobar a priori por medio de una simulación el aspecto final que tendría el acabado de una fachada recubierta por un determinado material. Las posibilidades son ilimitadas.

En esta tesis se han combinado técnicas *photometric stereo* con técnicas de recuperación espectral para caracterizar objetos que presentan texturas de forma invariante frente a la geometría de iluminación y observación. Además, se ha buscado que el sistema fuera práctico, intentando que las condiciones de partida de los algoritmos fueran lo menos restrictivas posible para tener un amplio rango de aplicación del método. Por otra parte, los algoritmos empleados parten de imágenes capturadas con una cámara RGB, sistema muy económico en comparación con otros con los que podríamos obtener la misma información, como podría ser un escáner láser en el caso de la reproducción de superficies o un espectrorradiómetro en el caso de la obtención de reflectancias.

Los objetivos de este trabajo doctoral son, pues, los siguientes:

1. Diseñar un dispositivo que permita realizar capturas de objetos que puedan ser empleadas en algoritmos *photometric stereo*, así como métodos para evaluar la calidad de los resultados obtenidos con él.
2. Desarrollar un algoritmo *photometric stereo* que proporcione valores de albedos y vectores normal adecuados para la caracterización de un objeto que presente textura a partir de imágenes del mismo realizadas con una cámara RGB empleando el dispositivo del objetivo 1. Aplicar dicho algoritmo a muestras de diferente complejidad para comprobar su eficacia.
3. Emplear un algoritmo de estimación espectral para recuperar reflectancias a partir de imágenes RGB de objetos.
4. Combinar los resultados obtenidos en los objetivos 2 y 3 para caracterizar objetos de forma más completa, así como emplear dichos resultados para simular estos objetos bajo diferentes condiciones de iluminación.

En el capítulo 2 de esta tesis presentamos una revisión bibliográfica de los trabajos publicados hasta ahora tanto en el campo de la recuperación de albedo y vectores normal como en el de recuperación espectral. Este capítulo está separado en dos grandes bloques, el primero dedicado a las técnicas *photometric stereo* y el segundo a los sistemas espectrales. En el primer bloque inicialmente se repasan las bases de la formación de imágenes y de la recuperación de información 3D a partir de superficies con textura para, a continuación, exponer los distintos trabajos dirigidos a ampliar estas técnicas al caso en que las muestras capturadas no sean Lambertianas y al empleo de imágenes a color. Dentro de este mismo bloque se hace un breve repaso de distintas técnicas empleadas en la reconstrucción tridimensional de superficies a partir de vectores normal. En el segundo bloque se define el concepto de sistema espectral así como sus posibles variantes y se presentan diferentes tipos de algoritmos de estimación espectral.

En el capítulo 3 se describe el dispositivo empleado para capturar las imágenes, el calibrado realizado a la cámara RGB empleada y los distintos tipos de muestras

empleados en este trabajo, tales como muestras de calibración con textura (desarrolladas en esta tesis), diferentes cartas de color y muestras test.

En el capítulo 4 se presenta el método de recuperación de normales y albedo empleado en este trabajo, basado en la técnica conocida como *four source photometric stereo* [Coleman and Jain 1982], y a continuación se compara con otros dos métodos. Para evaluar la calidad de los albedos recuperados se emplean las muestras de calibración con texturas presentadas en el capítulo 3 que han sido fabricadas con este fin [Plata, Nascimento et al. 2009]. También se evalúan las normales recuperadas por los tres métodos simulando una superficie con ellos. Por último, para evaluar de forma conjunta la calidad de ambos, se capturan y simulan las muestras de calibración y se comparan, obteniendo resultados excelentes. Por último, el método se aplica a un conjunto de muestras que presentan superficies más complejas que también son simuladas y capturadas bajo las mismas condiciones para poder comparar. En este caso también se obtienen resultados muy satisfactorios, salvo en el caso de algunas muestras que presentan sombras arrojadas

El capítulo 5 aborda el problema de la recuperación de información espectral. En él se emplea como algoritmo de recuperación espectral el algoritmo de regresión lineal o algoritmo de la pseudoinversa [Vilaseca, Pujol et al. 2004; Nieves, Valero et al. 2005; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007]. A continuación se proponen tres métodos de selección de conjunto de entrenamiento, siendo el que mejores resultados un método de selección supervisada que calcula el conjunto más apropiado *in situ*. Las reconstrucciones espectrales obtenidas en este capítulo no serán óptimas debido principalmente al hecho de que el sistema empleado en la recuperación sólo tendrá tres canales.

En el capítulo 6 se propone la combinación de los algoritmos propuestos en los capítulos 4 y 5, de manera que se utilicen los albedos como punto de partida para la recuperación espectral en lugar de los valores RGB. Esto permite que las muestras puedan ser simuladas variando tanto la orientación de la fuente de iluminación como su composición espectral. Los resultados son evaluados en primer lugar con las muestras de calibración y en segundo lugar con las muestras test. En este caso los

resultados obtenidos no son tan satisfactorios como en el capítulo 4, pero hay que tener en cuenta que se arrastra el error cometido en la determinación de las reflectancias expuesto en el capítulo 5. Aun así, en este capítulo se muestra que esta combinación de métodos es posible y que puede ser muy interesante si se consigue mejorar la obtención de las reflectancias.

En el capítulo 7 se presentan dos aplicaciones del método. La primera de ellas es una ampliación del mismo al caso en que no se controle la dirección de iluminación con la que se hacen las capturas. A través de un dispositivo muy simple es posible calcular dicha dirección de iluminación sin necesidad de controlar la posición de la fuente en el momento de la captura. La segunda aplicación, consiste en emplear el dispositivo para determinar la dirección de iluminación para hacer capturas con luz solar.

Por último, en el capítulo 8 se muestran las conclusiones de este trabajo. El capítulo 9 contiene las referencias bibliográficas empleadas y el capítulo 10 es un anexo con material explicativo sobre los distintos dispositivos empleados.

CAPÍTULO 2:

REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.

2.1. TÉCNICAS *PHOTOMETRIC STEREO*.

2.1.1. Generalidades sobre la formación de imágenes.

La fracción de luz reflejada en la superficie de un objeto en una dirección dada depende de las propiedades ópticas del material que constituye dicha superficie, de las características espaciales de la misma (uniformidad, textura, etc.) y de las distribuciones de potencia espectral (SPD *spectral power distribution*) de la luz incidente sobre ella. La señal de color $L(\lambda)$ se define como el producto de la distribución espectral de la luz ambiente caracterizada por su SPD $E(\lambda)$ y la función de reflectancia espectral $R(\lambda, \theta)$ asociada a un punto de la escena o superficie [Wandell 1987]. Como esta interacción es lineal, se suele definir la reflectancia de una superficie como la relación entre la luz reflejada y la luz que incide en ella. Esta relación es función de la dirección de iluminación, la dirección de observación y las polarizaciones de la luz incidente y reflejada. Esta dependencia puede caracterizarse a partir de la reflectancia bidireccional (BRDF), definida como el cociente entre la radiancia reflejada en una dirección y la irradiancia proveniente de la dirección θ_i (ver Figura 2.1):

$$f(\lambda, \theta_i, \phi_i, \theta_e, \phi_e) = \frac{\partial L(\lambda, \theta_e, \phi_e)}{\partial E(\lambda, \theta_i, \phi_i)} \quad (2.1)$$

Dada una cámara CCD, la luz que llega al plano anterior de la misma en la dirección (θ_e, ϕ_e) se expresará como:

$$L(\lambda, \theta_e, \phi_e) = \iint f(\lambda, \theta_i, \phi_i, \theta_e, \phi_e) \partial E(\lambda, \theta_i, \phi_i) \cos \theta_i \sin \theta_i d\theta_i d\phi_i \quad (2.2)$$

Cuando se tiene reflexión difusa perfecta, conocida como reflexión Lambertiana, la forma más simple de la BDRF es una constante.

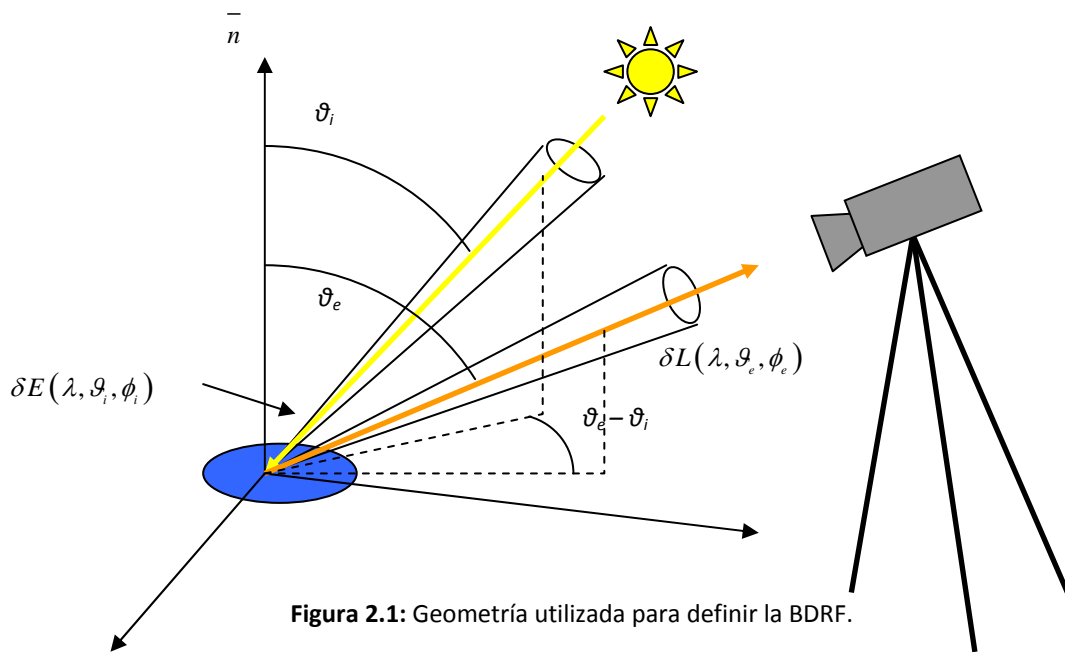


Figura 2.1: Geometría utilizada para definir la BDRF.

En visión computacional generalmente se emplea la reflectancia espectral $R(\lambda)$ en lugar de la BDRF, que expresa la reflectancia espectral de una superficie con respecto a la reflectancia que presentaría un difusor blanco perfecto en la misma situación. Si iluminamos una superficie Lambertiana con una fuente puntual y distante, llegamos a la expresión más común para las ecuaciones de formación de imágenes cuando se emplean cámaras CCD:

$$q_k^x = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} R^x(\lambda) E(\lambda) Q_k(\lambda) d\lambda \quad (2.3)$$

donde q_k^x es la respuesta del canal k -ésimo en el píxel x , $Q_k(\lambda)$ es la sensibilidad espectral del sensor para el canal k -ésimo, $R^x(\lambda)$ es la reflectancia espectral en el píxel x , $E(\lambda)$ es la SPD del iluminante bajo el que se ilumina el objeto y λ_1 y λ_2 son las longitudes extremas a las que la cámara es sensible.

Como hemos comentado, las características espaciales del objeto van a afectar a su apariencia y esta apariencia va a depender de los tres factores antes comentados. En primer lugar, un cambio en la geometría de iluminación puede provocar variaciones en el aspecto de la imagen debido a su textura; también cambios en su intensidad o en su composición espectral modificarán este aspecto. Por otra parte, también habrá que tener en cuenta las propiedades de la reflectancia espectral superficial que posea la superficie. Así, por ejemplo, podemos distinguir entre las llamadas superficies *especulares*, caracterizadas por reflejar la luz en una dirección que depende del ángulo de incidencia de la misma y las llamadas superficies *difusoras* o *Lambertianas*, que presentan la misma radiancia en cualquier dirección de observación. También es importante la orientación que presenta la superficie respecto al observador porque puede alterar la cantidad de luz reflejada hacia dicho observador. Por último, la posición del dispositivo formador de imágenes respecto a la superficie también será importante ya que, por ejemplo, en el caso de una cámara la proximidad a la superficie afectará al nivel de detalle que pueda observarse de ella. Si la superficie presentara algún brillo habría que añadir al término de reflexión difusa otro que describiera el comportamiento especular, que dependerá fuertemente de la dirección de observación e iluminación.

Es difícil encontrar en la literatura una definición concreta del concepto de textura. A pesar de las múltiples interpretaciones, todos los autores coinciden en dos puntos. Primero, en una imagen con textura hay una variación significativa entre los niveles de intensidad de dos píxeles cercanos, esto es, hay heterogeneidad. Segundo, la textura es una propiedad homogénea a cierta escala superior a la resolución de la imagen. Jain et al. [Jain, Kasturi et al. 1995] propusieron la siguiente definición de textura: “Una textura consiste en la repetición de patrones de variaciones locales en la intensidad de la imagen que son demasiado pequeños para ser distinguidos como

objetos independientes a la resolución empleada”. Por otra parte, Petrou [Petrou and Barsky 2001] definen una textura como: “la variación en los datos a escalas menores que la escala a la que están los objetos que queremos identificar”. En ambos casos queda claro que la textura está presente en cualquier imagen real y, dependiendo del problema que queramos resolver y de las aproximaciones que realicemos, su presencia puede ser una ventaja o un inconveniente.

Las texturas se manifiestan de dos maneras: pueden ser debidas a variaciones espaciales en la reflectancia espectral de un objeto, que puede ser perfectamente liso; o bien debidas a la rugosidad de una superficie, que puede presentar reflectancia perfectamente uniforme.

Por todo esto, si queremos extraer información de imágenes que posean texturas, será necesario encontrar una forma de hacerlo que sea independiente de las condiciones de iluminación y captura. Es conveniente tratar las superficies como una colección de pequeñas facetas planas, de manera que cada una de ellas tendrá su propia normal \mathbf{N} (denotaremos los vectores con letras en negrita), como puede verse en la figura 2.2. Sea $S(x, y)$ la función que describe la superficie y supongamos que su normal global está orientada en la dirección del eje z . En estas condiciones, la normal de cada una de las facetas puede ser descrita en función de los gradientes (p, q) como:

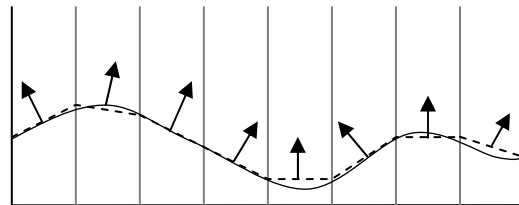


Figura 2.2: Superficie considerada como un conjunto de facetas planas donde cada una de ellas posee su propio vector normal \mathbf{N}

$$\mathbf{N} = \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} (p, q, -1)^T \quad (2.4)$$

Donde

$$p(x, y) = \frac{\partial S(x, y)}{\partial x} \quad \text{y} \quad q(x, y) = \frac{\partial S(x, y)}{\partial y} \quad (2.5)$$

Y el superíndice T indica la operación transposición de matrices.

2.1.2. Recuperación de información 3D a partir de superficies con textura.

Existen diversas técnicas que permiten recuperar información 3D a partir de superficies con textura. Estos métodos pueden clasificarse en lo que Woodham [Woodham 1978] llamó métodos directos e indirectos. Los métodos directos son aquellos que tratan de medir distancias directamente, como en el caso de sistemas basados en escaneos con láser, que sólo proporcionan la posición en el espacio de los puntos que conforman el objeto escaneado. Los métodos indirectos son aquellos que determinan distancias basándose en parámetros calculados a partir de imágenes de un objeto.

Se han desarrollado una gran variedad de métodos indirectos, como por ejemplo el método *stereo vision* [Faugeras 1993], en el que se utiliza triangulación para calcular distancias, o el conocido como *optical flow* [Barron, Fleet et al. 1992], en el que se calculan distancias relativas en la superficie de un objeto. El inconveniente de estos métodos es que únicamente proporcionan información acerca de la forma de la superficie. Sin embargo, hay otros métodos indirectos que son capaces, además, de aportar información acerca del material que se está capturando. Esto es, permiten recuperar el *albedo* de la superficie, definido como la fracción de la luz incidente reflejada por la superficie. Esta familia de técnicas reciben el nombre de *Shape from X*, donde *X* representa la opción utilizada. Así, algunos ejemplos son *shape from stereo*, *shape from motion*, *shape from focus/defocus*, *shape from zoom* o *shape from intensity*. Todos estos métodos pueden clasificarse en tres grupos:

- Técnicas basadas en múltiples puntos de vista, como *shape from stereo* y *shape from motion*. La primera está basada en la obtención de la información de la superficie a partir de imágenes de un mismo objeto tomadas desde distintos puntos de vista, mientras que en la segunda se aprovecha el movimiento relativo entre cámara y escena.
- Técnicas basadas en modificaciones de parámetros intrínsecos de la cámara, como *shape from focus/defocus* y *shape from zooming*. En la primera, las imágenes se obtienen cambiando parámetros de la cámara (como la distancia

focal) y haciendo la captura del objeto desde el mismo punto de vista. Por otra parte, *shape from zooming* utiliza varias imágenes capturadas con una única cámara acoplada a un zoom.

- Técnicas basadas en la extracción de la información de la superficie a partir de series de imágenes que se supone están capturadas con una única fuente de iluminación. Esta familia de técnicas se conoce como *shape from intensity*, y puede subdividirse en tres subcategorías: *shape from shading*, *shape from photometric stereo* y *shape from photometric sampling*. La diferencia básica entre ellas es el número de imágenes que requieren y la disposición de las fuentes de iluminación que se utilizan.

El método que se utilizará en esta tesis está incluido dentro de este último grupo de técnicas, por lo que nos centraremos en ellas. *Shape from shading* utiliza una única fuente de luz y por tanto una única imagen para recuperar la información superficial de un objeto [Horn 1975]. El método no es muy exacto precisamente por esto dado que en cada píxel la intensidad proporciona sólo un parámetro, mientras que la descripción de una superficie requiere al menos dos. Por ello, muchas técnicas de este grupo introducen ciertas restricciones y métodos de optimización para estimar la forma de la superficie [Pentland 1984; Healey and Binford 1988; Kim and Park 1997; Lee and Kuo 1997].

Para resolver algunos de estos problemas, Woodham introdujo la técnica conocida como *shape from photometric stereo* [Woodham 1978; Woodham 1980]. Está basada en el hecho de que la intensidad en cada píxel de una imagen depende de la orientación de la superficie y de su reflectancia. Por lo tanto, si se toman varias imágenes desde la misma posición de observación pero con distintas direcciones de iluminación, la variación de las intensidades en cada uno de los píxeles será debida a cambios en la posición relativa entre superficie y fuente de iluminación [Woodham 1994], como puede observarse en la figura 2.3.



Figura 2.3: Distintas capturas de un mismo objeto manteniendo fija la posición de la cámara y variando la dirección de iluminación

El hecho de emplear varias imágenes permite construir un sistema a partir de los distintos valores obtenidos para un mismo píxel en cada una de ellas, cuya resolución nos proporcionará la forma de la superficie.

Una técnica similar es *shape from photometric sampling* [Sanderson, Weiss et al. 1988; Nayar, Ikeuchi et al. 1990a]. En este caso se suelen utilizar un número mayor de fuentes de iluminación y una secuencia de imágenes perteneciente a cada una de esas fuentes. El empleo de un número mayor de fuentes de luz permite eliminar los malos resultados debidos a una mala elección de la posición de la fuente en el *photometric stereo* clásico. Sin embargo, hay tanta similitud entre ambas técnicas que se suelen considerar la misma en la literatura.

La técnica *photometric stereo* fue desarrollada por Woodham a principios de los 80 y ha sido muy utilizada posteriormente [Woodham 1980]. Todos los trabajos publicados desde entonces pueden clasificarse de acuerdo a las suposiciones que los autores hacen sobre las superficies que utilizan [Barsky and Petrou 2003]. Por ejemplo, puede suponerse que la superficie es Lambertiana [Woodham 1980; McGunnigle and Chantler 2003] o bien considerar el caso más general en el que las superficies tengan comportamientos más complejos [Ikeuchi 1981; Coleman and Jain 1982; Kim and Burger 1991; Tagare and deFiguiredo 1991; Oren and Nayar 1994; Barsky and Petrou 2003]; los vectores de iluminación pueden conocerse o no a priori [Spence and Chantler 2003], puede utilizarse una única imagen o varias en el proceso de recuperación [Woodham 1980; Drew 1990], o incluso pueden usarse fuentes de iluminación que sean espectralmente idénticas [Barsky and Petrou 2003] o diferentes [Healey and Wang 1998].

Otra posible clasificación se refiere al tipo de imágenes que se utilizan, que pueden ser imágenes a color o en escala de grises. La mayor parte de las técnicas *photometric stereo* utilizan imágenes en escala de grises mientras que la utilización de imágenes a color es relativamente reciente [Drew 1992; Drew 1993; Schluns and Witting 1993; Christensen and Shapiro 1994; Kontsevich, Petrov et al. 1994; Barsky and Petrou 2001; Barsky and Petrou 2003; Bringier, Helbert et al. 2008; Plata, Nieves et al. 2008].

En este trabajo se han empleado técnicas de este tipo por varias razones. En primer lugar, y como veremos más adelante, no sólo permiten recuperar la forma de la superficie en cuestión, sino que además aportan información sobre el material que las compone, por lo que permite una caracterización del objeto mucho más completa. Además, el instrumental que precisa es relativamente barato y puede aplicarse en un gran número de situaciones, lo que lo hace atractivo para aplicaciones de diversa índole.

2.1.2.1. *Photometric stereo* para imágenes en escala de grises.

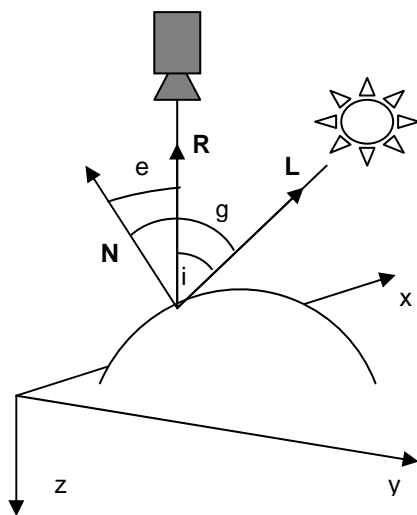


Figura 2.4: Esquema de los vectores y ángulos de observación e iluminación: \mathbf{R} , vector de observación; \mathbf{L} , vector de iluminación; \mathbf{N} , vector normal a la superficie; i , ángulo de incidencia; e , ángulo de emitancia; g , ángulo de fase.

La mayor parte de las técnicas *photometric stereo* utilizan imágenes en escala de grises. A la hora de poner en práctica esta técnica, se suele suponer que la superficie está situada en un plano paralelo al de la cámara y está compuesta por una colección de facetas planas, de manera que la normal promedio de todas ellas está orientada a lo largo del eje de observación y está iluminada por una única fuente de luz. El sistema de coordenadas se elige de modo que el plano imagen coincide con el plano xy y el eje z coincide con la dirección de observación (ver figura 2.4).

Supongamos una superficie Lambertiana.

Con albedo ρ y normal \mathbf{N} , iluminada con una fuente de luz con dirección \mathbf{L} , como se muestra en la figura 2.4. Si denominamos intensidad a la irradiancia sobre cada píxel de la CCD, en concordancia con la terminología empleada en la bibliografía, la intensidad en cada píxel de la imagen capturada por una cámara CCD puede expresarse como:

$$I = \rho(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T) \quad (2.6)$$

Donde I representa la intensidad en un píxel, ρ es el valor de su albedo, \mathbf{L} es el vector (1×3) de iluminación, \mathbf{N} es el vector normal unitario (1×3) y (\cdot) representa el producto escalar de dos vectores.

La finalidad de este procedimiento es recuperar el vector normal a la superficie en cada punto. Como es un vector que tiene tres componentes, para que el sistema quede determinado necesitaremos tres ecuaciones. Por tanto, iluminando la superficie de forma sucesiva desde tres direcciones distintas \mathbf{L}^1 , \mathbf{L}^2 y \mathbf{L}^3 , podremos expresar las intensidades obtenidas como:

$$I^k = \rho(\mathbf{L}^k \cdot \mathbf{N}^T) \quad (2.7)$$

donde $k = 1, 2, 3$ representa las direcciones de iluminación. Las tres intensidades formarán el vector intensidad (3×1) $\mathbf{I} = (I^1, I^2, I^3)$, y las tres direcciones de iluminación puestas como filas formarán la matriz iluminación (3×3) $[\mathbf{L}] = (\mathbf{L}^1, \mathbf{L}^2, \mathbf{L}^3)$ (a partir de aquí, notaremos las matrices con letras en negrita entre corchetes $[]$). La ecuación (2.7) puede reescribirse en forma matricial:

$$\mathbf{I} = \rho[\mathbf{L}]\mathbf{N} \quad (2.8)$$

Si las direcciones de iluminación \mathbf{L}^k no son coplanarias, la matriz $[\mathbf{L}]$ puede invertirse, dando:

$$[\mathbf{L}]^{-1} \mathbf{I} = \rho \mathbf{N} \quad (2.9)$$

Como el vector normal \mathbf{N} es unitario, tanto la normal (la dirección del vector obtenido) como el albedo (su módulo) pueden recuperarse.

Las técnicas *photometric stereo* están basadas en la suposición de superficies Lambertianas que, como hemos dicho, reflejan la luz de igual manera en todas las direcciones del espacio. Sin embargo, las superficies reales no presentan este comportamiento cuando son iluminadas desde ciertas direcciones, causando reflexiones especulares o “brillos” que pueden hacer fallar la resolución de la ecuación (2.9). Por este motivo, Coleman y Jain [Coleman and Jain 1982] desarrollaron una variante de este método conocida como *four source photometric stereo*. En ella, se amplía el número de imágenes capturadas a cuatro, es decir, se captura la misma imagen bajo cuatro direcciones de iluminación distintas. El método aplica también la ecuación (2.9), pero en este caso combina las cuatro intensidades obtenidas en cada píxel en grupos de tres (cuatro combinaciones posibles) de manera que se elimina el triplete de intensidades en la que haya presente un brillo. Para detectar el triplete problemático, inicialmente se calculan las normales y albedos asociadas a los cuatro tripletes. Si ninguno de ellos presenta un brillo, las cuatro normales son muy parecidas, mientras que cuando uno de los cuatro valores de la intensidad se corresponde con un brillo, la normal correspondiente se separa del resto (ver figura 2.5). Este hecho se ve reflejado en el hecho de que el albedo calculado en presencia de un brillo es mayor que el resto y puede detectarse fijando un umbral.

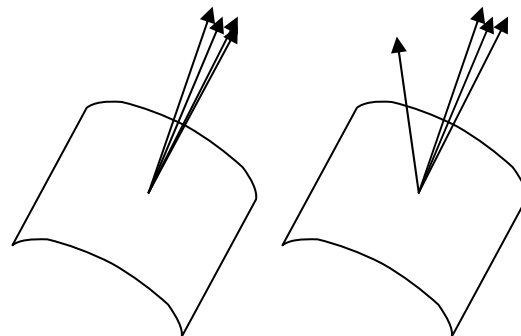


Figura 2.5: Izquierda, normales calculadas en un punto de la superficie cuando no hay componente especular presente. Derecha, normales calculadas cuando uno de los valores de intensidad se corresponde con un brillo, es decir, presenta un valor elevado.

Más adelante Solomon e Ikeuchi [Solomon and Ikeuchi 1996] propusieron una variante del método anterior que tenía en cuenta además las sombras propias. Se entiende por sombra propia (figura 2.6) la producida en una zona de una superficie que no es iluminada directamente. Estos autores consideraron las normales

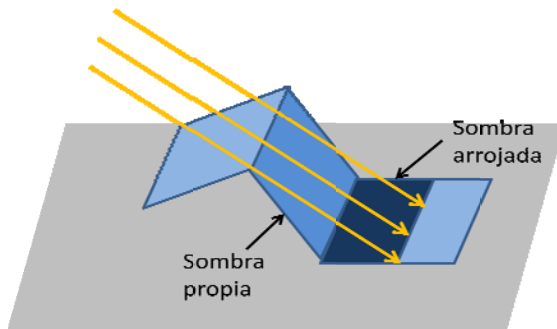


Figura 2.6: Ejemplo de sombra propia y sombra arrojada.

correspondientes a una semiesfera de radio unidad iluminada por cuatro fuentes de luz a la vez. Esta semiesfera estaba dividida en regiones: aquella iluminada por las cuatro fuentes, la iluminada solo por tres fuentes y la iluminada sólo por dos fuentes. Se sugirieron distintas estrategias para detectar brillos y calcular la superficie para cada una de las regiones. Las sombras propias se utilizaban como una ayuda para calcular el gradiente local. Sin embargo, este método presentaba ciertos problemas. En primer lugar, no tenía en cuenta las sombras arrojadas, es decir aquellas debidas al hecho de que un elemento de la escena arroje una sombra sobre otro (figura 2.6). Las sombras arrojadas eran interpretadas por el programa como sombras propias. El gradiente asociado a una sombra propia tiene ciertas restricciones, cosa que no sucede con las sombras arrojadas, con lo que en estos casos se llegaba a resultados erróneos. El segundo problema es que no indicaba cómo detectar sombras. El valor asociado a una sombra propia depende de la dirección e intensidad de la iluminación, con lo que el rango de valores posible es muy amplio.

Una de las últimas propuestas en este sentido fue hecha por Barsky y Petrou [Barsky and Petrou 2003]. En este trabajo se tuvieron en cuenta tanto los brillos como las sombras, partiendo de la observación de que la principal diferencia entre ambas consiste en que un brillo incrementa el valor de la intensidad del pixel afectado mientras que una sombra lo disminuye. Consideraron que, en un espacio tridimensional, cualquier conjunto de cuatro vectores es linealmente dependiente. Por tanto, cualquier conjunto de cuatro vectores de iluminación \mathbf{L}^k será linealmente dependiente, por lo que existirán coeficientes reales a_k con $k = 1, \dots, 4$ tales que

$$a_1\mathbf{L}^1 + a_2\mathbf{L}^2 + a_3\mathbf{L}^3 + a_4\mathbf{L}^4 = 0 \quad (2.10)$$

Si multiplicamos los dos lados de esta igualdad por la normal local \mathbf{N} y el albedo ρ , obtenemos:

$$a_1\rho(\mathbf{L}^1\cdot\mathbf{N}^T) + a_2\rho(\mathbf{L}^2\cdot\mathbf{N}^T) + a_3\rho(\mathbf{L}^3\cdot\mathbf{N}^T) + a_4\rho(\mathbf{L}^4\cdot\mathbf{N}^T) = 0 \quad (2.11)$$

Que es equivalente a:

$$a_1I^1 + a_2I^2 + a_3I^3 + a_4I^4 = 0 \quad (2.12)$$

Dicho de otra forma, la dependencia lineal entre los vectores de iluminación lleva a la misma ecuación para las intensidades correspondientes, siempre que se cumpla la suposición de superficie Lambertiana.

Es posible reescribir la ecuación (2.12) en forma vectorial:

$$\mathbf{a}\cdot\mathbf{I} = 0 \quad (2.13)$$

Donde $\mathbf{a} \equiv (a_1, a_2, a_3, a_4)^T$. Esto supone que cada cuaterna de intensidades que no contenga una sombra es perpendicular a \mathbf{a} , esto es, para una configuración de iluminación concreta, todas las cuaternas de intensidades que no contengan sombras formarán un hiperplano en el espacio tetra-dimensional de intensidades. Este hiperplano está definido por los coeficientes \mathbf{a} que puede calcularse directamente a partir de los vectores de iluminación conocidos.

Por tanto, el producto $\mathbf{a}\cdot\mathbf{I}$ puede utilizarse para detectar las cuaternas “problemáticas”, esto es, aquellas que poseen un brillo o una sombra. A las cuaternas que satisfagan la ecuación (2.13) se les puede aplicar la técnica de recuperación tradicional, mientras que en las problemáticas se discierne si son brillos o sombras mirando los valores de las intensidades correspondientes. Si una de las intensidades es mayor que el resto, se considera un brillo y la reconstrucción se realiza con las otras tres. En caso contrario, si una de las cuatro intensidades es menor que el resto, se considera una sombra y es eliminada.

2.1.2.2. *Photometric stereo* para imágenes a color

Aunque la mayor parte de las técnicas *photometric stereo* están orientadas a imágenes en escala de grises, algunos autores han adaptado esta técnica a imágenes a color [Drew 1992; Drew 1993; Schluns and Witting 1993; Christensen and Shapiro

1994; Kontsevich, Petrov et al. 1994; Barsky and Petrou 2001; Barsky and Petrou 2003; Bringier, Helbert et al. 2008]. La información de una imagen a color de una superficie Lambertiana iluminada por una única fuente es redundante, ya que las ecuaciones para canales de color individuales son linealmente dependientes. Esta redundancia puede aprovecharse aplicando *photometric stereo* a una única imagen a color de una superficie Lambertiana en lugar de usar tres imágenes en escala de grises [Drew 1990; Drew 1992]. La superficie puede iluminarse con distintas fuentes de luz que han de ser espectralmente distintas y cuyas direcciones de iluminación no están contenidas en el mismo plano [Kontsevich, Petrov et al. 1994; Finlayson and Dueck 1996].

Christensen y Shapiro [Christensen and Shapiro 1994] introdujeron el *photometric stereo* a color. Este método utiliza la noción de función de sombreado, que mapea las normales de una superficie bajo una iluminación dada al espacio de color. Este método está basado en el uso de tablas de búsqueda que representan las funciones de sombreado inversas para una configuración de captura dada que se construyen utilizando una esfera de calibración. La desventaja principal de este método es que la superficie debe tener un color uniforme o bien los colores que posea deben ser fácilmente identificables y segmentables, lo cual limita mucho las superficies para las que el método es aplicable.

Schluns y Witting [Schluns and Witting 1993] también utilizaron la información proporcionada por imágenes a color para desarrollar una técnica *photometric stereo* a color para superficies no Lambertianas que no necesitaba un calibrado previo. Intentaban recuperar los parámetros de la superficie directamente a partir de tres imágenes a color utilizando histogramas de color. Para ello obtenían directamente las cromaticidades del iluminante y de la superficie a partir del histograma y descomponían los píxeles de la imagen en combinaciones lineales de componente especular y difusa. Este método no llegó a probarse con superficies reales. En un caso ideal, todos los píxeles de la imagen caen en el plano determinado por los vectores de cromaticidad de la superficie y el iluminante. Sin embargo, si los histogramas presentan picos, los coeficientes de la descomposición no pueden obtenerse. En superficies reales siempre hay variaciones en el color y ruido presentes que hacen que los histogramas presenten estos picos. Otro problema es la presencia de píxeles

saturados, cuya descomposición lleva a una recuperación incorrecta de los coeficientes.

Barsky y Petrou [Barsky and Petrou 2001; Barsky and Petrou 2003] propusieron un método basado en el denominado *four source photometric stereo*, en el que la información de un píxel obtenido con una cámara con k canales puede representarse como un vector k -dimensional llamado *body color*. Para una muestra Lambertiana, los tres píxeles a color correspondientes a las tres direcciones de iluminación son dependientes en el espacio RGB y difieren solo en un factor de escala (el factor de sombreado debido a la dirección de iluminación). Debido a que los errores presentes pueden alterar la dependencia entre los valores de los píxeles, utilizaron un Análisis de Componentes Principales (PCA, '*Principal Component Analysis*') para encontrar su dirección principal, que está relacionada con la cromaticidad del *body color*. Un inconveniente de este método es que el proceso de selección de los píxeles más adecuados para la recuperación de albedo y normales se requiere la cromaticidad del iluminante, dato con el que no siempre se cuenta.

En este trabajo se utiliza una adaptación del *four source photometric stereo*, propuesto inicialmente para imágenes en escala de grises por Coleman [Coleman and Jain 1982], a imágenes a color donde se ha adoptado una solución muy simple: consiste en tratar cada uno de los canales de la imagen como una imagen en escala de grises. Este método, que desarrollaremos más adelante, además de ser simple matemáticamente, ha dado muy buenos resultados en la práctica [Plata, Nieves et al. 2008; Plata, Nieves et al. 2009a].

2.1.3. Reconstrucción tridimensional de superficies.

La reconstrucción tridimensional de superficies es una de las mayores áreas de investigación en Visión Computacional. Hoy en día hay muchos métodos que permiten conseguir una reconstrucción 3D de una superficie, por lo que a continuación analizaremos dos grupos de técnicas muy utilizados en la actualidad.

2.1.3.1. Técnicas de integración.

La mayoría de los métodos comentados en el apartado anterior proporcionan, en lugar de directamente una superficie, un campo de gradientes que deben ser integrados para obtener una representación de la superficie asociada. Hay dos grandes grupos de técnicas que permiten llevar a cabo esta integración: integración local a lo largo de caminos [Coleman and Jain 1982; Healey and Jain 1986; Wu and Li 1988] y técnicas de integración global [Horn and Brooks 1986; Frankot and Chellappa 1988; Horn 1990]

Las técnicas de integración a lo largo de caminos están basadas en cálculos locales de incrementos de altura utilizando integrales curvas. La idea básica es utilizar el vector gradiente que proporciona el cambio en la altura de la superficie con un pequeño paso en la dirección x o en la dirección y , para obtener un mapa de alturas de la superficie sumando esos cambios a lo largo de un camino (Figura 2.7). Estas técnicas difieren en la forma en la que se especifica el camino de

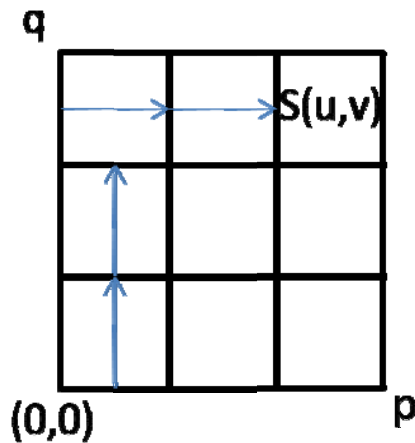


Figura 2.7: Esquema del funcionamiento de las técnicas de integración a lo largo de caminos

integración y en los procedimientos utilizados para calcular la aproximación local de los incrementos de altura. Por ejemplo, Coleman y Jain [Coleman and Jain 1982] comienzan en medio del campo de gradientes. Su camino inicial forma una cruz en la matriz de gradientes, la integración se realiza entonces en cada uno de los cuatro cuadrantes. Para dos puntos de la secuencia, la normal promedio de la superficie se calcula definiendo la tangente a la superficie desde el punto previo hasta la siguiente localización. Por ello, esta técnica es conocida como el método de los dos puntos. Healey and Jain [Healey and Jain 1986] ampliaron esta técnica a la utilización de ocho puntos, mientras que Wu y Li [Wu and Li 1988] sugirieron utilizar caminos paralelos al eje x o al eje y , pero promediando valores de los gradientes para obtener los incrementos de altura. Una técnica que utiliza cuatro escaneos diferentes a lo largo del

campo de gradientes comenzando en las cuatro esquinas del mismo fue presentada por Rodehorst [Rodehorst 1993]. Se basa en la suposición de que el mismo valor inicial de la altura es válido para las cuatro esquinas de la matriz de datos. El campo de altura final se obtenía promediando los resultados de los cuatro escaneos.

Estas técnicas de integración local son fáciles de implementar y muy eficientes en lo que a velocidad de computación se refiere. Sin embargo, el hecho de que el cálculo se realice de forma local provoca una alta dependencia entre la calidad de los datos y la propagación de los incrementos de altura a lo largo de los caminos, lo que supone una propagación de errores en los mismos.

En las técnicas de integración globales, la integración de la superficie se trata como un problema de optimización. En otras palabras, la integración de la superficie puede considerarse un problema variacional donde cierta función tiene que minimizarse [Horn and Brooks 1986; Horn 1990]. Generalmente se utiliza una representación de la superficie desconocida, como por ejemplo en términos de las funciones base de Fourier, para restringir el proceso de optimización global [Frankot and Chellappa 1988]. En la literatura aparecen con mucha frecuencia dos de estas técnicas: el método sugerido por Horn y Brooks [Horn and Brooks 1986] y el propuesto por Frankot y Chellappa [Frankot and Chellappa 1988]. El primero de ellos consiste en minimizar la función error:

$$f(\tilde{p}, \tilde{q}) = \iint \left| p(x, y) - \tilde{p}(x, y) \right|^2 + \left| q(x, y) - \tilde{q}(x, y) \right|^2 dx dy \quad (2.14)$$

donde p y q denotan las componentes del campo de gradientes y

$$\tilde{p}(x, y) = \frac{\partial \tilde{S}(x, y)}{\partial x}, \quad \tilde{q}(x, y) = \frac{\partial \tilde{S}(x, y)}{\partial y} \quad (2.15)$$

denotan las componentes desconocidas (ideales) del campo de gradientes que deben reconstruirse. La superficie se calcula minimizando f , lo que asegura la máxima consistencia entre la superficie reconstruida y los datos empleados para reconstruirla. La principal dificultad de este método consiste en elegir correctamente las condiciones de contorno del proceso de integración [Horn 1990].

Por otra parte, Frankot y Chellapa [Frankot and Chellappa 1988] supusieron que la función superficie desconocida S satisfacía la condición de integrabilidad, es decir, que era continua en todo punto. Una superficie S satisface la condición de integrabilidad cuando la siguiente ecuación es válida en todos los puntos de la superficie:

$$\frac{\partial^2 S(x, y)}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 S(x, y)}{\partial y \partial x} \quad (2.16)$$

Además, Frankot y Chellapa utilizaron la representación en coeficientes de Fourier:

$$S(x, y) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} S^{(f)}(u, v) e^{-j(ux+vy)} du dv \quad (2.17)$$

Donde

$$S^{(f)}(u, v) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} S(x, y) e^{j(ux+vy)} dx dy \quad (2.18)$$

denota el coeficiente de Fourier de S . Basándose en estas suposiciones, era posible reconstruir la función S en el espacio de Fourier y a continuación, una transformada de Fourier proporcionaba los datos de altura deseados.

En general, se espera que una técnica global como la descrita sea más robusta frente al ruido que aquellas que utilizan integración local, porque el gradiente de la superficie tiene un impacto global en proceso de obtención de la superficie. Su principal inconveniente es que suelen necesitar un tiempo de computación alto.

2.1.3.2. Reconstrucción de superficies utilizando *shapelets*.

Una extensión natural del procedimiento propuesto por Frankot y Chellapa consiste en utilizar funciones base *wavelet* en lugar de una representación en coeficientes de Fourier. Hsieh et al. [Hsieh, Liao et al. 1995] aplicaron estas funciones base en su algoritmo *shape from shading*. Karaçaly y Snyder [Karaçali and Snyder 2002; Karaçali and Snyder 2004] emplearon una técnica de reconstrucción basada en la construcción de un conjunto ortonormal de campos de gradientes que definían un subespacio del espacio de gradientes utilizando *wavelets*. El campo de gradientes

medido era proyectado en el subespacio calculado para producir una superficie con un campo de gradientes similar al campo medido. Además, adaptaron diversas técnicas para eliminar ruido, aunque si la superficie presentaba discontinuidades estas debían ser extraídas y tratadas de forma aislada en cada caso.

El término '*shapelet*' fue utilizado por primera vez por Refregier [Refregier 2003] para referirse a su conjunto de bases ortonormal consistente en polinomios de Hermite pesados. Kovési [Kovési 2005] propuso utilizar *shapelets* para reconstruir superficies, pero en su trabajo el término se aplica a cualquier función base de soporte finito que pueda usarse para representar una superficie. Este método está basado en la proyección del campo de gradientes en funciones base, pero con dos diferencias fundamentales: por una parte se utiliza un conjunto redundante de funciones base no ortogonales, y por otra lo que se proyecta en estas bases no es el campo de gradientes, sino los ángulos de acimut φ y elevación θ . Estos ángulos se definen a partir de los gradientes p y q como:

$$\varphi = \arctan\left(\frac{q}{p}\right), \quad \theta = \arctan\left(\sqrt{p^2 + q^2}\right) \quad (2.19)$$

La ventaja que tiene esto es que las medidas de correlación pueden modificarse para permitir ambigüedades en el acimut de π , incluso en el caso en que no se disponga de información de dicho acimut.

El proceso consiste en lo siguiente. La correlación entre las elevaciones de la superficie y los *shapelets* se hace en términos del gradiente magnitud, que viene dado por la tangente de la elevación:

$$|\nabla| = \tan(\theta) \quad (2.20)$$

La correlación entre gradientes se calcula entonces como:

$$C_{\nabla_i} = |\nabla_f| * |\nabla_{si}| \quad (2.21)$$

Donde ∇_f y ∇_{si} son el gradiente y el *shapelet* a escala i respectivamente y $(*)$ denota la operación correlación. Si no hay información del acimut esta correlación trata de igual manera valores positivos y negativos del gradiente, esto es, una

depresión en la superficie se trata igual que una elevación. Para poder distinguir estos casos es necesaria la información del acimut.

Si en algún punto los gradientes de superficie y *shapelet* coinciden y los acimuts también, la componente del *shapelet* en ese punto debe ser positiva. Si los acimuts de superficie y *shapelet* tienen direcciones opuestas entonces la componente del *shapelet* es negativa. Si los acimuts son ortogonales entonces no hay correlación, ni positiva ni negativa, entre superficie y *shapelet*. Entonces la correlación entre gradientes debe ser multiplicada por una medida de la correlación del acimut que varía entre +1, cuando los acimuts están alineados, y -1 cuando los acimuts están en direcciones opuestas. Una medida que satisface este requerimiento es el coseno de la diferencia entre los acimuts. La correlación entre un *shapelet* a escala i y la superficie se calcula entonces como:

$$C_{\tau_i} = \cos(\tau_f) * \cos(\tau_{si}) + \sin(\tau_f) * \sin(\tau_{si}) \quad (2.22)$$

Donde τ_f y τ_{si} denotan los acimuts de superficie y *shapelet* a escala i respectivamente.

La correlación total entre superficie y *shapelets* a escala i se obtiene mediante el producto escalar de las correlaciones gradiente y acimut:

$$\begin{aligned} C_i &= C_{\nabla_i} \cdot C_{\tau_i} = |\nabla_f| * |\nabla_{si}| \left[\cos(\tau_f) * \cos(\tau_{si}) + \sin(\tau_f) * \sin(\tau_{si}) \right] = \\ &= \left[|\nabla_f| \cdot \cos(\tau_f) \right] * \left[|\nabla_{si}| \cdot \cos(\tau_{si}) \right] + \left[|\nabla_f| \cdot \sin(\tau_f) \right] * \left[|\nabla_{si}| \cdot \sin(\tau_{si}) \right] \end{aligned} \quad (2.23)$$

Este proceso se realiza para múltiples escalas de *shapelets* y los resultados se suman para conseguir la reconstrucción.

$$R = \sum_i C_i \quad (2.24)$$

Este método tiene la ventaja de ser fácilmente implementable y muy robusto frente al ruido, y es el que se ha utilizado en esta tesis para reconstruir superficies 3D.

2.2. SISTEMAS ESPECTRALES.

2.2.1. Definición de sistema espectral.

Una imagen espectral es aquella en la que cada píxel contiene información sobre la reflectancia espectral del punto correspondiente de la escena capturada [Hardeberg 1999]. Este tipo de imágenes tienen gran interés práctico debido a que conocidas las características espectrales de la escena, se puede tener información colorimétrica completa de la imagen, ya que a partir de dichos espectros se pueden calcular valores triestímulo en cualquier sistema de color, como pueden ser el RGB, CIE-1931 XYZ o CIELAB por citar algunos. También es posible utilizar la información espectral para obtener impresiones o reproducciones de una escena con un color fiel al original, incluso evitando el metamerismo debido a los cambios de iluminante.

Los sistemas capaces de registrar este tipo de imágenes se conocen como sistemas espectrales. Usualmente, un sistema espectral consiste en una cámara monocroma o RGB a la que se acoplan filtros de banda estrecha o ancha. Hasta la aparición de estos sistemas, las medidas espectrales se realizaban exclusivamente con espectrorradiómetros o espectrofotómetros. El método de medida que emplean estos instrumentos consiste en promediar la energía reflejada por un área determinada de una superficie, cosa que no los hace prácticos cuando se quiere caracterizar espectralmente objetos que poseen texturas. La resolución espacial de la imagen espectral dependerá de la resolución de la cámara utilizada para hacer la captura, lo que constituye una de las principales ventajas de los sistemas espectrales de adquisición de imágenes frente a los dispositivos tradicionales, ya que estos proporcionan una única medida de toda la muestra.

El dispositivo principal de un sistema espectral de adquisición de imágenes es una cámara CCD o CMOS, cuya respuesta debe ser lineal frente a la radiancia recibida y al tiempo de exposición, lo que algunos autores llaman ley de reciprocidad [Ferrero,

Campos et al. 2006a]. Para componer la imagen espectral, cada píxel de dicha cámara debe registrar en tiempo real la información proveniente de las respuestas de sus sensores a la radiancia de la escena, correspondiendo cada una de ellas a una banda espectral o *canal*. Es común en la bibliografía [Imai and Berns 1999; Imai, Taplin et al. 2003] encontrar la siguiente clasificación de los sistemas digitales de adquisición de imágenes en función del número de canales disponibles (tabla 2.1).

Tabla 2.1. Clasificación de los sistemas de adquisición de imágenes en función del número de canales

Número de canales	Denominación
1	Monocromático
3	RGB o tricromático
De 4 a 9	Multiespectral
De 10 a 100	Hiperespectral
Más de 100	Ultraespectral

Cada píxel de la imagen captada por un sistema espectral contiene información de una serie pequeña de bandas espectrales o sensores y es capaz de reconstruir, a partir de esta información, la distribución de potencia espectral en dicho píxel. Usualmente un espectro en el visible se mide desde los 400 nm hasta los 700 nm con un intervalo no mayor de 10 nm. En este trabajo utilizaremos un intervalo de 5 nm, con lo que un espectro quedará representado por 61 valores o muestras. Gracias a los algoritmos de estimación espectral, como veremos más adelante, podremos recuperar el valor de estas muestras a partir de un número sensiblemente menor de canales espectrales.

Como hemos dicho, los sistemas espectrales proporcionan imágenes cuya resolución dependerá de la resolución de la cámara. Está claro, por tanto, que debe usarse una cámara digital de alta resolución espacial para obtener la información separada en píxeles. La información espectral de cada píxel la proporciona el hecho de poder trabajar con diferentes bandas espectrales o canales a la vez. Las bandas espectrales o canales en un sistema espectral pueden ser de dos tipos atendiendo a su perfil espectral: de banda ancha o de banda estrecha. Los primeros, típicamente, son sistemas basados en la utilización de filtros plásticos de color (de perfil espectral ancho) en combinación con una cámara tricromática. Los segundos suelen utilizar

filtros interferenciales, cuya transmitancia espectral es una curva Gaussiana que está bastante localizada en torno a una longitud de onda central, en combinación con cámaras monocromas.

El hecho de disponer de canales de banda ancha o banda estrecha nos lleva a que sea posible diseñar un sistema espectral de adquisición de imágenes según configuraciones diferentes, que no son más que el resultado de utilizar uno u otro tipo de banda (ancha o estrecha) o que podamos mezclar sensores de banda ancha y estrecha indistintamente en un mismo dispositivo. En las siguientes secciones se describirán con más detalle las opciones disponibles.

2.2.1.1. Sistema multispectral basado en una cámara RGB.

El sistema multispectral más sencillo, o de menor coste, es aquel que se basa en la utilización de una cámara RGB (de tres canales por tanto) a la que se va añadiendo sucesivamente diferentes filtros de color de banda ancha para tomar sucesivas imágenes. Este tipo de sistema ha sido ampliamente utilizado [Imai and Berns 1999; Day 2003; Nieves, Valero et al. 2005]. Cada imagen tomada con un nuevo filtro añade tres canales de color al sistema global. El número y forma de los filtros de banda ancha que se deben utilizar para que la estimación espectral sea óptima dependen de la forma espectral de los propios canales RGB de la cámara, del ruido presente en la misma y de la forma de los espectros que se quieran reconstruir [Day 2003].

Para poder utilizar estos sistemas es imprescindible llevar a cabo un entrenamiento previo de los mismos. Básicamente el entrenamiento consiste en relacionar las respuestas de la cámara a estímulos espectrales conocidos con la curva espectral asociada a dichos estímulos, para poder así construir una matriz que será después necesaria para aplicar algún algoritmo de estimación espectral. La fase de entrenamiento es pues necesaria para poder utilizar dichos algoritmos.

2.2.1.2. Sistema multispectral basado en una cámara monocroma y filtros de banda estrecha.

Los filtros interferenciales (o los sintonizables, como el de cristal líquido LCTF) son de banda estrecha y normalmente de perfil espectral Gaussiano. Esto permite poder utilizarlos de dos formas diferentes a la hora de tratar de conseguir medidas de curvas espectrales, pero siempre en conjunción con cámaras monocromas.

La primera de ellas consiste en utilizar un número reducido de canales o filtros y algún algoritmo de estimación espectral, del mismo modo que se hace con los sistemas de banda ancha, por lo que es necesario llevar a cabo una fase de entrenamiento previo del sistema.

La segunda opción es suponer que el filtro de banda estrecha es completamente monocromático y que, por tanto, sólo proporciona información de aquella longitud de onda en la que dicho filtro presenta su máxima transmitancia. Si la cámara con la que se utilizan estos filtros está calibrada radiométricamente [Healey and Kondepudy 1994; Ferrero, Campos et al. 2006c] y si se conoce la transmitancia del filtro, podemos muestrear directamente en cada longitud de onda la radiancia incidente sobre el sistema. Si se desea obtener mayor resolución espectral que la dada por las posiciones de máximo de los filtros, siempre se pueden utilizar técnicas de interpolación [Vilaseca 2005] o un número mayor de filtros, en cuyo caso trataríamos ya con un sistema hiperespectral. Los sistemas multispectrales o hiperespectrales de banda estrecha basados en muestreo no requieren entonces la utilización de algoritmos de estimación espectral ni entrenamiento previo del sistema, sino que utilizan una calibración radiométrica previa del mismo.

2.2.1.3. Sistema multispectral diseñado de forma óptima.

Este tipo de sistemas consisten en el diseño *ad hoc* del conjunto de sensores óptimos que permitan reconstruir espectros con la mejor calidad posible. Distintos autores [Sharma, Trussell et al. 1998; Hardeberg 1999; Connah, Westland et al. 2002; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2005; Shimano 2006; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007] han estudiado el diseño óptimo de sensores, basándose

en la posibilidad de poder diseñar casi cualquier respuesta espectral con semiconductores debidamente dopados [Lerch, Rosenfeld et al. 2001], o incluso usando métodos de fabricación o implementación de los sensores óptimos con dispositivos semiconductores de perfil espectral sintonizable electrónicamente gracias a las estructuras NiPiN [Park, Eden et al. 2002; Yotter and Wilson 2003].

2.2.2. Algoritmos de estimación espectral

Como se ha dicho en la sección 2.2.1., una curva de reflectancia espectral en el espectro visible (típicamente entre 400 nm y 700 nm) queda determinada a partir de un conjunto de muestras tomadas a intervalos que en este trabajo serán de 5 nm. Dichas curvas, por tanto, se pueden tratar matemáticamente como vectores en un espacio N -dimensional con $N = 61$ en este ejemplo. Si los valores extremos son ampliados, o si el intervalo espectral de muestreo se reduce, N puede llegar a tomar valores mayores. La labor de un sistema multispectral es tratar de estimar esas N muestras con la mayor exactitud posible, utilizando para ello la información obtenida a partir de un número k reducido de sensores, mucho menor que el número N de muestras.

Como ya dijimos, cuando se utiliza una cámara CCD para capturar un objeto con reflectancia espectral R^x , la respuesta del sensor k -ésimo en un píxel x puede expresarse según la expresión (2.3). Si suponemos que la CCD proporciona una respuesta lineal, podemos expresar la reflectancia espectral como una suma de funciones base $R_j(\lambda)$ [Sällström 1973; Brill 1978; Buchsbaum 1980].

$$R^x(\lambda) = \sum_{j=1}^n \sigma_j^x R_j(\lambda) \quad (2.25)$$

Donde el número de elementos de la base, n , se corresponde con los grados de libertad del modelo. Los valores buscados son los pesos σ_j^x del desarrollo en serie. Algo similar puede hacerse para describir la SPD del iluminante:

$$E(\lambda) = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i E_i(\lambda) \quad (2.26)$$

De manera que en este caso las bases serían los elementos $E_i(\lambda)$. Los m valores de ε_i en la ecuación (2.26) forman un vector columna ε que especifica el iluminante $E(\lambda)$, y los n valores σ_j forman un vector columna σ que proporciona la reflectancia de la superficie $R^x(\lambda)$. Con esto, podemos expresar la reflectancia de una escena de forma matricial como:

$$[\mathbf{R}] = [\mathbf{V}][\sigma] \quad (2.27)$$

donde $[\mathbf{R}]$ es una matriz $N \times x$, $[\mathbf{V}]$ es la matriz $N \times n$ combinación lineal de la base de vectores y $[\sigma]$ es la matriz de coeficientes $n \times x$. Si sustituimos las ecuaciones (2.25), (2.26) y (2.27) en la ecuación (2.3), podemos expresar la relación entre las respuestas de la cámara y la reflectancia de la superficie a través de la ecuación matricial:

$$[\mathbf{q}] = [\mathbf{E}_\rho]^T [\mathbf{R}] \quad (2.28)$$

Donde las respuestas de la cámara en cada píxel de la imagen, $[\mathbf{q}]$, vienen expresadas por una matriz $k \times x$, con k el número de sensores, $[\mathbf{E}_\rho]$ es la matriz $N \times k$ resultante de multiplicar longitud de onda a longitud de onda las componentes del vector iluminante y la matriz de las sensibilidades de la cámara, T representa la transposición de matrices y $[\mathbf{R}]$ es, de nuevo, la matriz $N \times x$ que contiene las reflectancias en cada punto de la superficie (o cada píxel de la imagen de la misma).

Por otra parte, cualquier dispositivo multiespectral real está afectado por diversas fuentes de ruido ('dc-noise', ruido térmico, 'shot noise', ruido 'flicker' y ruido de cuantización) [Shimano 2005]. Si asumimos que la respuesta de la CCD es lineal, la respuesta del sensor en presencia de ruido, $[\mathbf{q}']$, puede expresarse en función de la respuesta sin ruido como:

$$[\mathbf{q}'] = [\mathbf{q}] + [\boldsymbol{\eta}] \quad (2.29)$$

donde $[\boldsymbol{\eta}]$ es una matriz $k \times x$ de componentes independientes aleatorias y no correlacionadas que afecta a cada sensor de forma independiente. El término de ruido $[\boldsymbol{\eta}]$ contiene también otros factores que modifican la respuesta teórica del sistema, como pueden ser errores experimentales o de calibración de los componentes del mismo [Shimano 2002].

Como puede verse en la ecuación (2.28), la estimación espectral de $[\boldsymbol{\sigma}]$ a partir de las respuestas de unos pocos sensores es un problema indeterminado. Dado que hay más incógnitas (longitudes de onda) que ecuaciones (sensores), existen infinitas curvas espectrales que pueden dar lugar a las mismas respuestas de los sensores y, por tanto, serían indistinguibles para el sistema multiespectral (dando lugar a lo que se conoce como 'metamerismo de la cámara' [Hong, Luo et al. 2001]).

La mayoría de los algoritmos de estimación espectral tratan de resolver la anterior indeterminación siguiendo criterios de mejor solución promedio (mínimos cuadrados, minimización de alguna métrica, etc) en algún subespacio englobado dentro del espacio de vectores que representan las curvas espectrales [Heikkinen, Lenz et al. 2008]. Dichos algoritmos se basan en el conocimiento *a priori* del tipo de espectro que se desea recuperar o estimar, para así aportar soluciones con características espectrales similares a la solución deseada. Es frecuente utilizar algún método de extracción de información, como el PCA [Hardeberg 1999], o, más recientemente, la factorización no-negativa de matrices (NMF, '*Non-negative Matrix Factorization*') [Lee and Seung 1999; Buchsbaum and Bloch 2002; Hoyer 2004] o el Análisis de Componentes Independientes (ICA, '*Independent Component Analysis*') [Lee, Girolami et al. 1999; Hyvärinen, Karhunen et al. 2001; Valero, Nieves et al. 2004]. Estos métodos se caracterizan por proporcionar un conjunto de vectores base a partir de una serie de espectros 'de entrenamiento' cuyas características espectrales son similares a las de aquellos espectros que queremos recuperar. En el caso del PCA dichos vectores tienen la peculiaridad de ser ortonormales, y los primeros vectores base contienen casi toda la información estadísticamente representativa del conjunto de espectros del que se ha obtenido. En el caso del ICA los vectores base son independientes pero no necesariamente ortonormales ni con una importancia

estadística marcada según el orden del vector, mientras que en el NMF los vectores base son independientes y además siempre positivos.

En los siguientes apartados se presentan, a modo de ejemplo, varios métodos o algoritmos de estimación espectral [López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007], uno de los cuales (el algoritmo de regresión lineal) ha sido empleado en este trabajo.

2.2.2.1 Algoritmo de Maloney-Wandell

Este método [Maloney and Wandell 1986] parte de la ecuación (2.28), despreciando el efecto del ruido:

$$[\mathbf{q}] = [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{R}] = [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}][\boldsymbol{\sigma}] = [\boldsymbol{\Lambda}_\varepsilon][\boldsymbol{\sigma}] \quad (2.30)$$

Donde la matriz $[\boldsymbol{\Lambda}_\varepsilon]$ es una matriz $k \times n$ cuya k -ésima entrada tiene la forma $\int R_j(\lambda) E(\lambda) Q_k(\lambda) d\lambda$ y que relaciona directamente los pesos $\boldsymbol{\sigma}$ de la combinación lineal con la respuesta \mathbf{q} de los sensores. Dicha matriz se obtiene a partir del conocimiento de las sensibilidades espectrales de la cámara y de la base de vectores representativos de los espectros de entrenamiento que se obtienen a partir de éstos, como hemos dicho, mediante PCA, ICA o NMF:

$$[\boldsymbol{\Lambda}_\varepsilon] = [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}] \quad (2.31)$$

Una vez calculada $[\boldsymbol{\Lambda}_\varepsilon]$, podemos obtener los coeficientes $\boldsymbol{\sigma}$ para la estimación espectral a partir de las respuestas de los sensores de una curva SPD desconocida, de acuerdo con la expresión:

$$[\boldsymbol{\sigma}] = [\boldsymbol{\Lambda}_\varepsilon]^+ [\mathbf{q}] \quad (2.32)$$

Donde el superíndice + indica que se ha calculado la pseudoinversa de Moore-Penrose.

Nótese que en este método es necesario conocer las sensibilidades espectrales de los sensores del sistema y no se hace uso alguno de la estimación del ruido, lo que hace que este algoritmo sea muy poco robusto frente a dicho ruido y que cualquier

pequeño error en la estimación de los sensores se traduzca en un error en la recuperación del espectro \mathbf{R} .

2.2.2.2. Algoritmo de Imai-Berns

Este método [Imai and Berns 1999] busca una relación directa entre las respuestas de los sensores \mathbf{q} y los coeficientes de la combinación lineal $\boldsymbol{\sigma}$. Si tenemos un conjunto de m vectores de entrenamiento, que designaremos con el subíndice ts (del inglés 'training set'), podemos relacionar ambos parámetros según:

$$[\boldsymbol{\sigma}_{ts}] = [\mathbf{A}][\mathbf{q}_{ts}] \quad (2.33)$$

Siendo $[\mathbf{A}]$ una matriz $n \times k$ que es formalmente parecida a la matriz $[\mathbf{A}_\varepsilon]$ del método de Maloney-Wandell, pero que se calcula de forma diferente ya que en esta ocasión también necesitamos información sobre las respuestas de los sensores a los espectros de entrenamiento \mathbf{q}_{ts} . Como estas respuestas están afectadas por ruido, al utilizar la matriz $[\mathbf{A}]$ ya estamos teniendo en cuenta, de alguna forma, el ruido presente en el sistema. La matriz $[\mathbf{A}]$ se calcula por pseudoinversión:

$$[\mathbf{A}] = [\boldsymbol{\sigma}_{ts}][\mathbf{q}_{ts}]^+ \quad (2.34)$$

Una vez obtenida $[\mathbf{A}]$, podemos recuperar el espectro deseado a partir de las respuestas que los sensores registran de dicho espectro:

$$[\mathbf{R}] = [\mathbf{V}][\mathbf{A}][\mathbf{q}] \quad (2.35)$$

De esta forma, la información sobre los espectros de entrenamiento se encuentra tanto en $[\mathbf{V}]$ como en $[\mathbf{A}]$, que también contiene información del ruido presente en el sistema, por lo que este método será robusto frente al ruido. Para probar esa afirmación no hay más que ver, a partir de las ecuaciones (2.30) y (2.33) que:

$$[\mathbf{A}] = [\boldsymbol{\sigma}_{ts}] \left([\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{R}_{ts}] + [\boldsymbol{\eta}] \right)^+ \quad (2.36)$$

Al igual que con el método de Maloney-Wandell, la calidad de la base $[\mathbf{V}]$ es crucial para obtener buenas recuperaciones espectrales.

2.2.2.3. Algoritmo de Shi-Healey.

Los algoritmos de Maloney-Wandell y de Imai-Berns han sido utilizados en multitud de trabajos de recuperación espectral de reflectancias de todo tipo de objetos [Hardeberg 1999; Imai and Berns 1999; Connah, Westland et al. 2001; Connah, Westland et al. 2002; Vilaseca, Pujol et al. 2004; Cheung, Li et al. 2005; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2005; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007] e incluso iluminantes [Hernández-Andrés, Nieves et al. 2004; Nieves, Valero et al. 2005]. Un resultado común en todos ellos se refiere al número óptimo n de vectores base utilizados para la recuperación de los espectros, que en todos los casos resultó ser igual al número k de sensores utilizados en el sistema. Pese a que ambos algoritmos permiten la utilización de un número de vectores mayor que el de los sensores, ello implica tener que aplicar operaciones de pseudoinversión a la hora de operar con las matrices $[\mathbf{\Lambda}_\varepsilon]$ y $[\mathbf{A}]$, en lugar de poder utilizar inversas sencillas en el caso en que $n = k$ [Hernández-Andrés, Nieves et al. 2004], el que la solución es unívoca. El resultado de utilizar la pseudoinversa de Moore-Penrose no es más que la solución de mínimos cuadrados a un problema con más incógnitas que ecuaciones que, por tanto, tienen infinitas soluciones posibles [López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007]. Esta ambigüedad en el conjunto de soluciones posibles a la hora de resolver estos algoritmos con $n > k$, unido al hecho de que el ruido presente en el sistema afecta más a los resultados obtenidos cuanto mayor es la dimensión de las matrices utilizadas [Shimano 2002; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2005], es lo que hace disminuir la calidad de las reconstrucciones espectrales en esos casos. Si el conjunto de espectros que queremos recuperar no queda bien descrito por un número n de vectores base inferior al de sensores k , los anteriores algoritmos limitan la máxima exactitud alcanzable en las reconstrucciones espectrales a la calidad con que $n = k$ vectores describen a dichos espectros.

Shi y Healey presentaron en 2002 [Shi and Healey 2002] un método muy original que trataba de resolver este problema y permitía utilizar más vectores que sensores en las reconstrucciones espectrales sin disminuir por ello la calidad de las mismas.

Si trabajamos con un modelo lineal de representación de espectros, en el que utilizamos n vectores y k sensores, siendo $n > k$, existirá un subespacio de espectros \mathbf{R} (generados al variar los n parámetros σ con que son representados dichos espectros en la base) que registrarán las mismas k respuestas de los sensores \mathbf{q} (de nuevo, *metamerismo de la cámara* [Hong, Luo et al. 2001]), siendo uno de los espectros de dicho conjunto el que se ha captado con el sistema multiespectral y que, por tanto, debemos tratar de recuperar espectralmente con la mayor exactitud posible. Llamaremos \mathbf{S}_R a ese conjunto de espectros compatibles con unas respuestas dadas de los sensores y con el modelo lineal de representación en la base \mathbf{V} de n vectores. El método de Shi-Healey tratará de elegir como solución aquel espectro \mathbf{S}_R que sea el óptimo según algún criterio (se supone que la solución aportada según este criterio debe mejorar la reconstrucción espectral proporcionada por pseudoinversión, que es lo que hacían los dos métodos anteriores).

Para asociar un único vector \mathbf{R}_R perteneciente a \mathbf{S}_R , donde el subíndice \mathbf{R} indica que es la reflectancia reconstruida, a unas respuestas dadas de los sensores \mathbf{q} , elegiremos aquel vector que minimice el error cuadrático medio calculado a lo largo de todos los espectros de entrenamiento $[\mathbf{R}_s]$ (que es una matriz $N \times m$). En otras palabras, \mathbf{R}_R será el vector de \mathbf{S}_R que más se parezca espectralmente a alguno de los m espectros de entrenamiento [López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007], es por ello que la cantidad y calidad (parecido con los espectros que se pretenden reconstruir o estimar) de dichos espectros es crucial en este método.

Dado que el sistema multiespectral tiene k sensores, para una dimensionalidad n del modelo lineal, separaremos las contribuciones de los últimos k vectores (que denotaremos con el subíndice 2) de las de los primeros $n - k$ vectores restantes (subíndice 1) en la ecuación (2.30):

$$[\mathbf{q}] = [\mathbf{E}_Q]^T ([\mathbf{V}_1]\boldsymbol{\sigma}_1 + [\mathbf{V}_2]\boldsymbol{\sigma}_2) \quad (2.37)$$

Donde $[\mathbf{V}_1]$ contiene los vectores base $1, \dots, n-k$ y $[\mathbf{V}_2]$ contiene los vectores base $n-k+1, \dots, n$. Los vectores columna $\boldsymbol{\sigma}_1$ y $\boldsymbol{\sigma}_2$ contienen los correspondientes coeficientes para la estimación lineal. A partir de la ecuación (2.37) podemos despejar $\boldsymbol{\sigma}_2$ en función de $\boldsymbol{\sigma}_1$:

$$\boldsymbol{\sigma}_2 = \left([\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_2] \right)^{-1} \left([\mathbf{q}] - [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_1] \boldsymbol{\sigma}_1 \right) \quad (2.38)$$

Y si sustituimos la última relación en la ecuación (2.27) obtenemos:

$$[\mathbf{R}] = [\mathbf{V}_1]\boldsymbol{\sigma}_1 + [\mathbf{V}_2] \left([\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_2] \right)^{-1} \left([\mathbf{q}] - [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_1] \boldsymbol{\sigma}_1 \right) \quad (2.39)$$

A partir de la ecuación (2.38), podemos construir una matriz de dimensión $N \times m$ (que llamaremos $[\mathbf{R}]^*$) de vectores columna de espectros pertenecientes a \mathbf{S}_E para más tarde tratar de escoger aquel vector o espectro óptimo según el criterio anteriormente explicado. Para ello, buscamos una solución por pseudoinversión para calcular $\boldsymbol{\sigma}_1$ a partir del conocimiento de los m espectros de entrenamiento:

$$[\boldsymbol{\sigma}_1^*] = \left([\mathbf{V}_1] - [\mathbf{V}_2] \left([\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_2] \right)^{-1} [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_1] \right)^+ \left([\mathbf{R}_{ts}] - [\mathbf{V}_2] \left([\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_2] \right)^{-1} [\mathbf{q}]^* \right) \quad (2.40)$$

Donde $[\mathbf{R}_{ts}]$ es una matriz $N \times m$ con los m espectros de entrenamientos en sus columnas, $[\mathbf{q}^*]$ es una matriz $k \times m$ con las respuestas de los sensores al espectro que queremos estimar repetidas en sus m columnas, y $[\boldsymbol{\sigma}_1^*]$ es una matriz $(n-k) \times m$ que será la que nos genere los m espectros de $[\mathbf{S}_E]$ a partir de los cuales buscaremos la estimación espectral $[\mathbf{R}_R]$ deseada.

$$[\mathbf{R}]^* = [\mathbf{V}_1][\boldsymbol{\sigma}_1^*] + [\mathbf{V}_2] \left([\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_2] \right)^{-1} \left([\mathbf{q}^*] - [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{V}_1][\boldsymbol{\sigma}_1^*] \right) \quad (2.41)$$

De esta forma hemos generado en la matriz $[\mathbf{R}]^*$ un conjunto de m espectros, de todos los posibles pertenecientes a \mathbf{S}_E , uno de los cuales será la estimación espectral deseada. Como cada columna de $[\mathbf{R}]^*$ está relacionada con una columna de $[\mathbf{R}_{ts}]$, la estimación espectral elegida será aquella columna de $[\mathbf{R}]^*$ que cumpla la condición de mínima distancia euclídea dada por $\|\mathbf{R}_i^* - \mathbf{R}_{tsi}\| = \min$, donde el índice i varía a lo largo de las m columnas de ambas matrices, es decir:

$$\mathbf{R}_R = \mathbf{R}_i^* \quad (2.42)$$

Para aquel i que cumpla la anterior condición de mínimo.

La principal desventaja de este método reside en el hecho de que par cada vector de respuestas \mathbf{q} debemos calcular m espectros y buscar el mínimo según (2.42). Si m es grande, el método es extremadamente lento. También es imprescindible conocer la sensibilidad Q de los canales de la cámara para poder utilizar este algoritmo. Debemos notar que el algoritmo de Shi-Healey coincide con el de Maloney-Wandell en el caso en que $n=k$, pues la matriz $[\mathbf{V}_1]$ sería nula y la ecuación (2.41) coincidiría con la ecuación (2.31) con una matriz $[\mathbf{\Lambda}_e]$ que sería cuadrada $k \times k$.

2.2.2.4. Algoritmo de Wiener

El algoritmo de estimación espectral de Wiener es de los más ampliamente utilizados por numerosos autores [Pratt and Mancill 1976; Haneishi, Hasegawa et al. 2000; Shimano 2002; Shimano 2005]. Al igual que en el método de Maloney-Wandell, necesitamos conocer la sensibilidad espectral de los sensores de la cámara y un conjunto de espectros de entrenamiento, pero no se utiliza base lineal de representación de dichos espectros. Además, es necesario estimar de forma correcta el ruido que afecta a los sensores de la cámara.

Partiendo de la ecuación siguiente,

$$[\mathbf{q}] = [\mathbf{E}_Q]^T [\mathbf{R}] + [\boldsymbol{\eta}] \quad (2.43)$$

Trataremos de obtener las curvas espectrales \mathbf{R} a partir de las respuestas de la cámara \mathbf{q} siguiendo un criterio de mínimo error cuadrático medio [Haneishi, Hasegawa et al. 2000]. Esto se consigue aplicando un operador $[\mathbf{W}]$ a las respuestas de los sensores \mathbf{q} para obtener las estimaciones espectrales $\mathbf{R}_R = [\mathbf{W}]\mathbf{q}$ e imponiendo que

$$\langle \|\mathbf{R} - \mathbf{R}_R\|^2 \rangle = \langle \|\mathbf{R} - [\mathbf{W}]\mathbf{q}\|^2 \rangle = \min \quad (2.44)$$

Donde $\langle \cdot \rangle$ hace referencia al promedio sobre todos los espectros de entrenamiento y $\|\cdot\|^2$ a la norma euclídea [Shimano, Terai et al. 2007]. Se puede demostrar [Pratt 1991] que la forma del operador $[\mathbf{W}]$, expresado como una matriz $N \times k$, que cumple la condición impuesta por (2.44) es la siguiente:

$$[\mathbf{W}] = [\mathbf{R}_{ts}] [\mathbf{R}_{ts}]^T [\mathbf{Q}] \left([\mathbf{Q}]^T [\mathbf{R}_{ts}] [\mathbf{R}_{ts}] [\mathbf{Q}] + [\boldsymbol{\eta}_{ts}] [\boldsymbol{\eta}_{ts}]^T \right)^{-1} \quad (2.45)$$

Donde $[\mathbf{E}_{ts}]$ es la misma matriz $N \times m$ de la ecuación (2.40) y $[\boldsymbol{\eta}_{ts}]$ es una matriz $k \times m$ con el ruido de cada uno de los k sensores al registrar cada uno de los m espectros de entrenamiento. A la vista de (2.45), queda claro que el producto $[\boldsymbol{\eta}_{ts}] [\boldsymbol{\eta}_{ts}]^T$ representa la matriz de autocorrelación del ruido, y si aceptamos la suposición de que el ruido registrado para sensores diferentes en imágenes diferentes no está correlacionado, se puede sustituir la siguiente ecuación en (2.45):

$$[\boldsymbol{\eta}_{ts}] [\boldsymbol{\eta}_{ts}]^T = \eta^2 [\mathbf{I}]_k \quad (2.46)$$

Donde η^2 es la varianza del ruido de la cámara (la suma al cuadrado de todos los valores rms de los diferentes tipos de ruido existentes), y la matriz $[\mathbf{I}]_k$ es la identidad de dimensiones $k \times k$. Shimano [Shimano 2005] demostró que si el valor de η^2 que se introduce en la ecuación (2.46), y por tanto en la (2.45), es justamente el medido para la cámara en cuestión, los resultados de las reconstrucciones espectrales obtenidas con este método son óptimos. Esto significa que, para aplicar este método

correctamente, se debe haber medido con exactitud el ruido que afecta a la cámara que forma el sistema multispectral. El propio Shimano propuso un método experimental sencillo para estimar este valor de η^2 óptimo que se debe introducir en (2.45) a partir del análisis de las reconstrucciones espectrales del conjunto de espectros de entrenamiento.

2.2.2.5. Algoritmo de regresión lineal o de pseudoinversa directa

El método de estimación de regresión lineal, dada su sencillez matemática y su robustez frente al ruido, ha sido utilizado por multitud de autores [Vilaseca, Pujol et al. 2004; Nieves, Valero et al. 2005; Stigell, Miyata et al. 2005; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007; Shimano, Terai et al. 2007; Nieves, Plata et al. 2008] para reconstruir espectros de reflectancias de objetos y SPD de iluminantes. Este algoritmo también es llamado por algunos autores [Vilaseca, Pujol et al. 2004; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007] método de la pseudoinversa directa o también estimación de Wiener, ya que la semejanza matemática entre ambos es grande. Sin embargo, la información necesaria para aplicar cada uno de ellos es claramente distinta, así como los resultados que se obtienen al aplicar cada uno de ellos [Shimano, Terai et al. 2007].

El algoritmo de regresión lineal es formalmente similar al de Imai-Berns, pero directamente relaciona las respuestas de los sensores $[\mathbf{q}_{ts}]$ a los espectros de entrenamiento $[\mathbf{R}_{ts}]$ para construir una matriz $[\mathbf{D}]$ de la forma [Day 2003; Nieves, Valero et al. 2005]:

$$[\mathbf{D}] = [\mathbf{R}_{ts}][\mathbf{q}_{ts}]^+ \quad (2.47)$$

La semejanza con el método de Wiener queda de manifiesto si en la ecuación (2.47) sustituimos la (2.43) y desarrollamos la operación de pseudoinversión adecuadamente [Hardeberg 1999], ya que en el caso en que $[\boldsymbol{\eta}] = 0$ ambos métodos coincidirían y las ecuaciones (2.47) y (2.45) serían idénticas.

Una vez que tenemos la matriz $[\mathbf{D}]$ obtenida a partir de los espectros de entrenamiento y sus respuestas registradas en la cámara, podemos estimar otros espectros a partir de las imágenes que nos da el sistema multiespectral:

$$[\mathbf{R}_R] = [\mathbf{D}][\mathbf{q}] \quad (2.48)$$

En este método no se necesita conocer la sensibilidad espectral de los sensores, como en el de Imai-Berns, y ya se incluye el efecto del ruido presente en el sistema en el cálculo de la matriz $[\mathbf{D}]$. Pero a diferencia de aquél, éste algoritmo no necesita calcular ninguna base lineal de vectores representativos de los espectros que queremos estimar. Debemos notar que, si en el algoritmo de Imai-Berns utilizamos todos los vectores de la base $[\mathbf{V}]$ disponibles, de manera que la representación de un espectro de entrenamiento en dicha base es, entonces, exacta:

$$[\mathbf{V}]\boldsymbol{\sigma}_{ts} = [\mathbf{R}_{ts}] \quad (2.49)$$

Los métodos de regresión lineal y de Imai-Berns son idénticos, como mostramos en la ecuación (2.50), que resulta de manipular las ecuaciones (2.34), (2.35), (2.47), (2.48) y (2.49).

$$[\mathbf{R}_R] = [\mathbf{V}][\mathbf{A}][\mathbf{q}] = [\mathbf{V}][\boldsymbol{\sigma}_{ts}][\mathbf{q}_{ts}]^+ [\mathbf{q}] = [\mathbf{R}_{ts}][\mathbf{q}_{ts}]^+ [\mathbf{q}] = [\mathbf{D}][\mathbf{q}] \quad (2.50)$$

El principal inconveniente de este método es que es muy sensible al conjunto de entrenamiento empleado, tanto al número de espectros utilizados como a la forma de los mismos. Diversos autores han propuesto métodos de selección de estos conjuntos de entrenamiento [de Lasarte, Pujol et al. 2008; Plata, Valero et al. 2008], y en este trabajo se proponen, como veremos más adelante, dos posibles métodos de selección.

2.2.2.6. Algoritmos de regresión no lineal.

Estos algoritmos son una variante del método visto en el apartado anterior siendo lo más normal el tratar de combinar, en forma de polinomios de mayor o menor orden, las respuestas individuales de cada sensor para tratar de obtener mayor

información de las imágenes registradas y así aumentar la exactitud de las reconstrucciones obtenidas [Hong, Luo et al. 2001; Vilaseca, Pujol et al. 2004; Stigell, Miyata et al. 2005]. Un ejemplo podría ser el siguiente, para el polinomio $1 + x + x^2$ y tres sensores (con sus posibles términos cruzados):

$$[\mathbf{D}_{NL}] = \mathbf{R}_{ts} \begin{bmatrix} 1 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_1q_2 \\ q_1q_3 \\ q_2q_3 \\ q_1^2 \\ q_2^2 \\ q_3^2 \end{bmatrix}^+ \quad (2.51)$$

En cualquier caso, los resultados no son excesivamente superiores a los conseguidos con el método de regresión lineal [Stigell, Miyata et al. 2005], sobre todo en el caso de que se estudien curvas espectrales nuevas o de baja dimensionalidad (que quedan bien descritas con pocos vectores PCA). Dichos resultados varían mucho según la aplicación concreta que se esté estudiando y, sobre todo, con el ruido presente en el sistema ya que, como se ha dicho anteriormente, al aumentar la dimensionalidad problema (y el añadir términos polinomiales lo hace) el ruido afecta en mayor medida a la estimación espectral proporcionada por el algoritmo [Stigell, Miyata et al. 2005].

CAPÍTULO 3:

DISPOSITIVO DE CAPTURA DE IMÁGENES, MUESTRAS DE CALIBRACIÓN Y MUESTRAS TEST.

3.1. DESCRIPCIÓN DEL DISPOSITIVO DE CAPTURA DE IMÁGENES.

El dispositivo de captura utilizado en esta tesis fue una cámara CCD color Retiga 1300 (12 bits) de la casa QImaging Canada, adaptada a un objetivo MeVis-C de distancia focal 25 mm, y se empleó un número de diafragma fijo de 5.6 en todas las capturas.

Como ya hemos comentado, las técnicas *photometric stereo* emplean imágenes de objetos capturados bajo distintas geometrías de iluminación. Esto supone que la posición relativa entre objeto y cámara no debe variar, de manera que sea la posición de la fuente la única que cambie. Un dispositivo de captura posible sería aquel en que la cámara y el objeto se fijaran y se situara una fuente de luz sucesivamente en distintas posiciones en torno al conjunto cámara-objeto. El inconveniente de este dispositivo es que requiere un espacio amplio en torno al conjunto cámara-objeto, situación que no se daba en nuestro laboratorio.

CAPÍTULO 3: Dispositivo de captura de imágenes, muestras de calibración y muestras test.

Se optó entonces por una solución alternativa en la que se diseñó un dispositivo que permite fijar la cámara apuntando al objeto en el eje vertical, manteniendo constante la distancia entre ambos, pero que permite a este conjunto rotar en dicho eje vertical (ver Figura 3.1). Así, simplemente fijando una fuente de luz en una posición y haciendo rotar el conjunto cámara-objeto es posible generar todas las orientaciones de iluminación posibles, optimizando el espacio requerido para ello. Dicho dispositivo se construyó con piezas del catálogo Newport (ver anexos), siendo posible la rotación del sistema gracias a una plataforma giratoria que permitía pasos de 1°.



Figura 3.1: Dispositivo experimental.

3.2. CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA.

La adecuada calibración de una cámara CCD es un requisito indispensable para asegurar la fiabilidad de los resultados obtenidos con ella. Una calibración absoluta de una cámara comprende un conjunto de pruebas (estimación del ruido temporal de alta y baja frecuencia, verificación de la ley de reciprocidad, corrección de la no-linealidad y no uniformidad espacial, calibración espectral) que requieren dispositivos con los que no contábamos en nuestro laboratorio. Si bien dado el uso que se iba a dar a la cámara, como veremos más adelante, se estimó el ruido temporal de alta frecuencia [Healey et al. 1994] y se comprobó para qué tiempos de exposición se verifica la ley de la reciprocidad, para cuya estimación sí contábamos con los elementos necesarios.

3.2.1. Ruido temporal de alta frecuencia

Por ruido temporal de alta frecuencia entendemos aquel cuya variación es suficientemente rápida como para poder detectarlo en intervalos de menos de un minuto [Ferrero et al. 2006b]. Este tipo de ruido puede suprimirse si se toman una serie de imágenes consecutivas y son promediadas. El calibrado consistirá, por tanto, en calcular cuántas imágenes es necesario tomar y promediar en cada medida que se realice con la CCD.

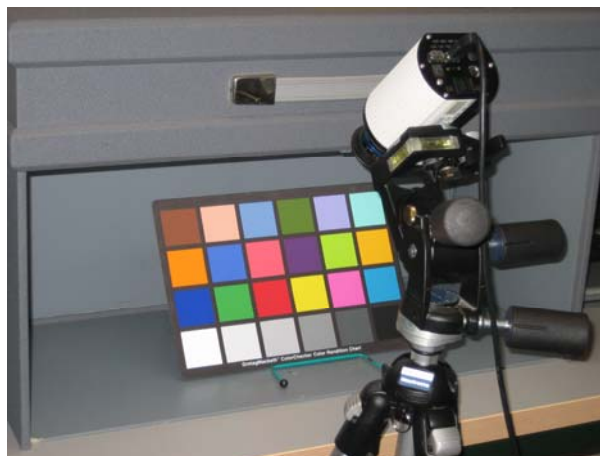


Figura 3.2: Dispositivo experimental empleado en el calibrado de la cámara.

El montaje experimental consistió en una cabina VeriVide Portable de la que se empleó una fuente simuladora de D65 frente a la que se situó la cámara, como se muestra en la figura 3.2. Como objeto se utilizó el chip 17 del Color Checker de 24

chips de la casa GretagMacbeth. Se trabajó con un tiempo de exposición de 160 ms, de manera que la señal recibida por la cámara se encontrara siempre por debajo del 85% del máximo posible (unas 3500 cuentas sobre las 4095 correspondientes al máximo posible para 12 bits).

Se tomaron series de 20, 50, 80, 100, 150, 200 y 300 imágenes para estudiar la dependencia del promedio temporal de cada píxel i (\bar{C}_i), y su desviación estándar ($\sigma(\bar{C}_i)$) para cada canal C de forma independiente. El promedio espacial de esta desviación estándar es una estimación del ruido temporal de alta frecuencia, con el número de muestras usadas para promediar. Al hacer dicho promedio, se elimina este tipo de ruido. En la figura 3.3 vemos cómo en cada canal al aumentar el tamaño de la serie, el ruido temporal de alta frecuencia se estabiliza. A raíz de estos resultados estimamos que para eliminar la práctica totalidad de este tipo de ruido serían necesarias al menos 100 imágenes por serie.

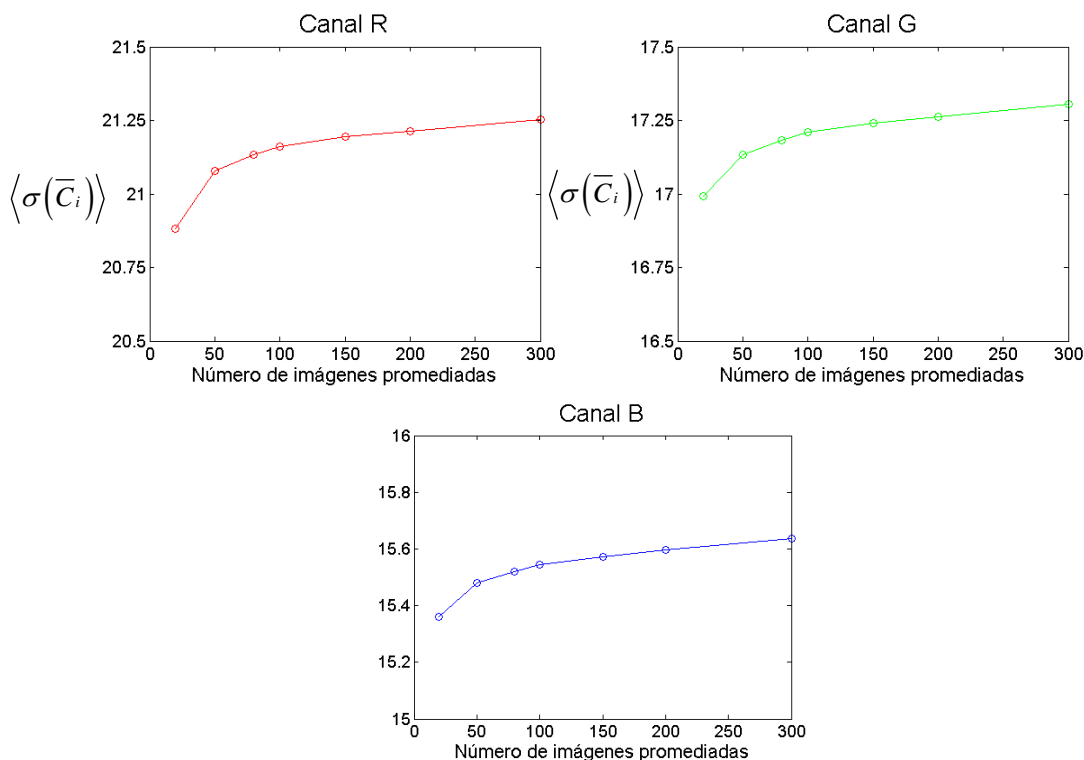


Figura 3.3: Ruido temporal de alta frecuencia en función del número de imágenes promediadas para cada uno de los canales

3.2.2. Ley de reciprocidad.

La respuesta de un píxel perteneciente a una matriz CCD, C_i , se puede modelar como [Ferrero et al. 2006c]:

$$C_i = C_{0,i} + R_i E_i t_{\text{exp}} \quad (3.1)$$

donde $C_{0,i}$ es la señal oscura (promedio de la respuesta de la CCD cuando se hace una captura con el objetivo tapado) en el píxel i -ésimo, R_i es su responsividad, E_i es la radiancia que ha recibido ese píxel y t_{exp} es el tiempo de exposición de la imagen.

Según la expresión (3.1), si la responsividad R_i es constante, la respuesta de la cámara se mantiene constante si el producto $E_i t_{\text{exp}}$ no varía. Esto supone que, por ejemplo, sería posible duplicar el tiempo de exposición y reducir a la mitad la radiancia incidente manteniendo constante la respuesta de la cámara. Esto es lo que se conoce como 'ley de reciprocidad' [Ferrero et al. 2006a]. Sin embargo, hay resultados que muestran que esta reciprocidad no se cumple en ciertas condiciones, por lo que debemos estudiar ahora la dependencia de R_i con t_{exp} .

Con el mismo montaje experimental mostrado en la figura 3.2, se tomaron series de 100 imágenes (con) sus correspondientes imágenes oscuras, con diferentes tiempos de exposición entre 40 μs y 100 ms. Se calculó el cociente de la expresión $(C_i - C_{0,i})/t_{\text{exp}}$ para cada píxel a partir de los correspondientes promedios temporales para eliminar el ruido de alta frecuencia. El anterior cociente corresponde a la relación entre la responsividad R_i y la radiancia E_i que en este caso no fue medida. No es necesario medir la radiancia en este punto, pues si normalizamos las responsabilidades al valor de la misma para 100 ms, podemos estudiar la variación relativa de esta magnitud con el tiempo de exposición, ya que no nos interesa su valor absoluto [Ferrero et al. 2006a] sino su dependencia con el tiempo de exposición.

En la figura 3.4 se muestra la variación del promedio espacial de la responsividad normalizada al valor para el tiempo de exposición de 100 ms, $\langle R^p \rangle$. Como puede verse, para tiempos de exposición inferiores a 4 ms la responsividad varía

significativamente con el tiempo de exposición. Por tanto, para trabajar en condiciones de cumplimiento de la ley de reciprocidad, será necesario emplear tiempos de exposición superiores a 4 ms, ya que en este caso en todos los canales se observan variaciones inferiores al 2% (indicado en la figura 3.4 con sendas rectas alrededor de la ordenada unidad).

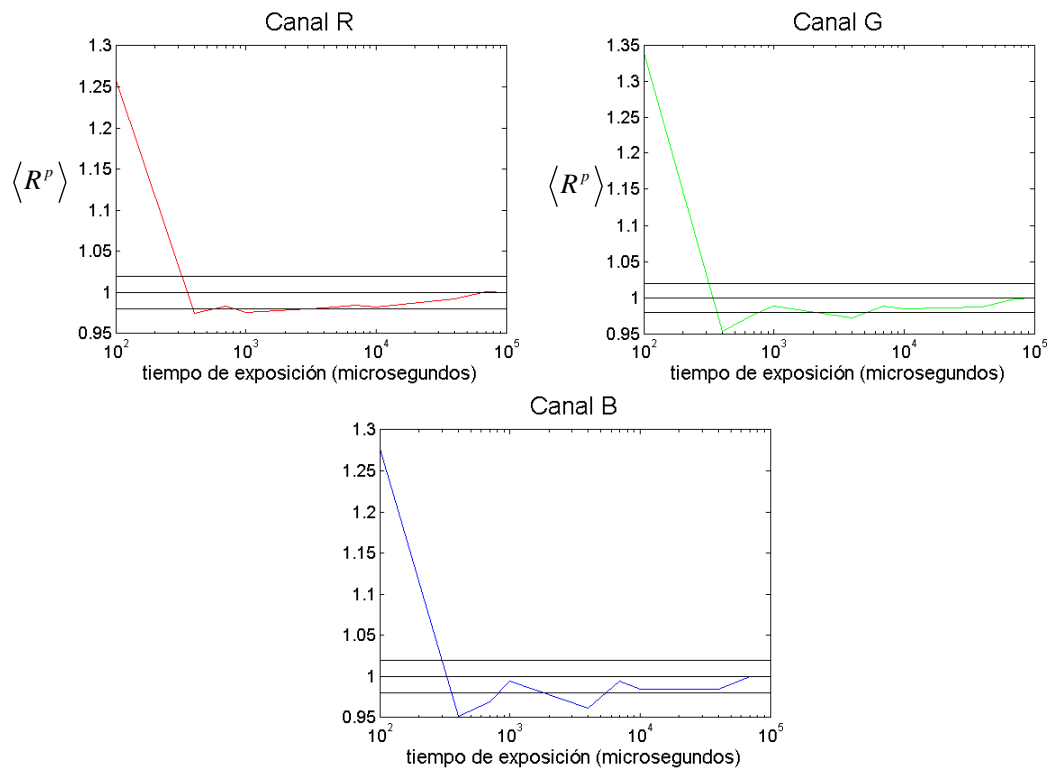


Figura 3.4: Promedio espacial de la responsividad relativa en función del tiempo de exposición calculado para cada uno de los canales.

3.3. MUESTRAS DE CALIBRACIÓN.

3.3.1. Muestras de calibración con texturas.

Existen en el mercado variedad de cartas de color que pueden utilizarse en el calibrado de dispositivos de diversa índole. Sin embargo, todas estas cartas de color están compuestas por muestras que no presentan textura, es decir, son muestras que presentan una superficie lisa, ya sea con brillo o mate. Dado que en el presente trabajo se trata precisamente con muestras con textura, se planteó la posibilidad de fabricar algo similar a una carta de color que incluyera muestras de ese tipo.

Durante la estancia disfrutada en la Universidade do Minho (Braga, Portugal) con el Dr. Sérgio M. C. Nascimento, se diseñaron y fabricaron dichas muestras de calibración. Para ello inicialmente se estableció que dichas muestras debían estar compuestas por elementos del mismo material y color pero que presentaran distinta textura. Por tanto era necesario encontrar un material al que se pudiera dar forma y color y que éstos fueran reproducibles. Tras varios intentos, el material elegido fue un tipo de PVC cuyo nombre comercial es FIMO, muy utilizado en manualidades y bellas artes. Tiene la ventaja de que es fácilmente moldeable y está disponible en una gran variedad de colores. Aunque como hemos dicho inicialmente es una pasta moldeable, una vez que se le ha dado la forma deseada se hornea para endurecerlo proporcionando un acabado final mate.

Una vez elegido el material, se buscaron las texturas a usar como molde para crear las distintas muestras. Finalmente se escogieron las 5 texturas que pueden verse en la figura 3.5, en la que se muestran los moldes empleados para fabricar las muestras de calibración. Se eligieron patrones regulares e irregulares de textura, así como versiones cóncava y convexa. Como puede observarse en la figura, una de las muestras se fabricó lisa para ser usada como referencia como veremos más adelante. A continuación se escogieron los colores con los que realizar las muestras de calibrado tratando de barrer tonos fundamentales: blanco rosado (nos referiremos a él como

blanco para simplificar), amarillo, naranja, rojo, verde, azul y morado. Se conformaron las cinco texturas comentadas con cada uno de estos colores y se hornearon todas las muestras del mismo color juntas para asegurar el mismo acabado para todas ellas.

Las muestras se capturaron con el dispositivo descrito en la sección 3.1 bajo distintas fuentes de iluminación y se recortaron imágenes de 150x150 píxeles. El resultado se muestra en la figura 3.6.



Figura 3.5: Moldes empleados en la fabricación del conjunto de muestras de calibración

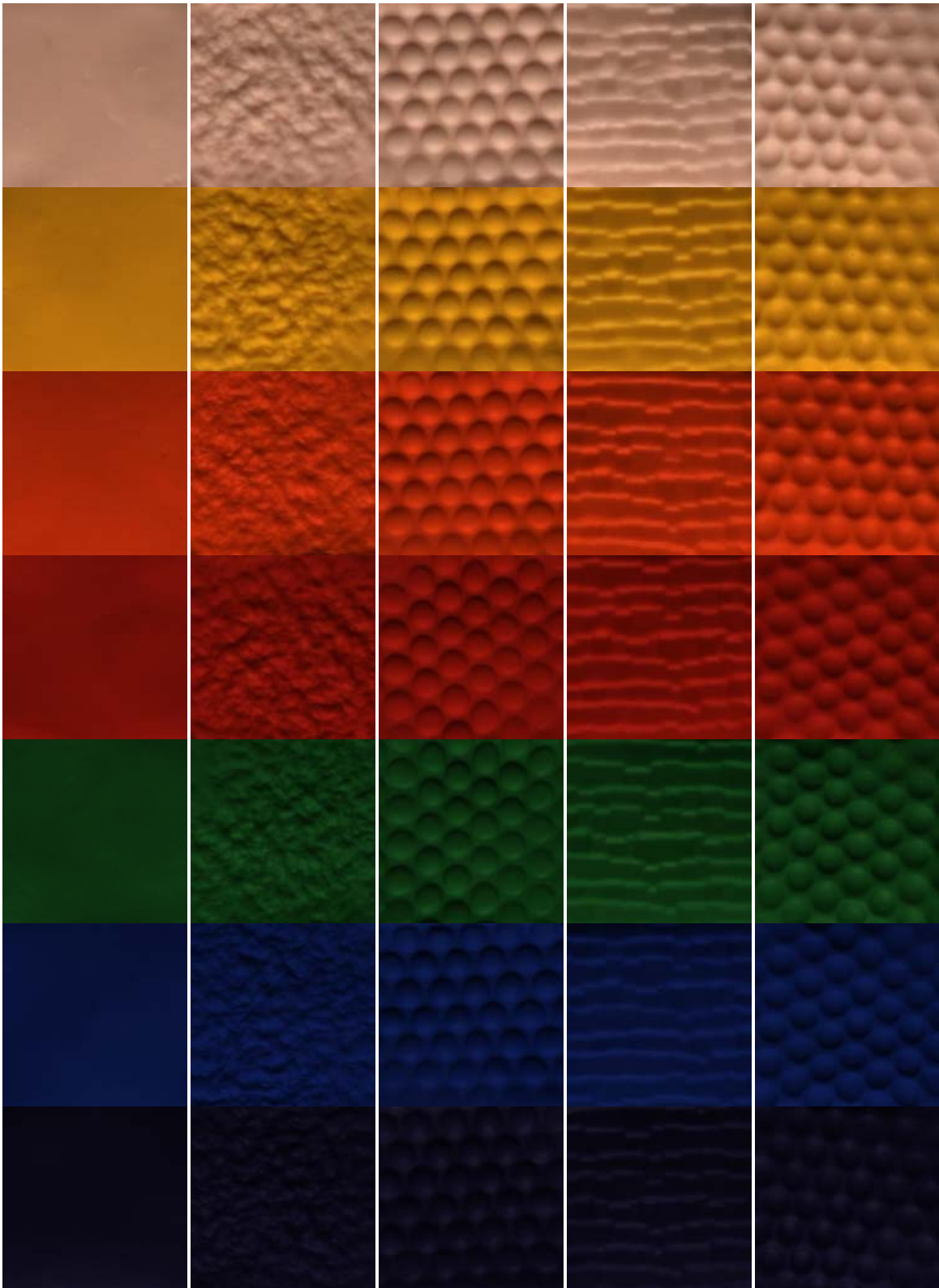


Figura 3.6: Muestras de calibración

3.3.2. Muestras de calibración comerciales.

Aparte de las muestras de calibración presentadas en el apartado anterior se emplearon otras cartas de color comerciales con distintos fines en este trabajo. Se

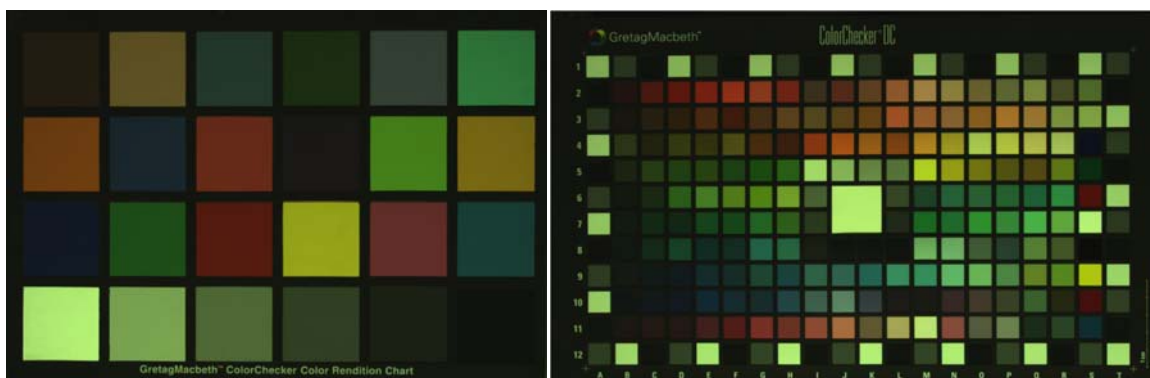


Figura 3.7: Cartas de color GretagMacbeth de 24 muestras (izquierda) y DC (derecha). usaron las cartas de color de GretagMacbeth de 24 muestras y DC (figura 3.7.).

Además, se emplearon las 1269 muestras de la colección de acabado mate del Munsell Book of Color [MunsellColorLab 1976]. Un ejemplo de una de las páginas de este álbum se muestra en la figura 3.8.

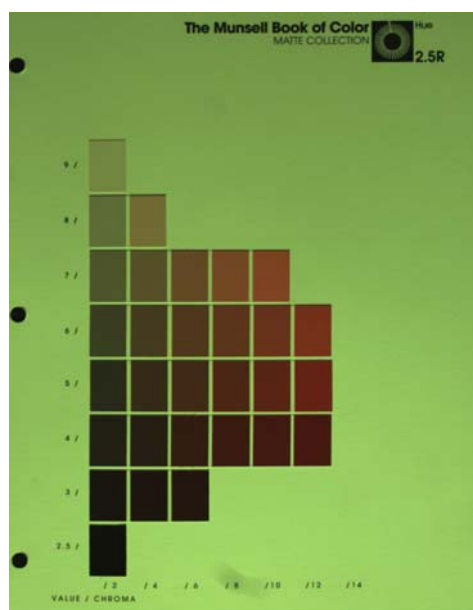


Figura 3.8: Página del Munsell Book of Color correspondiente al grupo tonal 2.5R

3.4. MUESTRAS TEST

Con la intención de comprobar la efectividad de nuestros algoritmos con muestras más complejas que las anteriormente citadas, se capturó una base de 60 muestras de distintos materiales, colores y texturas (Figuras 3.9.a y 3.9.b).



Figura 3.9.a: Muestras test 1-30

Estas muestras se capturaron con el dispositivo descrito en la sección 3.1 y se recortaron en imágenes de 200x200 píxeles.



Figura 3.9.b: Muestras test 31-60

Las muestras M1-M30 presentan relieves relativamente suaves y se corresponden con materiales pétreos de distintos colores empleados en construcción. Las muestras M31-M38 están constituidas por papeles de distintos colores plegados de distintas formas. Las muestras M39-M41 están compuestas por diferentes tipos de mimbre, las muestras M42-M47 presentan distintos tipos de lana tejida de forma diferente y por último, las muestras M48-M60 contienen texturas más complejas y superficies discontinuas (legumbres, pasta, ...).

CAPÍTULO 4:

RECUPERACIÓN DE NORMALES Y ALBEDO.

4.1. MÉTODO.

4.1.1. Recuperación de normales y albedo.

Como ya comentamos en el capítulo 2, para que el sistema de ecuaciones que permite recuperar la normal y el albedo en cada píxel de una imagen $[\mathbf{L}]^{-1} \mathbf{I} = \rho \mathbf{N}$ (ecuación 2.9) tenga solución, se necesitan tres ecuaciones. Esto se debe a que nuestro objetivo es obtener la normal que, al ser un vector tridimensional, tendrá tres componentes que serán las incógnitas de nuestro sistema de ecuaciones. Por tanto serán necesarias, como mínimo, tres imágenes del objeto capturadas bajo tres direcciones de iluminación diferentes que no estén contenidas en el mismo plano. Así la matriz $[\mathbf{L}]$ puede invertirse y la ecuación anterior tiene solución.

Las técnicas *photometric stereo* están basadas en la suposición de superficies Lambertianas, pero este tipo de superficies difícilmente se encuentran en la realidad. La forma más sencilla de evitar este problema consiste en eliminar los comportamientos no Lambertianos, es decir, evitar los brillos y las sombras arrojadas en las imágenes utilizadas para recuperar normales y albedo. El método empleado en esta tesis para la recuperación de normales y albedo está basado en el *four source photometric stereo* propuesto por Coleman y Jain [Coleman and Jain 1982], en el que en lugar de utilizar tres capturas se realizaban cuatro, lo que supone una gran ventaja.

El hacer cuatro capturas permite hacer combinaciones de tres de ellas, pudiendo eliminar aquellas combinaciones que contengan un píxel con un brillo o una sombra.

El siguiente problema a resolver consiste en encontrar un método que permita detectar esos píxeles que presentan un comportamiento no Lambertiano. Coleman utilizó una técnica consistente en calcular la normal y el albedo para las cuatro combinaciones posibles de las cuatro imágenes y comparar entre sí los albedos obtenidos con ellas. Determinaba si uno de los albedos se correspondía con un brillo comprobando si su valor superaba cierto umbral, que se calculaba a partir de la desviación estándar entre los cuatro albedos recuperados [Coleman and Jain 1982].

El problema que se presenta al aplicar el método anterior es que en ocasiones se observan discontinuidades en la imagen de albedos al reproducirlas, debidas a que la recuperación se realiza de forma distinta en unas regiones y otras. Otro problema que se presenta es que hay ciertas situaciones en las que la selección de los píxeles más adecuados falla. Sucede cuando dos de las cuatro intensidades en un píxel dado están afectadas por un brillo o una sombra. En este caso, necesariamente uno de los tres valores escogidos es erróneo, con lo que el albedo y la normal recuperados en este caso no son correctos.

En esta tesis se ha utilizado un método que permite paliar los problemas que acabamos de exponer. Inicialmente partimos de la idea del *four source photometric stereo* de Coleman [Coleman and Jain 1982] en el sentido de hacer cuatro capturas bajo cuatro direcciones de iluminación diferentes de cada una de las muestras. La diferencia fundamental con el algoritmo propuesto por estos autores es que en nuestro caso trabajaremos directamente con intensidades, en lugar de hacerlo con albedos, ya que la información referente a si un píxel contiene un brillo o una sombra ya está contenida en este valor de intensidad. Otra diferencia importante de este método frente al anteriormente mencionado reside en el método empleado para seleccionar qué intensidades de las cuatro disponibles utilizar para recuperar el vector normal y albedo en cada punto. El método de selección es el siguiente:

1. Para un píxel x , se calcula el promedio de las cuatro intensidades disponibles

$$\mathbf{I}^x = (I_1^x, I_2^x, I_3^x, I_4^x):$$

$$I_{mean}^x = \frac{\sum_{i=1}^4 I_i^x}{4} \quad (4.1)$$

2. A continuación, se calcula la diferencia entre I_{mean}^x y los valores máximo y mínimo de intensidad obtenidos para ese píxel:

$$\mathbf{Mm}^x = (\max(\mathbf{I}^x) - I_{mean}^x, I_{mean}^x - \min(\mathbf{I}^x)) \quad (4.2)$$

3. La selección se hace analizando los valores contenidos en el vector \mathbf{Mm}^x :
- Si el valor máximo de este vector es el correspondiente al término $\max(\mathbf{I}^x) - I_{mean}^x$, se debe a que en la cuaterna de intensidades tenemos un brillo, por lo que para recuperar albedo y normales en este punto se desechará el valor máximo contenido en el vector \mathbf{I}^x .
 - Si por el contrario el valor máximo de este vector es el correspondiente al término $I_{mean}^x - \min(\mathbf{I}^x)$, tendremos una sombra en la cuaterna, por lo que eliminaremos el valor mínimo contenido en el vector \mathbf{I}^x .
 - Si los valores contenidos en el vector \mathbf{Mm}^x son muy similares, puede deberse a varios factores. Puede ser debido a que no haya ninguna sombra ni ningún brillo contenido en el vector \mathbf{I}^x , con lo que los cuatro valores serían muy similares, pero también puede ser debido al hecho de que dos de los píxeles contengan una sombra o un brillo. En el caso en que tengamos dos píxeles problemáticos, no sería posible aplicar la filosofía anterior consistente en eliminarlos, ya que sólo quedarían otros dos píxeles para la recuperación y son necesarios al menos tres. Por ello, en estos dos casos la estrategia a seguir consiste en recuperar albedo y normales para las cuatro posibles combinaciones de las cuatro intensidades y promediar los cuatro resultados obtenidos.

Otra de las cuestiones abordadas en esta tesis es el empleo de la técnica *four source photometric stereo*, originalmente pensada para imágenes en escala de grises, en el caso de imágenes a color. La adaptación utilizada es muy simple: basta con

considerar la imagen proporcionada por cada uno de los canales de la cámara como una imagen en escala de grises, aplicar el método de recuperación de normales y albedo antes comentado y luego combinar los resultados para obtener un “albedo a color”. Esta aproximación tiene la ventaja de que se puede aplicar incluso cuando las imágenes empleadas se obtengan con un dispositivo de captura hiperespectral, en el que el número de canales es mayor a tres.

4.1.2. Simulación de escenas.

A la vista de la ecuación (2.6) empleada en el capítulo 2 para modelar la intensidad en un píxel de la imagen, es fácil notar que una vez obtenidos el albedo y la normal en cada píxel de la imagen es posible simularla bajo otras direcciones de iluminación simplemente cambiando el vector de iluminación \mathbf{L} .

Este tipo de simulaciones puede emplearse para comprobar la bondad de los albedos y normales recuperados. Para ello, basta con capturar una escena bajo una determinada dirección de iluminación y luego simularla en las mismas condiciones para poder comparar. Este método se ha utilizado en esta tesis para evaluar la calidad de nuestras reconstrucciones.

4.1.3. Reconstrucción de superficies

Las normales recuperadas con el método anteriormente descrito se utilizaron para reconstruir las superficies empleando *shapelets*, técnica desarrollada por Kovesi [Kovesi 2003; Kovesi 2005]. Para ello se utilizaron los programas disponibles en la página del autor. Al utilizar estos programas, se encuentra que no siempre es posible la reconstrucción de una superficie cuando se emplean las normales recuperadas a partir de imágenes reales. Esto es debido a que en algunos casos la señal correspondiente a alguno de los canales era muy baja, hecho que puede deberse a que la SPD de los iluminantes empleados es muy baja para ciertas longitudes de onda, o a la presencia de sombras en la imagen. Esto provoca que en ocasiones aparezcan píxeles cuyo valor se anula. Estos valores nulos provocan errores en la recuperación de normales que se

solventan adjudicando a las componentes del vector normal los valores $(0,0,0)$. Normales como ésta producen “agujeros” en las superficies recuperadas por *shapelets*.

Este problema pudo resolverse en algunos casos gracias al método empleado para recuperar las normales. Como ya se comentó, la recuperación de normales y albedo se hace de forma independiente para cada canal, considerando la imagen obtenida para cada canal como una imagen en escala de grises. Si se utiliza una cámara RGB, tendremos tres normales y tres albedos para cada píxel, uno por cada uno de los canales. Sucede que, aunque la señal sea muy baja para uno de los canales en un determinado píxel, no tiene que ser así en otro canal. Se procedió entonces de la siguiente manera: en los casos en los que la recuperación de normales proporcionara valores para la normal distintos de cero en todos los puntos y para todos los canales, se empleó el promedio de las tres normales recuperadas para recuperar la superficie. Por el contrario, al encontrar una normal nula para algún píxel en algún canal, se promedió el valor de la normal obtenido para las restantes y la reconstrucción se hizo con dicho promedio.

En la figura 4.1 se muestra un ejemplo en el que se han volcado los valores del albedo en la superficie reconstruida. La primera fila de esta figura incluye en primer lugar la captura real de una de las muestras bajo un acimut de 0° y en segundo lugar el albedo recuperado para la misma. En la siguiente fila se muestra la superficie recuperada correspondiente en la que se observa una zona en la que el programa no ha sido capaz de hacer la recuperación. Las tres imágenes siguientes se corresponden con las recuperaciones obtenidas a partir de las normales de los canales R, G y B. Como puede verse, las reconstrucciones correspondientes a los canales R y G no presentan ningún problema, mientras que la reconstrucción hecha con el canal B presenta la misma discontinuidad que el primer caso. Por último, se muestra la reconstrucción hecha con el método anteriormente descrito, que no presenta ninguna discontinuidad.

Visualizando esta figura es posible notar otro de los inconvenientes de la reconstrucción de superficies a partir de normales, y es que se pierde la escala en el eje z. La reconstrucción se hace integrando los gradientes p y q , que por definición se

obtienen derivando la función que describe la superficie en cada punto (ver ecuación 2.5) lo que supone una pérdida de información inevitable.

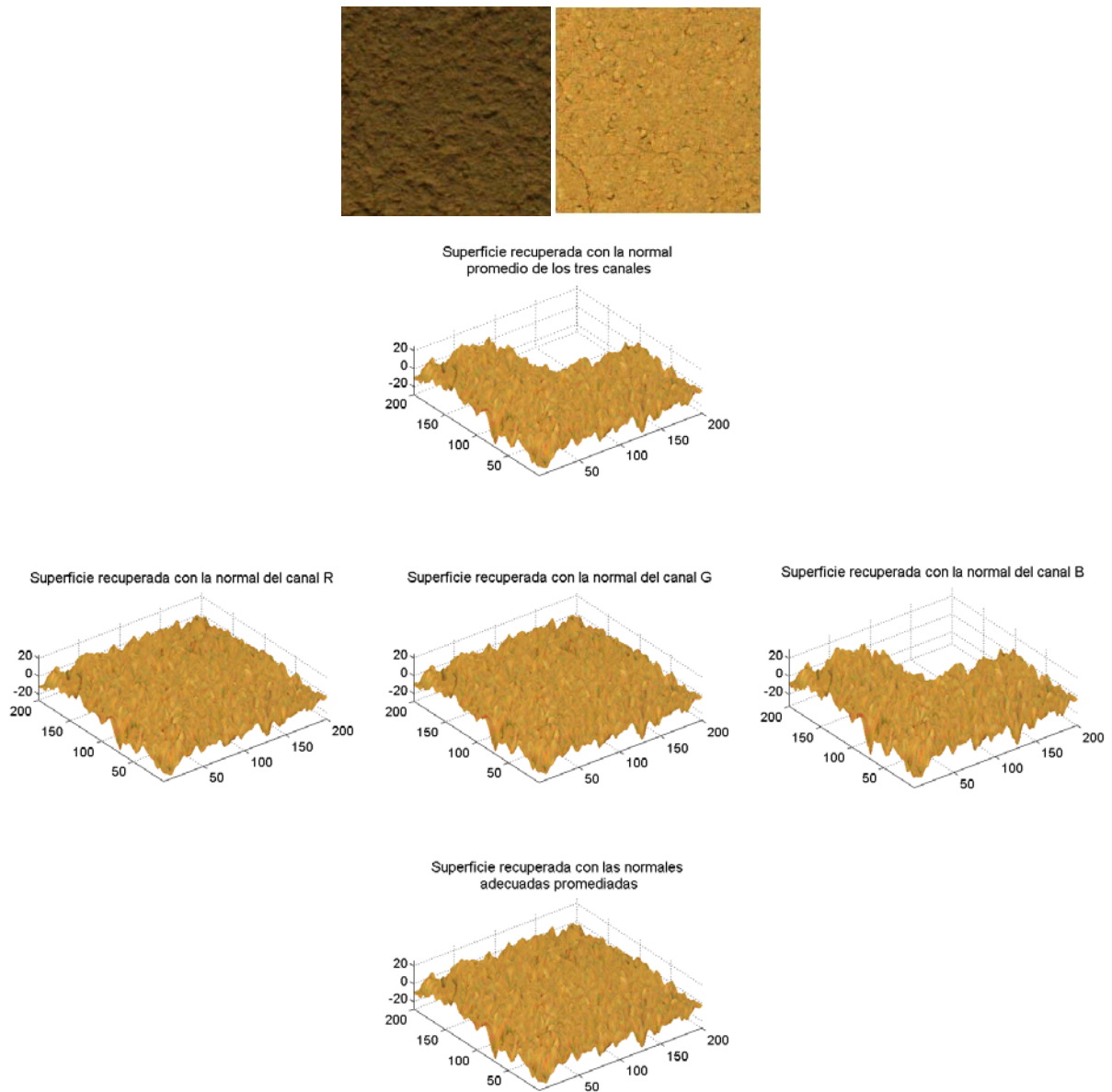


Figura 4.1: Ejemplo de recuperación de superficies a partir de normales con *shapelets*

4.2. RESULTADOS.

4.2.1. Métricas.

En esta tesis se han empleado diversas métricas para evaluar los resultados obtenidos: error en RGB (que denotaremos por $RGBE$, del inglés 'RGB error'), error relativo en RGB (que denotaremos por $RGBr$), error angular (que denotaremos por EA) y diferencias de color CIELAB (que denotaremos por ΔE_{ab}^*).

Para obtener los valores $RGBE$, previamente se calcula la diferencia entre los canales R, G y B de las imágenes a comparar. Una vez obtenidas estas diferencias, se calcula el error como:

$$RGBE_x = \sqrt{\frac{1}{3}(\Delta R_x^2 + \Delta G_x^2 + \Delta B_x^2)} \quad (4.3)$$

Donde ΔR , ΔG y ΔB son las diferencias entre canales antes mencionadas y el subíndice x indica que el proceso se realiza píxel a píxel.

El error relativo en RGB proporciona una medida en tanto por ciento de la diferencia entre dos valores RGB. Se calcula como:

$$RGBr = \frac{|q_1 - q_2|}{\frac{|q_1| + |q_2|}{2}} \times 100 \quad (4.4)$$

donde q_1 y q_2 son los dos vectores RGB a comparar y $||$ representa el módulo de un vector.

El error angular se define como el arco coseno del ángulo que forman dos vectores. En este caso, los vectores serán los determinados por los RGB de dos muestras a comparar. La expresión para el EA entonces será:

$$EA_x = \arccos(\mathbf{q}_{0x} \cdot \mathbf{q}_{rx}) \quad (4.5)$$

Donde \mathbf{q}_{ox} es el RGB en el píxel x de una de las imágenes a comparar y \mathbf{q}_{rx} el RGB de la otra imagen.

El cálculo de las diferencias de color CIELAB se realizó empleando las ecuaciones tradicionales, pero se realizó un ajuste experimental para adecuar el cálculo de las coordenadas XYZ al iluminante empleado en cada caso. Para hacer este ajuste se utilizó la carta de color de GretagMacbeth DC. En primer lugar, partiendo de las reflectancias de las muestras de dicha carta y de la SPD del iluminante empleado, se calcularon los valores triestímulo XYZ teóricos de cada una de las muestras. A continuación, se capturó la carta de color bajo el mismo iluminante para obtener los valores RGB de cada muestra y se realizó un ajuste del tipo:

$$\begin{aligned} X &= a_{11} + a_{12}R + a_{13}G + a_{14}B \\ Y &= a_{21} + a_{22}R + a_{23}G + a_{24}B \\ Z &= a_{31} + a_{32}R + a_{33}G + a_{34}B \end{aligned} \quad (4.6)$$

Los coeficientes de este ajuste son los que luego se han utilizado para convertir los valores RGB a XYZ como paso previo al cálculo de las diferencias de color. Para comprobar la bondad del ajuste, se calcularon con él los valores XYZ asociados a los RGB utilizados para hacer el ajuste y se compararon con los XYZ teóricos. A continuación se calcularon diferencias de color CIELAB entre ellos y se obtuvo un valor medio de $4.5 \Delta E_{ab}^*$, que puede considerarse como un error de referencia.

4.2.2. Calibración del método.

En el capítulo 2 definimos el albedo como la fracción de la luz incidente reflejada por la superficie. En el caso que nos ocupa esta definición está incompleta, ya que al realizar nuestras medidas con una cámara CCD, su respuesta ante la radiación incidente también debe ser tenida en cuenta en la definición. Por tanto, en este trabajo definiremos el albedo como la fracción de la luz incidente que es reflejada por la superficie y filtrada por los sensores de la cámara.

Los valores de albedo no están afectados por el hecho de que la superficie presente irregularidades espaciales, ya que esa información está contenida en la

normal en cada punto de dicha superficie. Esto supone que la apariencia del albedo es la misma independientemente de la orientación de la fuente de luz que ilumine la muestra. Esta invariancia frente a los cambios en la geometría de iluminación supone una ventaja, por ejemplo, en tareas de identificación de materiales. Sin embargo el albedo no puede medirse de forma directa, por lo que no es posible contar con medidas con las que comparar las que se obtienen con cualquiera de los algoritmos disponibles.

El conjunto de muestras de calibración presentado en el capítulo 3 nos permite poner en práctica un método de validación de los albedos recuperados gracias a su diseño (ver figura 3.6) [Plata, Nascimento et al. 2009]. El hecho de disponer de una muestra lisa proporciona un albedo que puede considerarse como albedo de referencia. El error cometido en su obtención está minimizado por el hecho de presentar la superficie más simple posible, una superficie lisa, en la que ninguna sombra (propia o arrojada) provoca la aparición de píxeles problemáticos que puedan comprometer la fiabilidad del algoritmo. Así, la efectividad de un algoritmo concreto se puede evaluar comparando el albedo recuperado a partir de cada una de las muestras que presentan texturas con el albedo recuperado para la muestra lisa del mismo color. En esta tesis el valor de albedo considerado como albedo de referencia es el promedio del obtenido para la muestra lisa y se ha comparado punto a punto con los albedos recuperados para todas las muestras. Cuanto más parecidos sean los albedos recuperados al albedo de referencia del color correspondiente, mejor será dicho algoritmo en la recuperación de albedos.

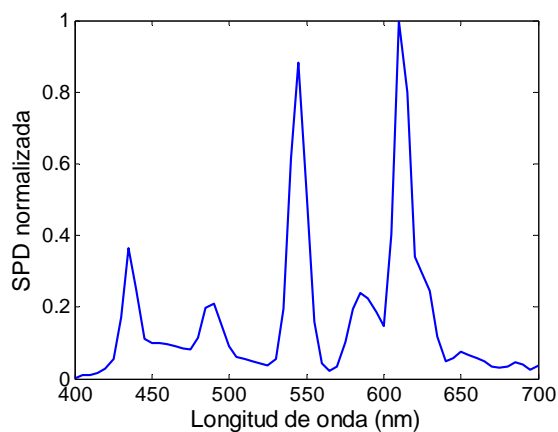


Figura 4.2: SPD del iluminante utilizado en la captura de las muestras de calibración.

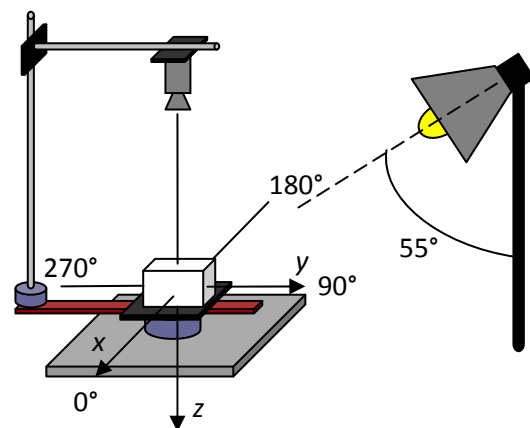


Figura 4.3: Esquema del dispositivo utilizado incluyendo los ángulos empleados en las capturas.

Las muestras de calibración se capturaron con la cámara CCD Retiga 1300, bajo una fuente fluorescente cuya SPD se muestra en la figura 4.2. Para ello, utilizando el dispositivo descrito en el capítulo 3, se fijó el fluorescente en una posición con un ángulo de elevación de 55° y se realizaron ocho capturas de cada muestra, bajo ángulos acimutales de 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° y 315° (ver figura 4.3).

La elección de los ángulos de acimut y elevación no es arbitraria. Barsky y Petrou demostraron [Barsky and Petrou 2003] que existe una condición suficiente entre los ángulos de elevación y acimut para que la recuperación de normales sea posible. Esta condición viene dada por la siguiente desigualdad:

$$\tan \theta_i \tan \theta_j > -\cos(\varphi_i - \varphi_j) \quad (4.7)$$

Donde θ_i y θ_j son los ángulos de elevación de dos posiciones consecutivas de la fuente de iluminación respecto a la cámara y φ_i y φ_j son los ángulos acimutales correspondientes. En nuestro caso, como hemos dicho, el ángulo de elevación siempre es el mismo (55°) y la diferencia entre el ángulo acimutal de una posición y la siguiente (es decir, $\varphi_i - \varphi_j$) siempre es de 90° . En estas condiciones la desigualdad anterior se cumple, con lo que los ángulos empleados están justificados.

En todas las capturas realizadas para esta tesis se han tenido en cuenta los resultados de la calibración de la cámara expuesto en el capítulo 3. Es decir, cada imagen fue capturada 100 veces y promediada para obtener una final, y siempre se emplearon tiempos de exposición superiores a 4 ms. Además, para cada imagen se capturó una imagen oscura (con el objetivo de la cámara tapado) de manera que se promedió espacialmente su valor para cada canal (D_k , con $k = 1, 2, 3$) y una imagen de un blanco de referencia (W_k) para corregir las posibles heterogeneidades de la iluminación. Esta corrección se hizo según la expresión:

$$I_k^x = \frac{I_{0,k}^x - D_k}{W_k} \quad (4.8)$$

donde $I_{0,k}^x$ representa la intensidad del píxel x en el canal k antes de la corrección y I_k^x es la intensidad corregida del píxel x en el canal k .

De las ocho imágenes capturadas de estas muestras, cuatro de ellas (0° , 90° , 180° y 270°) se utilizaron para recuperar albedo y normales con tres algoritmos distintos, con idea de comparar los resultados obtenidos en cada uno de ellos. El primer algoritmo empleado (que llamaremos método 1) es el más simple, ya que en él no se realiza ningún tipo de selección de posibles cuaternas problemáticas. Consiste en calcular albedo y normales para las cuatro combinaciones posibles de cuatro intensidades y promediar los cuatro resultados obtenidos. Los otros dos métodos son los comentados al principio de este capítulo: el propuesto por Coleman [Coleman and Jain 1982] adaptado a imágenes a color (método 2), es decir, aplicándolo de forma independiente a cada uno de los canales de la imagen; y el propuesto en esta tesis (método 3). No se han seleccionado otros métodos para comparar debido a que el de Coleman es el más general y puede aplicarse conociendo muy pocos parámetros. El método propuesto por Barsky y Petrou [Barsky and Petrou 2003], por ejemplo, requiere conocer la cromaticidad del iluminante, así como la determinación de distintos umbrales que dependen de las condiciones experimentales. Esto supone una falta de generalidad que no lo hace adecuado en nuestro caso, ya que buscamos un método que pueda aplicarse en condiciones en las que sea necesario controlar el menor número de parámetros posible.

4.2.2.1. Evaluación de los albedos recuperados

La evaluación de los albedos se hizo aprovechando las características de las muestras de calibración aplicando el método comentado anteriormente, es decir, utilizando el promedio del albedo recuperado para la muestra lisa como albedo de referencia para todas las muestras del mismo color.

De las métricas expuestas en la sección 4.2.1, las únicas que tienen sentido en este caso son el $RGBr$ y el EA , ya que albedo y RGB no pueden tratarse de igual manera. Al estar el albedo multiplicado por el término $(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$, no es posible saber en qué escala nos movemos. Por tanto, proporcionar un valor absoluto de la diferencia en RGB (que es lo que proporciona la métrica $RGBE$) puede dar una idea equivocada del resultado, ya que ahora el máximo valor posible para cada canal deja de ser 4095. Por

el mismo motivo, las diferencias de color tampoco tienen sentido, ya que los valores de albedo asociados a un determinado color serían inferiores a los RGB correspondientes.

En la tabla 4.1 se muestran los resultados obtenidos para todas las texturas de cada color. En ella se muestran la media (1), mediana (2) y percentil 95 (3) para el *RGBr* y el *EA* obtenidos en los tres métodos. Los resultados varían de un color a otro pero tanto las medias como las medianas para el *RGBr*, en todos los casos se hayan por debajo del 8% (recordemos que el *RGBr* viene dado en tanto por ciento). Por otra parte, el error angular medio máximo obtenido es 1.70 (Morado, método 1), cuyo coseno es 0.9996, un valor muy próximo a la unidad y que por tanto supone que los dos vectores RGB comparados son muy similares. Globalmente se observa que los mejores resultados se obtienen para la muestra amarilla, y en cuanto al mejor método, en todos los casos las mejores medias y medianas se obtienen para el método 3.

Tabla 4.1. Resultados por color

		Método 1			Método 2			Método 3		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Blanco	RGBr	3.6	2.8	9.6	3.3	2.5	8.9	3.2	2.4	8.6
	EA	0.67	0.56	1.56	0.63	0.53	1.49	0.62	0.52	1.45
Amarillo	RGBr	3.4	2.5	9.7	2.9	2.2	8.2	2.9	2.1	8.0
	EA	0.64	0.53	1.50	0.54	0.49	1.16	0.53	0.48	1.12
Naranja	RGBr	3.7	2.6	10.2	3.0	2.2	8.0	2.9	2.2	7.8
	EA	0.67	0.47	1.93	0.45	0.39	0.97	0.43	0.37	0.94
Rojo	RGBr	3.9	3.1	10.2	3.4	2.8	8.7	3.4	2.7	8.6
	EA	0.63	0.45	1.77	0.50	0.40	1.22	0.48	0.39	1.21
Verde	RGBr	5.7	4.1	15.2	4.1	3.5	9.5	4.0	3.4	9.3
	EA	1.00	0.78	2.67	1.16	0.98	2.74	1.12	0.93	2.71
Azul	RGBr	4.6	3.3	12.8	4.3	3.2	11.4	4.1	3.1	11.0
	EA	0.60	0.51	1.38	0.76	0.62	1.89	0.72	0.58	1.84
Morado	RGBr	7.9	6.3	19.7	5.8	5.0	12.6	5.6	4.9	12.3
	EA	1.70	1.37	4.29	1.62	1.35	3.85	1.58	1.32	3.77

La tabla 4.2 es similar a la anterior, pero en este caso se muestran los resultados por texturas, que aparecen en la figura 4.4. para facilitar la comprensión de la tabla. Como es lógico, los mejores resultados se encuentran para la textura 1 (muestra lisa), mientras que los peores se corresponden con la textura 5. En cuanto al método, de nuevo es el método 3 el que mejores resultados ha proporcionado.

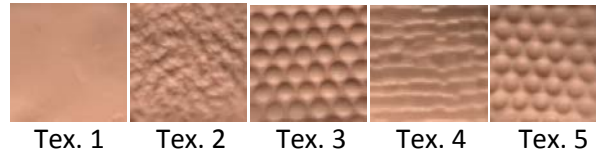


Figura 4.4: Texturas empleadas en las muestras de calibración

Tabla 4.2. Resultados por textura

		Método 1			Método 2			Método 3		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Textura 1	RGBr	2.2	1.4	7.2	2.0	1.4	5.3	2.0	1.5	5.2
	EA	0.52	0.34	1.66	0.50	0.35	1.46	0.48	0.34	1.42
Textura 2	RGBr	4.3	3.5	10.9	4.0	3.3	9.7	3.9	3.3	9.4
	EA	0.90	0.71	2.29	0.90	0.69	2.33	0.86	0.66	2.26
Textura 3	RGBr	6.4	5.4	15.4	5.3	4.6	12.1	5.2	4.5	11.9
	EA	0.90	0.71	2.24	0.95	0.71	2.69	0.93	0.69	2.64
Textura 4	RGBr	4.6	3.8	11.6	3.5	3.0	8.1	3.5	3.0	7.8
	EA	0.91	0.67	2.53	0.81	0.61	2.15	0.78	0.58	2.10
Textura 5	RGBr	5.9	4.6	14.9	4.2	3.4	10.0	4.1	3.4	9.8
	EA	0.99	0.72	2.72	0.88	0.67	2.39	0.86	0.65	2.36

A modo de resumen, la tabla 4.3 muestra los resultados globales obtenidos. Esta tabla confirma el hecho de que el método propuesto en esta tesis es el que proporciona mejores resultados.

Tabla 4.3. Resultados globales

	Método 1			Método 2			Método 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBr	4.7	3.4	12.9	3.8	3.0	10.0	3.7	2.9	9.7
EA	0.85	0.61	2.32	0.81	0.59	2.24	0.78	0.57	2.19

En la figura 4.5 se muestra un ejemplo de albedo recuperado para la muestra de calibración número 35. La primera imagen es una de las utilizadas en la recuperación de normales y albedo y las tres siguientes se corresponden, respectivamente, a los albedos recuperados por los métodos 1, 2 y 3 así como los valores medios de las métricas obtenidos para este caso concreto. Como puede verse, el albedo recuperado por el método 1 presenta mayor cantidad de brillos y sombras que los otros dos.

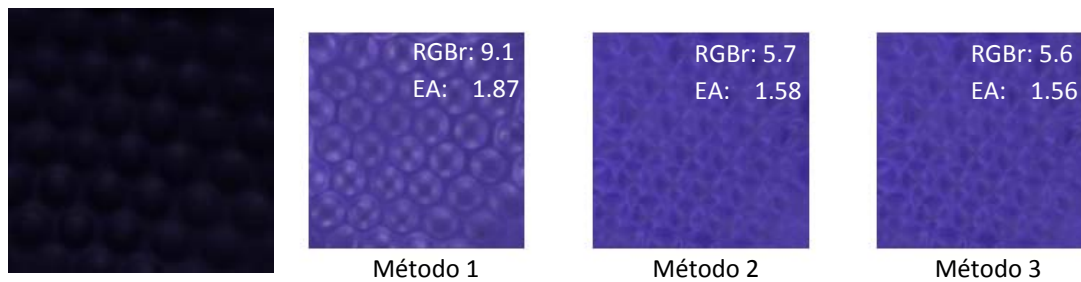


Figura 4.5: de izquierda a derecha, muestra de calibración número 35 y los correspondientes albedos recuperados por los métodos 1, 2 y 3.

4.2.2.2. Evaluación de las normales recuperadas.

En este trabajo se ha abordado también el problema de la evaluación de la calidad de las normales obtenidas. Para ello, se escanearon las muestras de calibración con un escáner láser y se realizó una comparación entre esta medida y nuestras normales recuperadas. Sin embargo, tras hacer varias pruebas se desechó este método por un motivo fundamental: para tener las medidas hechas con el escáner láser y las normales recuperadas en condiciones de ser comparadas, era necesario hacer tal número de transformaciones en ambas que no se podía estar seguro de si los resultados finales respondían a la calidad de la recuperación o a errores introducidos en esas transformaciones.

En primer lugar, era necesario convertir nuestras normales en superficies. Esto supone convertir las normales en gradientes y luego integrarlos, para lo que se utilizó la técnica de los *shapelets* presentada en la sección 4.1.3. Así, cada muestra viene representada por una matriz en la que el elemento (i, j) contiene la altura correspondiente z . Sin embargo, el escáner proporciona un listado de datos de la forma (x, y, z) , donde los valores x e y proporcionan la posición y z la altura, pero que no están equiespaciados, por lo que es necesario hacer una interpolación para convertirlos en una matriz similar a la que proporciona la técnica de los *shapelets*. Un segundo problema es que la resolución de nuestra cámara y del escáner tampoco era

la misma, con lo que además era necesario hacer un escalado de los datos. Además, también se contempló la posibilidad de que la muestra no tuviera exactamente la misma orientación al capturarla y al escanearla, con lo que se jugó con la posibilidad de una giro de unos 5° en cada eje.

Se programó un algoritmo que incluía todas estas posibilidades y que comparaba por medio de una correlación bidimensional las dos matrices, pero no se consiguió en ningún caso un valor de correlación superior a 0.5. Como hemos dicho, no es posible saber si este valor de correlación es debido realmente al mal funcionamiento de nuestro método de recuperación de normales o en qué medida está afectado por el gran número de transformaciones al que es inevitable someter los datos. Por todo esto, este método se desechó y la evaluación de normales sólo ha sido posible de forma visual.

Para poder hacer una evaluación visual de la calidad de las normales recuperadas, se buscó una forma geométrica simple: una esfera. Se capturó una pequeña esfera pintada de gris mate (N5) (figura 4.6) bajo cuatro direcciones de iluminación y se recuperaron normales y albedos con los tres métodos antes comentados. En la figura 4.7 se muestran las superficies obtenidas con la técnica de los *shapelets* a partir de las normales recuperadas con los tres métodos.

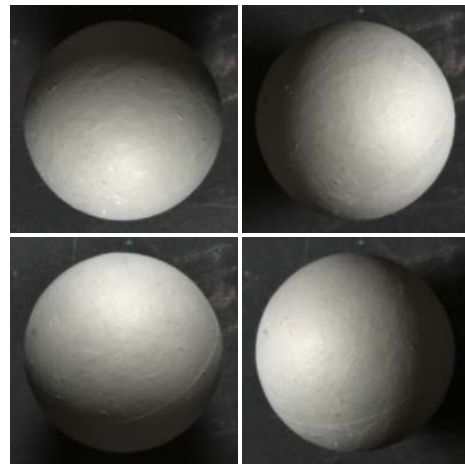


Figura 4.6: Capturas de la esfera empleadas en la comprobación de la bondad de las normales.

Como puede verse, tanto en el método 1 como en el 2 el borde de la esfera se confunde con la superficie sobre la que se encontraba la misma. Sin embargo, el comportamiento de las normales recuperadas con el método 3 se acerca más a la realidad, ya que en este caso el algoritmo ha sido capaz de distinguir entre el borde de la esfera y la superficie sobre la que se encuentra. Por ello, la comparación entre normales recuperadas arroja el método 3 como mejor método de recuperación.

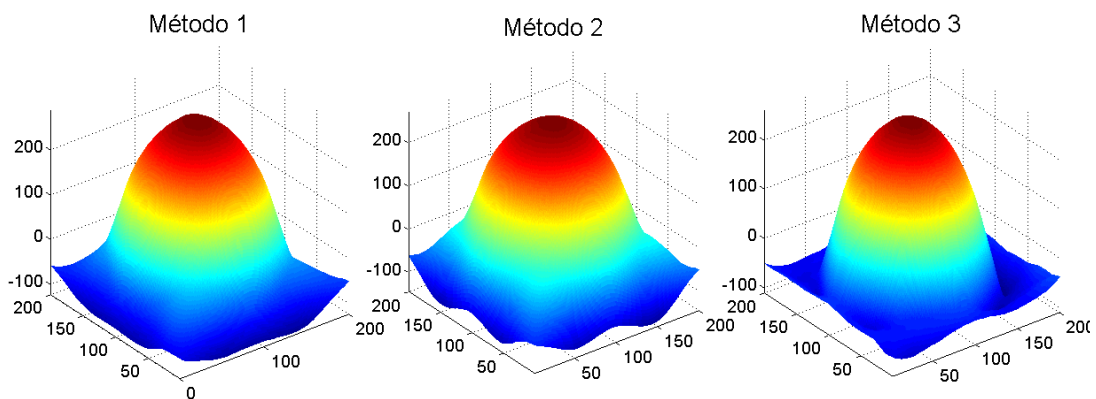


Figura 4.7: superficies recuperadas con las normales obtenidas por los tres métodos. La más parecida a la situación real se corresponde con el método 3.

4.2.2.3. Evaluación conjunta de los albedos y normales recuperados

Para poder evaluar conjuntamente la calidad de los albedos y las normales recuperados, se utilizó la técnica propuesta en la sección 4.1.2. Esta técnica consiste en utilizar la ecuación (2.6) para simular escenas a partir de los albedos y normales recuperados. En este caso, se simulaban las escenas empleadas en la recuperación de normales y albedo, es decir se construyó un vector de iluminación correspondiente a cada una de las ocho posiciones de captura y se simulaban escenas con él.

En la sección 4.2.2. se ha indicado que las muestras de calibración se capturaron bajo ocho direcciones de iluminación diferentes, pero tan solo cuatro de ellas se han usado en la recuperación de normales y albedo. Las cuatro direcciones restantes se capturaron con idea de ser utilizadas para comprobar el método en condiciones distintas a las utilizadas en la recuperación. Así, podemos dividir las escenas capturadas en dos conjuntos: el *conjunto de recuperación*, que incluye las imágenes empleadas en la recuperación de normales y albedo (acimuts de 0° , 90° , 180° y 270°), y el *conjunto de prueba* (acimuts de 45° , 135° , 225° y 315°).

Con los albedos y normales recuperados a partir de los tres algoritmos antes expuestos se simulaban las ocho escenas capturadas para cada muestra y se

compararon con éstas empleando las cuatro métricas comentadas en la sección 4.2.1. Los resultados obtenidos al simular las escenas del conjunto de recuperación se muestran en la tabla 4.4., donde se muestran la media (1), mediana (2) y percentil 95 (3) para las cuatro métricas empleadas: $RGBE$, $RGBr$, ΔE y EA . Como puede verse, los resultados para los métodos 2 y 3 son prácticamente los mismos, y son mejores que los obtenidos para el método 1, salvo en el caso del $RGBE$ en el que el método 1 es ligeramente mejor aunque no significativamente.

Tabla 4.4. Resultados para el conjunto de recuperación

	Método 1			Método 2			Método 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBE	15	13	43	16	0	93	16	0	93
RGBr	2.1	1.1	7.4	1.6	0.0	8.4	1.6	0.0	8.7
ΔE	2.1	1.1	8.0	1.8	0.0	10.6	1.8	0.0	10.4
EA	0.62	0.28	2.28	0.45	0.00	2.60	0.45	0.00	2.56

En la tabla 4.5 se muestran los mismos resultados pero en este caso para el conjunto de prueba. Como es lógico, en este caso los resultados empeoran en relación al conjunto de recuperación. En este caso, el método 1 es peor sólo para las métricas $RGBE$ y EA , y además en este caso los resultados son muy parecidos para los métodos 2 y 3. El $RGBE$ medio es ligeramente mejor para el método 2, aunque teniendo en cuenta que este valor es sobre 4095, una unidad de diferencia no supone una mejora significativa. Además, las medianas son iguales para ambos métodos. De igual manera, el $RGBr$ medio es una décima mejor en el caso del método 2, pero de nuevo la mejora es muy pequeña y las medianas vuelven a ser iguales. Las diferencias de color obtenidas y el EA son ligeramente mejores para el método 3.

Tabla 4.5. Resultados para el conjunto de prueba

	Método 1			Método 2			Método 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBE	20	13	59	26	16	81	27	16	81
RGBr	2.5	1.7	8.1	3.0	2.0	9.3	3.1	2.0	9.4
ΔE	2.9	1.9	10.0	3.6	2.3	11.3	3.5	2.2	11.2
EA	0.77	0.45	2.62	0.90	0.54	2.95	0.89	0.53	2.95

Por último, en la tabla 4.6 se muestran los resultados para los conjuntos de recuperación y prueba de forma conjunta. Se observa que, en general, el método que mejor funciona es el método 1, mientras que los resultados para los métodos 2 y 3 son

muy similares. El $RGBE$ medio más alto obtenido es de 21 (métodos 2 y 3), que supone apenas un 0.5% del valor máximo posible. En cuanto al $RGBr$, el valor más alto que nos encontramos es de 2.4% un valor también muy bajo. Aunque el umbral de diferencia de color comúnmente aceptado es de $1 \Delta E_{ab}^*$, no consideraremos este umbral en nuestro caso ya que inicialmente este espacio no estaba pensado para muestras con textura. Según trabajos recientes [Aldaba, Linhares et al. 2006], cuando se trata de escenas naturales el umbral sobre el que el ojo humano percibe diferencias de color sube hasta aproximadamente $2.2 \Delta E_{ab}^*$. La diferencia de color media más alta obtenida en nuestro caso es de 2.7, valor próximo a este umbral. Por último, los errores angulares obtenidos también son muy pequeños. El coseno del error angular medio obtenido para los métodos 2 y 3 es de 0.9999, valor que colorimétricamente se considera muy bueno [Nieves, Plata et al. 2008] por su proximidad a la unidad.

Tabla 4.6. Resultados globales

	Método 1			Método 2			Método 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBE	18	13	50	21	9	86	21	9	87
RGBr	2.3	1.4	7.8	2.3	0.9	9.0	2.4	1.0	9.1
ΔE	2.5	1.6	9.1	2.7	0.8	11.2	2.7	1.0	11.0
EA	0.70	0.37	2.46	0.67	0.22	2.82	0.67	0.26	2.80

Este resultado que en principio parece contradecir las conclusiones extraídas de secciones anteriores, tiene su origen en las condiciones empleadas para obtener las normales y el albedo y en la ecuación empleada para simular las escenas. Como hemos comentado en varias ocasiones a lo largo de este trabajo, la técnica *photometric stereo* está pensada inicialmente para objetos Lambertianos que no presenten sombras ni brillos. Si se simulan escenas a partir de los albedos y vectores normales obtenidos con algoritmos que corrigen dichos comportamientos no Lambertianos, estos no aparecerán en la escena simulada, ya que la ecuación 2.6 no contempla estos casos. Por tanto, si comparamos una escena que originalmente tuviera sombras y brillos, con la simulación hecha con albedos y vectores normal corregidos, necesariamente habrá diferencias derivadas de la ausencia de sombras y brillos en la imagen simulada.

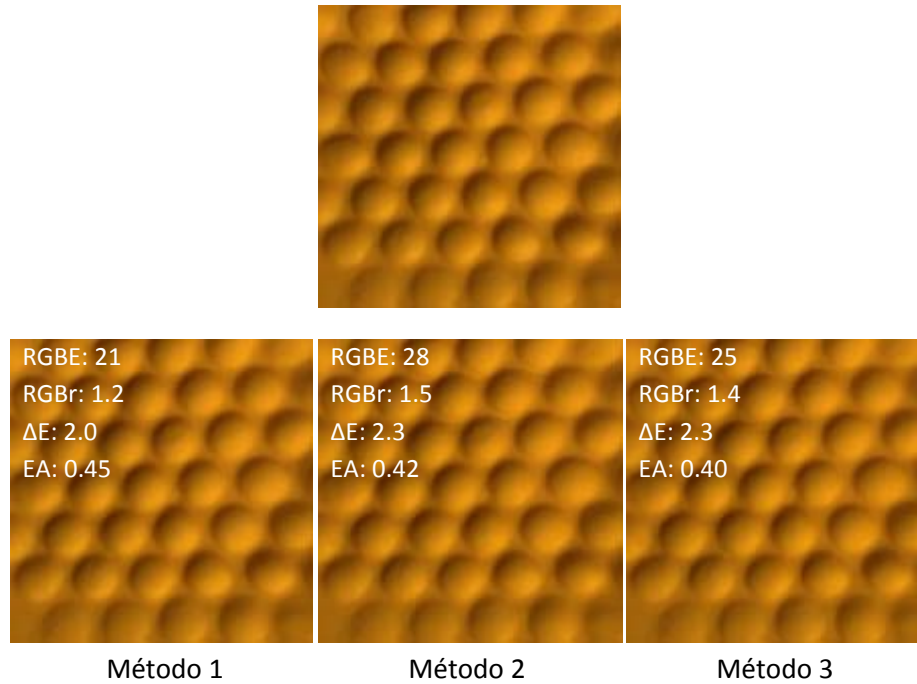


Figura 4.8: Primera fila: imagen original de la muestra de calibración 8 capturada bajo un ángulo de 45°. Segunda fila: imágenes simuladas con el albedo y las normales recuperadas por los tres métodos.

En la figura 4.8 se incluye un ejemplo en el que se presenta la imagen original de una de las muestras y las reconstrucciones hechas con los datos de albedo y normales de cada uno de los métodos. Se ha escogido una muestra del conjunto de prueba cuyas estadísticas medias están próximas a las globales. Como puede observarse, no es posible encontrar diferencias visuales entre la imagen original y las simuladas.

En las secciones 4.2.2.1 y 4.2.2.2 se ha evidenciado el mejor funcionamiento del método 3 para recuperar albedos y normales de una muestra. Los resultados obtenidos en la sección 4.2.2.3 no serían suficientes para llegar a esta conclusión, ya que los resultados obtenidos con los métodos 2 y 3 son muy similares e incluso peores que los del método 1 en algunos casos. Por tanto, la conclusión que se extrae de estas secciones de forma conjunta es que el método más efectivo para la recuperación de normales y albedo es el método 3, que será el que se empleará de ahora en adelante cada vez que sea necesario obtener dicha información de una muestra.

4.2.3. Resultados I: Recuperación de normales y albedo.

Una vez decidido el método para la recuperación de normales y albedo, se aplicó a muestras más complejas. Estas muestras son las muestras test presentadas en las figuras 3.9.a y 3.9.b del capítulo 3 que fueron capturadas bajo el iluminante cuya SPD se muestra en la figura 4.2. y bajo las mismas ocho direcciones de iluminación empleadas antes: 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° y 315° . Igual que en el apartado anterior, cuatro de estas imágenes (0° , 90° , 180° y 270°) se utilizaron como conjunto de recuperación y las otra cuatro (45° , 135° , 225° y 315°) como conjunto de prueba.

El conjunto de muestras test está compuesto por 60 muestras de materiales con distintas texturas. Este conjunto, a su vez, se ha dividido en dos dependiendo de la complejidad de las superficies. Las muestras de la 1 a la 47 presentan superficies más o menos continuas, sin cambios abruptos, y están prácticamente exentas de sombras arrojadas. Sin embargo, las muestras de la 48 a la 60 sí presentan discontinuidades y en algunos casos sombras arrojadas muy pronunciadas. Los resultados se presentarán tanto de forma conjunta como independiente para los grupos de muestras 1-47 y 48-60, dado que las muestras 48-60 son en su gran mayoría muestras que se encuentran fuera de las condiciones de funcionamiento óptimo del algoritmo.

Como en este caso no es posible disponer de un albedo de referencia, el método empleado para evaluar la calidad de nuestras recuperaciones consiste en realizar simulaciones siguiendo la filosofía expuesta en la sección 4.1.2. Se recuperaron normales y albedo para el conjunto de recuperación empleando el método presentado en la sección 4.1.1, y luego se simularon esas mismas escenas bajo diferentes ángulos de iluminación: elevación constante de 55° y acimuts de 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° y 315° .

Los resultados para las muestras 1-47 se muestran en la tabla 4.7. Esta tabla está dividida en tres bloques: el primero contiene los resultados para el conjunto de recuperación, el segundo contiene los resultados para el conjunto de prueba y el tercero muestra los resultados globales. De nuevo y como es lógico, los resultados para el conjunto de recuperación son mejores que los obtenidos para el conjunto de prueba. Como puede verse, las medianas obtenidas para el conjunto de recuperación

son excelentes y las medias se corresponden con valores muy bajos. El $RGBE$ medio representa apenas un 0.8% del valor máximo posible, y la diferencia de color media se encuentra muy próxima al umbral para imágenes naturales de aproximadamente $2.2 \Delta E_{ab}^*$. Los peores resultados, como hemos dicho, se corresponden con el conjunto de prueba. En este caso el $RGBE$ medio se corresponde con un 1.3% del valor máximo posible, y las diferencias de color suben a $4.7 \Delta E_{ab}^*$. En cuanto a los resultados globales, tendríamos un $RGBE$ medio del 1.5% del valor máximo posible, valor muy bajo, mientras que el $RGBr$ es del 6.0%. Las diferencias de color suben a 3.7, valor superior al umbral, y un error angular de 1.79, cuyo coseno es 0.9995, lo que indica una buena reconstrucción colorimétrica.

Tabla 4.7. Resultados para las muestras 1-47

		Media	Mediana	Perc95
Conjunto de entrenamiento	RGBE	32	0	167
	RGBr	4.2	0.0	20.8
	ΔE	2.7	0.0	12.9
	EA	1.29	0.00	6.26
Conjunto de prueba	RGBE	55	35	163
	RGBr	7.7	4.0	26.7
	ΔE	4.7	2.8	14.9
	EA	2.34	1.10	8.39
Resultados globales	RGBE	43	21	165
	RGBr	6.0	2.4	24.1
	ΔE	3.7	1.8	14.1
	EA	1.79	0.67	7.38

En la tabla 4.8 se presentan los resultados obtenidos para las muestras 48-60. Tal y como esperábamos, los resultados en este caso son peores debido a la mayor complejidad de estas muestras salvo en el caso de la métrica $RGBr$. Esto no debe confundirnos ya que no se debe al mejor funcionamiento del algoritmo para esta métrica sino a un problema derivado del cálculo de la misma. En estas muestras, como hemos dicho, aparecen sombras arrojadas que provocan que los valores RGB asociados sean nulos. Si recordamos la expresión 4.4, para calcular la métrica $RGBr$ es necesario dividir por el módulo de los vectores RGB, de manera que si uno de ellos es nulo se obtiene una indeterminación. Al calcular las estadísticas con esta métrica se encontró que esta situación se daba en casi todas las muestras de este conjunto, de manera que

esta métrica solo ha podido calcularse para tres de las muestras, y por tanto los valores de la misma en este caso no son representativos. Salvo en el caso comentado, la diferencia entre los valores mostrados en las tablas 4.7 y 4.8 no son desorbitados, de donde se extrae que el funcionamiento del algoritmo en muestras que se salen de su ámbito de funcionamiento es aceptable. De nuevo, el conjunto de entrenamiento presenta resultados bastante buenos para la métrica *RGBE*, mientras que los resultados colorimétricos se encuentran aproximadamente una unidad por encima del umbral. El error angular, por otra parte, sigue siendo bajo. En el caso del conjunto de prueba, la métrica que acusa un incremento mayor es la diferencia de color ΔE_{ab}^* , con un valor que en este caso supera el doble del umbral. Los resultados globales para la métrica *RGBE* representan apenas un 1.27% del máximo posible, diferencias de color ΔE_{ab}^* de nuevo duplican el umbral y el coseno del error angular medio se corresponde con 0.9993.

Tabla 4.8. Resultados para las muestras 48-60

		Media	Mediana	Perc95
Conjunto de entrenamiento	RGBE	37	0	198
	RGBr	3.8	0.0	19.8
	ΔE	3.2	0.0	17.0
	EA	1.48	0.00	7.79
Conjunto de prueba	RGBE	68	38	225
	RGBr	7.1	572	19.3
	ΔE	6.2	3.9	19.8
	EA	2.96	1.46	10.94
Resultados globales	RGBE	52	19	212
	RGBr	5.4	3.2	19.5
	ΔE	4.7	2.2	18.6
	EA	2.20	0.72	9.45

La tabla 4.9 muestra los resultados conjuntos para todas las muestras, de la 1 a la 60. Se observa la misma tendencia mostrada anteriormente: valores muy buenos para el conjunto de recuperación para todas las métricas, especialmente los valores de las medianas, y aceptables para el conjunto de prueba.

Tabla 4.9. Resultados globales

		Media	Mediana	Perc95
Conjunto de entrenamiento	RGBE	33	0	174
	RGBr	4.2	0.0	20.7
	ΔE	2.8	0.0	13.8
	EA	1.25	0.00	6.28
Conjunto de prueba	RGBE	57	35	175
	RGBr	7.7	4.1	26.0
	ΔE	5.0	3.0	16.1
	EA	2.30	1.05	8.53
Resultados globales	RGBE	45	21	174
	RGBr	5.9	2.4	23.6
	ΔE	3.9	1.9	15.1
	EA	1.75	0.58	7.47

En la figura 4.9 se muestran dos ejemplos, escogidos de manera que los valores de sus estadísticos estén próximos a los promedios globales. En la primera columna aparecen las imágenes original (izquierda) y simulada (derecha) de la muestra 40 capturada con un acimut de 315°. Se incluyen además los valores medios para esta muestra de las distintas métricas. Debajo aparece una imagen en falso color en la que se muestra la distribución de las diferencias de color ΔE_{ab}^* en la imagen simulada con la escala correspondiente. En la columna de la derecha aparecen los mismos elementos pero ahora para la muestra 48 capturada con un acimut de 135°. En ambos casos se observa que aunque las diferencias de color promedio están por encima del umbral, son difícilmente perceptibles visualmente. En las imágenes en falso color se ve que las zonas en las que las diferencias de color son mayores se corresponden con áreas que contienen sombras.

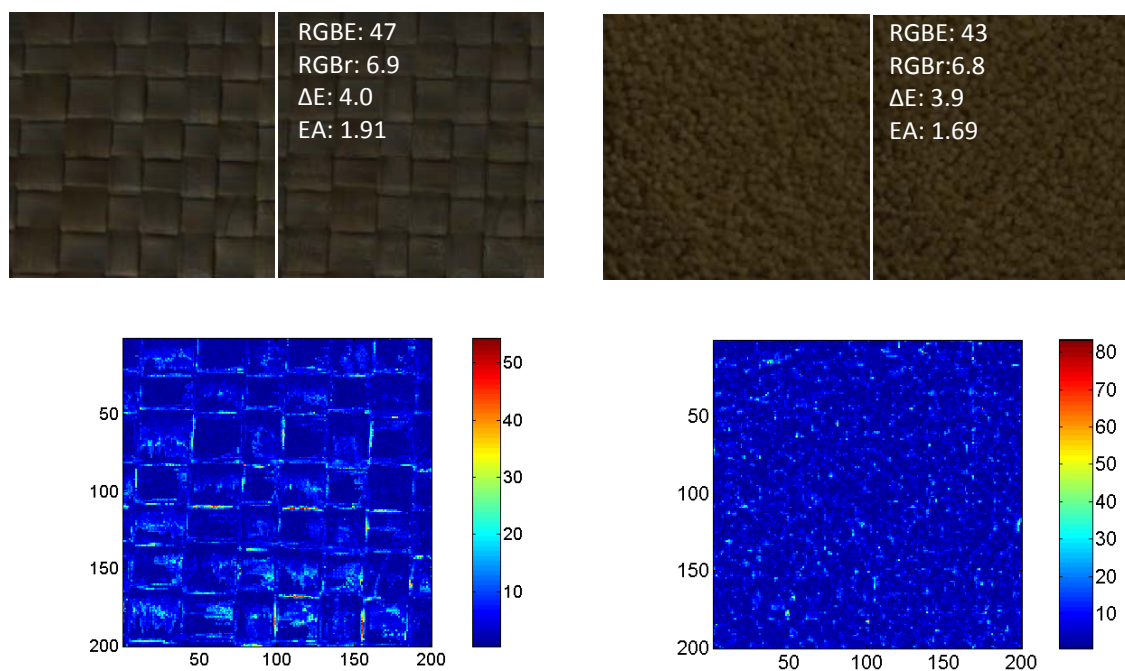


Figura 4.9: Primera fila: ejemplos de imágenes originales y sus correspondientes reconstrucciones. Segunda fila: diagramas de de distribución de diferencias de color en las imágenes.

4.2.4. Resultados II: Reconstrucción de superficies.

Con las normales recuperadas a partir de las muestras empleadas en el apartado anterior, también se reconstruyeron las superficies asociadas con el método de los *shapelets*. En este caso cobra aún más sentido el hecho de dividir el conjunto de 60 muestras según la complejidad de su superficie. Ya comentamos que la métrica *RGBr* presentaba problemas en casi todas las muestras de la 48 a la 60 debido a los RGB nulos que aparecían debido a la presencia de sombras. Ya que el algoritmo de recuperación de albedos emplea valores RGB, cuando en la imagen original hay valores nulos estos provocan que la normal recuperada en ese punto sea nula también. Estas normales nulas se traducen en singularidades que el programa de reconstrucción de superficies mediante *shapelets* no es capaz resolver, ni siquiera empleando el método propuesto en la sección 4.1.3. Por ello, no fue posible la reconstrucción de la superficie de ninguna de las muestras de la 48 a la 60.

Sin embargo, la reconstrucción de superficies sí fue posible para el resto de muestras. A continuación (figura 4.10) se muestran algunos ejemplos sobre los que se ha volcado el albedo para darles un aspecto más realista. Como ya dijimos, la única forma posible de evaluar estas reconstrucciones es visualmente, a lo que no ayuda la pérdida de escala en el eje z, pero aún así las superficies reconstruidas se corresponden aproximadamente a las reales.

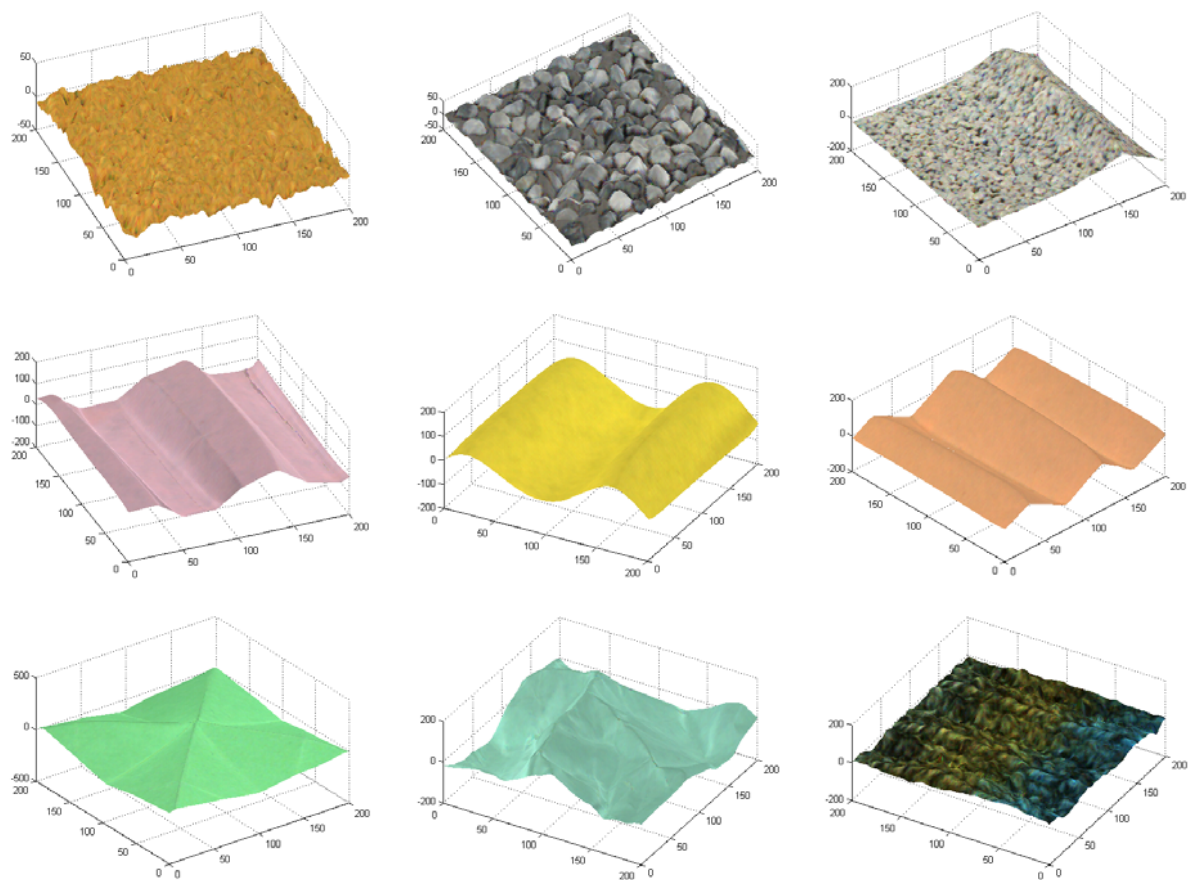


Figura 4.10: Ejemplos de superficies reconstruidas a partir de las normales recuperadas para estas superficies.

4.3. RESUMEN

En este capítulo se ha presentado un método de recuperación de normales y albedo basado en el *four source photometric stereo* que emplea las intensidades de un mismo píxel obtenidas bajo cuatro geometrías de iluminación diferentes para hacer la recuperación. La técnica antes descrita funciona únicamente cuando el objeto cuyo albedo y normales se quieren recuperar presenta comportamiento Lambertiano. Hay pocos objetos en la realidad que presenten dicho comportamiento, por lo que es necesario encontrar un método para adaptar esta técnica a objetos reales. El sistema empleado por varios autores consiste en seleccionar, de las cuatro intensidades para cada píxel antes comentada, aquellas tres que tengan comportamiento Lambertiano (esto es, que no presenten brillos ni sombras). La diferencia entre los métodos propuestos por distintos autores reside precisamente en la forma en que se seleccionan estos píxeles más adecuados para hacer la recuperación.

En nuestro caso, se ha presentado un método en el que se utilizan directamente las intensidades de los píxeles para hacer la selección: si hay un valor de intensidad que difiere mucho del resto, ya sea muy elevado o muy bajo, dicho valor se elimina y la recuperación se hace con los otros tres; si por el contrario las cuatro intensidades tienen valores parecidos (lo que supondría que todos tienen comportamiento Lambertiano) o los valores son similares dos a dos (lo que supondría que en dos de los píxeles hay un brillo o una sombra), se hacen las cuatro combinaciones posibles de las cuatro intensidades tomándolas de tres en tres y los cuatro resultados se promedian.

Para evaluar la eficacia del método se ha empleado un conjunto de muestras de calibración que permite evaluar la calidad de los albedos recuperado, y se han comparado los resultados obtenidos con otros tres métodos, obteniéndose los mejores resultados con el método propuesto. Para evaluar la recuperación de las normales se ha utilizado una esfera de la que se recuperaron normales y albedos utilizando también los tres métodos. A continuación se ha reconstruido la superficie de

dicha esfera utilizando *shapelets* en los tres casos y de nuevo la mejor reconstrucción ha sido la obtenida con las normales proporcionadas por el método propuesto en esta tesis. Por último, para evaluar de forma conjunta las normales y el albedo recuperados por los tres métodos, estos se emplearon para simular las capturas de las muestras y poder así compararlas con las originales, obteniendo muy buenos resultados principalmente para los métodos 2 y 3. Todo este análisis ha servido para confirmar el método propuesto por esta tesis como el más adecuado, de manera que es el que se empleará de ahora en adelante cada vez que se requieran las normales y albedos de una muestra.

Para completar el análisis, el método se ha empleado en la recuperación de normales y albedo de muestras más complejas, que posteriormente se han simulado para poder comprobar la efectividad del método. Los resultados obtenidos para estas simulaciones son muy buenos, siendo muy difícil distinguir entre las imágenes originales y las simuladas. También se ha utilizado el método de los *shapelets* para reconstruir las superficies asociadas a las normales recuperadas para las muestras, encontrando en este caso que dicha reconstrucción no es posible cuando la imagen contiene gran número de sombras.

CAPÍTULO 5:

RECUPERACIÓN DE INFORMACIÓN ESPECTRAL

5.1. MÉTODO

Como ya comentamos en el capítulo 2, los sistemas espectrales presentan la ventaja de proporcionar la información espectral en cada píxel de una escena dada. Esta información espectral es importante en muchas tareas, como la caracterización de objetos (ya que la reflectancia es independiente de la iluminación) o de fuentes de iluminación. En este trabajo, enfocado a la caracterización de objetos, nos interesará recuperar la reflectancia punto a punto de distintas muestras.

El sistema multispectral empleado en esta tesis fue uno basado en una cámara RGB [Imai and Berns 1999; Day 2003; Nieves, Valero et al. 2005]. Basándonos en resultados obtenidos previamente en nuestro laboratorio (menor coste computacional, simplicidad, buenos resultados...) el algoritmo de estimación espectral que empleamos para recuperar nuestras reflectancias es el algoritmo de regresión lineal o algoritmo de pseudoinversa directa [Vilaseca, Pujol et al. 2004; Nieves, Valero et al. 2005; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007; Nieves, Plata et al. 2008].

En este algoritmo se parte de un conjunto de entrenamiento para el que se conocen tanto las respuestas de los sensores, cuando dicho conjunto es capturado por la cámara, como los espectros (reflectancias) asociados. Recordando lo expuesto en la sección 2.2.2.5, las respuestas de los sensores $[\mathbf{q}_{ts}]$ se relacionan directamente con los

espectros de entrenamiento $[\mathbf{R}_{ts}]$ para construir una matriz $[\mathbf{D}]$ de la forma [Day 2003; Valero, Nieves et al. 2007]:

$$[\mathbf{D}] = [\mathbf{R}_{ts}][\mathbf{q}_{ts}]^+ \quad (2.47)$$

Una vez que tenemos la matriz $[\mathbf{D}]$ obtenida a partir de los espectros de entrenamiento y sus respuestas registradas en la cámara, podemos estimar otros espectros a partir de las imágenes que nos da el sistema multispectral:

$$[\mathbf{R}_R] = [\mathbf{D}][\mathbf{q}] \quad (2.48)$$

El tamaño y la composición del conjunto de entrenamiento son claves en el buen funcionamiento del algoritmo [de Lasarte, Pujol et al. 2008], por lo que es importante optimizar el proceso de construcción de dicho conjunto. En este trabajo se ha empleado como conjunto de entrenamiento las 1269 muestras que conforman la carta de color Munsell de acabado mate [MunsellColorLab 1976] capturadas bajo el iluminante cuya SPD se mostró en la figura 4.2.

En este trabajo se han comparado tres técnicas distintas de selección de los conjuntos de entrenamiento. La primera de ellas, la más simple, consiste en utilizar directamente la matriz de transformación $[\mathbf{D}]$ que se obtiene utilizando el conjunto de entrenamiento completo. La segunda técnica aprovecha el hecho de que el Munsell esté organizado en grupos tonales para subdividir las 1269 muestras que lo componen en 10 grupos que se utilizarán como conjuntos de entrenamiento. La última técnica calcula el conjunto de entrenamiento para cada píxel *in situ*, utilizando un proceso de selección basado en la proximidad en el espacio CIELAB entre las muestras del conjunto de entrenamiento y el píxel cuya reflectancia queremos recuperar. Estas dos últimas técnicas se explican con más detalle a continuación.

5.1.1. Selección supervisada del conjunto de entrenamiento mediante PCA.

En esta técnica de selección se aprovecharon las características del conjunto de entrenamiento empleado. La carta de color Munsell está ordenada en 10 grupos tonales, de modo que si representamos las muestras capturadas bajo el iluminante mostrado en la figura 4.2 correspondientes a cada uno de estos grupos tonales en el espacio RGB, su distribución se aproxima a un plano (Figura 5.1.a).

Esto supone que si se reducen las dimensiones de la nube de puntos en el espacio RGB correspondiente a cada grupo tonal a dos, podremos representar cada uno de esos grupos tonales por un plano en el espacio RGB. El análisis de componentes principales (PCA, del inglés '*principal component analysis*') es la técnica más usual para reducir la dimensionalidad de conjuntos de datos. Se aplicó PCA a cada uno de los 10 grupos tonales para obtener los planos asociados en el espacio RGB, así como la matriz de transformación $[D]$ correspondiente, y estos planos se utilizaron para seleccionar qué grupo tonal utilizar para recuperar

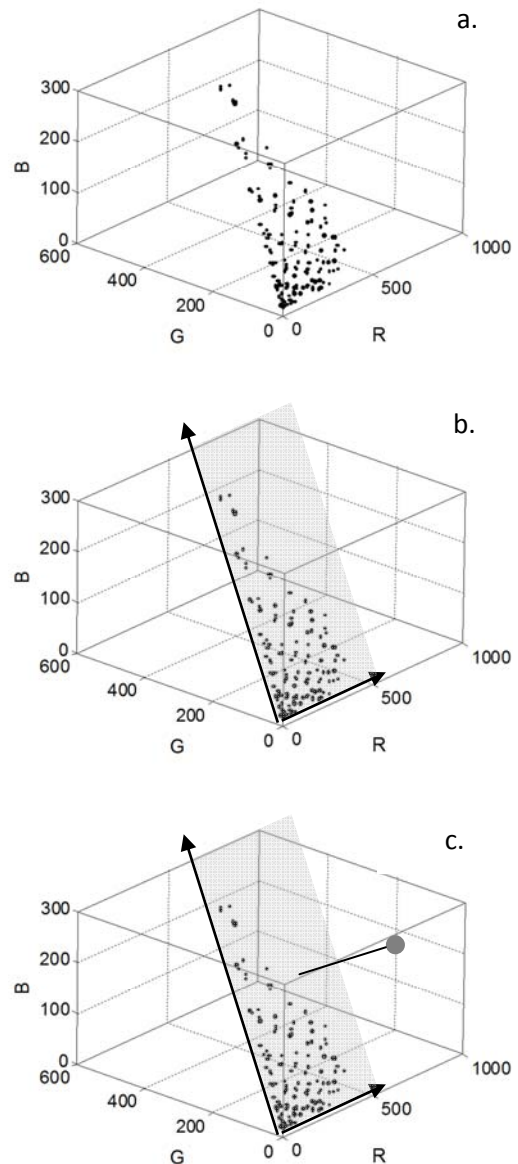


Figura 5.1: Esquema del proceso de selección supervisada del conjunto de entrenamiento mediante PCA: **a.** Las muestras pertenecientes a un grupo tonal representan un plano en el espacio RGB. **b.** mediante PCA se obtienen los vectores directores de los planos de cada uno de los grupos tonales. **c.** Se emplea como conjunto de entrenamiento el grupo tonal correspondiente al plano más próximo a un RGB test.

reflectancias en cada punto de la imagen.

El proceso es muy simple, en la figura 5.1 se muestra un esquema. Inicialmente, (figura 5.1.a) como ya hemos dicho cada uno de los grupos tonales del Munsell representan un plano en el espacio RGB. A continuación (figura 5.1.b), se hace PCA a cada uno de los grupos tonales para obtener los vectores directores de los planos que los representan. Por último (figura 5.1.c), para cada píxel de la imagen (representado en la figura como una pequeña esfera gris) se calcula la distancia a todos los planos y se emplea como conjunto de entrenamiento para recuperar la reflectancia asociada al grupo tonal asociado al plano más próximo.

5.1.2. Selección supervisada del conjunto de entrenamiento calculando el conjunto más apropiado *in situ*.

En esta ocasión se desarrolló una técnica más compleja que permite obtener en cada píxel el conjunto de entrenamiento más adecuado [Plata, Valero et al. 2008]. Inicialmente se calculan las coordenadas CIELAB tanto del conjunto de entrenamiento como de la imagen cuyas reflectancias se quieren calcular. A continuación, se calculan las distancias d_i entre cada uno de los píxeles de la imagen y el conjunto de entrenamiento completo. Esto permite, para cada píxel, ordenar el conjunto de entrenamiento desde la diferencia de color mínima a la máxima.

Para saber qué elementos del conjunto de entrenamiento emplear para recuperar la reflectancia de un píxel, en el espacio CIELAB se centra una esfera con un radio determinado en las coordenadas en este espacio de dicho píxel y se comprueba qué elementos del conjunto de entrenamiento quedan dentro de dicha esfera. A continuación, se promedia la distancia entre dichos elementos y las coordenadas del píxel y se emplean como conjunto de entrenamiento los elementos cuya distancia sea inferior a la distancia promedio.

A modo de esquema, la figura 5.2 muestra el proceso. En la figura 5.2.a se muestra la posición del píxel cuya reflectancia queremos determinar en el espacio CIELAB (círculo), así como las de los elementos del conjunto de entrenamiento más

próximos a él (estrellas). A continuación (figura 5.2.b), se centra una esfera en el píxel problema con un radio que debe ser determinado experimentalmente, y se buscan los elementos del conjunto de entrenamiento que quedan dentro de la esfera. Las distancias de estos elementos del conjunto de entrenamiento al píxel problema se promedian, y dicho promedio se emplea para determinar el radio de la esfera que contendrá los elementos que se utilizarán finalmente en la obtención de la reflectancia en ese píxel (figura 5.2.c).

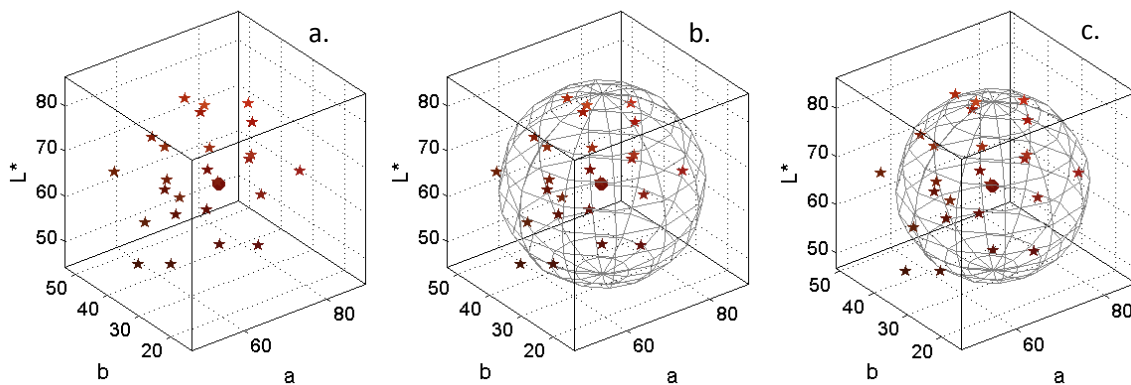


Figura 5.3: Esquema de la selección supervisada del conjunto de entrenamiento calculando el conjunto más apropiado *in situ*. **a.** Representación en el espacio CIELAB de la muestra cuya reflectancia queremos recuperar y las 25 muestras del conjunto de entrenamiento más próximas a dicha muestra. **b.** Esfera centrada en la muestra test. La distancia entre las muestras incluidas en esta esfera y la muestra test se promedian para calcular el radio de la esfera que se usa en el siguiente paso. **c.** Los elementos dentro de esta esfera se usan para recuperar la reflectancia de ese píxel particular.

5.2. RESULTADOS.

Para evaluar el método más adecuado de recuperación de reflectancias, emplearemos como conjunto test 165 muestras del Color Checker DC de Gretag MCBeth presentado en el capítulo 3. Para ello, se capturó dicha carta de color bajo el mismo iluminante con que se capturaron las muestras del conjunto de entrenamiento y los RGB correspondientes son los que se emplearon para recuperar reflectancias. Estas reflectancias recuperadas se compararon con las teóricas para evaluar la calidad de los resultados. Además, se emplearon las muestras de calibración lisas cuyas reflectancias fueron medidas con un espectroradiómetro (SpectraScan PR650).

5.2.1. Métrica.

La métrica empleada para evaluar la bondad de los resultados fue el GFC (del inglés *goodness-of-fit-coefficient*). Es un coeficiente basado en la desigualdad de Schwartz y se define como el coseno el ángulo entre el espectro original, $f(\lambda)$, y el recuperado, $f_r(\lambda)$:

$$GFC = \frac{\sum_{\lambda=400}^{700} f(\lambda) f_r(\lambda)}{\left(\sum_{\lambda=400}^{700} f(\lambda)^2\right)^{1/2} \left(\sum_{\lambda=400}^{700} f_r(\lambda)^2\right)^{1/2}} \quad (5.1)$$

Esta medida de la similitud entre dos espectros tiene la ventaja de que no está afectada por factores de escala. Estimaciones de reflectancias colorimétricamente aceptables requieren $GFC > 0.995$; $GFC > 0.999$ indican una buena recuperación espectral, y $GFC > 0.9999$ suponen una recuperación prácticamente exacta [Hernandez-Andres, Romero et al. 2001].

5.2.2. Evaluación del método de selección del conjunto de entrenamiento.

Se implementaron los tres métodos para seleccionar el conjunto de entrenamiento expuestos en la sección 5.1. Como dijimos, el primero consiste en calcular la matriz de transformación empleando el conjunto de entrenamiento completo, es decir, las 1269 muestras del Munsell. Por comodidad nos referiremos a este método como método 1. El segundo es el expuesto en la sección 5.1.1 (selección supervisada del conjunto de entrenamiento mediante PCA), al que nos referiremos como método 2 y el tercero el presentado en la sección 5.1.2 (selección supervisada del conjunto de entrenamiento calculando el conjunto más apropiado *in situ*), al que nos referiremos como método 3.

Para evaluar los métodos se emplearon 165 muestras de las 180 que componen el ColorChecker DC, ya que contábamos con sus correspondientes reflectancias teóricas para poder comparar. Como se ha expuesto en la sección 5.1.2, es necesario determinar experimentalmente el radio de la esfera con la que se inicia el proceso. Para ello se probaron distintos valores y se compararon los resultados empleando la métrica GFC. Los radios (en unidades CIELAB) que se probaron fueron: 5, 10, 15, 20, 25 y 30. Los resultados de esta comprobación pueden verse en la tabla 5.1. A la vista de estos resultados, se observa que la mejor opción consiste en tomar un radio inicial de 25 unidades en el espacio CIELAB.

Tabla 5.1.: GFCs obtenidos en la estimación experimental del radio inicial para el método 3 empleando 165 muestras del ColorCheckerDC

Radio	Media	Mediana	Des.Est	Perc90	Perc95	Perc99
5	0.9601	0.9647	0.0293	0.9208	0.9081	0.8738
10	0.9591	0.9637	0.0276	0.9208	0.9134	0.8759
15	0.9603	0.9640	0.0281	0.9229	0.9062	0.8760
20	0.9604	0.9642	0.0268	0.9215	0.9165	0.9006
25	0.9606	0.9648	0.0263	0.9241	0.9155	0.9064
30	0.9599	0.9651	0.0310	0.9232	0.9146	0.8253

Una vez determinado el radio a utilizar en el método 3, es posible hacer la comparación entre métodos. Dicha comparación se muestra en la tabla 5.2, de la que se extrae que el mejor método para recuperar reflectancias es el método 3, ya que es el que proporciona un GFC medio más próximo a la unidad.

Tabla 5.2.: GFCs obtenidos en la comparativa entre métodos empleando 165 muestras del ColorCheckerDC

Método	Media	Mediana	Des.Est	Perc90	Perc95	Perc99
1	0,9098	0,9235	0,0717	0,8006	0,7733	0,7138
2	0,8127	0,8057	0,1065	0,6677	0,6387	0,5525
3	0.9606	0.9648	0.0263	0.9241	0.9155	0.9064

Para confirmar el resultado anterior, se hizo la misma comparación con los resultados obtenidos para las muestras de calibración lisas. Para ello se recuperaron reflectancias a partir de sus RGBs y se compararon con las reflectancias medidas con un espectrorradiómetro. Los resultados se muestran en la tabla 5.3 y confirman el método 3 como el que proporciona mejores resultados.

Tabla 5.3.: GFCs obtenidos en la comparativa entre métodos empleando las muestras de calibración lisas

Método	Media	Mediana	Des.Est	Perc90	Perc95	Perc99
1	0.8189	0.7976	0.0965	0.7288	0.7255	0.7255
2	0.6772	0.6577	0.1266	0.5467	0.5412	0.5412
3	0.9221	0.9819	0.1098	0.7307	0.6961	0.6961

En la figura 5.3 se muestran como ejemplo las reflectancias normalizadas de las muestras de calibración medidas por el espectrorradiómetro (línea continua) y obtenidas con el método 3 (círculos). Como puede verse, en algunos casos las medidas hechas con el espectrorradiómetro presentan colas en los extremos del espectro que se deben al método de cálculo de las mismas. El espectrorradiómetro no proporciona directamente reflectancias, sino radiancias. Por ello, es necesario dividir las radiancias por el espectro del iluminante para obtener reflectancias. En nuestro caso, empleamos un fluorescente (ver figura 4.2) que presenta valores muy bajos en los extremos del espectro electromagnético, de manera que al dividir los valores se disparan. Este problema, sin embargo, no aparece en los espectros recuperados por el algoritmo por lo que se podría pensar que la calidad de los espectros recuperados es incluso mejor

que la arrojada por la métrica GFC, al no ser completamente fiables los valores obtenidos a partir de las medidas hechas con el espectrorradiómetro.

La comparación de métodos ha arrojado que el método 3, que emplea los elementos incluidos dentro de una esfera cuyo radio se calcula *in situ* para cada píxel como conjunto de entrenamiento, es el que mejor cumple con la función de

selección del conjunto de entrenamiento. Por ello, este será el método empleado a partir de ahora cada vez que sea necesario calcular la reflectancia de una muestra.

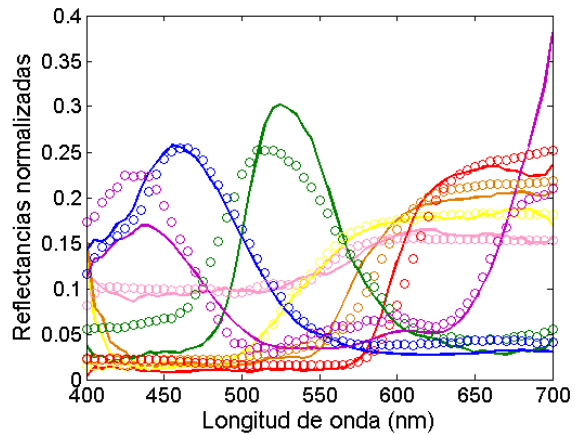


Figura 5.3: Reflectancias de las muestras de calibración lisas medidas con un espectrorradiómetro (línea continua) y obtenidas con el método 3 (círculos).

5.3. RESUMEN.

En este capítulo se ha presentado el método de la pseudoinversa como algoritmo para recuperar la reflectancia de una muestra. En él se construye una matriz de paso partiendo de un conjunto de entrenamiento del que tanto las reflectancias como los RGB asociados son conocidos. Para calcular la reflectancia asociada a un RGB cualquiera, basta con multiplicarlo con dicha matriz de paso. Este método es muy sensible al contenido y forma del conjunto de entrenamiento usado, por lo que se han propuesto tres técnicas para determinarlo. Como conjunto de entrenamiento se han empleado las 1269 muestras de la colección mate del Munsell Color Book, de manera que las técnicas nombradas permiten seleccionar las muestras más adecuadas de entre estas 1269 para recuperar la reflectancia de un píxel concreto.

El primer método consiste simplemente en construir la matriz de paso con las 1269 muestras del Munsell, sin hacer ningún tipo de selección de las muestras empleadas. El segundo método aprovecha la forma en que viene organizado el Munsell, calculando en el espacio RGB un plano asociado a cada uno de los 10 grupos tonales que contiene mediante PCA. Se calcula una entonces una matriz de paso para cada uno de estos grupos y se emplea aquella cuyo plano sea el más próximo a la coordenada RGB del píxel cuya reflectancia se quiere recuperar. Por último, el tercer método inicialmente centra una esfera de radio 25 (determinado experimentalmente) en las coordenadas CIELAB del píxel problema. A continuación se calculan las distancias entre dichas coordenadas y las de todos los elementos del conjunto de entrenamiento que quedan dentro de la esfera. El siguiente paso consiste en promediar esas distancias para obtener el radio de una nueva esfera, de manera que las muestras empleadas como conjunto de entrenamiento son aquellas que quedan dentro de esta segunda esfera.

Para comprobar la efectividad de estas técnicas se han empleado 165 muestras de las 180 que componen el ColorCheckerDC, de las que contábamos además con las reflectancias proporcionadas por el fabricante. Se han recuperado las reflectancias de

estas muestras empleando las tres técnicas de selección del conjunto de entrenamiento y se han comparado con las teóricas mediante la métrica GFC. Los mejores resultados se han obtenido para el tercer método, que será el empleado a partir de ahora cada vez que sea necesario obtener la reflectancia de un píxel.

CAPÍTULO 6:

COMBINACIÓN DE MÉTODOS FOTOMÉTRICOS Y ESPECTRALES.

6.1. MÉTODO

6.1.1. Justificación del método

Como vimos en el capítulo 4, el albedo es una característica de los materiales muy apropiada para su caracterización ya que no se ve afectado por la presencia de sombras y brillos. Esto puede ser una ventaja también si se utiliza el albedo como punto de partida para recuperar reflectancias en lugar de valores RGB [Plata, Nieves et al. 2008; Plata, Nieves et al. 2009b]. La primera imagen de la figura 6.1 muestra una esfera pintada uniformemente con una pintura acromática en cuya superficie, sin embargo, se observan diferencias notables debido al efecto de la iluminación. La desviación estándar de los valores en cada canal R, G y B de la zona que se encuentra dentro del rectángulo marcado es 1135.5, 1145.2 y 1117.2 respectivamente (recordemos que las imágenes son de 12 bits). La segunda imagen de esta misma figura muestra la imagen de los albedos recuperados para la misma esfera, en la que se percibe una variación muchísimo menor, presentando en este caso desviaciones estándar para los canales R, G y B de 311.7, 314.5 y 313.6 respectivamente.

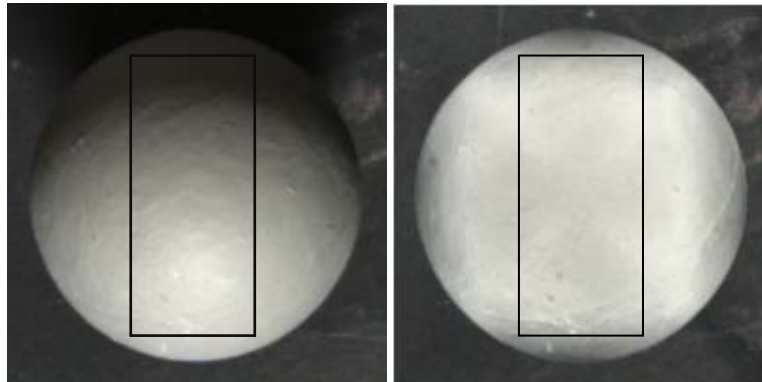


Figura 6.1: Imagen de una esfera capturada con un ángulo de acimut de 0° (izquierda) y su correspondiente imagen de albedos (derecha).

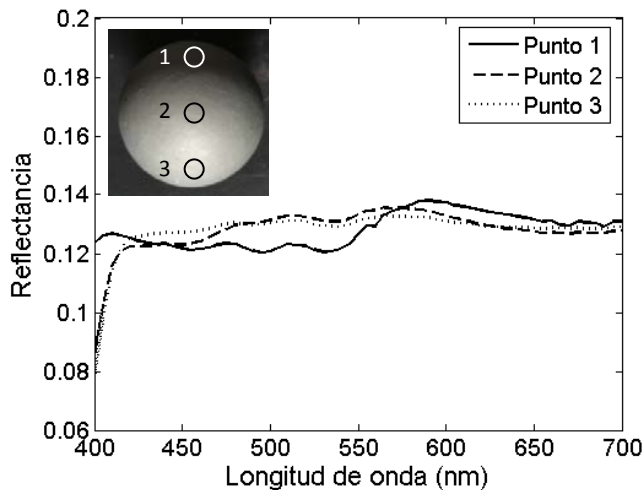


Figura 6.2: Comparativa entre las reflectancias recuperadas en tres puntos diferentes de la esfera.

Ya que el algoritmo de recuperación espectral presentado en el capítulo 5 parte de los valores RGB, no sería extraño encontrar para la figura anterior una variación en las reflectancias obtenidas para distintos puntos de su superficie. Esto se ve reflejado en la figura 6.2., en la que se muestran

las reflectancias recuperadas para tres puntos distintos de la esfera cuya apariencia es diferente. Sin embargo, si en lugar de emplear los valores RGB empleamos la imagen de albedos, al no estar esta última tan influenciada por los efectos de la iluminación, la recuperación de reflectancias debería ser más “realista” pues al fin y al cabo los tres puntos pertenecen a una misma superficie de reflectancia uniforme. El problema que se presenta es que no es posible tratar los albedos como si fueran valores RGB, ya que si recordamos la expresión (2.6), $\mathbf{I} = \rho(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$, es preciso multiplicar el albedo ρ por el término $(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$ para convertirlo en un valor RGB. Será por tanto necesario buscar una forma para este término que no afecte al albedo en el sentido de generar sombras

y brillos debidos a la forma de la superficie. Para ello, se ha supuesto que el albedo recuperado es el de una superficie lisa, situación que se corresponde con considerar para el vector normal la forma $\mathbf{N} = (0, 0, -1)$, según el criterio de signos empleado. Por otra parte, el vector iluminación empleado será el mismo que el usado cuando se capturaron las 1269 muestras utilizadas para construir la matriz de transformación del método de la pseudoinversa, esto es: $\mathbf{L} = (\cos(\theta)\sin(\varphi), \cos(\theta)\cos(\varphi), -\sin(\theta))$, con acimut $\varphi = 0^\circ$ y elevación $\theta = 55^\circ$. Por tanto, para tener el albedo en condiciones de ser utilizado para recuperar reflectancias, habrá que multiplicarlo por el producto escalar de los dos vectores anteriores, es decir, por el factor $\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T = \sin(\theta)$.

6.1.2. Simulación de escenas.

Una vez contamos con las reflectancias de las muestras, es posible simularlas bajo un abanico más amplio de situaciones. Podemos modelar el albedo en cada píxel de una escena como:

$$\rho^x = \sum_{\lambda=400}^{700} E(\lambda) R^x(\lambda) Q_k(\lambda) \quad (6.1)$$

donde $E(\lambda)$ representa la SPD del iluminante, $S^x(\lambda)$ es la reflectancia espectral del píxel x y $Q_k(\lambda)$ representa la sensibilidad del canal k -ésimo de la cámara. Así, si tenemos las reflectancias en cada píxel de la imagen sólo necesitamos la SPD del iluminante y las curvas de sensibilidad de la cámara para simular el albedo bajo cualquier iluminante. Utilizando este albedo en la ecuación (2.6) podremos modificar también la dirección de iluminación. Por tanto, este método serviría para simular la muestra no ya solo bajo distintas orientaciones de iluminación, como hicimos en el capítulo 4, sino también bajo diferentes iluminantes.

6.2. RESULTADOS

6.2.1. Métricas.

Dado que en este capítulo se va a evaluar la calidad de la recuperación tanto de imágenes como de reflectancias espectrales, se emplearán todas las métricas utilizadas en los capítulos 4 y 5. Esto es, para evaluar la bondad de las reflectancias recuperadas se utilizará el *GFC* presentado en el capítulo 5 y para comprobar si las simulaciones realizadas son buenas se utilizarán las mismas métricas empleadas en el capítulo 4: *RGBE*, *RGBr*, ΔE_{ab}^* y *EA*.

6.2.2. Validación del método empleando las muestras de calibración.

Para comprobar la eficacia del método se emplearon de nuevo las muestras de calibración. Una primera prueba consiste en comprobar que el método expuesto en la sección 6.1.1. para convertir los albedos en valores RGB es adecuado. Para ello se multiplicaron los albedos de las muestras lisas por el factor $\sin(\theta)$, con $\theta = 55^\circ$, y los valores obtenidos se compararon con las imágenes originales empleadas como conjunto de entrenamiento (es decir, las capturadas bajo ángulos acimutales de 0° , 90° , 180° y 270°). Solo es posible esta comparación con las muestras lisas, dado que son las únicas cuya apariencia no varía al cambiar el ángulo de iluminación. Aun así, al estar fabricadas a mano su superficie no es perfectamente lisa, por lo que es posible apreciar diferencias entre las imágenes de una misma muestra capturada bajo distintos ángulos de iluminación, lo que provoca que los resultados de la comparación que proponemos no puedan ser todo lo buenos que desearíamos.

Los resultados se muestran en la tabla 6.1, en la que aparecen diferentes estadísticas para todas las métricas que permiten comparar imágenes. Como puede

verse, todos los valores son muy bajos. El valor medio del RGBE obtenido apenas representa un 1.6% del máximo posible en 12 bits (4095) mientras que la mediana es de un 1.1%. En el caso del RGBr también se encuentran valores muy bajos. En cuanto a las diferencias de color, tanto la media como la mediana se superan el umbral fijado de $2.2 \Delta E_{ab}^*$ para escenas naturales pero están muy próximos a él. Por último, el EA medio obtenido se corresponde con un coseno de 0.9999, que se corresponde con una reconstrucción colorimétrica óptima.

Tabla 6.1. Resultados de la comparación entre los las imágenes de albedos transformados y las imágenes originales

	Media	Mediana	DesvStd	Perc90	Perc95	Perc99
RGBE	64	45	58	143	183	264
RGBr	7.0	4.9	7.4	14.6	20.4	39.9
ΔE	3.3	2.4	3.3	6.6	10.0	16.5
EA	0.72	0.45	0.89	1.59	2.32	4.52

En la figura 6.3 se muestran tres ejemplos. En ella aparecen las imágenes capturadas de tres de las muestras de calibración lisas hechas bajo distintos ángulos de iluminación (de izquierda a derecha, 0°, 90°, 180° y 270°) así como el albedo correspondiente recuperado a partir de ellas. Bajo cada una de las imágenes se muestran los valores medios obtenidos con cada métrica al comparar la imagen con el albedo transformado correspondiente. El primer ejemplo se ha escogido de manera que los valores medios de las métricas obtenidos con él estén próximos a los mínimos globales. En el segundo caso se ha buscado que los valores medios de las métricas sean próximos a los valores medios globales y en el tercero que estén próximos a los máximos globales. Como puede verse, en los dos primeros casos las variaciones entre las cuatro imágenes de cada muestra son muy leves, mientras que en el último caso se aprecian diferencias entre las cuatro imágenes. Asimismo, los resultados para los dos primeros casos son muy buenos (especialmente para el primero), mientras que son algo peores en el tercero. Este comportamiento es debido a la manufacturación de las muestras lisas que, como hemos dicho, en algunos casos fue mejor que en otros. Por otra parte, en todos los casos se observa que el albedo transformado presenta la misma tonalidad que las imágenes originales y un aspecto más homogéneo, lo que justifica su empleo para recuperar reflectancias en lugar de las imágenes originales.

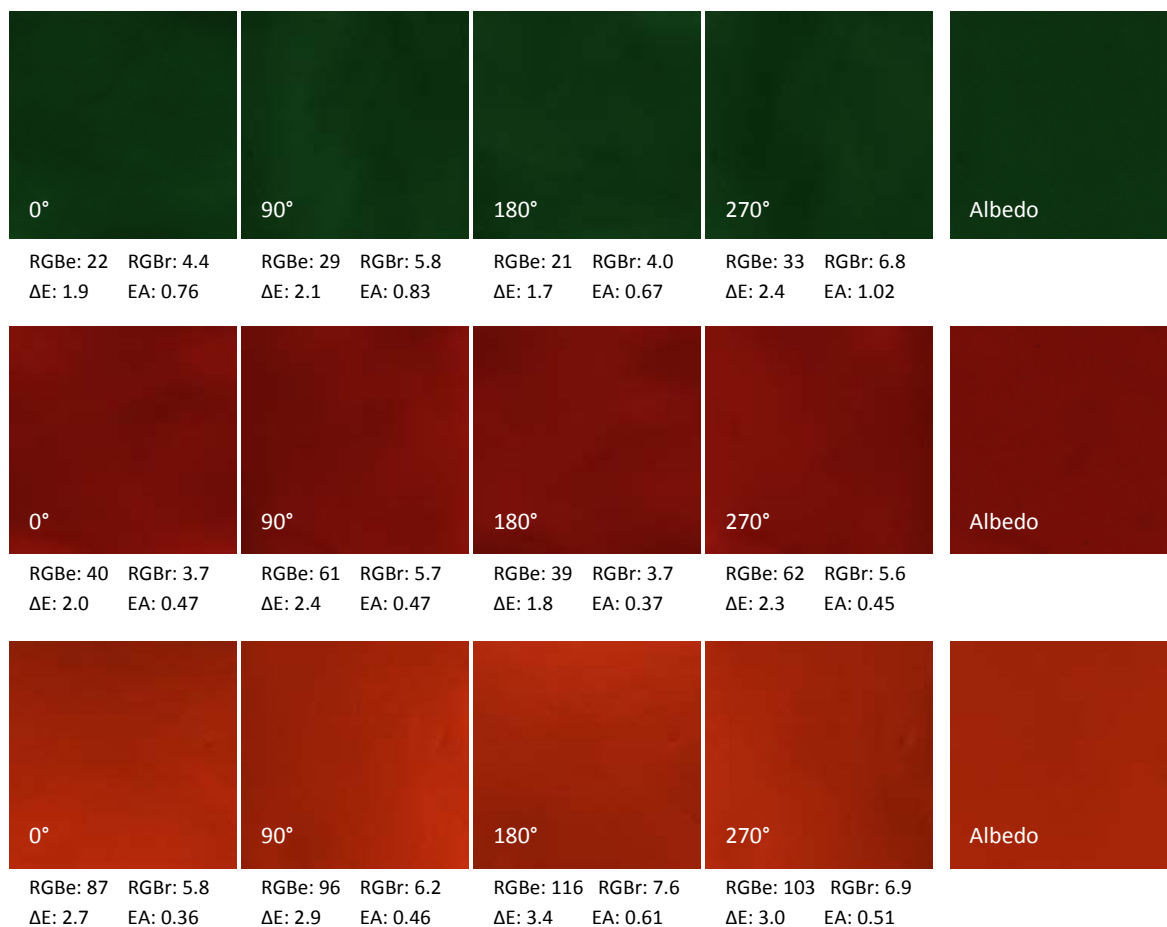


Figura 6.3: Capturas de tres de las muestras de calibración lisas (de arriba abajo, muestras 21, 16 y 11) e imagen del albedo transformado recuperado a partir de ellas. Bajo cada una de las imágenes se muestran los valores medios para todas las métricas obtenidos en la comparación entre las imágenes originales y el albedo correspondiente.

El siguiente paso consiste comprobar que efectivamente se encuentra mejora cuando se emplea para la recuperación de reflectancias el albedo transformado en RGB como punto de partida en lugar de la imagen RGB original. Para ello, se recuperaron reflectancias tanto para las imágenes originales (utilizaremos las capturadas con un ángulo acimutal de 0°) como para los albedos multiplicados por la constante $\sin(\theta)$. Se compararon las reflectancias obtenidas para cada una de las muestras punto a punto con las reflectancias de las muestras lisas del color correspondiente medidas con el espectrorradiómetro. Los resultados se muestran en la tabla 6.2. En la primera fila se observan los resultados correspondientes a las imágenes originales (1) y en la segunda las correspondientes al albedo transformado (2). Como puede verse, todas las estadísticas correspondientes al albedo presentan mejores valores de GFC que en el caso de las imágenes originales.

Tabla 6.2. GFCs obtenidos en la comparación de las reflectancias recuperadas a partir de las imágenes originales (primera fila) y los albedos transformados (segunda fila)

	Media	Mediana	DesvStd	Perc90	Perc95	Perc99
1	0.9811	0.9895	0.0264	0.9577	0.9341	0.8920
2	0.9838	0.9903	0.0225	0.9667	0.9498	0.9142

En la figura 6.4 aparecen dos ejemplos. El primero (primera fila) se corresponde con las muestras de calibración rosa claro y el segundo (segunda fila) con las moradas. En cada una de las gráficas se representa con una línea sólida la reflectancia de la muestra lisa correspondiente medida con el espectroradiómetro (reflectancia teórica), y con líneas discontinuas las reflectancias promedio recuperadas con nuestro algoritmo para las cinco muestras del mismo color. En la primera columna se encuentran los resultados obtenidos para las reflectancias recuperadas a partir de las imágenes originales y en la segunda columna los obtenidos para las reflectancias recuperadas a partir de los albedos. En el caso de las muestras rosa claro, los valores GFC promedio en un caso y otro son prácticamente iguales, aunque ligeramente superiores para las reflectancias recuperadas a partir de las imágenes originales. Sin embargo, se observa que las reflectancias recuperadas a partir de los albedos son más parecidas entre sí. En el caso de las muestras moradas, los valores GFC obtenidos son muy bajos. Esto se debe principalmente a la cola que presenta la reflectancia teórica y que, como comentamos en el capítulo anterior, se produce cuando dividimos la radiancia que proporciona el espectrorradiómetro por la SPD de la fuente de iluminación. En este caso sí que obtenemos un GFC mejor en el caso de las reflectancias recuperadas a partir del albedo y estas de nuevo son más parecidas entre sí que las recuperadas a partir de las imágenes originales.

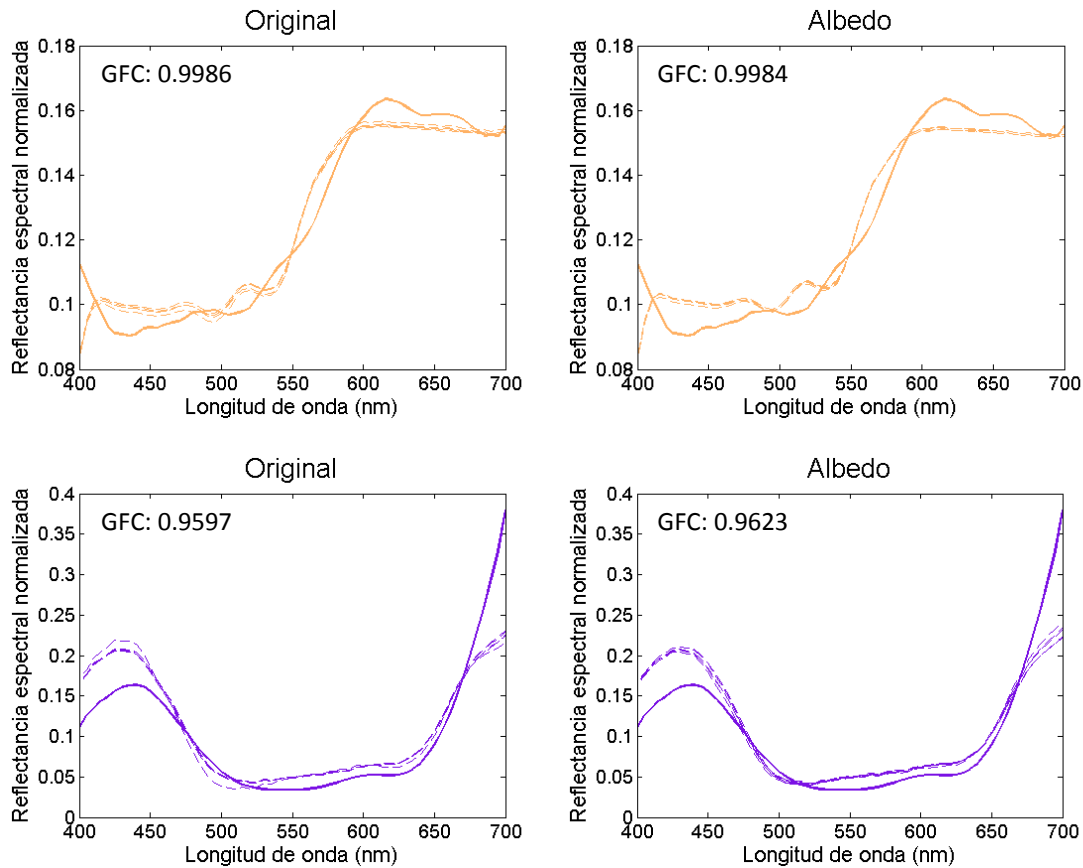


Figura 6.4: Ejemplos de las reflectancias recuperadas para las muestras de calibración rosa claro (primera fila) y morado (segunda fila) a partir de las imágenes originales capturadas bajo un ángulo de 0° y a partir de los albedos. La línea sólida representa la reflectancia medida con el espectrorradiómetro PR650 de la muestra lisa del color correspondiente y las líneas discontinuas representan las reflectancias recuperadas por nuestro algoritmo para las cinco muestras de calibración del mismo color.

Por último, se ha aplicado la ecuación (6.1) para simular los albedos de las muestras de calibración bajo diferentes condiciones de iluminación. Para ello se han recuperado reflectancias a partir de los albedos recuperados en el capítulo 4, previamente transformados a valores RGB. Aplicando la ecuación (6.1) es posible calcular el albedo bajo cualquier fuente de iluminación simplemente conociendo su SPD y la curvas de sensibilidad de la cámara y, una vez que se dispone de dicho albedo, podemos simular la muestra bajo cualquier fuente de iluminación y bajo cualquier geometría de iluminación empleando la ecuación (2.6). En este caso, se han reproducido las direcciones de iluminación empleadas en el capítulo 4 bajo tres fuentes de iluminación diferentes, cuya SPD se muestra en la figura 6.5. Se emplearon dos fluorescentes, representados en azul y verde en la figura 6.5 (el representado en

azul es el mismo que se empleó en el capítulo 4) y una lámpara de incandescencia (rojo en la figura). Las curvas de sensibilidad de la cámara empleada están representadas en la figura 6.6. Se simularon por tanto las muestras bajo ocho direcciones de iluminación (0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° , 315°) y las tres fuentes antes mencionadas (un total de 840 imágenes) e, igual que hicimos en el capítulo 4, las muestras se capturaron bajo estas mismas condiciones para poder evaluar los resultados. Como hemos dicho, las muestras utilizadas para recuperar normales y albedos fueron las mismas que en dicho capítulo, es decir, aquellas capturadas bajo acimuts de 0° , 90° , 180° y 270° y el mismo iluminante, de manera que en este caso también podremos distinguir entre conjunto de recuperación y conjunto de prueba.

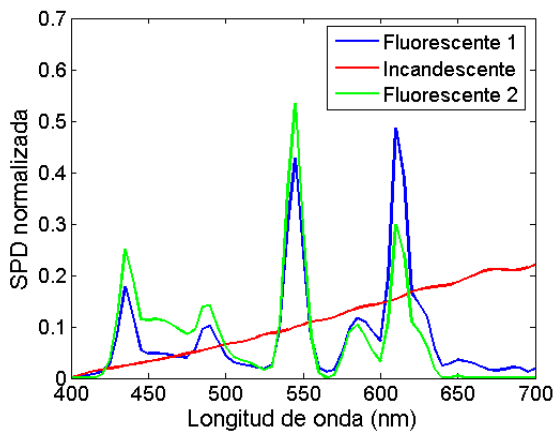


Figura 6.5: SPDs de los iluminantes empleados en este capítulo.

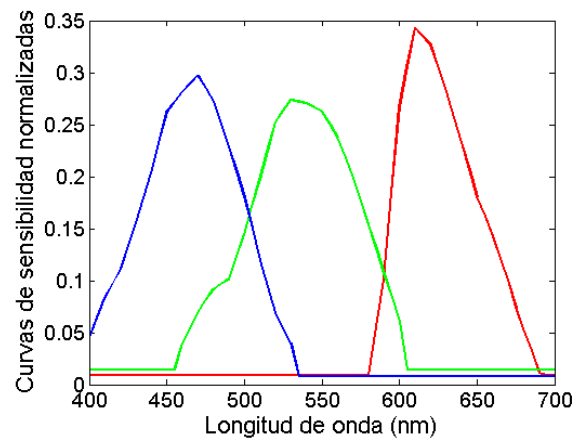


Figura 6.6: Curvas de sensibilidad de los sensores de la cámara Retiga 1300.

Previo a la presentación de los resultados de estas simulaciones, es preciso señalar que los resultados obtenidos van a tener un error asociado a diversas causas (falta de estabilidad de las fuentes empleadas, posibles variaciones con el tiempo de la sensibilidad de los canales de la cámara). Para cuantificar este error, se simularon las muestras de calibración lisas bajo las direcciones de iluminación empleadas en la recuperación de albedos (0° , 90° , 180° y 270°) y las tres fuentes de iluminación, utilizando para ello las reflectancias medidas con el espectrorradiómetro PR650, y se compararon con las originales. Los resultados globales para todas las métricas y las tres fuentes se muestran en las tablas 6.3, 6.4 y 6.5.

Tabla 6.3. Resultados de la comparación entre las muestras lisas simuladas con las reflectancias teóricas y las imágenes originales bajo el fluorescente 1.

	Media	Mediana	DesvStd	Perc90	Perc95	Perc99
RGBE	107	104	43	167	186	210
RGBr	13.1	8.7	11.5	33.9	41.3	51.2
ΔE	11.3	9.1	7.9	21.1	28.2	39.3
EA	3.34	2.53	2.71	7.18	9.88	13.72

Tabla 6.4. Resultados de la comparación entre las muestras lisas simuladas con las reflectancias teóricas y las imágenes originales bajo el fluorescente 2.

	Media	Mediana	DesvStd	Perc90	Perc95	Perc99
RGBE	128	123	53	209	224	247
RGBr	16.6	12.6	12.4	39.4	47.5	55.6
ΔE	11.1	7.4	9.4	21.7	33.5	47.4
EA	3.62	2.56	2.63	7.54	9.05	11.57

Tabla 6.5. Resultados de la comparación entre las muestras lisas simuladas con las reflectancias teóricas y las imágenes originales bajo el incandescente.

	Media	Mediana	DesvStd	Perc90	Perc95	Perc99
RGBE	128	121	51	200	221	268
RGBr	16.7	13.0	12.1	37.8	44.2	55.4
ΔE	10.1	7.8	8.4	18.8	24.7	48.6
EA	2.82	2.40	1.76	5.36	6.28	7.64

Los valores medios obtenidos en estas tablas se considerarán como una referencia para nuestros resultados. Como puede observarse, los resultados obtenidos para el fluorescente 1 con casi todas las métricas son mejores que para las otras dos. Esto tiene lógica si pensamos que el conjunto de entrenamiento se capturó bajo este iluminante. La única excepción son las diferencias de color CIELAB, que son mejores para el fluorescente 2 y el incandescente. En el capítulo 4, al presentar esta métrica se ha comentado que para convertir los valores RGB a XYZ, como paso previo al cálculo de las diferencias de color, se emplea un ajuste experimental. Es posible que la mejoría en esta métrica observada en las tablas 6.4 y 6.5 se deba al mejor funcionamiento del ajuste realizado para estas dos fuentes.

A continuación, se simularon las muestras de calibración bajo las ocho direcciones de iluminación y las tres fuentes antes comentadas. Para ello se utilizaron

los vectores normal calculados en el capítulo 4 y las reflectancias recuperadas a partir de los albedos siguiendo el método expuesto en el capítulo 5. En la tabla 6.6 se muestra un resumen de los resultados obtenidos para cada iluminante de forma independiente. En dicha tabla se muestran además los resultados de forma independiente para los conjuntos de entrenamiento y prueba y por último los resultados globales. Las estadísticas mostradas son la media (1), mediana (2) y percentil 95 (3) de cada una de las métricas. Si se comparan estos resultados con los que aparecen en las tablas 6.3-6.5, se observa que los valores obtenidos son muy próximos a éstos e incluso mejores en algunos casos, por lo que podríamos considerar que estas simulaciones serían las mejores que podríamos conseguir en las condiciones en que trabajamos.

Tabla 6.6. Resumen de resultados para la simulación de las muestras de calibración bajo distintas fuentes de iluminación

		Fluorescente 1			Fluorescente 2			Incandescente		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Conjunto de entrenamiento	RGBE	126	100	321	174	129	461	209	150	540
	RGBr	13.5	10.9	36.6	18.9	16.6	43.4	21.2	19.6	44.2
	ΔE	12.8	10.2	34.0	4.7	4.3	10.1	7.4	4.0	21.2
	EA	3.44	2.46	9.75	3.54	2.70	9.90	3.58	2.91	9.08
Conjunto de prueba	RGBE	116	95	281	167	124	446	202	149	515
	RGBr	12.8	10.2	36.1	18.3	15.9	41.6	20.7	19.2	42.9
	ΔE	12.6	10.3	31.3	4.6	4.2	9.9	6.8	3.8	19.5
	EA	3.41	2.37	10.08	3.54	2.63	9.99	3.42	2.77	9.03
Resultados globales	RGBE	121	98	301	171	126	454	206	150	527
	RGBr	13.2	10.5	36.3	18.6	16.2	42.5	21.0	19.4	43.6
	ΔE	12.7	10.3	32.9	4.6	4.2	10.0	7.1	3.9	20.4
	EA	3.42	2.42	9.90	3.54	2.66	9.94	3.50	2.84	9.06

Así por ejemplo, el RGBE medio global obtenido para el fluorescente 1 es de 121 (3.0% del valor máximo posible), frente al valor 107 (2.6%) que se muestra en la tabla 6.3. Los resultados son algo peores para las otras dos fuentes de iluminación, cuyos RGE medios globales son de 174 (4.2%) y 209 (5.1%), frente al 128 (3.1%) que aparece en las tablas 6.4 y 6.5. En general los resultados obtenidos para el fluorescente 1 son mejores que en los otros dos casos, salvo en la métrica CIELAB, que presenta valores muy bajos para las fuentes fluorescente 2 e incandescente. Estos valores son anormalmente bajos si los comparamos con los obtenidos en las tablas 6.4 y 6.5. Otro

dato inesperado que encontramos en esta tabla es el hecho de que los resultados para el conjunto de entrenamiento son peores que los del conjunto de prueba.

En la figura 6.7 se muestra un ejemplo de simulación hecha bajo cada uno de los iluminantes, dicho ejemplo se ha escogido de manera que los valores medios de las distintas métricas estén próximos a los valores medios globales. La primera imagen de cada fila es la imagen original, la segunda es la simulada y la tercera es un diagrama en falso color en el que se representa la distribución de las diferencias de color CIELAB en la imagen simulada. Además, bajo cada conjunto de imágenes de la misma muestra se presentan los valores medios obtenidos para cada métrica. El primer ejemplo se corresponde con la muestra de calibración número 13 capturada bajo el fluorescente 1 con un ángulo acimutal de 0° . Al comparar ambas imágenes se aprecian diferencias, la imagen simulada está un poco menos saturada que la original y presenta un cierto pixelado. En la imagen a falso color se observa que las diferencias de color están situadas en torno al valor medio ($14.5 \Delta E_{ab}^*$) con una desviación estándar relativamente baja ($4 \Delta E_{ab}^*$). El segundo ejemplo es la muestra de calibración 8 capturada bajo el fluorescente 2 con un ángulo acimutal de 315° . En este caso apenas se aprecia pixelado en la imagen simulada, pero las diferencias de color no están repartidas de una forma tan homogénea como en el caso anterior. Como puede verse en la imagen a falso color, los valores más elevados de dichas diferencias están concentrados en las zonas sombreadas. Si observamos detenidamente la imagen original, en estas zonas aparecen sombras arrojadas que no han podido ser reproducidas ya que no están contempladas en el modelo que empleamos para hacer las simulaciones. Por último, el tercer ejemplo es la muestra 17 capturada bajo el incandescente con un ángulo acimutal de 0° . Este caso la imagen simulada también presenta menor saturación y las diferencias de color se encuentran repartidas de manera más o menos homogénea. Los valores más altos que se observan de nuevo están relacionados con sombras arrojadas. En general, si consideramos los ejemplos en conjunto, en todos los casos se observa que al simular las muestras estas pierden colorido y aparecen diferencias elevadas relacionadas con la presencia de sombras arrojadas.

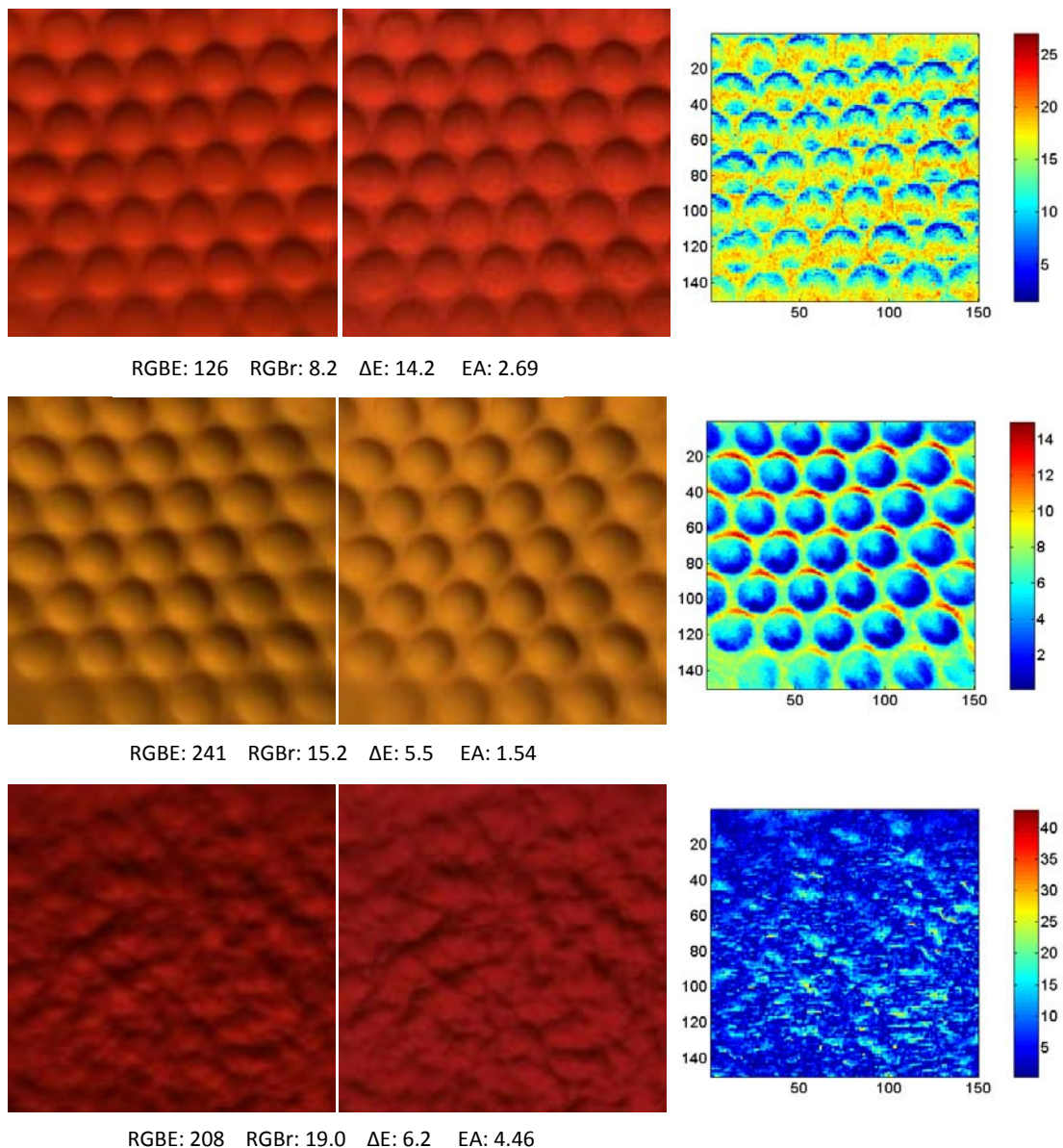


Figura 6.7: Ejemplos de las simulaciones realizadas bajo las distintas fuentes de iluminación. De arriba abajo: fluorescente 1, fluorescente 2 e incandescente. En la primera columna se muestran las imágenes originales, en la segunda las simuladas y en la tercera la distribución de diferencias de color CIELAB encontradas en la muestra simulada.

Como conclusión a lo expuesto en esta sección, podemos decir que la simulación de objetos modificando tanto la geometría como la composición espectral de las fuentes de luz empleadas es posible. Sin embargo, estas simulaciones no van a ser tan fieles a las imágenes originales como las que conseguimos en el capítulo 4 debido a que el método de recuperación de reflectancias empleado acarrea una serie de errores que no pueden evitarse. Sin embargo, los resultados podrían mejorar si dicho método de recuperación de reflectancias se optimizara. Esto podría hacerse

empleando un sistema hiperespectral para hacer las capturas, lo que permitiría obtener las reflectancias espectrales de las muestras directamente

6.2.3. Simulaciones con muestras más complejas.

Para comprobar la efectividad de este método con muestras más complejas, las simulaciones descritas en el apartado anterior se repitieron con el conjunto de 60 muestras test. Dichas muestras también se capturaron y simularon bajo las mismas direcciones de iluminación expuestas anteriormente (0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° , 315°) y las tres fuentes de iluminación cuyas SPDs aparecen en la figura 6.5. Se emplearon como punto de partida los albedos y las normales calculados en el capítulo 4 y se recuperaron reflectancias a partir de dichos albedos. Las 60 escenas se simularon bajo las 8 direcciones de iluminación y las tres fuentes antes mencionadas, lo que hace un total de 1440 imágenes. En este caso también dividiremos el conjunto de 60 muestras en dos, uno que comprenderá las 47 primeras muestras (con superficies menos complejas) y otro que comprenderá las muestras de la 48 en adelante (con superficies más complejas).

La tabla 6.7 muestra un resumen de los resultados obtenidos para las 47 primeras muestras. Como era de esperar, los resultados en este caso son peores que los encontrados en la sección anterior debido a la mayor complejidad de estas muestras. Como vemos, se repite la tendencia anterior en la que los resultados para el fluorescente 1 son mejores y los del fluorescente 2 y el incandescente son parecidos, y de nuevo encontramos que los resultados para el conjunto de prueba son ligeramente mejores que los del conjunto de entrenamiento. Otra tendencia que se repite es el hecho de que las diferencias de color CIELAB son bastante mejores para las fuentes fluorescente 2 e incandescente. Si comparamos los resultados globales obtenidos con los de las tablas de referencia 6.3-6.5, observamos que todos los valores obtenidos ahora superan los de estas tablas salvo las diferencias de color CIELAB para las fuentes fluorescente 2 e incandescente. El RGBE medio de referencia según estas tablas es de 107 (2.6% del valor máximo posible) para el iluminante fluorescente 1 y de 128 (3.1%) para las otras dos fuentes. En los tres casos los valores obtenidos ahora son

aproximadamente el doble: 191 (4.7 %) para el fluorescente 1, 264 (6.4%) para el fluorescente 2 y 255 (6.2%) para el incandescente. Lo mismo ocurre en el caso del RGBr y el EA. La única métrica que no acusa este comportamiento son las diferencias de color CIELAB. Los valores de referencia para esta métrica son $11.3 \Delta E_{ab}^*$, $11.1 \Delta E_{ab}^*$ y $10.1 \Delta E_{ab}^*$ para las fuentes de iluminación fluorescente 1, fluorescente 2 e incandescente respectivamente. Tan solo en el caso del fluorescente 1 se supera el valor de referencia en este caso ($12.7 \Delta E_{ab}^*$), mientras que en los otros dos casos se reduce prácticamente a la mitad ($6.8 \Delta E_{ab}^*$ y $5.6 \Delta E_{ab}^*$).

Tabla 6.7. Resumen de resultados para la simulación de las 47 primeras muestras test bajo distintas fuentes de iluminación

		Fluorescente 1			Fluorescente 2			Incandescente		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Conjunto de entrenamiento	RGBE	195	152	530	272	204	730	265	189	727
	RGBr	28.6	17.0	91.5	34.3	23.4	96.2	39.8	28.4	111.3
	ΔE	12.7	9.3	32.2	7.0	5.1	20.6	5.9	4.0	17.0
	EA	6.07	3.40	22.34	7.71	5.10	24.80	7.94	5.99	21.93
Conjunto de prueba	RGBE	186	146	477	256	196	672	244	181	648
	RGBr	28.3	15.6	31.3	33.5	22.3	97.7	38.5	26.6	113.3
	ΔE	12.7	9.6	32.9	6.7	4.9	19.7	5.4	3.8	15.5
	EA	6.26	3.65	23.13	7.78	5.25	24.96	7.59	6.07	19.74
Resultados globales	RGBE	191	149	504	264	200	703	255	185	691
	RGBr	28.4	16.2	92.9	33.5	22.6	95.5	39.1	27.4	112.8
	ΔE	12.7	9.5	32.6	6.8	5.0	20.2	5.6	3.9	16.3
	EA	6.15	3.51	22.74	7.71	5.16	24.83	7.75	6.00	21.07

En la figura 6.8 se muestran tres ejemplos, uno por cada iluminante, escogidos de manera que sus estadísticas medias estén próximas a las globales. Igual que en la figura 6.7, cada fila representa un ejemplo capturado y simulado bajo una fuente diferente: en la primera fila aparece la muestra 9 capturada y simulada bajo el fluorescente 1 con un ángulo acimutal de 180° , en la segunda aparece la muestra 25 capturada y simulada bajo el fluorescente 2 con un ángulo acimutal de 135° y en la tercera fila aparece la muestra 18 capturada y simulada bajo el incandescente con un ángulo acimutal de 315° . La tercera imagen de cada fila es una imagen en falso color en la que se representa la distribución de diferencias de color CIELAB en la imagen simulada. Bajo cada par de imágenes se incluyen además los valores medios obtenidos

para todas las métricas. Se observan tendencias similares a las encontradas en la figura 6.7, como la pérdida de saturación en todas las imágenes simuladas. En este caso, sin embargo, las distribuciones de las diferencias de color son más homogéneas, sobre todo en las muestras 9 y 18 (primera y última). Las diferencias más acusadas que se observan en la imagen a falso color correspondiente a la muestra 25 coinciden con las zonas en las que la imagen original presenta sombras arrojadas.

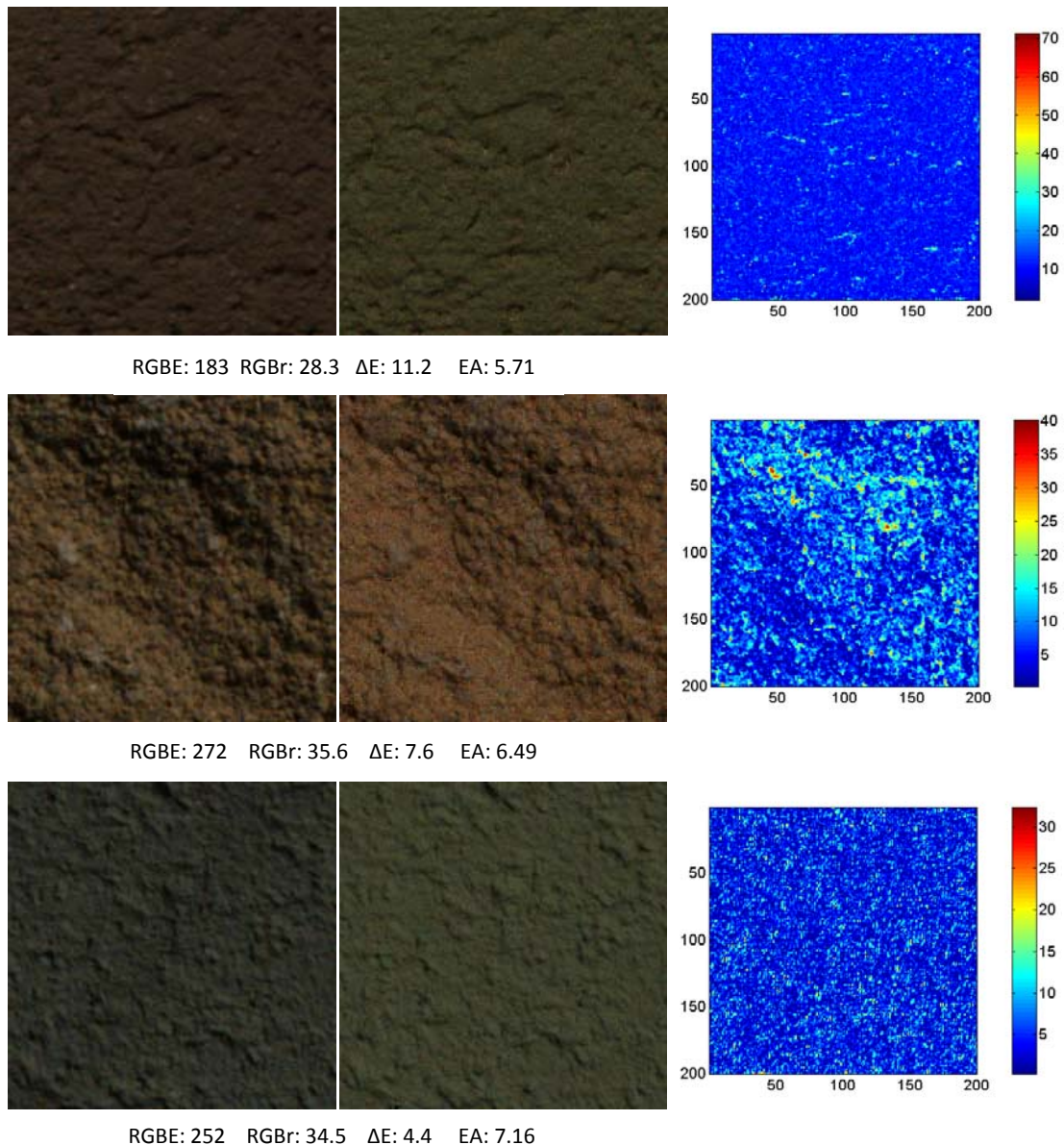


Figura 6.8: Ejemplos de las simulaciones realizadas bajo las distintas fuentes de iluminación. De arriba abajo: fluorescente 1, fluorescente 2 e incandescente. En la primera columna se muestran las imágenes originales, en la segunda las simuladas y en la tercera la distribución de diferencias de color CIELAB encontradas en la muestra simulada.

La tabla 6.8 recoge los mismos resultados que la tabla 6.7, pero en este caso para las muestras 48-60. Recordemos que estas muestras presentaban superficies mucho más complejas que las anteriores, con discontinuidades que, entre otras cosas, provocan sombras arrojadas que nuestros algoritmos no son capaces de reproducir. Por todo este motivo, no resulta raro comprobar que efectivamente los resultados en este caso son peores que los vistos hasta ahora. Se mantienen las tendencias generales encontradas en las tablas anteriores, es decir, los resultados para el fluorescente 1 son mejores que para los otros dos y todos los valores son peores que los de referencia salvo en el caso de las diferencias de color CIELAB para el fluorescente 2 y el incandescente.

Tabla 6.8. Resumen de resultados para la simulación de las muestras test 48-60 bajo distintas fuentes de iluminación

		Fluorescente 1			Fluorescente 2			Incandescente		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Conjunto de entrenamiento	RGBE	233	168	638	337	256	875	326	243	831
	RGBr	53.8	39.4	141.0	52.5	39.4	147.4	63.2	47.6	154.0
	ΔE	16.9	12.8	43.7	10.2	7.7	27.4	6.9	3.8	23.0
	EA	6.47	3.57	7.03	7.36	4.18	24.35	6.45	5.69	14.81
Conjunto de prueba	RGBE	237	171	643	334	254	859	321	242	813
	RGBr	55.1	41.2	142.4	52.9	39.2	148.0	62.7	45.7	152.3
	ΔE	17.6	13.7	44.3	10.2	7.7	27.3	6.8	4.0	23.2
	EA	7.09	4.11	22.19	7.74	4.65	24.56	6.79	6.13	15.28
Resultados globales	RGBE	235	170	640	336	255	867	323	243	822
	RGBr	53.8	39.5	141.3	51.9	38.7	145.7	62.0	45.3	152.9
	ΔE	17.2	13.2	44.0	10.2	7.7	27.3	6.8	3.9	23.1
	EA	6.68	3.77	7.15	7.38	4.29	24.37	6.69	5.99	15.43

La figura 6.9 es similar a las 6.8, pero mostrando ahora muestras de este segundo conjunto. En la primera fila aparece la muestra 57 capturada y simulada bajo el fluorescente 1 con un ángulo acimutal de 225°, en la segunda la muestra 50 capturada y simulada bajo el fluorescente 2 con un ángulo acimutal de 90° y en la tercera la muestra 51 capturada y simulada bajo el incandescente con un ángulo acimutal de 0°. En este caso, el aspecto de las muestras simuladas es bastante poco realista. En el primer ejemplo (muestra 57) las irregularidades más importantes se encuentran en las zonas de contacto entre los elementos que constituyen la muestra. Esto se debe a que en estas zonas de contacto aparecen sombras en tres de las cuatro

imágenes empleadas para recuperar albedos, de manera que el algoritmo de recuperación de reflectancias no funciona de forma óptima. Además en la imagen original se observan brillos que tampoco están contemplados en el método que nosotros empleamos para simular, y que por tanto no aparecen en la muestra simulada. Este último efecto se observa especialmente en el tercer ejemplo. El segundo ejemplo es especialmente malo desde un punto de vista colorimétrico, como puede verse, el método no ha sido capaz de reproducir las espirales verdes, y de nuevo nos encontramos con problemas en las zonas en las que aparecen sombras arrojadas (especialmente en el contorno de las formas). En el último caso, de nuevo aparecen problemas en los bordes y, como hemos dicho, nuestro modelo no es capaz de simular los brillos que aparecen. En general, la degradación del color de las imágenes en estos ejemplos es mucho más acusada que en los anteriores.

Por último, y a modo de resumen, la tabla 6.9 muestra los resultados promedio globales para las 60 muestras.

Tabla 6.9. Resumen de resultados para la simulación de las 60 muestras test bajo distintas fuentes de iluminación

		Fluorescente 1			Fluorescente 2			Incandescente		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Conjunto de entrenamiento	RGBE	204	155	560	286	213	766	278	198	755
	RGBr	31.1	17.2	107.5	34.2	22.0	106.8	41.4	28.0	125.6
	ΔE	13.6	9.8	34.1	7.7	5.4	22.6	6.1	4.0	18.2
	EA	5.85	3.23	21.68	7.12	4.47	20.50	7.24	5.60	20.62
Conjunto de prueba	RGBE	197	150	524	273	206	724	261	190	699
	RGBr	30.1	16.0	109.4	33.4	21.0	107.2	40.4	26.4	127.2
	ΔE	13.8	10.3	34.8	7.4	5.3	22.0	5.7	3.8	17.0
	EA	6.04	3.50	22.51	7.14	4.68	24.51	7.00	5.72	18.39
Resultados globales	RGBE	200	153	543	280	209	746	269	194	729
	RGBr	30.6	16.3	107.2	32.9	21.0	103.7	40.1	26.6	125.7
	ΔE	13.7	10.0	34.5	7.6	5.4	22.3	5.9	3.9	17.6
	EA	5.88	3.30	22.11	6.99	4.51	24.38	7.03	5.57	19.60

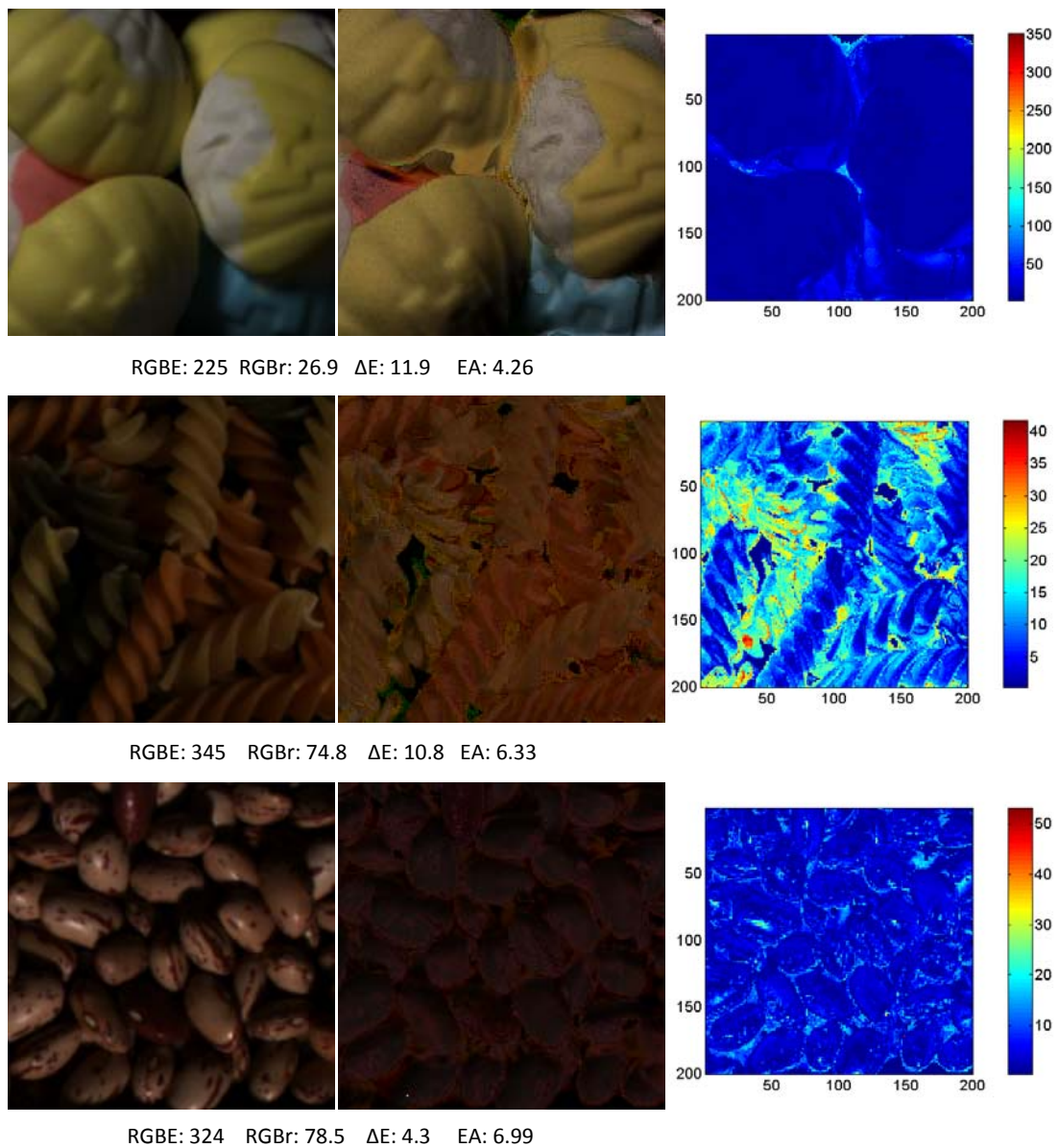


Figura 6.9: Ejemplos de las simulaciones realizadas bajo las distintas fuentes de iluminación. De arriba abajo: fluorescente 1, fluorescente 2 e incandescente. En la primera columna se muestran las imágenes originales, en la segunda las simuladas y en la tercera la distribución de diferencias de color CIELAB encontradas en la muestra simulada.

6.3. RESUMEN

En este capítulo se han presentado los resultados de la combinación de los algoritmos propuestos en los capítulos 4 y 5. En el capítulo 4 se ha propuesto un método que permite recuperar el albedo y las normales de una superficie. A partir de esta información, se han podido simular dichas superficies bajo diferentes direcciones de iluminación por medio de la expresión (2.6). En el capítulo 5, por otra parte, se presentó el método de la pseudoinversa que permite recuperar la reflectancia en cada píxel de la imagen de una superficie. Para ello, se parte de los valores RGB de dicha superficie y mediante una matriz de transformación, obtiene la reflectancia asociada a cada píxel. Debido a que el punto de partida de este método son los valores RGB, podemos tener problemas si la superficie en cuestión presenta una determinada textura, ya que la apariencia de la superficie, y por tanto el valor de los RGBs de la imagen correspondiente, variará si modificamos la dirección de iluminación.

Por ello, en este capítulo se propone utilizar como punto de partida para la recuperación de las reflectancias de una superficie el valor del albedo en lugar de los valores RGB reales. Esto se debe a que, como se expuso en el capítulo 4, el albedo es invariante ante los cambios de geometría de iluminación. No es posible recuperar directamente reflectancias a partir de albedos porque, según la expresión (2.6) $\mathbf{I} = \rho(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$, es preciso multiplicarlo por el término $(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$ para convertirlo en un valor RGB. Para ello, se ha supuesto que el albedo recuperado se corresponde con el albedo de una superficie lisa, situación que se corresponde con considerar para el vector normal la forma $\mathbf{N} = (0, 0, -1)$, según el criterio de signos empleado. Por ser nulos todas las componentes de este vector salvo la última, sólo nos interesará tener en cuenta este valor para el vector iluminación \mathbf{L} que nos queda por determinar. La forma de este vector es $\mathbf{L} = (\cos(\theta)\sin(\varphi), \cos(\theta)\cos(\varphi), -\sin(\theta))$, por lo que finalmente la transformación del albedo se reduce a multiplicarlo por la constante $\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T = \sin(\theta)$, donde se ha considerado $\theta = 55^\circ$ por ser el ángulo de elevación

empleado en todas las capturas. El buen funcionamiento de esta transformación se ha evaluado empleando las muestras de calibración presentadas en el capítulo 3.

Una vez que hemos recuperado las reflectancias en cada punto de la superficie a partir de los valores de albedo transformados, podemos simular las escenas bajo un rango mucho más amplio de situaciones, ya que si modelamos el albedo a través de la expresión (6.1), podemos simularlo bajo fuentes de iluminación con distintas composiciones espectrales. Y, uniendo esto a las simulaciones que ya realizamos en el capítulo 4, ahora es posible simular una superficie bajo cualquier dirección de iluminación y bajo cualquier fuente de iluminación de la que conozcamos su SPD. Sin embargo, estas simulaciones van a tener un error de base asociado al hecho de que la ecuación (6.1) es un modelo y a la determinación que en su momento se hizo de las SPD de los iluminantes y de las curvas de sensibilidad de los sensores de la cámara. Por ello, antes de realizar las simulaciones con las reflectancias recuperadas, se ha hecho una simulación empleando las reflectancias de las muestras de calibración lisas medidas con el espectrorradiómetro PR650. Al comparar estas simulaciones con las imágenes reales obtenemos un error de referencia para las simulaciones hechas con las reflectancias recuperadas con el método de la pseudoinversa.

A continuación, se han hecho las simulaciones antes comentadas con las muestras de calibración. Se han simulado las 35 muestras, en 8 direcciones de iluminación (0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° y 315°) y bajo tres fuentes de iluminación diferentes (dos fluorescentes y un incandescente, lo que hace un total de 840 imágenes simuladas. Estas imágenes también fueron capturadas para poder evaluar los resultados. Estos resultados no son tan buenos como los obtenidos en el capítulo 4 debido a que el método de recuperación de reflectancias empleado no es óptimo. Sin embargo, los resultados podrían mejorar bien empleando un algoritmo más complejo, bien empleando un dispositivo diferente para realizar las capturas, como por ejemplo un dispositivo hiperespectral.

Para comprobar la efectividad del método en situaciones más complejas, se recuperaron reflectancias y se hicieron simulaciones con las muestras test. Las 60 muestras test se simularon en las mismas condiciones antes descritas (un total de

1440 imágenes). Para las primeras 47 imágenes de este conjunto, que presentan superficies menos complejas y pocas sombras arrojadas y brillos, los resultados no son óptimos pero si aceptables. Con el resto de imágenes los resultados son bastante peores, ya que están bastante alejadas de las condiciones de funcionamiento óptimo de los algoritmos y presentan discontinuidades y gran cantidad de sombras arrojadas.

Los resultados de las simulaciones realizadas en este capítulo podrían mejorar si se añadiera un modelo que simulara la iluminación, para poder recrear así las sombras arrojadas y los brillos.

CAPÍTULO 7:

APLICACIONES.

7.1. APLICACIÓN I: GEOMETRÍA DE ILUMINACIÓN NO CONTROLADA

7.1.1. Método.

La necesidad de controlar o conocer ciertos parámetros *a priori* para poder aplicar un determinado algoritmo puede convertirlo en poco práctico. En este sentido, el presentado en esta tesis tiene el inconveniente de que en la recuperación de vectores normal y albedos es imprescindible controlar la dirección de iluminación al hacer las capturas. Por ello, se pensó que podía ser interesante encontrar una manera de determinar la dirección de la luz incidente en lugar de que fuera necesario controlar la orientación de la fuente de iluminación, ya que esto permitiría ampliar el rango de situaciones en las que el sistema es aplicable.

El sistema desarrollado para ello es muy simple. Consiste en un tablero sobre el que se ha adherido una lámina con la trama que se muestra en la figura 7.1. En dicha trama se representan una serie de círculos concéntricos y un cierto número de radios. El círculo menor tiene un diámetro de 1.0 ± 0.1 cm que se va incrementando en los círculos sucesivos en 1.0 ± 0.1 cm mientras que los radios están representados cada $5^\circ \pm 1^\circ$. El tablero se perforó justo en el centro de la trama y se insertó en él un vástago que sobresalía una altura de 6.9 ± 0.1 cm del tablero. Este sencillito dispositivo, similar a

un reloj de sol, permite determinar la dirección con la que incide la luz sobre una superficie calculando el ángulo y la longitud de la sombra proyectada por el vástago. Según su construcción, el ángulo se determinará con un error de 5° y la longitud con un error de 0.5 cm.

En la figura 7.2 se muestra un ejemplo del método empleado en la determinación del ángulo de incidencia de la luz sobre el tablero. En él, la sombra proyectada por el vástago tiene una longitud $R = 7.0 \pm 0.5$ cm, y forma un ángulo de $A = 20^\circ \pm 5^\circ$ con el eje y . Si tomamos como origen para medir ángulos el eje x y tomamos como positivo el sentido contrario a las agujas del reloj, el ángulo que forma la sombra será de $A = 290^\circ \pm 5^\circ$. Es fácil demostrar que la elevación θ y el acimut φ de la fuente pueden calcularse a partir de estos valores con las expresiones:

$$\theta = \arctan\left(\frac{R}{L}\right) \tag{7.1}$$

$$\varphi = A - 180^\circ$$

Donde L es la longitud del vástago. En nuestro ejemplo, los valores de elevación y acimut calculados serían: $\theta = 45.4^\circ \pm 0.4^\circ$ y $\varphi = 110^\circ \pm 5^\circ$, respectivamente.

Una vez contamos con este dispositivo, podemos utilizar nuestro sistema en condiciones más generales. Para comprobar que el método es efectivo, se capturaron las muestras de calibración en una situación como la que se muestra en la figura 7.3.

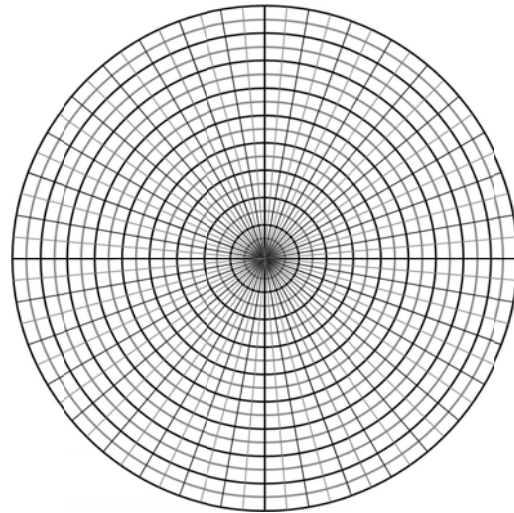


Figura 7.1: Trama empleada en la determinación de la dirección de iluminación.

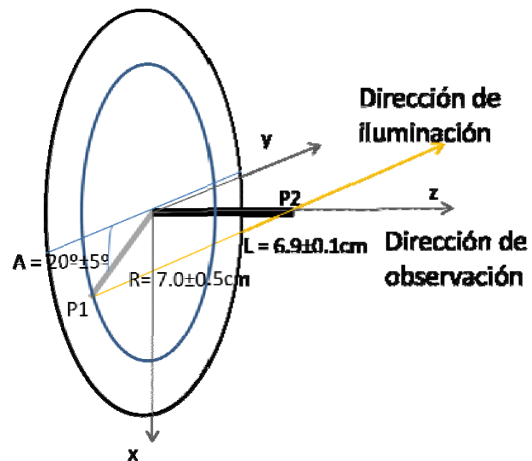


Figura 7.2: Ejemplo del método empleado para determinar la orientación de la luz incidente.

La imagen de la izquierda muestra la cámara apuntando a un atril que sostiene las muestras en posición vertical. Se empleó una fuente colocada en cuatro posiciones distintas para obtener las imágenes de las muestras bajo las cuatro direcciones de iluminación necesarias para la recuperación de vectores normal y albedos. En cada una de estas cuatro posiciones (derecha), se empleó el dispositivo antes comentado para determinar la orientación de la iluminación situándolo delante de las muestras antes de cada captura.

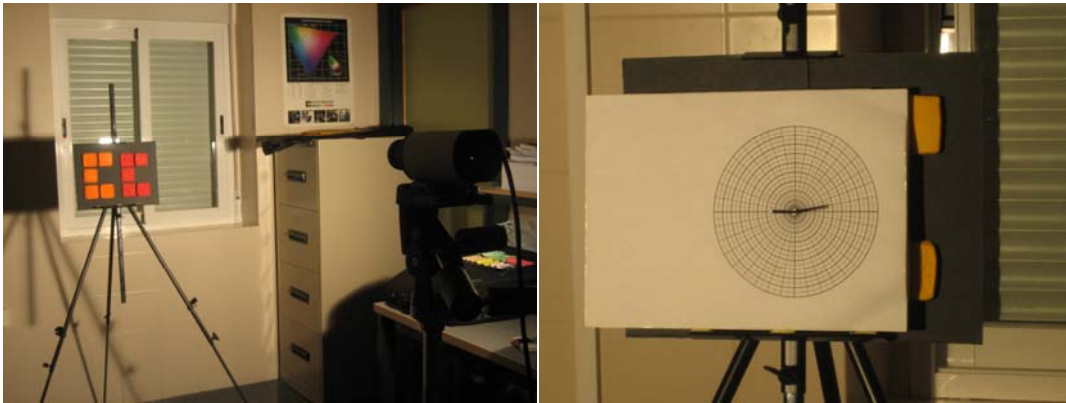


Figura 7.3: Dispositivos utilizados para capturar las imágenes de las muestras de calibración. Estas muestras han sido luego empleadas en la recuperación de vectores normal y albedos cuando no se controla la orientación de iluminación.

Por otra parte, en el capítulo 4, se indicó que era necesario aplicar una corrección a las posibles heterogeneidades en la iluminación que venía dada por la ecuación (4.8). En este caso, esa corrección debe modificarse por el hecho de que el ángulo de elevación de la iluminación con que se captura cada imagen sea distinto. La expresión que se empleará para hacer dicha corrección en este caso es:

$$I_k^x = \frac{I_{0,k}^x - D_k}{W_k} \cos(\theta) \quad (7.2)$$

donde $I_{0,k}^x$ representa la intensidad del píxel x en el canal k antes de la corrección, D_k es la señal oscura, W_k es la imagen del blanco, θ es la elevación e I_k^x es la intensidad corregida del píxel x en el canal k .

En esta aplicación se ha repetido el proceso expuesto en el capítulo 6 con las imágenes de las muestras de calibración capturadas como se ha descrito anteriormente.

7.1.2. Resultados

Se capturaron cada una las 35 muestras de calibración bajo cuatro direcciones de iluminación con el método antes descrito empleando como fuente de iluminación el incandescente 2, cuya SPD se muestra en la figura 7.4. Las elevaciones y acimuts bajo los que se capturaron estas muestras, con sus errores correspondientes, pueden verse

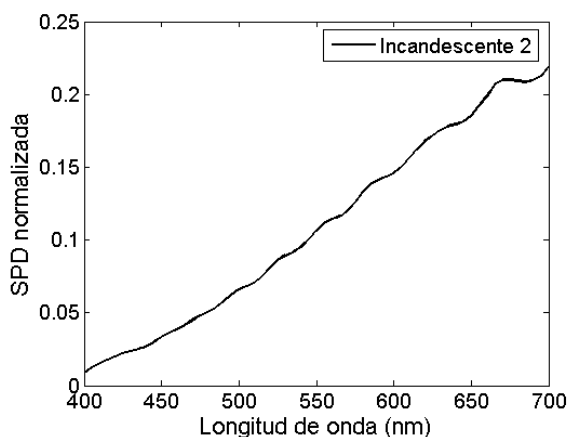


Figura 7.4: SPD de la fuente empleada en esta aplicación.

en la tabla 7.1. En esta tabla los números 1-4 se refieren a las cuatro imágenes capturadas de cada muestra. Se comprobó que estos ángulos cumplen la condición suficiente dada por la desigualdad (4.7) (ver capítulo 4).

Tabla 7.1. Ángulos de acimut y elevación empleados en las capturas de las muestras de calibración (°)

Muestras	Acimut ($\Delta\phi = 5^\circ$)				Elevación ($\Delta\theta = 3^\circ$)			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
1 - 10	65	115	225	310	30	30	20	20
11 - 20	275	240	115	85	24	24	27	27
21 - 30	270	245	115	85	27	27	27	24
31- 35	85	115	240	270	24	24	27	27

7.1.2.1. Recuperación de vectores normal y albedos.

En primer lugar, las imágenes se emplearon para recuperar vectores normal y albedos, tal como hicimos en el capítulo 4. En este caso, sin embargo, no se capturaron imágenes a parte de las empleadas para la recuperación para comprobar los

resultados. Para evaluar la eficacia del método, se simularon las escenas bajo las mismas condiciones en que se capturaron y se compararon con las originales. Como comentamos en el capítulo 4, es fundamental que la posición relativa entre cámara y muestras no se modifique. En este caso, al no disponer un dispositivo como el empleado en aquel capítulo para fijar ambos elementos que fuera portátil, es más complicado que dicha posición relativa no se modifique. Se procuró que estos desplazamientos fueran mínimos pero no han podido evitarse, hecho que se verá reflejado en los resultados.

En la tabla 7.2 se muestran los resultados globales obtenidos para las muestras de calibración. El RGBE medio obtenido es de apenas 27, que representa un 0.7% del valor máximo posible. El RGBr medio obtenido es de 2.1%, valor muy bajo también. En cuanto a las diferencias de color CIELAB, encontramos que el valor medio es de 1.6 ΔE_{ab}^* , valor inferior al límite para imágenes naturales de 2.2 ΔE_{ab}^* . Por último, el error angular medio es de 0.43, que se corresponde con un coseno de 0.9999 equivalente a una reproducción colorimétrica prácticamente perfecta. Si comparamos estos valores con los obtenidos en el capítulo 4 para la simulación hecha con las muestras de calibración pertenecientes al conjunto de entrenamiento, comprobamos que los obtenidos en ese caso son muy similares. Recordemos que en ese caso obtuvimos un RGBE medio de 16, un RGBr medio de 1.6, un ΔE medio de 1.8 y un error angular medio de 0.45. Estos resultados confirman que el método empleado para determinar la dirección de iluminación es perfectamente válido.

Tabla 7.2. Resultados de la comparación entre las simulaciones de las muestras de calibración y las imágenes originales

	Media	Mediana	Des Est	P90	P95	P99
RGBE	27	0	59	84	176	280
RGBr	2.1	0.0	4.4	7.3	10.5	21.0
ΔE	1.6	0.0	2.9	4.9	7.3	13.0
EA	0.43	0.00	0.83	1.32	2.11	3.86

En la figura 7.5 se muestran dos ejemplos. El primero (primera fila) se corresponde con la muestra de calibración 12 capturada y simulada bajo un ángulo de elevación de $23.5^\circ \pm 0.7^\circ$ y un acimut de $275^\circ \pm 5^\circ$, y se ha escogido de manera que sus

estadísticas están próximas a los valores medios globales. El segundo ejemplo (segunda fila) es la muestra de calibración 10 capturada y simulada bajo un ángulo de elevación de $30.1^\circ \pm 7^\circ$ y un acimut de $115^\circ \pm 5^\circ$, y se ha escogido de manera que sus estadísticas estén próximas al percentil 90 global. En ambos casos, la primera imagen es la muestra original, la segunda es la muestra simulada y la tercera es una imagen a falso color de la distribución de las diferencias de color CIELAB sobre la imagen simulada. Junto a esta última, además, se muestran los valores medios obtenidos para la simulación. En el primer ejemplo no es posible notar a simple vista diferencias entre la imagen original y la simulada. En la imagen a falso color se corrobora este hecho, ya que presenta una distribución muy homogénea y tan solo muestra algún píxel con valores más elevados en puntos que coinciden con sombras arrojadas. En el segundo caso, sin embargo, sí que pueden apreciarse diferencias entre la imagen simulada y la real, debido principalmente a la presencia de sombras. En la imagen a falso color se observan más claramente las zonas de la imagen simulada que presentan diferencias más acusadas y que, como hemos dicho, se corresponden principalmente en las áreas en que hay sombras arrojadas.

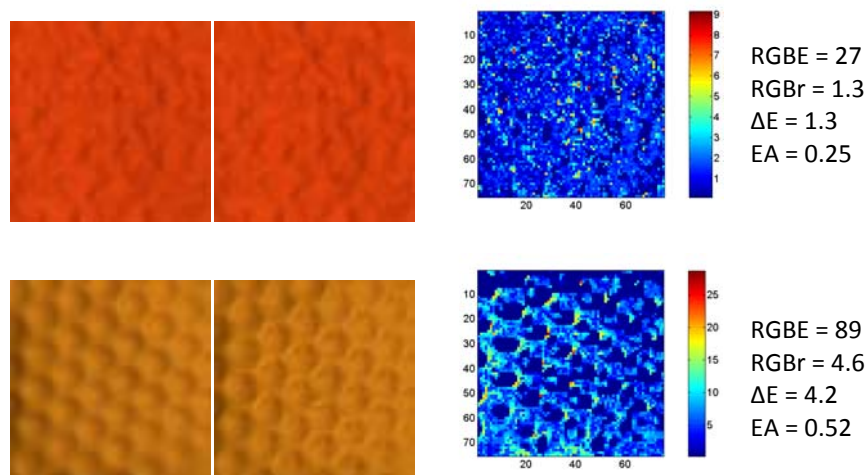


Figura 7.5: Ejemplos de las simulaciones realizadas en esta sección. La primera imagen de cada fila es la imagen original, la segunda se corresponde con la imagen simulada y la tercera es una imagen a falso color donde se muestra la distribución de las diferencias de color CIELAB sobre la imagen simulada.

7.1.2.2. Recuperación de reflectancias.

A continuación, siguiendo el procedimiento expuesto en el capítulo 6, se recuperaron reflectancias a partir de los albedos recuperados en la sección anterior transformados a RGB. En este caso, sin embargo, no se pudieron emplear como conjunto de entrenamiento para construir la matriz de transformación del método de la pseudoinversa las 1269 muestras del Munsell, ya que no disponíamos de dichas muestras capturadas con el incandescente 2. Por ello, se capturó bajo dicha fuente la carta de color DC y se emplearon 165 de sus muestras para construir un conjunto de entrenamiento que emplear en este caso. Como comentamos en el capítulo 5, el conjunto de entrenamiento es determinante para el correcto funcionamiento de nuestro algoritmo de recuperación espectral. Para comprobar la efectividad de dicho conjunto como conjunto de entrenamiento, se compararon las reflectancias de las muestras lisas recuperadas con él con las reflectancias de las mismas muestras medidas con el espectrorradiómetro. Esta prueba mostró que el conjunto de entrenamiento empleado en este caso era insuficiente, obteniendo un valor medio de GFC que no llegaba ni si quiera a 0.9. Por ello, tanto en esta aplicación como en la siguiente se ha prescindido de este paso, dejando esta posibilidad como trabajo futuro.

7.2. APLICACIÓN II: CAPTURAS CON LUZ SOLAR.

7.2.1. Método.

Una vez comprobada la efectividad del dispositivo para determinar la dirección de la iluminación sobre una muestra, el rango de situaciones en que la combinación de algoritmos propuesta en esta tesis es aplicable se amplía notablemente. Una posibilidad consiste en utilizar como fuente de luz el propio Sol, con lo que podríamos registrar muestras que estuvieran al aire libre. Se realizaron cuatro capturas de una escena en exterior con lapsos de 20 minutos para que la sombra proyectada por el Sol se desplazara una distancia notable (ver figura 7.6), así como una quinta captura con intención de simular una escena no contenida en el conjunto de entrenamiento.

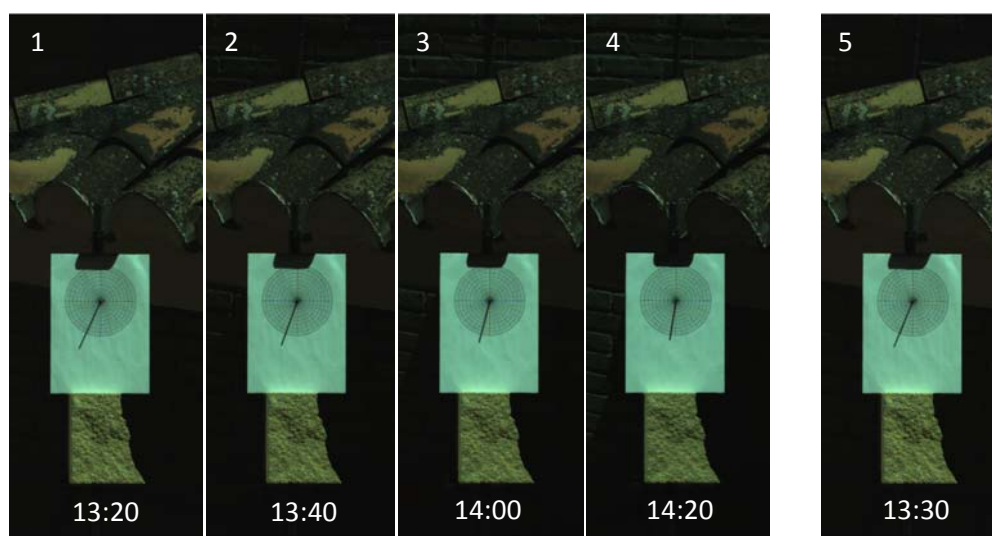


Figura 7.6: Imágenes capturadas con luz solar para probar el método con luz natural. Las cuatro primeras fueron empleadas para recuperar vectores normal y albedos y la quinta para comprobar la bondad de los resultados simulando una imagen no contenida en el conjunto de recuperación.

Al realizar las capturas encontramos un problema derivado del uso de luz solar, ya que al ser esta muy intensa las imágenes se saturaban para todos los tiempos de

exposición dentro del rango lineal. Por ello, se empleó un filtro gris frente al objetivo de la cámara que redujera la intensidad entrante a través del mismo. Los ángulos de incidencia de la luz solar calculados en este caso para las cinco imágenes anteriores se muestran en la tabla 7.3. En este caso, y para evitar tener que tocar la muestra, los ángulos de acimut y elevación se calcularon tomando distancias sobre la propia imagen, por lo que los errores del ángulo de elevación en este caso difieren de los anteriores.

Tabla 7.3. Ángulos de acimut y elevación medidos en las capturas con luz solar (°)

Acimut ($\Delta\phi = 5^\circ$)					Elevación ($\Delta\theta = 1.5^\circ$)				
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
155	160	165	170	160	62.6	60.3	57.7	55.4	61.3

7.2.2. Resultados.

De las imágenes mostradas en la figura 7.6 se recortaron tres trozos de 75x75 píxeles (ver figura 7.7). El primero de ellos perteneciente a la muestra de piedra situada bajo el dispositivo empleado para



Figura 7.7: Trozos de la imágenes mostradas en la figura 7.6 empleados para recuperar vectores normal y albedo.

determinar la dirección de iluminación, y otros dos pertenecientes al tejado que se encuentra detrás. Las imágenes 1-4 se emplearon para recuperar vectores normal y albedo (conjunto de recuperación). Esta información se utilizó para simular todas las escenas (tanto las empleadas en la recuperación como las que no) en las mismas condiciones en que se capturaron y fueron comparadas con las originales. Los resultados pueden verse en la tabla 7.4, donde se muestran la media (1), mediana (2) y el percentil 95 (3) en primer lugar para las muestras pertenecientes al conjunto de recuperación, en segundo lugar para la muestra no incluida en dicho conjunto (imagen de prueba) y por último los resultados conjuntos para todas las muestras. Como es lógico, los resultados obtenidos para el conjunto de recuperación son mejores que los encontrados para la imagen de prueba y los globales. Los resultados obtenidos en la

imagen de prueba son bajos debido principalmente al efecto negativo producido por un leve desplazamiento de la cámara en las imágenes sucesivas. Esto afecta a la calidad del albedo recuperado y por tanto a las simulaciones hechas con él.

Tabla 7.4. Resultados de las simulaciones

Métricas	Conjunto de recuperación			Imagen de prueba			Resultados globales		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGB	60	9	287	204	130	654	89	21	389
RGBr	8.1	0.6	38.1	30.7	22.1	86.2	12.6	3.9	53.1
ΔE	6.6	0.8	30.9	23.1	16.7	64.8	9.9	3.2	41.2
EA	3.29	0.27	14.56	11.83	8.72	33.01	4.99	1.64	20.18

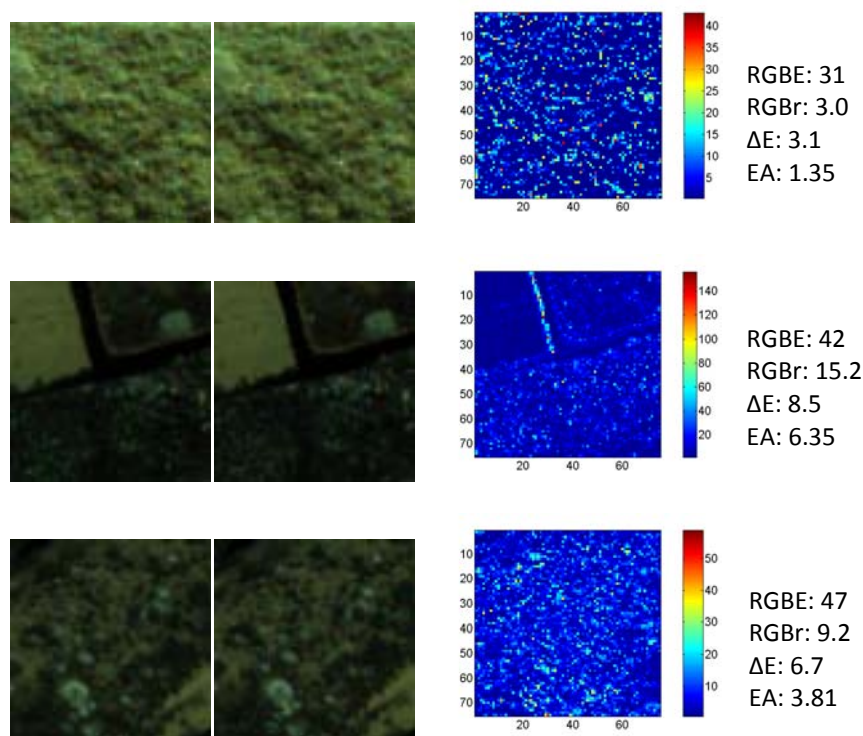


Figura 7.8: Ejemplos de las simulaciones realizadas en este apartado. La primera imagen es la original, la segunda se corresponde con la simulada y la tercera es una imagen a falso color en la que se muestra la distribución de diferencias de color CIELAB en la imagen simulada. Por último se muestran los valores medios de las distintas métricas obtenidas al comparar la imagen simulada con la original.

En la figura 7.8 se muestran tres ejemplos, uno de cada uno de los trozos recortados y con direcciones de iluminación empleadas en el conjunto de recuperación. Más concretamente, se muestra la muestra 1 capturada bajo un acimut

de 160° y una elevación de 60.3° y las muestras 2 y 3 capturadas bajo un acimut de 155° y una elevación de 62.6° . La primera imagen se corresponde con la muestra original, la segunda es la simulada y la tercera es una imagen a falso color en la que se muestra la distribución de las diferencias de color CIELAB en la escena. Al final de cada línea aparecen los valores medios para cada una de las métricas obtenidas al comparar las imágenes originales con las simuladas. Como puede verse, apenas se aprecian diferencias entre las imágenes simuladas y las originales.

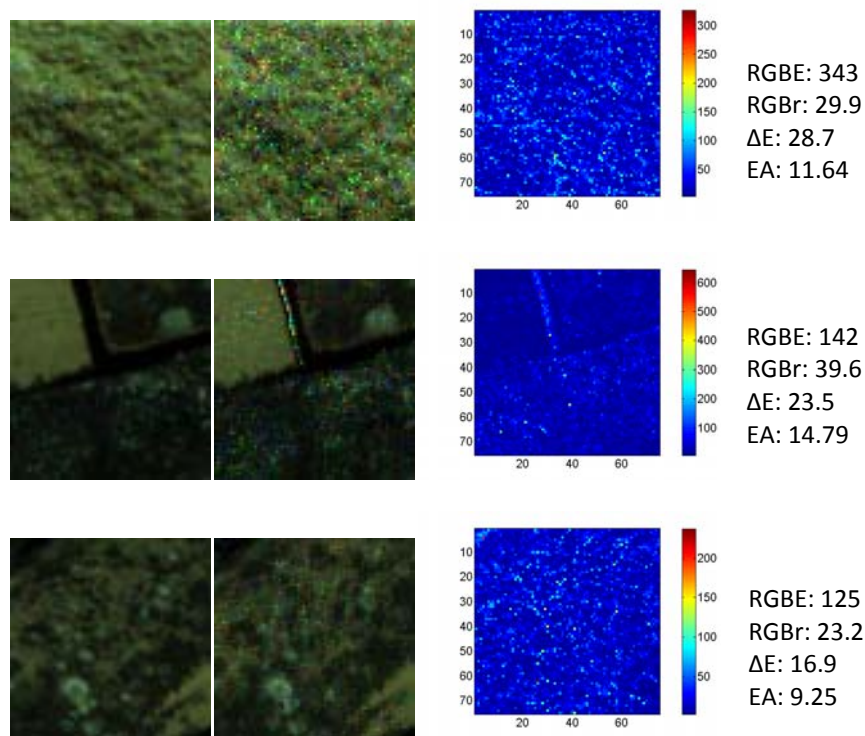


Figura 7.9: Ejemplos de las simulaciones realizadas en este apartado para las muestras no incluidas en el conjunto de recuperación. La primera imagen es la original, la segunda se corresponde con la simulada y la tercera es una imagen a falso color en la que se muestra la distribución de diferencias de color CIELAB en la imagen simulada. Por último se muestran los valores medios de las distintas métricas obtenidas al comparar la imagen simulada con la original.

Por otra parte, en la figura 7.9 se muestran los resultados para las imágenes no incluidas en el conjunto de recuperación, es decir, aquellas capturadas y simuladas bajo un ángulo de acimut de 160° y un ángulo de elevación de 61.3° . Lo que más llama la atención de estas simulaciones es la coloración anormal que presentan algunos

píxeles. Esta coloración anormal es debida al pequeño desplazamiento existente entre las imágenes empleadas en el conjunto de recuperación y podría evitarse, como ya dijimos, con un dispositivo que permitiera fijar la distancia entre muestra y cámara que fuera portátil.

7.3. RESUMEN.

En este capítulo se han presentado dos aplicaciones del método expuesto en esta tesis. En primer lugar, se presenta la posibilidad de ampliar el método a condiciones en las que no se conozca a priori la dirección de iluminación por medio de un dispositivo que permita calcular los ángulos de elevación y acimut. Este dispositivo se ha empleado para recuperar albedo y normales siguiendo el procedimiento expuesto en el capítulo 4, obteniendo resultados aceptables. Sin embargo, no ha sido posible aplicar la combinación de métodos expuesta en el capítulo 6 debido a la mala calidad de las reflectancias obtenidas al emplear como conjunto de entrenamiento en su recuperación la carta de color Color Checker DC.

Una segunda aplicación ha consistido en emplear como fuente de iluminación luz solar, cuya dirección se ha determinado con el dispositivo empleado en la primera aplicación. En este caso se hicieron cuatro capturas de una escena iluminada con luz solar a intervalos de 20 minutos para que el sol se desplazara una distancia perceptible, y una quinta captura de la misma escena para comprobar qué ocurre al simular escenas en estas condiciones. De nuevo, se han obtenido resultados aceptables aunque no tan buenos como los de capítulos anteriores.

El principal problema observado en las dos aplicaciones es que es inevitable provocar pequeños desplazamientos, bien de las muestras bien de la cámara, que se traducen en que las imágenes empleadas en el conjunto de recuperación no estén en idéntica posición. Esto provoca errores en los albedos recuperados que se propagan a las simulaciones hechas con ellos. Por ello, sería conveniente desarrollar un dispositivo experimental similar al expuesto en el capítulo 3 para fijar la posición relativa entre cámara y muestra pero que fuera portátil.

CAPÍTULO 8:

CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Las principales aportaciones de este trabajo doctoral pueden resumirse en los siguientes puntos:

1. Se ha presentado un método de recuperación de normales y albedo basado en el *four source photometric stereo* en el que se emplean los valores de las cuatro intensidades obtenidas en cada píxel de la imagen para determinar si el comportamiento de todos ellos es Lambertiano: si uno de los valores difiere mucho del resto, ya sea elevado o bajo, dicho valor se elimina y la recuperación se hace con los otros tres. Si las cuatro intensidades tienen valores similares (todas ellas presentan comportamiento Lambertiano) o los valores son parecidos dos a dos (en dos de ellas hay un brillo o una sombra), se combinan las cuatro intensidades tomándolas de tres en tres y los cuatro resultados que se obtienen se promedian.
2. Se ha diseñado un dispositivo experimental que permite fijar la posición relativa entre cámara y muestra de manera que ambas pueden girar juntas. De esta manera, si se fija una fuente luminosa, es posible generar cualquier geometría de iluminación sobre la muestra simplemente girando el conjunto cámara-muestra optimizando el espacio requerido para ello.
3. Para evaluar la eficacia de los albedos recuperados con el método antes descrito, se ha desarrollado un conjunto de muestras de calibración. Dicho conjunto está formado por un total de 35 muestras, que se agrupan en 7 conjuntos compuestos por 5 muestras de igual color. Cada una de las muestras del mismo color presentan distintas texturas, siendo una de ellas lisa. La muestra lisa permite calcular un albedo de referencia que puede ser usado

para comprobar la bondad de los albedos recuperados a partir del resto de muestras con textura del mismo color. El método ha sido empleado para comparar los albedos recuperados por 3 algoritmos diferentes, dando muy buenos resultados el algoritmo propuesto en este trabajo.

4. Para evaluar los vectores normal recuperados, se ha empleado una esfera cuyos vectores normales han sido transformados en una superficie empleando el método de los *shapelets*. Con este método se han comparado los vectores normales recuperados por tres algoritmos diferentes, obteniéndose el mejor resultado para el algoritmo propuesto en este trabajo.
5. La recuperación de normales y albedos permite simular las muestras registradas bajo diferentes ángulos de iluminación. Se han obtenido muy buenos resultados colorimétricos al comparar estas simulaciones con imágenes reales capturadas en las mismas condiciones, tanto al emplear las muestras de calibración como muestras con superficies más complejas.
6. Cuando las superficies no son continuas, las simulaciones no tienen tan buena calidad debido a que aparecen sombras arrojadas que no están contempladas en la ecuación que se emplea para hacer dichas simulaciones.
7. Se ha comprobado la alta dependencia que existe entre el tamaño y composición del conjunto de entrenamiento y los resultados en el método de la pseudoinversa, que ha sido aplicado en este trabajo para recuperar reflectancias.
8. Se ha propuesto un método de selección del conjunto de entrenamiento para el método de recuperación de reflectancias antes comentado, consistente en seleccionar de forma supervisada el conjunto más apropiado *in situ*.
9. Se ha mostrado la conveniencia de emplear albedos transformados a valores RGB en lugar de directamente valores RGB como punto de partida para la recuperación de reflectancias, debido a que el albedo presenta un aspecto más homogéneo al ser invariante frente a cambios en la geometría de iluminación.
10. Una vez se tienen las reflectancias punto a punto de una muestra, es posible simular esta bajo cualquier fuente de iluminación (simulando el albedo) y además bajo cualquier orientación de iluminación. Los resultados de estas simulaciones no son tan buenos como los obtenidos cuando se cambiaba la

orientación de iluminación, debido principalmente a que el método de recuperación de reflectancias empleado no está optimizado.

11. Se ha extendido el método de recuperación de vectores normal y albedos al caso en que se desconozca la dirección de iluminación gracias a un dispositivo muy simple, similar a un reloj de sol, que permite determinar dicha dirección a partir de la longitud y orientación de la sombra arrojada por un vástago.
12. El sistema descrito para determinar la dirección de iluminación se ha empleado para hacer capturas empleando luz solar.

Como consecuencia del trabajo desarrollado en esta tesis, proponemos las siguientes líneas de trabajo futuro:

1. Mejorar el algoritmo de recuperación de vectores normal y albedo teniendo en cuenta factores más complejos como las interreflexiones.
2. Aplicar todo lo descrito empleando un dispositivo hiperespectral en lugar de una cámara RGB. De esta manera mejorarían mucho los resultados de la segunda mitad de la tesis, ya que la calidad de las reflectancias recuperadas aumentaría notablemente.
3. Completar los métodos empleados para simular las escenas con métodos computacionales para simular la iluminación. Así sería posible incluir en las escenas simuladas no sólo las sombras propias sino también las sombras arrojadas.
4. Desarrollar un dispositivo portátil que permitiera fijar la posición relativa entre cámara y muestra. Esto permitiría mejorar la calidad de las aplicaciones presentadas en este trabajo y permitiría desarrollar otras distintas a las presentadas.

CAPÍTULO 9:

REFERENCIAS

- Aldaba, M. A., Linhares, J. M. M., Pinto, P. D., Nascimento, S. M. C., Amano, K. y Foster, D. H. (2006). "Visual sensitivity to color errors in images of natural scenes." *Visual Neuroscience* **23**: 555-559.
- Barron, J. L., Fleet, D. J., Beauchemin, S. S. y Burkitt, T. N. (1992). "Performance of optical flow techniques". *IEEE Computer Society Conference of Computer Vision and Pattern Recognition*, Champaign, Illinois, USA, 236-242.
- Barsky, S. y Petrou, M. (2001). "Colour photometric stereo: Simultaneous reconstruction of local gradient and colour of rough textured surfaces". *International Conference on Computer Vision*, 600-605.
- Barsky, S. y Petrou, M. (2003). "The 4 source photometric stereo technique for 3 dimensional surfaces in the presence of highlights and shadows." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- Brill, M. H. (1978). "A device performing illuminant-invariant assessment of chromatic relations." *J Theor Biol* **71**(3): 473-478.
- Bringier, B., Helbert, D. y Khoudair, M. (2008). "Photometric reconstruction of a dynamic textured surface from just one color image acquisition." *Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision* **25**(3): 566-574.
- Buchsbaum, G. (1980). "A spatial processor model for object colour perception." *J. Frankling Inst.* **310**: 1-26.
- Buchsbaum, G. y Bloch, O. (2002). "Color categories revealed by non-negative matrix factorization of Munsell color spectral." *Vision Research* **42**: 559-563.

- Coleman, E. N. y Jain, R. (1982). "Obtaining 3-dimensional shape of textured and specular surfaces using four source photometry." *Computer Graphics and Image Processing* **18**(4): 309-328.
- Connah, D., Westland, S. y Thomson, M. G. A. (2001). "Recovering spectral information using digital: camera systems." *Coloration Technology* **117**(6): 309-312.
- Connah, D., Westland, S. y Thomson, M. G. A. (2002). "Optimization of a multispectral imaging system." *Cgiv'2002: First European Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision, Conference Proceedings*: 619-622.
- Cheung, V., Li, C., Westland, S., Hardeberg, J. Y. y Connah, D. (2005). "Characterization of trichromatic color cameras by using a new mutlispectral imaging technique." *Journal of the Optical Society of America A* **22**: 1231-1240.
- Christensen, P. H. y Shapiro, L. G. (1994). "Three dimensional shape from colour photometric stereo." *International Journal of Computer Vision* **13**(2): 213-227.
- Day, D. C. (2003). *Filter selection for spectral estimation using trichromatic camera.* Rochester Institute of Technology.
- de Lasarte, M., Pujol, J., Arjona, M. y Vilaseca, M. (2008). Influence of the size of the training set on colour measurements performed using a multispectral imaging system. *CGIV'08 and MCS'08*: 437-440.
- Drew, M. S. (1990). "Photometric stereo without multiple images." *Human Vision and Electronic Imaging* **3016**: 369-380.
- Drew, M. S. (1992). *Shape from color.* Technical Report CSS/LCCR TR 92-07, Simon Fraser University School of Computing Science.
- Drew, M. S. (1993). "Optimization approach to dichromatic images." *Journal of Mathematical Imaging and Vision* **3**: 189-205.
- Faugeras, O. D., Ed. (1993). *Three-Dimensional computer vision.* The MIT Press. Massachusetts, Cambridge.
- Ferrero, A., Campos, J. y Pons, A. (2006a). "Apparent violation of the radiant exposure reciprocity law in interline CCDs." *Applied Optics* **45**(17): 3991-3997.

- Ferrero, A., Campos, J. y Pons, A. (2006b). "Experimental assessment of relative temporal fluctuation of CCD pixels." *The European Physical Journal. Applied Physics* **33**: 225-228.
- Ferrero, A., Campos, J. y Pons, A. (2006c). "Low-uncertainty absolute radiometric calibration of a CCD." *Metrologia* **43**(2): S17-S21.
- Finlayson, G. D. y Dueck, B. V. (1996). "Colour eigenfaces". *International Workshop on Image and Signal Processing, Manchester, England*, 4-7.
- Frankot, R. T. y Chellappa, R. (1988). "A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **10**: 439-451.
- Haneishi, H., Hasegawa, T., Hosoi, A., Yokoyama, Y., Tsumura, N. y Miyake, Y. (2000). "System design for accurately estimating the spectral reflectance of art paintings." *Applied Optics* **39**(35): 6621-6632.
- Hardeberg, J. Y. (1999). *Acquisition and reproduction of color images: colorimetric and multispectral approaches*. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications. Paris.
- Healey, G. y Binford, T. O. (1988). "Local shape from specularities." *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **42**: 62-86.
- Healey, G. y Jain, R. (1986). "Depth recovery from surface normals". *IAPR International Conference on Pattern Recognition, Montreal, Canada*, 894-896.
- Healey, G. y Wang, L. Z. (1998). "Three-dimensional surface segmentation using multicolored illumination." *Optical Engineering* **37**(5): 1553-1562.
- Healey, G. E. y Kondepudy, R. (1994). "Radiometric CCD Camera Calibration and Noise Estimation." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **16**(3): 267-276.
- Heikkinen, V., Lenz, R., Jetsu, T., Parkkinen, J., Hauta-Kasari, M. y Jääskeläinen, T. (2008). "Evaluation and unification of some methods for estimating reflectance spectra from RGB images." *Journal of the Optical Society of America A* **25**(10): 2444-2458.

- Hernández-Andrés, J., Nieves, J. L., Valero, E. M. y Romero, J. (2004). "Spectral-daylight recovery by use of only a few sensors." *Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision* **21**(1): 13-23.
- Hernandez-Andres, J., Romero, J., Nieves, J. L. y Jr. Lee, R. L. (2001). "Color and spectral analysis of daylight in southern Europe." *Journal of the Optical Society of America A* **18**: 1325-1335.
- Hong, G. W., Luo, M. R. y Rhodes, P. A. (2001). "A study of digital camera colorimetric characterization based on polynomial modeling." *Color Research and Application* **26**(1): 76-84.
- Horn, K. P. (1975). *Obtaining shape from shading information. The Psychology of Computer Vision*. E. M.-H. P. H. Winston. New York.
- Horn, K. P. (1990). "Height and gradient from shading." *International Journal of Computer Vision* **5**: 37-75.
- Horn, K. P. y Brooks, M. K. (1986). "The variational approach to shape from shading." *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **33**: 174-208.
- Hoyer, P. O. (2004). "Non-negative matrix factorization with sparseness constraints." *Journal of Machine Learning Research* **5**: 1457-1469.
- Hsieh, J., Liao, H., Ko, M. y Fan, K. (1995). "Wavelet-based shape from shading." *Graphical Models and Image Processing* **57**(4): 343-362.
- Hyvärinen, A., Karhunen, J. y Oja, E. (2001). *Independent component analysis*. Wiley, New York, Pages
- Ikeuchi, K. (1981). "Determining surface orientation of specular surfaces by using the photometric stereo method." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **3**(6): 661-669.
- Imai, F. H. y Berns, R. S. (1999). "Spectral estimation using trichromatic digital cameras". *Proceedings of the 1st European Conference of Colour in Graphics, Image and Vision*, Springfield, Va., 492-496.
- Imai, F. H., Taplin, L. A. y Day, E. A. (2003). *Comparative study of spectral reflectance estimation based on broad-band imaging systems*, Munsell Color Lab.

- Jain, R., Kasturi, R. y Schunck, B. G. (1995). *Machine Vision*, McGraw-Hill, Pages
- Karaçali, B. y Snyder, W. (2002). "Partial integrability in surface reconstruction from a given gradient field". *IEEE International Conference on Image Processing*, 525-528.
- Karaçali, B. y Snyder, W. (2004). "Noise reduction in surface reconstruction from a given gradient field." *International Journal of Computer Vision* **60**(1): 24-44.
- Kim, B. y Burger, P. (1991). "Depth and shape from shading using the photometric stereo method." *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **54**(3): 416-427.
- Kim, B. y Park, R. (1997). "Shape from shading and photometric stereo using surface approximation by legendre polynomials." *Computer Vision and Image Understanding* **66**(3): 255-270.
- Kontsevich, L. L., Petrov, A. P. y Vergelskaya, I. S. (1994). "Reconstruction of shape from shading in colour images." *Journal of the Optical Society of America A* **11**(3): 1047-1052.
- Kovesi, P. (2003). "MATLAB functions for computer vision and image analysis." School of Computer Sciences & Software Engineering, The University of Western Australia., from <<http://www.csse.uwa.edu.au/~pd/research/matlabfns/>>.
- Kovesi, P. (2005). "Shapelets correlated with surface normals produce surfaces." *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*, Vols 1 and 2, Proceedings: 994-1001.
- Lee, D. D. y Seung, H. S. (1999). "Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization." *Nature* **401**(6755): 788-791.
- Lee, K. M. y Kuo, C. C. J. (1997). "Shape from shading with a generalized reflectance map model." *Computer Vision and Image Understanding* **67**(2): 143-160.
- Lee, T. W., Girolami, M. y Sejnowski, T. J. (1999). "Independent Component Analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-Gaussian and super-Gaussian sources." *Neural Computation* **11**: 417-441.

- Lerch, M. L. F., Rosenfeld, A. B., Simmonds, P. E., Taylor, G. N., Meikle, S. R. y Perevertailo, V. L. (2001). "Spectral characterization of a blue-enhanced silicon photodetector." *Ieee Transactions on Nuclear Science* **48**(4): 1220-1224.
- López-Álvarez, M. A., Hernández-Andrés, J., Romero, J. y Lee, R. L. (2005). "Designing a practical system for spectral imaging of skylight." *Applied Optics* **44**(27): 5688-5695.
- López-Álvarez, M. A., Hernández-Andrés, J., Valero, E. M. y Romero, J. (2007). "Selecting algorithms, sensors, and linear bases for optimum spectral recovery of skylight." *Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision* **24**(4): 942-956.
- Maloney, L. T. y Wandell, B. A. (1986). "Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance." *Journal of the Optical Society of America A* **3**(1): 29-33.
- McGunnigle, G. y Chantler, M. J. (2003). "Rough surface description using photometric stereo." *Measurement Science & Technology* **14**(6): 699-709.
- MunsellColorLab (1976). *Munsell Book of Color, Matte Finish Collection*. Baltimore.
- Nayar, S. K., Ikeuchi, K. y Kanade, T. (1990a). "Determining shape and reflectance of hybrid surfaces by photometric sampling." *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **6**(4): 418-431.
- Nayar, S. K., Ikeuchi, K. y Kanade, T. (1990b). Shape from interreflections. *International Conference of Computer Vision*: 2-11.
- Nieves, J. L., Plata, C., Valero, E. M. y Romero, J. (2008). "Unsupervised illuminant estimation from natural scenes: an RGB digital camera suffices." *Applied Optics* **47**(20): 3574-3584.
- Nieves, J. L., Valero, E. M., Nascimento, S. M. C., Hernández-Andrés, J. y Romero, J. (2005). "Multispectral synthesis of daylight using a commercial digital CCD camera." *Applied Optics* **44**(27): 5696-5703.
- Oren, M. y Nayar, S. K. (1994). "Generalization of Lambert's reflectance model." *Computer Graphics (Annual Conference Series)* **28**: 239-246.

- Park, S. J., Eden, J. G. y Ewing, J. J. (2002). "Photodetection in the visible, ultraviolet, and near-infrared with silicon microdischarge devices." *Applied Physics Letters* **81**(24): 4529-4531.
- Pentland, A. P. (1984). "Local shading analysis." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **6**(2): 170-187.
- Petrou, M. y Barsky, S. (2001). "Texture analysis of 3D surface roughness." *Pattern Recognition and Image Analysis* **2**(3): 616-632.
- Plata, C., Nascimento, S. M. C. y Nieves, J. L. (2009). "Accuracy of photometric stereo with textured calibration samples". 20th ICVS, Braga, Portugal, 123.
- Plata, C., Nieves, J. L. y Romero, J. (2008). "Combining spectral and photometric stereo techniques for reflectance estimation using an RGB digital camera". *CGIV'08 and MCS'08*, 516-518.
- Plata, C., Nieves, J. L. y Romero, J. (2009a). "Influencia de la curtosis de muestras rugosas en la recuperación de albedo y normales con cámara RGB". Reunión Nacional de Óptica, Ourense (Spain),
- Plata, C., Nieves, J. L., Valero, E. M. y Romero, J. (2009b). "Trichromatic red-green-blue camera used for the recovery of albedo and reflectance of rough-textured surfaces under different illumination conditions." *Applied Optics* **48**(19): 3643-3653.
- Plata, C., Valero, E. M., Nieves, J. L. y Romero, J. (2008). Supervised training sample selection for the estimation of spectral reflectance using an RGB camera. *CGIV'08 and MCS'08*: 519-522.
- Pratt, W. K. (1991). *Digital image processing*, Wiley Inter Science, Pages
- Pratt, W. K. y Mancill, C. E. (1976). "Spectral Estimation Techniques for Spectral Calibration of a Color Image Scanner." *Applied Optics* **15**(1): 73-75.
- Refregier, A. (2003). "Shapelets: I. A Method for Image Analysis." *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society* **338**(35).

- Rodehorst, V. (1993). Vertiefende analyse eines gestalts-constraints von aloimonos und shulman. Technical report, CV-Bericht 8. TU Berlin, Institut für Technische Informatik.
- Sällström, P. (1973). Colour and physics: some remarks concerning the physical aspects of human colour vision. Stockholm, Institute of Physics, University of Stockholm.
- Sanderson, A. S., Weiss, L. y Nayar, S. K. (1988). "Structured highlight inspection of specular surfaces." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **10**(1): 44-55.
- Schluns, K. y Witting, O. (1993). "Photometric stereo for non-Lambertian surfaces using colour information". International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, Budapest, Hungary, 444-451.
- Sharma, G., Trussell, H. J. y Vrhel, M. J. (1998). "Optimal nonnegative color scanning filters." *Ieee Transactions on Image Processing* **7**(1): 129-133.
- Shi, M. H. y Healey, G. (2002). "Using reflectance models for color scanner calibration." *Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision* **19**(4): 645-656.
- Shimano, N. (2002). "Suppression of noise effects in color correction by spectral sensitivities of image sensors." *Optical Review* **9**(2): 81-88.
- Shimano, N. (2005). "Evaluation of a multispectral image acquisition system aimed at reconstruction of spectral reflectances." *Optical Engineering* **44**(10): 107005_1-107005_6.
- Shimano, N. (2006). "Optimization of spectral sensitivities with Gaussian distribution functions for a color image acquisition device in the presence of noise." *Optical Engineering* **45**(1): 013201_1-013201_8.
- Shimano, N., Terai, K. y 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.

- Solomon, F. y Ikeuchi, K. (1996). "Extracting the shape and roughness of specular lobe objects using four light photometric stereo." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **18**: 449-454.
- Spence, A. y Chantler, M. J. (2003). "On capturing 3D isotropic surface texture using uncalibrated photometric stereo". *3rd International Workshop on Texture Analysis and Synthesis*, 83-88.
- Stigell, P., Miyata, K. y Hauta-Kasari, M. (2005). "The Wiener estimation method in estimation of spectral reflectance from RGB images." *Pattern Recognition and Image Analysis* **15**: 327-329.
- Tagare, H. y deFiguiredo, R. (1991). "A theory of photometric stereo for a class of diffuse non lambertian surfaces." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **13**(2): 133-152.
- Valero, E. M., Nieves, J. L., Hernandez-Andres, J. y Romero, J. (2004). "Independent Component Analysis with different daylight illuminants." *Cgiv 2004: Second European Conference on Color in Graphics, Imaging, and Vision - Conference Proceedings*: 193-196
- Valero, E. M., Nieves, J. L., Nascimento, S. M. C., Amano, K. y Foster, D. H. (2007). "Recovering Spectral Data from Natural Scenes with an RGB Digital Camera and Colored Filters." *Color Research and Application* **32**(5): 352-360.
- Vilaseca, M. (2005). *Diseño de un nuevo sistema para la reconstrucción de espectros y visualización de imágenes en el infrarrojo próximo (800-1000nm)*. Tarrasa, Universidad Politécnica de Cataluña.
- Vilaseca, M., Pujol, J. y Arjona, M. (2004). "Illuminant influence on the reconstruction of near-infrared spectra." *Journal of Imaging Science and Technology* **48**(2): 111-119.
- Wandell, B. A. (1987). "The synthesis and analysis of color images." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **9**: 2-13.
- Woodham, R. (1978). *Reflectance map techniques for analyzing surface defects in metal castings*. Technical Report AI-TR-457, MIT A. I. Laboratory.

- Woodham, R. (1980). "Photometric method for determining surface orientation from multiple images." *Optical Engineering* **19**(1): 139-144.
- Woodham, R. (1994). "Gradient and curvature from the photometric-stereo method, including local confidence estimation." *Journal of the Optical Society of America A* **11**(11): 3050-3068.
- Woodham, R., Iwahori, Y. y Barman, R. (1991). Photometric stereo: Lambertian reflectance and light sources with unknown direction and strength. Technical Report 91-18, University of British Columbia, Laboratory for Computational Intelligence.
- Wu, Z. Q. y Li, L. X. (1988). "A Line-Integration Based Method for Depth Recovery from Surface Normals." *Computer Vision Graphics and Image Processing* **43**(1): 53-66.
- Yotter, R. A. y Wilson, D. M. (2003). "A review of photodetectors for sensing light-emitting reporters in biological systems." *IEEE Sensors Journal* **3**: 288-303.

CAPÍTULO 10:

ANEXOS

10.1. HOJA DE CARACTERÍSTICAS DE LA CÁMARA QIMAGING RETIGA 1300



RETIGA 1300

High Sensitivity IEEE 1394 FireWire™ Digital CCD Camera – Monochrome or Color

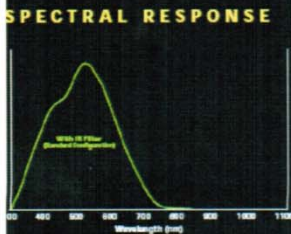
The Qimaging Retiga 1300 CCD digital camera features enhanced visible quantum efficiency resulting in high sensitivity, ideal for demanding low light and fluorescence imaging applications. A progressive scan interline CCD sensor gives a resolution of 1.3 million pixels in a 12-bit digital output. High-speed low noise electronics provide linear digital data for rapid image capture. The IEEE 1394 FireWire™ digital interface allows ease of use and installation with a single wire requiring no framegrabber or external power supply. The Retiga 1300 includes QCapture Software for Microsoft Windows® and Mac® OS based systems for real time image preview and capture. A Software Development Kit (SDK) is available upon request for interfacing with custom software.



Note: Lenses are shown for illustration only and are not included.

CAMERA MODELS	FEATURES	BENEFITS
<p><i>Includes: IEEE 1394 FireWire™ cable, IEEE 1394 PCI card, QCapture software and access to SDK</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ■ Monochrome Retiga 1300 Cooled Model: RET-1300-M-12-C ■ Monochrome Retiga 1300 Non-cooled Model: RET-1300-M-12 ■ Color Retiga 1300 Cooled Model: RET-1300-CLR-12-C ■ Color Retiga 1300 Non-cooled Model: RET-1300-CLR-12 	High Resolution 1.3 Million pixel sensor	<ul style="list-style-type: none"> ■ Highly detailed, sharp images
	Large Pixels 6.7µm x 6.7µm	<ul style="list-style-type: none"> ■ High Sensitivity, high dynamic range, large well capacity
	High Speed Readout	<ul style="list-style-type: none"> ■ Previewing & focusing in real time ■ 70fps in 4x4 binning & ROI ■ 12fps full resolution ■ Ideal for automated imaging applications
	Low Noise Electronics	<ul style="list-style-type: none"> ■ Quantitation & imaging of low 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 colour images
	External Sync and Trigger	<ul style="list-style-type: none"> ■ Tight synchronization with flashlamps, automated filters, shutters & microscope stages
Peltier Cooling	<ul style="list-style-type: none"> ■ Minimizes thermal noise during low light long exposure imaging 	
<p>CAMERA OPTIONS</p> <ul style="list-style-type: none"> ■ RGB Color Filter for monochrome cameras (F-mount interface required). Refer to spec sheet for more details. ■ Extended Warranty 	Binning	<ul style="list-style-type: none"> ■ Increased sensitivity for quantitation & imaging of very low light levels ■ Increased frame rate
	IEEE 1394 FireWire™	<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 application software support	<ul style="list-style-type: none"> ■ Choose from a large selection of life science & industrial software for microscopy, machine vision and video streaming functions

RETIGA 1300 SPECIFICATIONS		
APPLICATIONS <ul style="list-style-type: none"> ■ Brightfield, Phase Contrast and Dark-field Microscopy ■ Fluorescence Microscopy ■ Live Cell Imaging ■ Pathology, Histology, Cytology ■ Green Fluorescent Protein (GFP) Application ■ FISH ■ Ca⁺⁺ Ratio Analysis ■ Motility and Motion Analysis ■ DNA Analysis ■ Metallurgical Microscopy ■ Semiconductor Inspection ■ Manufacturing Quality Control ■ Failure Analysis ■ Forensic Analysis 	CCD SENSOR	
	Light Sensitive Pixels	1.3 million; 1280 x 1024
	Binning Modes	2x2, 3x3, 4x4
	ROI (Region Of Interest)	From 1x1 pixels up to full resolution, continuously variable in single pixel increments
	Exposure/Integration Control	40µs to 17.9min in 1µs increments
	Sensor Type	Sony ICX085 Progressive Scan Interline CCD, Monochrome or Color
	Pixel Size	6.7µm x 6.7µm
	Linear Full Well	18,000e ⁻
	Dark Current	0.15e ⁻ /pix/s cooled
	Cooling Available	Yes
	Cooling Type	Peltier thermoelectric cooling to 25 degrees Celsius below ambient
	Digital Output	12-bit
	Readout Frequency	20, 10, 5, 2.5MHz
	Frame Rate	12fps full resolution, higher speeds with binning and ROI functions
	CAMERA	
Computer Platforms/Operating Systems	Microsoft Windows* & Mac* OS*	
Digital Interface	IEEE 1394 FireWire™	
Shutter Control	Electronic shutter, no moving parts	
External Trigger	TTL Input	
Trigger Types	Internal, Software, External	
External Sync	TTL Output	
Gain Control	Controlled in Software	
Offset Control	Controlled in Software	
Optical Interface	2/3", C-Mount optical format	
Threadmount	1/4" - 20 Mount	
Power Requirements	6 watts non-cooled; 11 watts cooled; 8-24V	
Weight	595g; cooled 865g	
Warranty	2 years	
Operating environment	0 to 35 degrees Celsius (32 to 95F)	
Humidity	Less than 80% at 35 degrees Celsius (95F)	
<small>*Refer to Qimaging website for detailed listing of supported operating systems. Note: Specifications are nominal and subject to change.</small>		



QIMAGING
 4401 Still Creek Drive, Suite 100
 Burnaby BC Canada V5C 6G9
 Tel 604.708.5061
 Fax 604.708.5081
 INFO@QIMAGING.COM
 WWW.QIMAGING.COM

10.2. HOJA DE CARACTERÍSTICAS DEL ESPECTRORRADIÓMETRO SPECTRASCAN PR650.



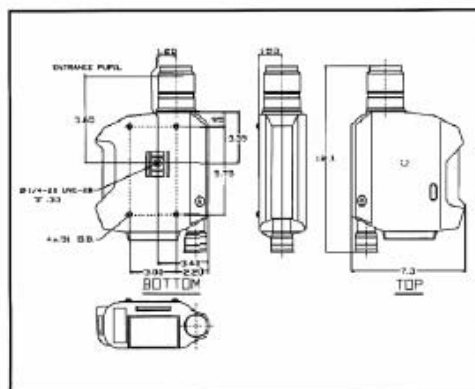
9731 Topanga Canyon Place Chatsworth, CA 91311-4125
 PH: (818) 725 9750 • FAX: (818) 725 9770
 www.photoresearch.com
 e-mail: sales.pr@photoresearch.com

Specifications



Spectral Range	380 – 780 nm
Spectral Bandwidth	8 nm
Spectral Accuracy	± 2 nm
Wavelength Resolution	< 3.5 nm / pixel
Luminance Accuracy	± 2 % of calculated luminance at 2856K @ 23° C
Color Accuracy when Measuring Illuminant A	± 0.015 CIE 1931 x, ± 0.01 CIE 1931 y (0.06 CIE 1931 xy for CRT's typical)
Digital Resolution	14 bit (1 part in 16,000)
AutoSync Range	40 – 250 Hz
Measuring and Viewing Field	1° (measuring) and 7° (viewing) with MS-75 lens at infinity focus
Battery	Rechargeable NiCad. Recharge rate – 1.5 hrs. from full discharge with CD-650
Interfaces	RS-232, IEEE-488 (optional)
Operating Temperature	34° to 95° F (1° to 35° C)
Operating Humidity	≤ 90 % non-condensing
Size (approx. including MS-75 lens)	12" (305 mm) L x 7" (178 mm) W x 3" (76 mm) H
Weight (approx.)	4 lbs. 12 oz. (2.15 kg.) with MS-75 lens and battery

Field Coverage / Sensitivity Chart

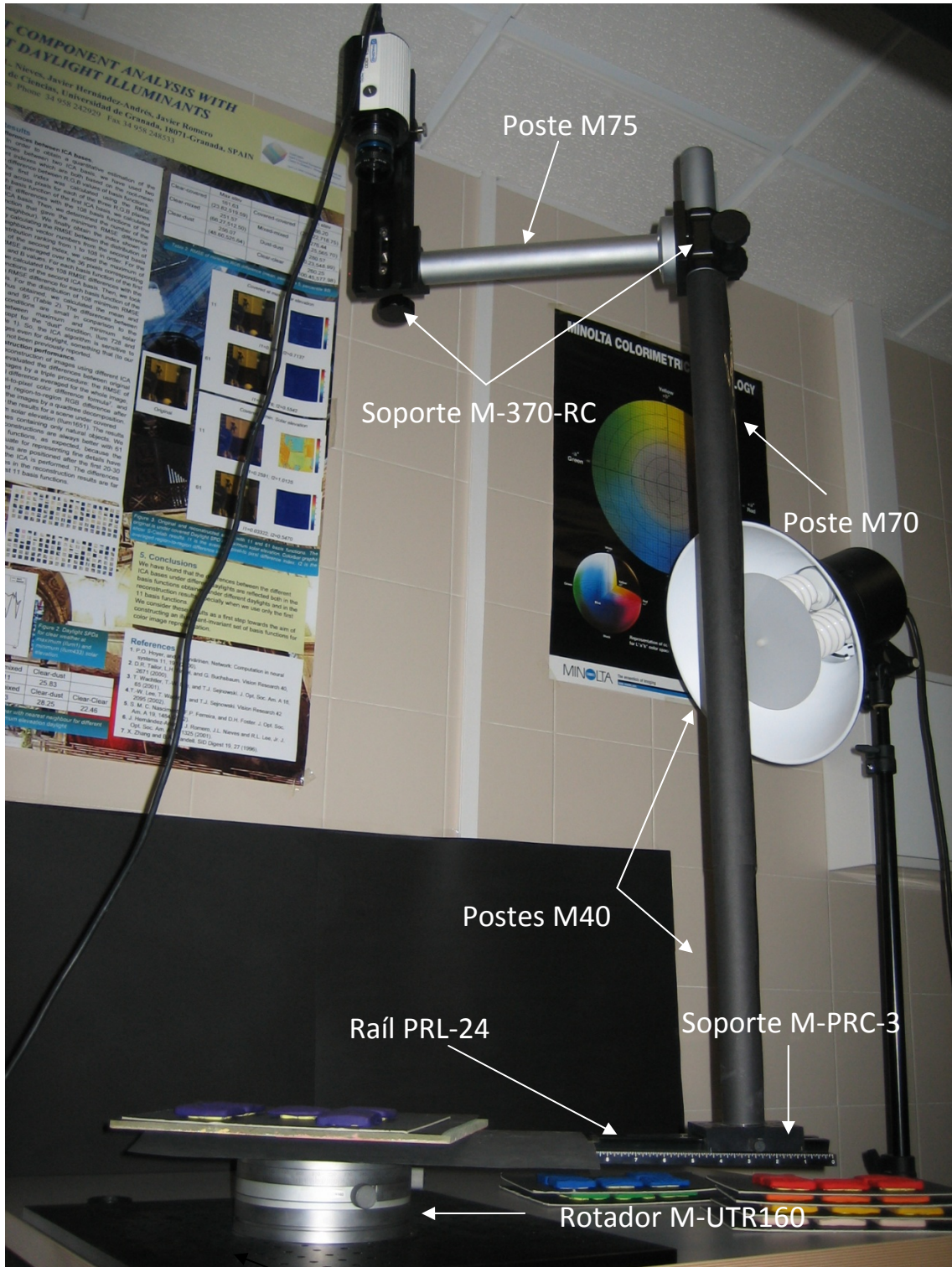


All specifications subject to change without notice.

Accessory	Focus Distance	Spot Size	Sensitivity
MS-75 (1.4" to eye)	14" (355 mm) 1000 ft (305 m)	208" (5.25 mm) 209" (5.32 m)	≥ 1.0 – ≤ 5,000 ft ≥ 3.4 – ≤ 17,000 cd/m ²
SL-0.5 X	3.6" (91.4 mm) to 5.4" (137 mm)	0.059" (1.5 mm) to 0.10" (2.54 mm)	≥ 1.0 – ≤ 5,000 ft ≥ 3.4 – ≤ 17,000 cd/m ²
SL-1X	1.8" (45 mm) to 2.6" (66 mm)	0.035" (0.89 mm) to 0.052" (1.32 mm)	≥ 1.0 – ≤ 5,000 ft ≥ 3.4 – ≤ 17,000 cd/m ²
MS-2.5 X	1.81" (46 mm)	0.020" (0.51 mm)	≥ 3.0 – ≤ 10,000 ft > 10.3 – ≤ 51,400 cd/m ²
MS-5X	1.11 in. (28 mm)	0.011 in. (0.289 mm)	≥ 4 – ≤ 15,000 ft ≥ 13.7 – ≤ 51,700 cd/m ²
CR-400 Cosine Receptor	N/A	N/A	≥ 2.0 – ≤ 12,000 ft ≥ 21.5 – ≤ 107,700 ft
LA-400 Luminance Adapter	Contact	0.52" (13.2 mm)	≥ 1.0 – ≤ 5,000 ft ≥ 3.4 – ≤ 17,000 cd/m ²
FP-400 Fiber Probe	Contact	0.125" (3.17 mm)	≥ 2.5 – ≤ 12,000 ft ≥ 8.6 – ≤ 43,000 cd/m ²

- NOTES: 1. For the ND-650-2 (Used only with the MS-75 or SL-1X or SL-0.5X), multiply the sensitivity by 100.
 2. All values calculated measuring Illuminant A at @ ≥ 100:1 signal to noise (1% precision).

10.3. DISPOSITIVO DE CAPTURAS ESTEREOFOTOMÉTRICAS



Poste M75

Soporte M-370-RC

Poste M70

Postes M40

Raíl PRL-24

Soporte M-PRC-3

Rotador M-UTR160

Plataforma SA - 18x18

SA Series Solid Aluminum Plates



- SA Series Solid Aluminum Plates answer the demand for an ultra low cost, yet highly durable, breadboard that can be used in a complete range of non-critical applications
- Available in a wide range of sizes and mounting hole configurations, SA Series Solid Aluminum Plates adapt easily to existing workstation environments

Nothing beats the SA Series Solid Aluminum Plate for its combination of durability, quality workmanship and affordability.

These thick, solid aluminum plates are perfect for all kinds of non-critical applications where higher performance, and higher priced breadboards are simply not necessary.

Tapped and anodized flat black, the SA Series is available in a multitude of shapes and sizes. Choose between English, Metric, and custom hole configurations. It is easy to retrofit to existing tables for increased workspace and convenience.

Specifications

SA Solid Aluminum Plate

Mounting Holes	1/4-20 holes on 1 in. grid (M6-1.0 holes on 25 mm grid), 1.50 in. borders (37.5 mm borders)
High Density Holes	Special order
Weight [lb/ft ² (kg/m ²)]	7 (34)
Surface Flatness [in. (mm)]	±0.062 (±1.57), over 2 ft (600 mm)
Thickness [in. (mm)]	0.5 (13)

Ordering Information



Model (Metric)	Size [in. (mm)]
SA-06X06 (M-SA-06X06)	6 (150) x 6 (150)
SA-08X08 (M-SA-08X08)	8 (200) x 8 (200)
SA-11 (M-SA-11)	12 (300) x 12 (300)
SA-12 (M-SA-12)	12 (300) x 24 (600)
SA-18X18 (M-SA-18X18)	18 (450) x 18 (450)
SA-18X30 (M-SA-18X30)	18 (450) x 30 (750)
SA-22 (M-SA-22)	24 (600) x 24 (600)
SA-30X30 (M-SA-30X30)	30 (750) x 30 (750)

UTR Series Precision Rotation Stages



M-UTR80

- Steel construction, high load capacity
- Lockable 360° coarse/4° fine motion
- Better than 6-arc-second sensitivity
- Available in four different sizes
- Low-profile and aperture versions

Versatile UTR Series Precision Rotation Stages are ideal for fine-tuning angular orientation of any component after rotating it to an approximate angle. A center aperture permits convenient mounting and adjustment of rotating components in transmissive applications.

Bearings are preloaded into precision-ground, tool steel races for a smooth, accurate trajectory with minimum eccentricity. Disengaging the side-mounted clutch knob permits continuous free rotation of the stage over 360°. Once the approximate angular orientation is obtained, a zero-backlash manual drive provides four degrees of fine adjustment range. Scale markings on the side of the rotation stage and a vernier on the stage body measure angular position with 1 arc min resolution (30 arc min for UTR46).

Specifications

	UTR46 (M-UTR46)	UTR80 (M-UTR80)	UTR120 (M-UTR120)	UTR160 (M-UTR160)
Travel (coarse/fine)	360 °/4 °	360 °/4 °	360 °/4 °	360 °/4 °
Graduations	2 °	1 °	1 °	1 °
Vernier Graduations (arc min)	30	1	1	1
Sensitivity (arc sec)	6	4	2.5	2
Wobble Maximum (μrad)	±100	±60	±50	±40
Max Centered Load [lb (N)]	6.7 (30)	45 (200)	112 (500)	180 (800)
Weight [lb (kg)]	0.6 (0.3)	1.8 (0.8)	4.6 (2.1)	11 (5)

Ordering Information

Model (Metric)	Platform	Platform Height
UTR46 (M-UTR46)	Solid	
UTR46S (M-UTR46S)	Solid	Low Profile
UTR46A (M-UTR46A)	Aperture	
UTR46SA (M-UTR46SA)	Aperture	Low Profile
UTR80 (M-UTR80)	Solid	
UTR80S (M-UTR80S)	Solid	Low Profile
UTR80A (M-UTR80A)	Aperture	
UTR80SA (M-UTR80SA)	Aperture	Low Profile
UTR120 (M-UTR120)	Solid	
UTR120A (M-UTR120A)	Aperture	
UTR160 (M-UTR160)	Solid	
UTR160A (M-UTR160A)	Aperture	

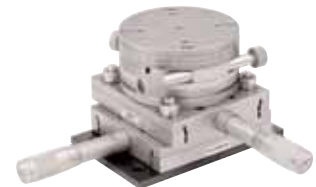
Please order M-PBN series base plates separately. Mounting bridles are included with each UTR stage. For **Vacuum Compatible** versions (50% price premium at time of order), append "V6" to the part no., e.g., UTR46SAV6. Please see page 631 for details.

Related Products

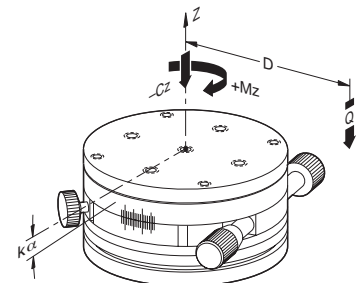
- BR Series Bridles
- PBN Series Base Plates
- UMR Stages



Adaptors for mounting UTR stages beneath UMR stages.



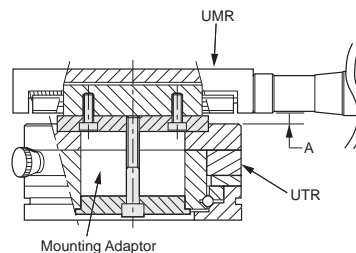
A UTR rotation stage attached to a UMR linear stage using BR bridles.



Q	Off-centered load must be $\leq Cz / (1 + D/a)$
Cz	Centered load capacity perpendicular to bearing system
D	Cantilever distance in mm
a	Construction parameter
kα	Transverse stiffness
+Mz	Maximum forward rotation torque
-Mz	Maximum reverse rotation torque

Adaptors for Mounting UTR Stages Beneath UMR Stages

Model	Description	Dimension, A (mm)
UTR2MR.46N	For UTR46, UTR46A	4
UTR2MR.46S	For UTR46S, UTR46SA	4
UTR2MR.80	For UTR80, UTR80A	3
UTR2MR.120	For UTR120, UTR120A	3
UTR2MR.160	For UTR160, UTR160A	2

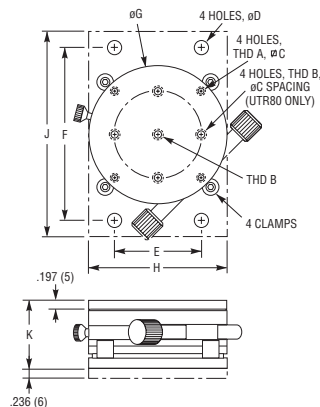


Mounting UTR Stages beneath UMR Stage using adaptor.

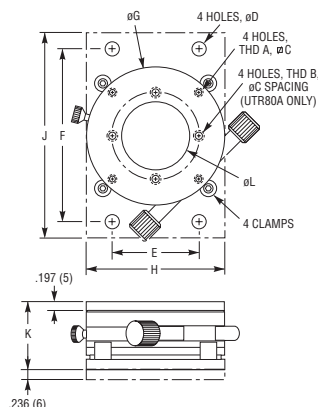
Load Characteristics

	UTR46 (M-UTR46), UTR46S (M-UTR46S)	UTR80 (M-UTR80)	UTR80S (M-UTR80S)	UTR120 (M-UTR120)	UTR160 (M-UTR160)
Centered Load Capacity, Cz (N)	30	200	200	500	800
Construction Parameter, a (mm)	20	40	40	60	80
Transverse Stiffness, kα (μrad/Nm)	130	30	30	20	5
Maximum Forward Rotation Torque +Mz (Nm)	0.65	3.6	1.3	10	30
Maximum Reverse Rotation Torque -Mz (Nm)	0.2	0.5	0.4	1.5	3.5

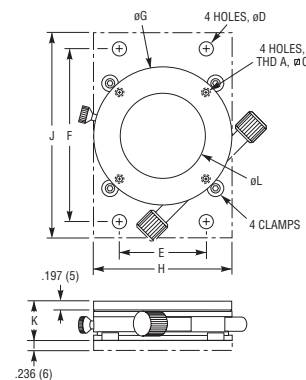
Model UTR46/80



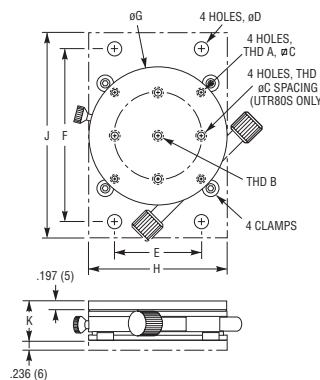
Model UTR46A/80A



Model UTR46SA/80SA

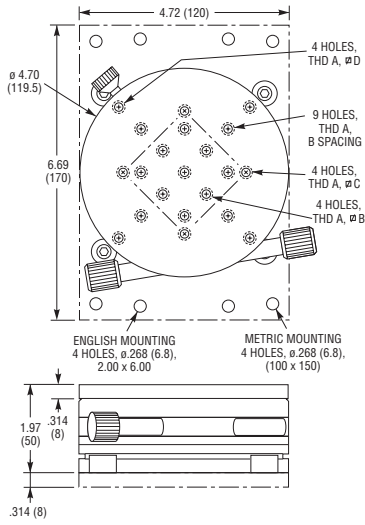


Model UTR46S/80S

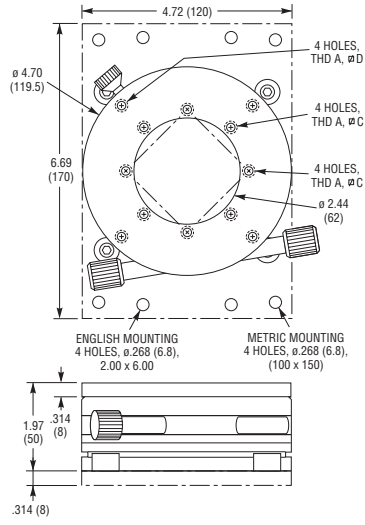


Model (Metric)	Thread			Dimensions [in. (mm)]							
	A	B	C	øD	E	F	øG	H	J	K	øL
UTR46 (M-UTR46)	8-32 (M4)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)	0.291 (7.4)	1.00 (25.4)	2.98 (75.8)	1.81 (46)	1.97 (50)	3.50 (89)	1.30 (33)	
UTR46S (M-UTR46S)	8-32 (M4)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)	0.291 (7.4)	1.00 (25.4)	2.98 (75.8)	1.81 (46)	1.97 (50)	3.50 (89)	0.91 (23)	
UTR46A (M-UTR46A)	8-32 (M4)		1.000 (25.0)	0.291 (7.4)	1.00 (25.4)	2.98 (75.8)	1.81 (46)	1.97 (50)	3.50 (89)	1.30 (33)	0.71 (18)
UTR46SA (M-UTR46SA)	8-32 (M4)		1.000 (25.0)	0.291 (7.4)	1.00 (25.4)	2.98 (75.8)	1.81 (46)	1.97 (50)	3.50 (89)	0.91 (23)	0.87 (22)
UTR80 (M-UTR80)	8-32 (M4)	1/4-20 (M6)	2.000 (50.0)	0.295 (7.5)	1.98 (50.4)	2.98 (75.8)	3.11 (79)	3.15 (80)	4.72 (120)	1.57 (40)	
UTR80S (M-UTR80S)	8-32 (M4)	1/4-20 (M6)	2.000 (50.0)	0.295 (7.5)	1.98 (50.4)	2.98 (75.8)	3.11 (79)	3.15 (80)	4.72 (120)	0.91 (23)	
UTR80A (M-UTR80A)	8-32 (M4)	1/4-20 (M6)	2.000 (50.0)	0.295 (7.5)	1.98 (50.4)	2.98 (75.8)	3.11 (79)	3.15 (80)	4.72 (120)	1.81 (46)	1.063-20 (M30 x 0.75)
UTR80SA (M-UTR80SA)	8-32 (M4)		2.000 (50.0)	0.295 (7.5)	1.98 (50.4)	2.98 (75.8)	3.11 (79)	3.15 (80)	4.72 (120)	0.91 (23)	1.97 (50)

Model UTR120



Model UTR120A



Angle Brackets (page 735)



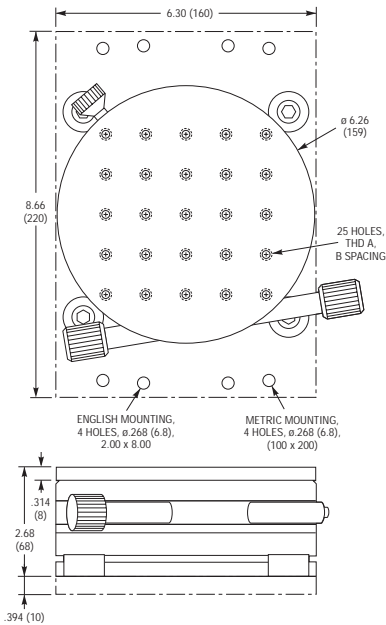
Mounting Plates (page 728)



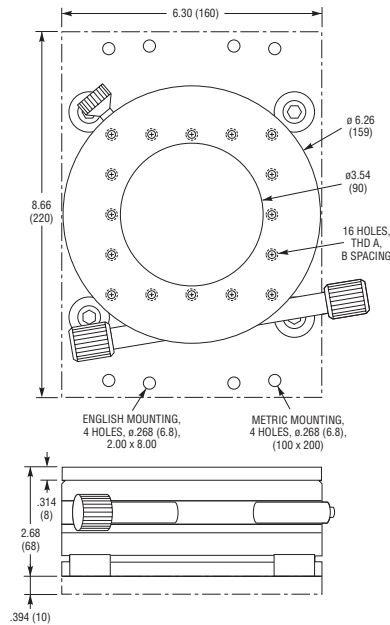
Mounting bridles (page 757)

Model (Metric)	Thread			
	A	B	C	D
UTR120 (M-UTR120)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)	2.000 (50.0)	3.000 (75.0)
UTR120A (M-UTR120A)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)	2.000 (50.0)	3.000 (75.0)

Model UTR160



Model UTR160A



Model (Metric)	Thread	
	A	B
UTR160 (M-UTR160)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)
UTR160A (M-UTR160A)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)

Precision Optical Rails and Carriers

TECHNICAL REFERENCE

MIRROR MOUNTS

LENS HOLDERS

SPECIALTY OPTICAL MOUNTS

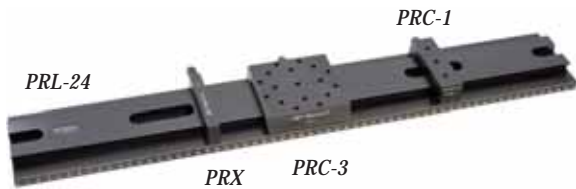
POST AND ROD SYSTEMS

BASES AND BRACKETS

RAIL SYSTEMS

EDUCATIONAL KITS

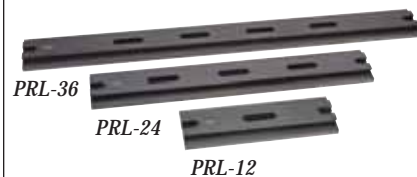
ACCESSORIES



- Stable, easy-to-use dovetail design
- Conserves table space
- Rails mount at any orientation on English or metric optical tables
- Engraved scales in both inches and millimeters

The PRL Series Precision Rails and PRC Series Carriers are easy to use, with a convenient dovetail rail design. The rail/carrier system is designed to provide maximum versatility in minimum table space. The rails are compatible with English or metric table hole patterns and are available in four different lengths. They are made from precision-machined anodized aluminum for excellent linearity and smooth carrier translation.

The carriers are also easy to use and may be removed or installed at any point on the rail. The aluminum carriers ride on extra-hard polymer pads, selected for low friction, resistance to cold flow, and long life. The overall nominal height of a carrier mounted on to a rail is 1.256 in. (31.9 mm). Convenient thumb-adjust lock knobs securely clamp the carriers in place anywhere on the rail.



Ordering Information



Model (Metric)	Description	Length [in. (mm)]
PRL-6	Rail	6.6 (167)
PRL-12	Rail	12.5 (317)
PRL-24	Rail	24.3 (617)
PRL-36	Rail	36.5 (927)
PRC-1 (M-PRC-1)	Carrier	1.0 (25.4)
PRC-3 (M-PRC-3)	Carrier	3.5 (88.9)
PRX	Indexing Block	0.5 (12.7)

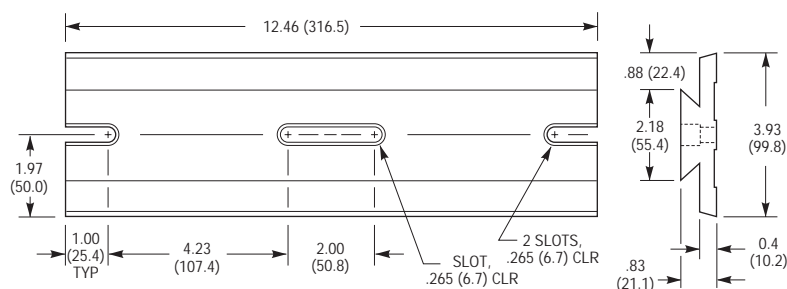
Rails mount on English or Metric tables.

Rail Specifications

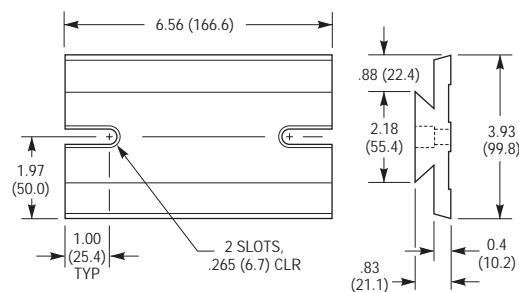
Typical Flatness [in. (μm)]	0.002 (13) over 1 ft (30 cm)
Typical Straightness [in. (μm)]	0.001 (25) over 8 inches (20 cm)

Model	Dimensions [in. (mm)]	
	A	B
PRL-24	24.28 (616.7)	4.14 (105.2)
PRL-36	36.48 (926.6)	7.24 (183.9)

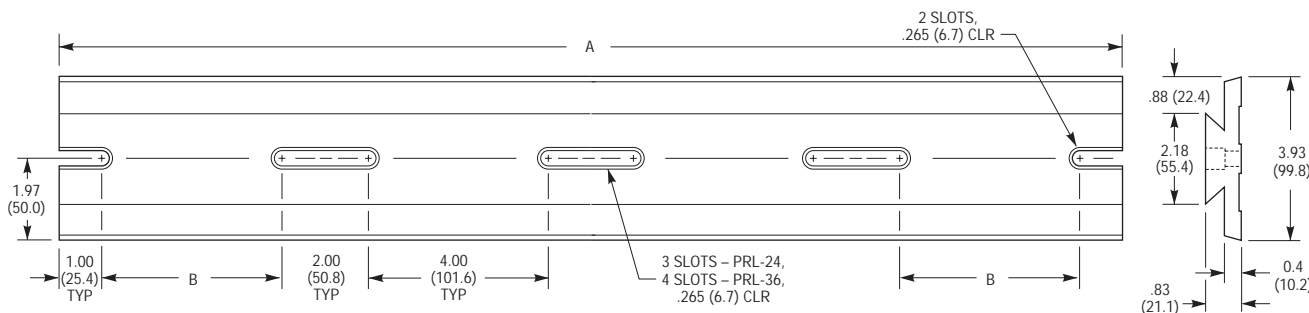
Model PRL-12



Model PRL-6



Model PRL-24, PRL-36

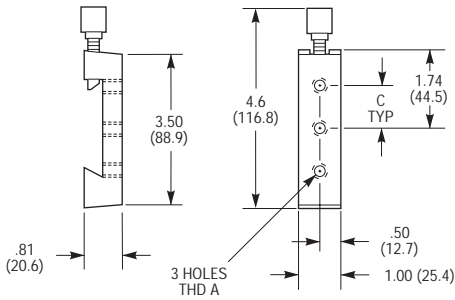




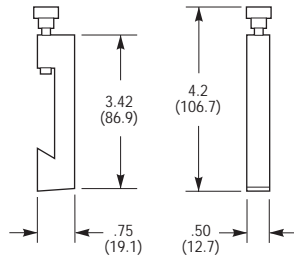
Model (Metric)	Thread			Dimensions [in. (mm)]		
	A	B	C			
PRC-1 (M-PRC-1)	1/4-20 (M6)		1.000 (25.0)			
PRC-3 (M-PRC-3)	1/4-20 (M6)	0.500 (12.5)				

CAD *See our website for CAD files*

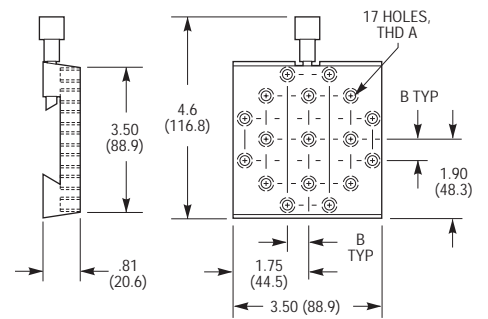
Model PRC-1



Model PRX



Model PRC-3



TECHNICAL REFERENCE

MIRROR MOUNTS

LENS HOLDER

SPECIALTY OPTICAL MOUNTS

POST AND ROD SYSTEMS

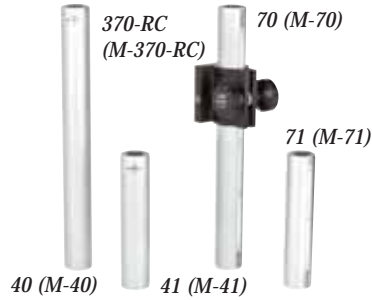
BASES AND BRACKETS

RAIL SYSTEM

EDUCATIONAL KITS

ACCESSORIES

Heavy Duty Rod Systems



- Ideal for mounting heavy components
- Standard and vibration damped versions
- Available with gear rack to assist in vertical positioning

The rods are made round to 0.0005 in. (12 μm) to mate repeatedly with the bore of every Newport rod-mounted component. A chromed finish is applied for a low-reflectivity surface that, unlike aluminum, is resistant to gouging, scratching and corrosion, allowing for many years of service.

Standard Rods

Models 40 and 70 rods have the sturdiness suitable for the majority of general laboratory applications. Both models are 14 in. (356 mm) tall. Model 70 has a nylon gear rack set into the rod for rack-and-pinion control over component elevation.

Models 41 and 71 short rods are 7 in. (178 mm) tall and have a smaller resonant vibration amplitude than the longer rods. Their low profile makes them ideal for compact experimental setups.

Damped Rods



Model 45 (left) and Model 75 shown with 370-RC Clamp (right)

Models 45 and 75 Damped Rods are the most sophisticated rods available for critical applications where acoustical and vibrational forces are a concern. These rods incorporate cylindrical masses constrained by damping layers, concentrated in the upper portion of the rod where they are most effective in dissipating vibrational energy. This construction is the result of extensive computer modeling, dynamic testing and structural analysis.

Newport's patented internal damping system provides unmatched vibrational immunity. Compared to the best alternative designs, Newport damped rods exhibit 60% higher resonant frequency, 100% faster vibration decay and 160% better peak compliance.

These 14 in. (356 mm) long rods mount to tables and breadboards with four bolts through a special ring base.

Model 75 has a nylon gear rack for rack-and-pinion control over component elevation.



VPB (M-VPB)

Model VPB Adjustable Base is a stiff, low-profile adjustable platform designed for stable mounting of Newport rods and components anywhere on our optical tables and breadboards.

Model VPB has XY sliding adjustments for complete positioning freedom on any mounting surface with a standard pattern of 1/4-20 (or M6) mounting holes on 1 in. (25 mm) centers.



340-RC (M-340-RC)

370-RC (M-370-RC)



34 (M-34)

300-P (M-300-P)



670-RCT

670-RCB



A custom Newport rod wrench is provided with each standard rod for easy attachment.

Damped Rod Performance

The time-domain responses shown in Figures 1 and 2 dramatically illustrate the difference between the Newport approach and alternative damping implementations when the rod is supporting a load.

Newport's Model 40 undamped steel rod has a single resonance peak at 240 Hz corresponding to the first bending mode of a cantilevered beam.

The alternative, lead-shot damped rod has a single resonance peak roughly 1/4 the amplitude of the undamped rod. This peak is lower in frequency (~105 Hz) because of the lower stiffness-to-mass ratio of this construction, which makes it more likely to couple to vibrations from nearby mechanical and electrical components.

Newport's Model 45 damped rod is so highly damped that the 240 Hz resonance is split into subpeaks at 170 and 210 Hz whose amplitudes are 40 times less than the undamped response peak and 5 times less than the alternative rod.

Ordering Information

Model (Metric)	Description	Length [in. (mm)]
45	Damped Rod with Mounting Base	14.0 (355.6)
75	Damped Rod with Rack and Mounting Base	14.0 (355.6)
40 (M-40)	Standard Rod	14.0 (355.6)
70 (M-70)	Standard Rod with Rack	14.0 (355.6)
2998	Solid Rod, 1/4-20 Threaded Both Ends	14.0 (355.6)
41 (M-41)	Short Rod	7.0 (177.8)
71 (M-71)	Short Rod with Rack	7.0 (177.8)
14828-01 (16636-01)	Rod Wrench	
VPB (M-VPB)	XY Adjustable Platform	

U.S. Patent 4,050,665

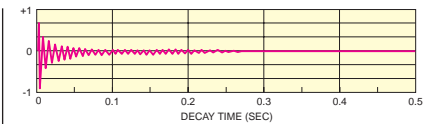


Fig. 1: Time response of a Newport Model 45 Damped Rod supporting a 2.5 lb (1.1 kg) load.

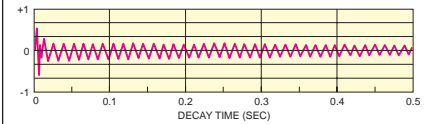
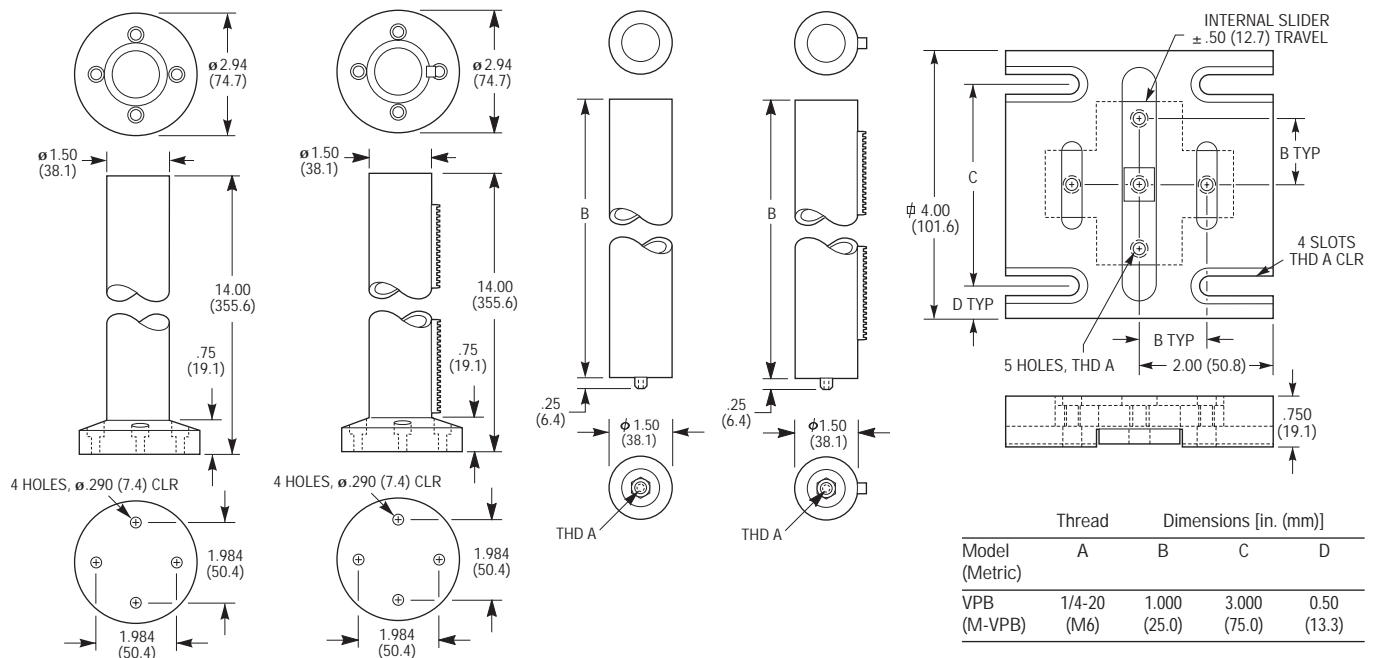


Fig. 2: Time response of an alternative, lead-shot damped rod with the same 2.5 lb (1.1 kg) load as Fig. 1.

Model 45

Model 75

Model 40, 41 Model 70, 71 Model VPB



Model (Metric)	Thread	Dimensions [in. (mm)]			
	A	B	C	D	
VPB (M-VPB)	1/4-20 (M6)	1.000 (25.0)	3.000 (75.0)	0.50 (13.3)	

Model (Metric)	Thread	Dimensions [in. (mm)]	
	A	B	
40 (M-40)	1/4-20 (M6)	14.00 (355.6)	
41 (M-41)	1/4-20 (M6)	7.00 (177.8)	
70 (M-70)	1/4-20 (M6)	14.00 (355.6)	
71 (M-71)	1/4-20 (M6)	7.00 (177.8)	

CAD See our website for CAD files

10.4. PUBLICACIONES RELACIONADAS CON LA TESIS

- Nieves, J. L., Plata, C., Valero, E. M. y Romero, J. (2008). "Unsupervised illuminant estimation from natural scenes: an RGB digital camera suffices." *Applied Optics* **47**(20): 3574-3584.
- Plata, C., Valero, E. M., Nieves, J. L. y Romero, J. (2008). Supervised training sample selection for the estimation of spectral reflectance using an RGB camera. *CGIV'08 and MCS'08*: 519-522.
- Plata, C., Nieves, J. L. y Romero, J. (2008). "Combining spectral and photometric stereo techniques for reflectance estimation using an RGB digital camera". *CGIV'08 and MCS'08*, 516-518.
- Plata, C., Nascimento, S. M. C. y Nieves, J. L. (2009). "Accuracy of photometric stereo with textured calibration samples". *20th ICVS, Braga, Portugal*, 123.
- Plata, C., Nieves, J. L. y Romero, J. (2009a). "Influencia de la curtosía de muestras rugosas en la recuperación de albedo y normales con cámara RGB". *Reunión Nacional de Óptica, Ourense (Spain)*,
- Plata, C., Nieves, J. L., Valero, E. M. y Romero, J. (2009b). "Trichromatic red-green-blue camera used for the recovery of albedo and reflectance of rough-textured surfaces under different illumination conditions." *Applied Optics* **48**(19): 3643-3653.

10.5. BRIEF ENGLISH SUMMARY

SPECTRAL CHARACTERIZATION OF TEXTURED OBJECTS THROUGH LIGHTING-INVARIANT PROPERTIES

Ph.D. Summary Dissertation by

Clara Plata Ríos

Department of Optics

University of Granada

Director: Dr. Juan Luis Nieves Gómez

Co director: Javier Romero Mora



INDEX

1. INTRODUCTION, MOTIVATION AND OBJETIVES.....	165
2. IMAGE CAPTURE DEVICE, CALIBRATION SAMPLES AND TEST SAMPLES.....	167
2.1. IMAGE CAPTURE DEVICE.....	167
2.2. SAMPLES.....	169
2.2.1. Calibration samples.....	169
2.2.2. Test samples.....	171
3. NORMAL VECTORS AND ALBEDO RECOVERY.....	172
3.1. METHOD.....	172
3.2. RESULTS.....	176
3.2.1. Evaluation metrics.....	176
3.2.2. Calibration of the method.....	177
3.2.3. Results with test samples.....	183
4. SPECTRAL INFORMATION RECOVERY.....	187
4.1. METHOD.....	187
4.2. RESULTS.....	190
5. COMBINATION OF PHOTOMETRIC AND SPECTRAL METHODS.....	191
5.1. METHOD.....	191
5.2. RESULTS.....	193

5.2.1. Evaluation of the method using calibration samples.....	193
5.2.2. Simulations with test samples.....	198
6. APPLICATIONS.....	203
6.1. APPLICATION I: UNCONTROLLED LIGHTING DIRECTIONS	203
6.1.1. Method.....	203
6.1.2. Results.....	205
6.1.2.1. Recovery of normal vectors and albedo values.....	205
6.1.2.2. Reflectances recovery.....	207
6.2. APPLICATION II: CAPTURES UNDER SOLAR LIGHT.....	209
6.2.1. Method.....	209
6.2.2. Results.....	210
7. CONCLUSIONS AND FUTURE WORK.....	213
8. REFERENCES.....	216

CHAPTER 1:

INTRODUCTION, MOTIVATION AND OBJECTIVES.

Vision is our dominant sense, from which we derive the most information about the world around us. Our visual system allows us to distinguish elements like color, texture or the shape of a surface, and this is the information our brain uses to recognize objects under different conditions of lighting and observation.

Computational vision tries to emulate the human visual system analyzing the images captured with devices like a CCD camera with algorithms that can isolate those lighting invariant elements. Lots of works have been developed in this sense in the last years, allowing the recovering of spectral, colorimetric or shape characteristics.

There are several methods that allow obtaining the shape of a surface, like laser scans or different techniques that uses images captured with a CCD camera with that end [Woodham 1978]. This last techniques, named photometric stereo techniques, are specially interesting due to the fact that they allow the simultaneous recovery of color characteristics (what we will call the albedo of the surface) and the normal vector in each point of the surface [Sanderson, Weiss et al. 1988; Drew 1990; Nayar, Ikeuchi et al. 1990; Woodham, Iwahori et al. 1991; Barsky and Petrou 2003]. Besides, the devices needed to get the images in those cases are relatively economic.

Other illuminant and observation invariant characteristic is the spectral reflectance of an object. It is possible to find lots of techniques that allow recovering this spectral reflectance, using spectral systems based in an RGB camera or multi or

hyperspectral systems [Maloney and Wandell 1986; Imai and Berns 1999; Shi and Healey 2002; Shimano 2002; Nieves, Valero et al. 2005].

Finding a system capable of characterizing any object through elements such the described before has lots of practical applications. For example, it can be used to record art paintings or sculptures. With this information, it will be possible to develop high quality catalogs or follow the evolution of a restoration process. It could be useful to make simulations of the effect produced by the sunlight when using textured materials in the wall of a building.

In this thesis we have combined a photometric stereo technique with a spectral recovery technique in order to characterize textured objects in an lighting and observation invariant way. Besides we have looked for a practical system from different points of view: we have looked for conditions with as less constraints as possible and we have used a chip device (an RGB camera).

The objectives of this work are:

1. Designing a device that allow to make captures of objects that can be the starting point in a photometric stereo algorithm, and methods to evaluate the accuracy of the obtained results.
2. Developing a photometric stereo algorithm that provides albedo and normal vectors in order to characterize a textured object, using the system introduced in the objective 1. Apply this algorithm to samples with different shapes to evaluate its accuracy.
3. Using a spectral estimating algorithm to recover spectral reflectances from RGB images of objects.
4. Combining the obtained results from objectives 2 and 3 to get a more complete characterization of objects, and using those results to simulate those objects under different lighting conditions.

CHAPTER 2:

IMAGE CAPTURE DEVICE, CALIBRATION SAMPLES AND TEST SAMPLES.

2.1. IMAGE CAPTURE DEVICE

As we said in the previous section, we are going to apply both photometric stereo and spectral recovery techniques. The photometric stereo technique used in this work, as we will see in the next chapter, starts with images of an object captured from the same point of view and different lighting directions. We developed a system that allows those kinds of captures with a minimum necessity of space. Figure 2.1 shows such a system, where camera (a CCD color camera Retiga 1300 (12 bits) from Qimaging Canada) and sample are placed in a U-shape arm, keeping fixed the relative distance between them. This arm stands in a rotating platform, allowing steps of 1° . That way it is possible to get any lighting directions just fixing the position of a lamp and making the set camera-



Figure 2.1: Experimental device.

sample going around together.

The adequate calibrating of a CCD camera is indispensable when using it in research applications. In our case, we estimated the high frequency temporal noise [Healey and Kondepudy 1994], defined like the noise whose variation is fast enough to be detected in lapses lower than a minute [Ferrero, Campos et al. 2006a], and the range of exposure times where the reciprocity law where not violated [Ferrero, Campos et al. 2006b]. We determine that to avoid the high frequency temporal noise in each capture it's necessary to capture 100 successive images and average them, and that the reciprocity law was ok when using exposure times over 4 ms.

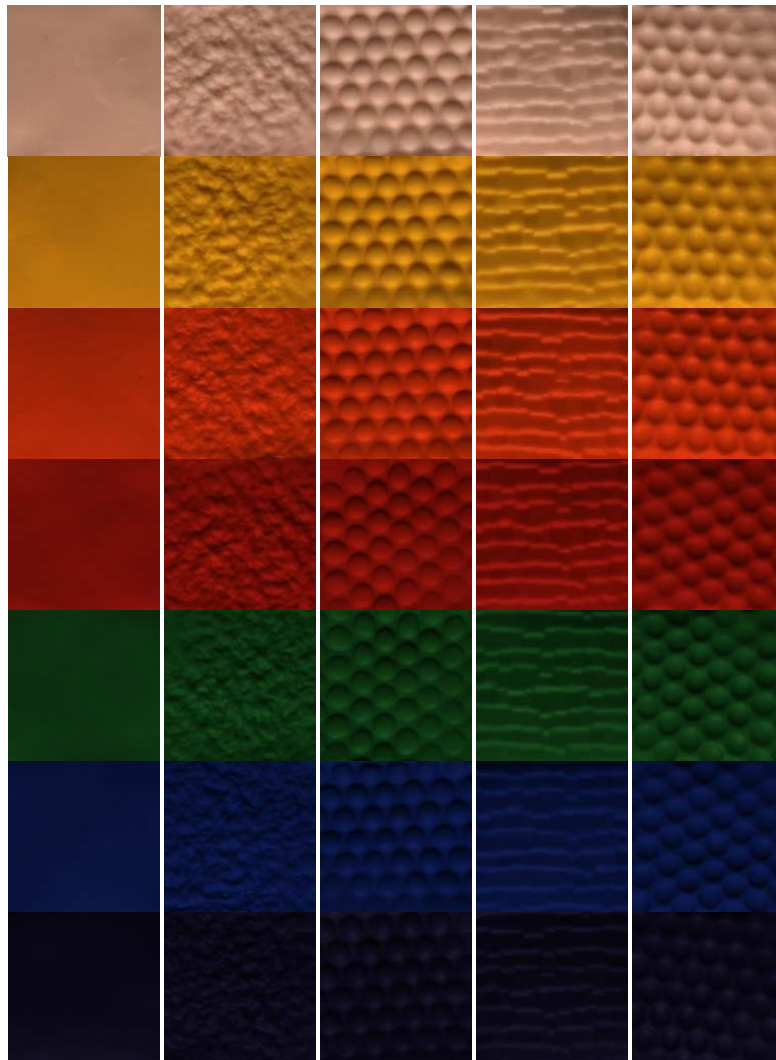


Figure 2.2: Textured calibration samples

2.2. SAMPLES.

2.2.1. Calibration samples.

There are several color charts that can be used to calibrate different devices. All of those color charts are composed by flat bright chips or flat mate chips. As we were going to deal with textured samples we designed a set of textured calibration samples that could be used to evaluate the accuracy of our photometric stereo algorithm. This textured calibration set was made with polymer clay, whose commercial name is FIMO, and is composed by 35 samples. The calibration samples (see figure 2.2) are organized in seven sets of five samples of the same color (pale pink, yellow, orange, red, green, blue and purple), having each one of the five samples of the same color different textures (flat, random, convex hemispheres, irregular in one direction and concave hemispheres).

We used common commercial color charts as well: the GretagMacbeth Color Checker Color Rendition Chart (24 chips), the GretagMacbeth Color Checker DC and the Munsell Color Book of Color Matte Finish Collection.



Figure 2.3: Test samples.

2.2.2. Test samples.

With the aim of testing our algorithms a collection of 60 samples were captured, including different materials, colors and textures (see figure 2.3).

CHAPTER 3:

NORMAL VECTORS AND ALBEDO RECOVERY.

3.1. METHOD.

Let's suppose a Lambertian surface, what means that the surface reflects light equally in all directions. We'll define the albedo ρ of such surface as the fraction of the incident light reflected by de surface. If we capture with a CCD camera a surface with albedo ρ , normal \mathbf{N} and is illuminated with a source of light with a lighting directions \mathbf{L} (see figure 3.1), the intensity in each pixel of the image can be described by:

$$I = \rho(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T) \quad (3.1)$$

Where I is the intensity in one pixel, ρ is its albedo, \mathbf{L} is the lighting vector (1×3), \mathbf{N} is the unitary normal vector (1×3) and (\cdot) is the dot product of two vectors.

Since we want to recover the normal vector in each pixel and it is a three component vector, we will need at least three equations to solve the system. We can

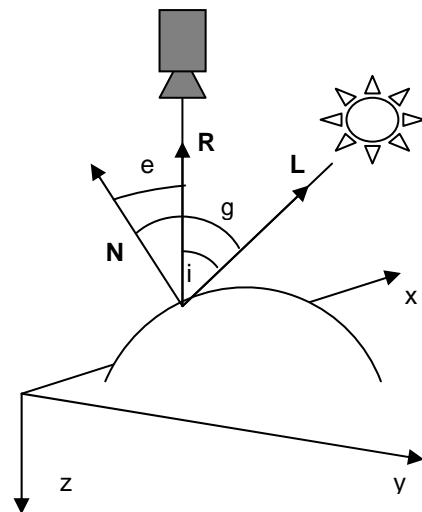


Figure 3.1: Observation and illumination angles and vectors: \mathbf{R} , observation vector; \mathbf{L} , illumination vector; \mathbf{N} , normal vector; i , incidence angle; e , emittance angle; g , phase angle.

get those three equations illuminating successively the surface from three different lighting directions \mathbf{L}^1 , \mathbf{L}^2 y \mathbf{L}^3 . We can write the system as:

$$I^k = \rho(\mathbf{L}^k \cdot \mathbf{N}^T) \quad (3.2)$$

where $k = 1, 2, 3$ are the three lighting directions. The three intensities can be stacked to form the intensity vector (3×1) $\mathbf{I} = (I^1, I^2, I^3)$, and the lighting directions can be stacked row wise giving the lighting matrix (3×3) $[\mathbf{L}] = (\mathbf{L}^1, \mathbf{L}^2, \mathbf{L}^3)$. Then, equation (3.2) can be rewritten in matrix form:

$$\mathbf{I} = \rho[\mathbf{L}]\mathbf{N} \quad (3.3)$$

If the lighting directions \mathbf{L}^k are not coplanar, matrix $[\mathbf{L}]$ can be inverted, giving:

$$[\mathbf{L}]^{-1} \mathbf{I} = \rho \mathbf{N} \quad (3.4)$$

Since normal vector \mathbf{N} is unitary, both the normal vector (as the direction of the obtained vector) and the albedo (its modulus) can be recovered.

As we said at the starting of this section, photometric stereo techniques only work with Lambertian surfaces. The problem is that these kinds of surfaces are very difficult to find in the real world. One way of solving this problem is to avoid pixels with non-Lambertian behaviors like highlights or cast shadows. Many authors have developed several strategies to apply those techniques to real surfaces. Coleman and Jain [Coleman and Jain 1982] developed a method called “four source photometric stereo” where four captured of each surface were made instead of three. That way we get four intensities for each pixel and it’s possible to eliminate one of them if its behavior is non-Lambertian. The process consisted in

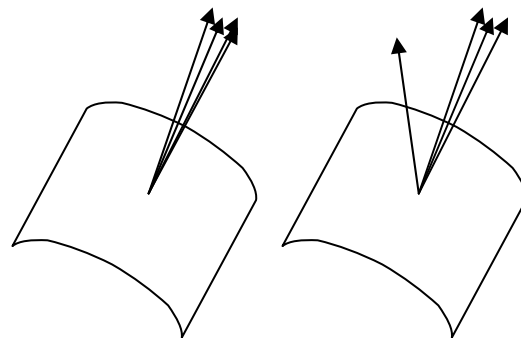


Figure 3.2: Left, normal vectors calculated from a quadruplet of intensities with Lambertian behavior. Right, normal vectors calculated from a quadruplet of intensities where one of the intensities is a highlight.

making every possible combination of three intensities with the set of four (four combinations), and calculate albedo and normal vectors with them. If the four intensities have Lambertian behavior, the recovered albedo from the four triplets will be very similar. If one of the intensities corresponds with a highlight, the triplet that doesn't contain it will be different, and the albedo recovered from it will have a lower value (see figure 3.2). Other strategies take into account more elements like self shadows [Solomon and Ikeuchi 1996], or tries to avoid simultaneously shadows and highlights [Barsky and Petrou 2003].

In this thesis, we have developed a photometric stereo technique based of the four source photometric stereo technique. This method allows us to detect if one of the intensities from a quadruplet contains a shadow or a highlight. In our case, we will work with directly with intensities instead of albedos. The proposed method to detect problematic intensities is the following:

1. For every pixel x , calculate the average of the four intensities

$$\mathbf{I}^x = (I_1^x, I_2^x, I_3^x, I_4^x):$$

$$I_{mean}^x = \frac{\sum_{i=1}^4 I_i^x}{4} \quad (3.5)$$

2. Next, calculate the difference between I_{mean} and the maximum and minimum values of intensity obtained for this pixel:

$$\mathbf{Mm}^x = (\max(\mathbf{I}^x) - I_{mean}^x, I_{mean}^x - \min(\mathbf{I}^x)) \quad (3.6)$$

3. The selection process is made analyzing the values of \mathbf{Mm}^x :
 - a. If the first component of this vector has the higher value, we have a highlight in the quadruplet, and we will recover albedo and normal vector avoiding the higher value contained on \mathbf{I}^x .
 - b. If the second component of this vector has the higher value, we have a shadow in the quadruplet, and we will recover albedo and normal vector avoiding the lower value contained on \mathbf{I}^x .

- c. If both components of \mathbf{Mm}^x are the same or very similar, we can have different situations. If all four intensities has Lambertian behavior the four components of \mathbf{I}^x will be similar. Other possibility is the fact of having two highlights or two shadows in the quadruplet. In this case, we cannot eliminate two values because we need at least three to recover normal vectors and albedo. For that reason, in the two cases we will follow the same strategy: recover albedo and normal vector for the four possible combinations of three intensities and average te four results.

Photometric stereo techniques were initially developed for grayscale images, but several authors have adapted this technique to color images [Drew 1992; Drew 1993; Schluns and Witting 1993; Christensen and Shapiro 1994; Kontsevich, Petrov et al. 1994; Barsky and Petrou 2001; Bringier, Helbert et al. 2008]. In our case, we propose a very simple adaptation: just considering the image given by each channel of the camera as a grayscale image, we can apply the algorithm to each channel in a separate way to obtain albedo and normal vector in each channel. Combining the obtained results for all channels we can obtain in each pixel the “color albedo” and, averaging the three obtained normal vectors, a normal vector.

3.2. RESULTS.

3.2.1. Evaluation metrics.

The evaluation metrics used in this work are:

- RGB error ($RGBE$), defined as:

$$RGBE_x = \sqrt{\frac{1}{3}(\Delta R_x^2 + \Delta G_x^2 + \Delta B_x^2)} \quad (3.7)$$

Where ΔR , ΔG and ΔB are the pixel-by-pixel differences between the three channels.

- RGB relative error ($RGBr$), defined as:

$$RGBr = \frac{|q_1 - q_2|}{\frac{|q_1| + |q_2|}{2}} \times 100 \quad (3.8)$$

Where q_1 and q_2 are the two RGB vectors to compare, and $|\cdot|$ represents the modulus of a vector.

- The angular error (AE), defined as:

$$EA_x = \arccos(\mathbf{q}_{ox} \cdot \mathbf{q}_{rx}) \quad (3.9)$$

Where \mathbf{q}_{ox} and \mathbf{q}_{rx} are the RGB vectors in the same pixel of the two images that are being compared.

- CIELAB color differences. We used an experimental transformation in order to calculate the XYZ coordinates under different illuminant from RGB values captured with our CCD camera. The used data were the RGB values of the chips from the Color Checker DC, and the XYZ calculated from their reflectances. The transformation was:

$$\begin{aligned} X &= a_{11} + a_{12}R + a_{13}G + a_{14}B \\ Y &= a_{21} + a_{22}R + a_{23}G + a_{24}B \\ Z &= a_{31} + a_{32}R + a_{33}G + a_{34}B \end{aligned} \quad (3.10)$$

Once we had the transformation matrix, we calculated with it the XYZ values of the RGB values used to build the matrix. Then, we calculated color differences between these XYZ values and the XYZ values used to built the matrix and found a mean difference of $4.5 \Delta E_{ab}^*$. We will have into account this value to analyze our results.

3.2.2. Calibration of the method.

The method were calibrated using the calibration samples presented in chapter 2 [Plata, Nascimento et al. 2009]. This calibrating process is based in the design of the samples of this set. As a flat surface is the simplest we can have, the albedo recovered from it will be the better we can have and we will use it as reference albedo. So, to evaluate the accuracy of one albedo recovery method, we can recover the albedo for every calibrating sample and compare the obtained albedo from the textured samples with the albedo from the flat surface of the same color. As similar the albedo from the textured samples is to the reference albedo, the better the algorithm is.

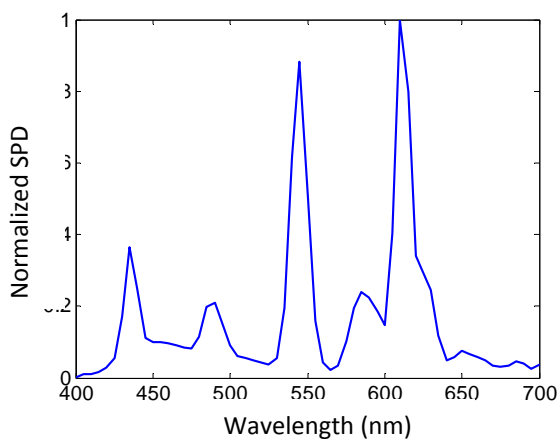


Figure 3.3: SPD of the fluorescent lamp used to capture the textured calibration samples

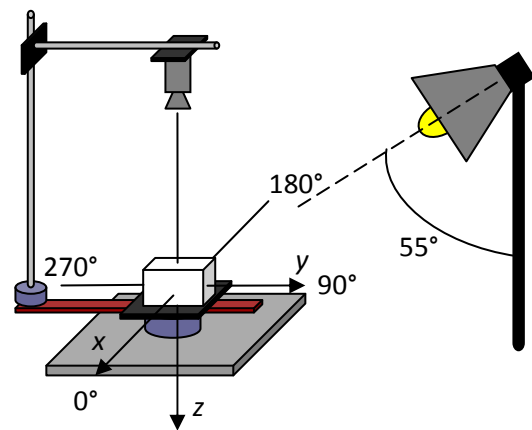


Figure 3.4: Scheme of angles used in the captures.

The textured calibration samples were captured with the device introduced in chapter 2 under the fluorescent lamp whose spectral power distribution (SPD) is

shown in figure 3.3. The lamp was fixed with an elevation angle of 55° and slant angles of $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ$ and 315° (see figure 3.4).

Every captured image was corrected using the expression:

$$I_k^x = \frac{I_{0,k}^x - D_k}{W_k} \quad (3.11)$$

Where $I_{0,k}^x$ is the intensity of pixel x in each channel k before the correction, D_k is the dark signal of the camera, W_k is a reference white and I_k^x is the corrected intensity.

The set of eight captures made of each samples was divided in two subsets. Images captured under slants of $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ and 270° were used to recover albedo and normal vectors (we will call this subset *recovery set*) and images captured under slants of $45^\circ, 135^\circ, 225^\circ$ and 315° will be used as *test set*. To evaluate the recovered albedos with our algorithm we used the calibration samples and we compared results with the albedos recovered with another two algorithms. The first algorithm (method 1) uses the four intensities making no correction if shadows or highlights appear: just calculate albedo and normal vectors from the four combinations of four intensities in each pixel and averaging results. The second algorithm (method 2) is the algorithm proposed by Coleman and Jain [Coleman and Jain 1982] applied to the three channels separately and again averaging results and the third algorithm (method 3) is the one introduced in this work.

The evaluation of the recovered albedos with each method was made comparing the recovered albedos from every sample with the recovered albedo from the flat sample of the same color. As we are comparing albedos and not RGB values, we will use as evaluation metrics *RGBr* and *EA*. Table 3.1 shows global results: mean (1), median (2) and percentile 95. In all cases *RGBr* and *EA* values are lower in the case of the proposed method.

Table 3.1. Global results

	Method 1			Method 2			Method 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBr	4.7	3.4	12.9	3.8	3.0	10.0	3.7	2.9	9.7
EA	0.85	0.61	2.32	0.81	0.59	2.24	0.78	0.57	2.19

Figure 3.5 shows one example of the albedo recovered for the calibration sample number 35. The first image is the original captures of the sample under a slant angle of 0° and the next three are, respectively, the albedo recovered with methods 1, 2 and 3. The mean values of the evaluation metrics are also shown. Visually, the first albedo is very inhomogeneous; meanwhile the other two are smoother.

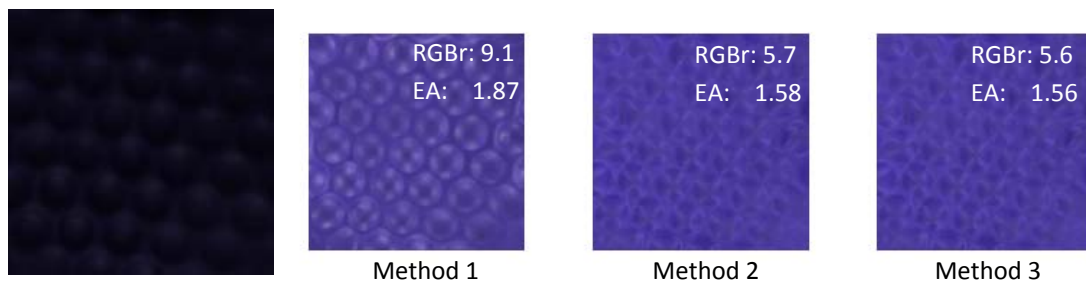


Figure 3.5: from left to right, calibration sample number 35 and the recovered albedos with methods 1, 2 and 3.

Evaluating the recovered normal vectors is not an easy task. We scanned the calibration samples with a laser scan and tried to use this information to evaluate our normal vectors. We found that it was not possible because of the many transformations that were needed in order to have the information from the laser scan and the normal vectors in the same conditions to be compared. First, we had to transform our normal vectors into a surface, what was made using shapelets [Kovesi 2003; Kovesi 2005]. With this technique we get a bidimensional matrix representing the height of the surface in each point. On the other hand, from the laser scan we obtained a cloud of non sorted points that we had to interpolate to get a matrix similar to the one obtained with shapelets. Then, we needed to make several interpolations to adjust the resolution and the position of both recovered surfaces. After every transformation the results of the comparison were very bad but we cannot know if our results were bad or is because of the loss of information in the transform process.

We decided then to use a simple surface as calibration surface. We use the shapelets technique to obtain a surface from the normal vectors recovered from four captures of a sphere (see figure 3.6). Figure 3.7 shows the recovered surface for all three methods. The surfaces recovered with methods 1 and 2 shows problems in the base of the sphere, because the algorithm cannot distinguish the border of the sphere. The surface recovered with method 3 has a more realistic appearance.

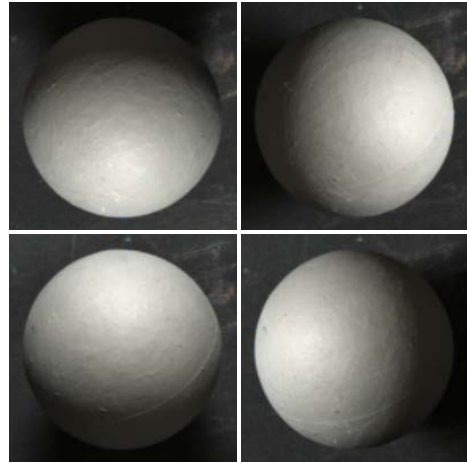


Figure 3.6: Captures of the sphere used to recover normal vectors.

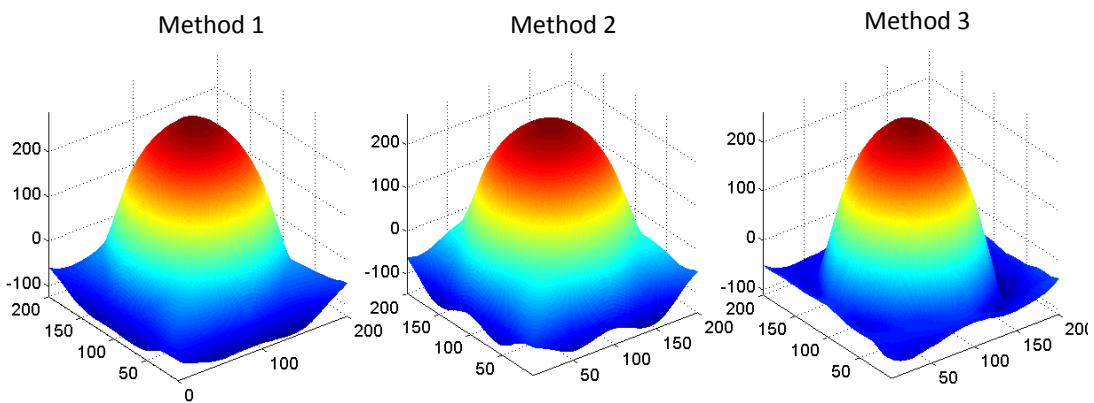


Figure 3.7: Recovered surfaces with the normal vectors obtained with the three methods. Method 3 shows the more realistic appearance.

As a final way of evaluating our results, we tried to simulate our captured images under conditions of lighting different to those used in the recovery process. With that end we used equation (3.1), where once we have the albedo values and the normal vectors of a sample, just changing the values of the lighting vector \mathbf{L} is possible to simulate the image new lighting directions. We simulate the samples of the calibration samples under all slant angles (0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° and 315°), and compared the simulated images with the captured in the same conditions.

In this case we use all metrics and calculate results distinguishing between recovery set and test set.

Table 3.2 shows results for the recovery set. It shows mean (1), median (2) and percentile 95 (3) for the four evaluation metrics. Results for methods 2 and 3 are very similar and lower than results obtained for method 1.

Table 3.2: Recovery set results

	Method 1			Method 2			Method 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBE	15	13	43	16	0	93	16	0	93
RGBr	2.1	1.1	7.4	1.6	0.0	8.4	1.6	0.0	8.7
ΔE	2.1	1.1	8.0	1.8	0.0	10.6	1.8	0.0	10.4
EA	0.62	0.28	2.28	0.45	0.00	2.60	0.45	0.00	2.56

Table 3.3 shows the same results but now for the test set. In this case, and as expected, results are worse than before. In this case method's 1 results are worse only for metrics *RGBE* y *EA* , and results for methods 2 and 3 are very similar.

Table 3.3: Test set results

	Method 1			Method 2			Method 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBE	20	13	59	26	16	81	27	16	81
RGBr	2.5	1.7	8.1	3.0	2.0	9.3	3.1	2.0	9.4
ΔE	2.9	1.9	10.0	3.6	2.3	11.3	3.5	2.2	11.2
EA	0.77	0.45	2.62	0.90	0.54	2.95	0.89	0.53	2.95

Finally, table 3.4 shows global results. The better results are for method 1 and results for methods 2 and 3 are very similar.

Table 3.4. Global results

	Method 1			Method 2			Method 3		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGBE	18	13	50	21	9	86	21	9	87
RGBr	2.3	1.4	7.8	2.3	0.9	9.0	2.4	1.0	9.1
ΔE	2.5	1.6	9.1	2.7	0.8	11.2	2.7	1.0	11.0
EA	0.70	0.37	2.46	0.67	0.22	2.82	0.67	0.26	2.80

Those last results apparently contradict the results obtained when evaluating albedo and normal vectors, where the best results were for method 3. As we said before, photometric stereo techniques are designed for Lambertian objects. If we simulate scenes using albedo and normal vectors obtained with algorithms that correct

these non Lambertian behaviors, they won't appear in the simulated images. So, if this behavior appears in the original image it won't be reproduced. This effect will increase when dealing with more complex surfaces and can be avoided including lighting models.

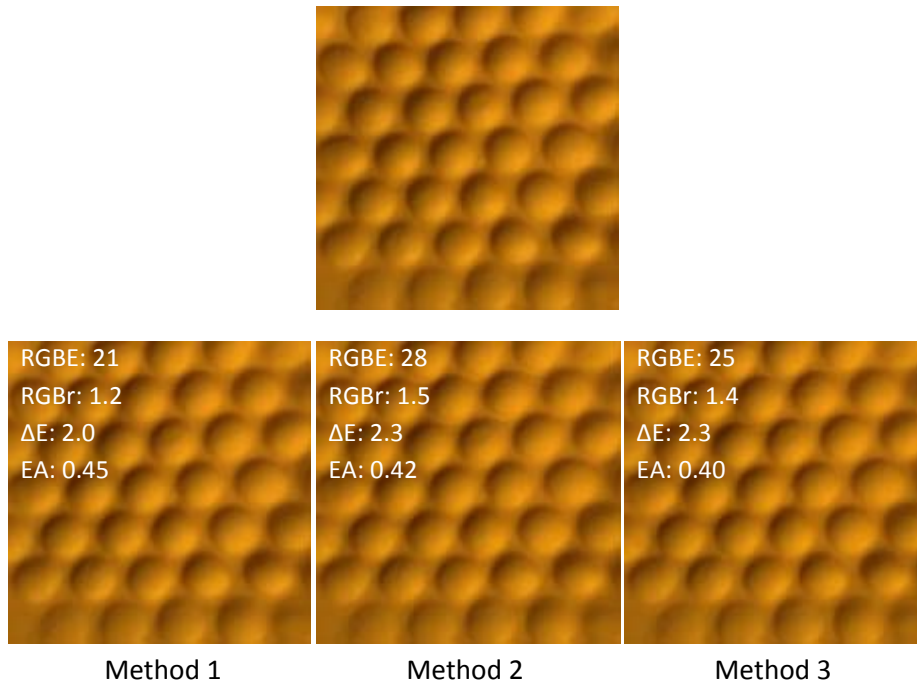


Figure 3.8: First row: original image of the calibration sample number 8 captured under a slant angle of 45°. Second row: simulated images with albedo and normal vectors recovered with all three methods

Figure 3.8 shows an example. The first image is an original image of one of the calibration samples and the three images in the second row are the simulated images. Visually, is very difficult to find differences between the original image and the simulated images.

According to the results obtained in the evaluation of the albedo values and normal vectors, we conclude that the better recovery algorithm is the proposed in this work. This algorithm will be the one used in the following anytime we need to recover albedo and normal vectors.

3.2.3. Results with test samples.

In order to test our algorithm with more complex samples we have recovered albedo and normal vectors from the 60 test samples introduced in chapter 2. Those 60 test samples have been divided in two sets depending on the complexity of its surface. Samples from 1 to 47 are smoother and have little cast shadows, and samples 48 to 60 are more complex. All samples were captured under the same eight lighting directions as before: 0° , 90° , 180° , 270° (recovery set), 45° , 135° , 225° and 315° (test set).

To evaluate our algorithm we simulate the samples under the same conditions they were captured, and the simulations were compared with the original images. Table 3.5 shows results for samples 1-47. First are shown results for the recovery set, then for the test set and last for all samples. Again results for the recovery set are better than for the test set, but globally results are very good.

Table 3.5. Results for samples 1-47

		Mean	Median	Perc95
Recovery set	RGBE	32	0	167
	RGBr	4.2	0.0	20.8
	ΔE	2.7	0.0	12.9
	EA	1.29	0.00	6.26
Test set	RGBE	55	35	163
	RGBr	7.7	4.0	26.7
	ΔE	4.7	2.8	14.9
	EA	2.34	1.10	8.39
Global results	RGBE	43	21	165
	RGBr	6.0	2.4	24.1
	ΔE	3.7	1.8	14.1
	EA	1.79	0.67	7.38

Table 3.6 shows results for samples 48-60. As we expect, in this case results are worst than before due to the complexity of the surfaces. The only exception is the metric *RGBr*, those better results are due to a problem derived from the way we calculate this metric. Remembering the definition of this metric (equation 3.8), we have to divide by the modulus of both vectors, fact that provides an indetermination when one of the modulus is zero. In those samples we have so many shadows that only in three samples it was possible to compute this metric, so its results are not

representative. Excepting this case, differences between results on tables 3.5 and 3.6 are not too high.

Table 3.6. Results for samples 48-60

		Mean	Median	Perc95
Recovery set	RGBE	37	0	198
	RGBr	3.8	0.0	19.8
	ΔE	3.2	0.0	17.0
	EA	1.48	0.00	7.79
Test set	RGBE	68	38	225
	RGBr	7.1	572	19.3
	ΔE	6.2	3.9	19.8
	EA	2.96	1.46	10.94
Global results	RGBE	52	19	212
	RGBr	5.4	3.2	19.5
	ΔE	4.7	2.2	18.6
	EA	2.20	0.72	9.45

As a summary, table 3.7 shows results for all 60 samples.

Table 3.7. Results for samples 1-60

		Mean	Median	Perc95
Recovery set	RGBE	33	0	174
	RGBr	4.2	0.0	20.7
	ΔE	2.8	0.0	13.8
	EA	1.25	0.00	6.28
Test set	RGBE	57	35	175
	RGBr	7.7	4.1	26.0
	ΔE	5.0	3.0	16.1
	EA	2.30	1.05	8.53
Global results	RGBE	45	21	174
	RGBr	5.9	2.4	23.6
	ΔE	3.9	1.9	15.1
	EA	1.75	0.58	7.47

Figure 3.9 shows two examples, whose statistics are near the global average. The first column shows the original (left) and simulated (right) image from sample 40 captured and simulated with a slant angle of 315° . Mean values of every metric are shown too. Below is shown a colorbar image that shows the distribution of the color differences in the simulated image. The second column shows the same elements but in this case for sample 48 captured with a slant angle of 135° . Although the color differences are over the common threshold of $1 \Delta E_{ab}^*$, its difficult to detect them visually. The colorbar images show that the higher differences are placed in areas containing shadows.

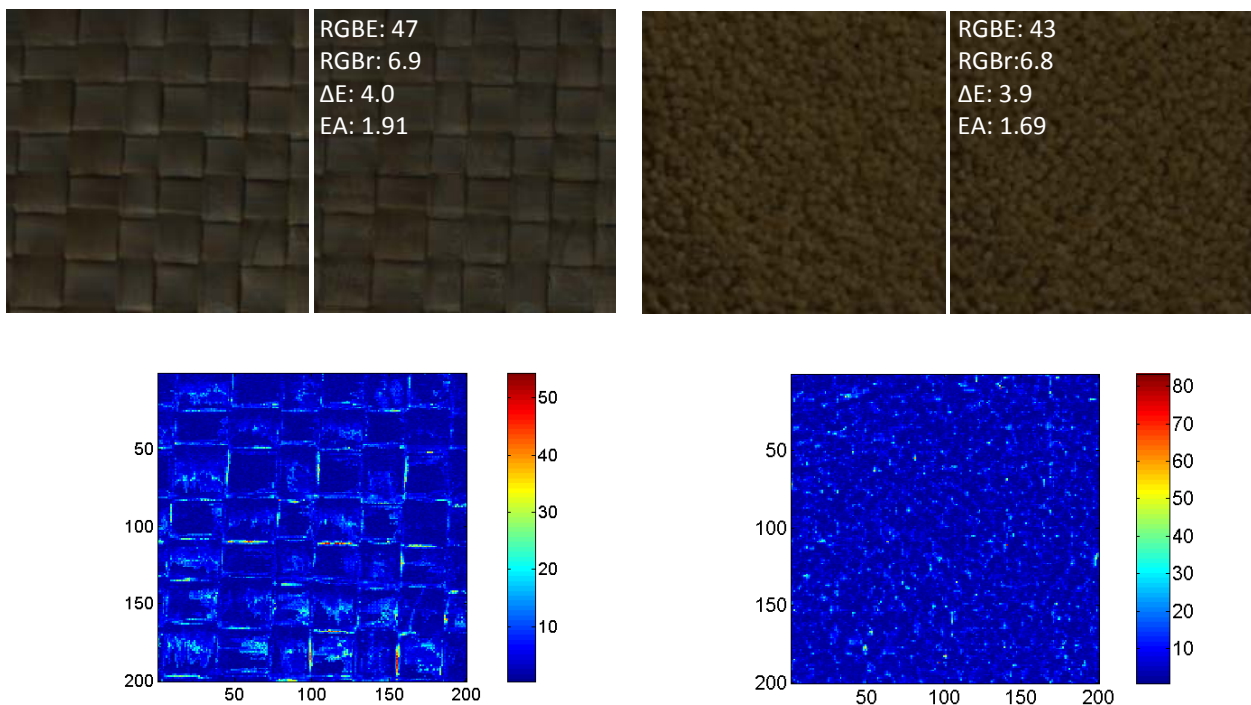


Figure 3.9: Two examples of simulated images. The first image of each pair is the original one, and the second is the simulated. The image below shows the distribution of the color differences in the simulated image.

Figure 3.10 shows some examples of surfaces recovered with the obtained normal vectors, colored with the recovered albedo values.

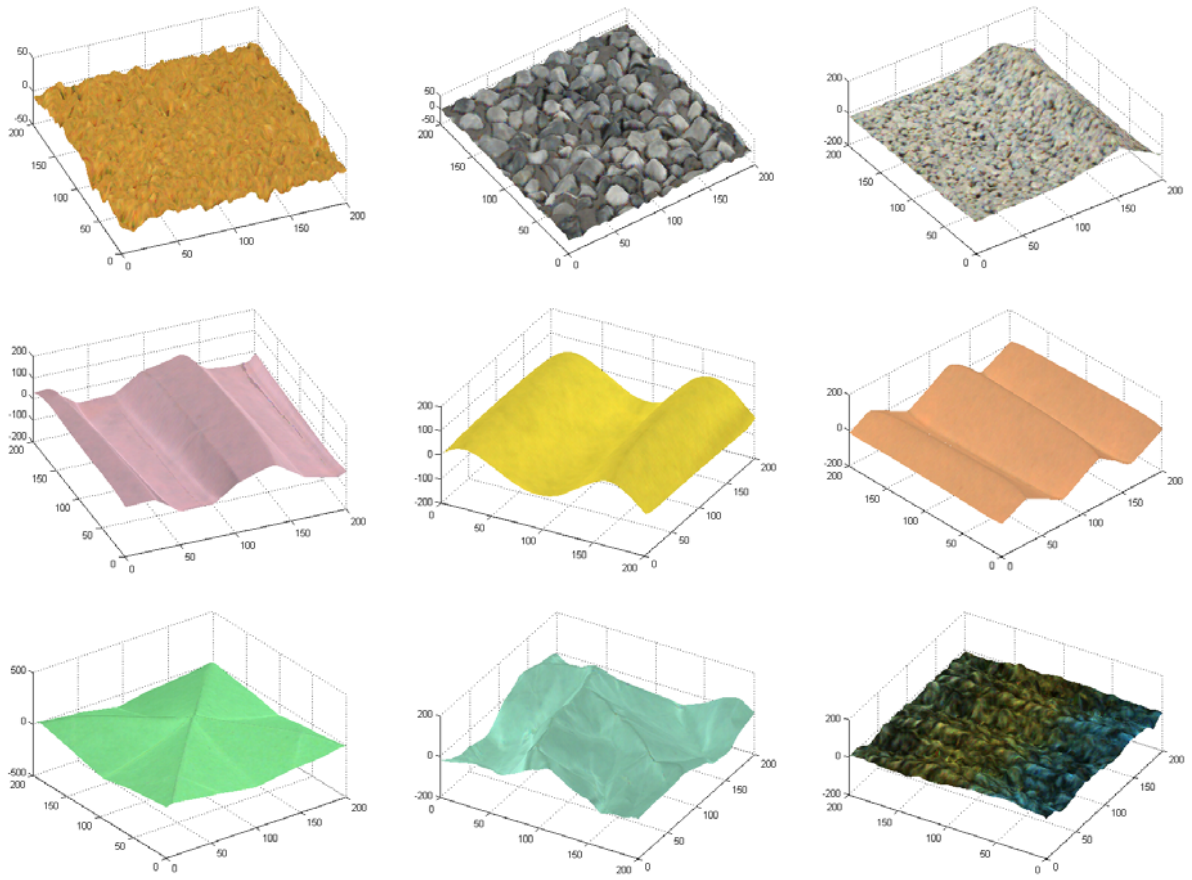


Figure 3.10: Examples of recovered surfaces from the obtained normal vectors.

CHAPTER 4:

SPECTRAL INFORMATION RECOVERY

4.1. METHOD

Spectral systems allow obtaining spectral information in every pixel of an image. This spectral information has many applications, like characterization of objects or lighting sources. We will use such a system to recover the spectral reflectance of an object.

We have used a multispectral system based in a RGB camera [Imai and Berns 1999; Day 2003; Nieves, Valero et al. 2005], and as reflectance estimation algorithm, we will use the pseudoinverse method [Vilaseca, Pujol et al. 2004; Nieves, Valero et al. 2005; López-Álvarez, Hernández-Andrés et al. 2007; Nieves, Plata et al. 2008]. This algorithm uses a training set whose RGB values and spectra are known. The sensor responses $[\mathbf{q}_{ts}]$ are related with the respective reflectance $[\mathbf{R}_{ts}]$ to build a matrix $[\mathbf{D}]$ [Day 2003; Valero, Nieves et al. 2007]:

$$[\mathbf{D}] = [\mathbf{R}_{ts}][\mathbf{q}_{ts}]^+ \quad (4.1)$$

Once we have the transformation matrix $[\mathbf{D}]$, we can estimate reflectance from images captured with the multispectral system:

$$[\mathbf{R}_R] = [\mathbf{D}][\mathbf{q}] \quad (4.2)$$

The size and composition of the training set is crucial in the well working of the algorithm [de Lasarte, Pujol et al. 2008]. So, it will be very important to optimize the

building process of this training set. We have used as training set the 1269 samples composing the Munsell Book of Color [MunsellColorLab 1976] captured under the lamp whose SPD is shown in figure 3.3.

In this work we have compared three different methods of selecting the training set. In the first method the transformation matrix $[D]$ is built using every 1269 samples from the Munsell Color Book.

The second method uses the fact that the Munsell Color Book is organized in 10 hue groups, and builds a transformation matrix for each one of the hue groups. If we represent the samples of each hue group captured under the illuminant showed in figure 3.3 in the RGB space (Figure 4.1.a), the distribution has plane shape. If we use principal component analysis (PCA) in order to reduce the dimensionality of the set, we can represent each hue group in the RGB space as a plane (Figure 4.1.b). Once we know the transformation matrix and the plane associated with each hue group, when we want to recover reflectance from one RGB value we just have to calculate the distance in the RGB space between the coordinates of the pixel and the ten planes (Figure 4.1.c), and use as transform matrix the respective to the nearest plane.

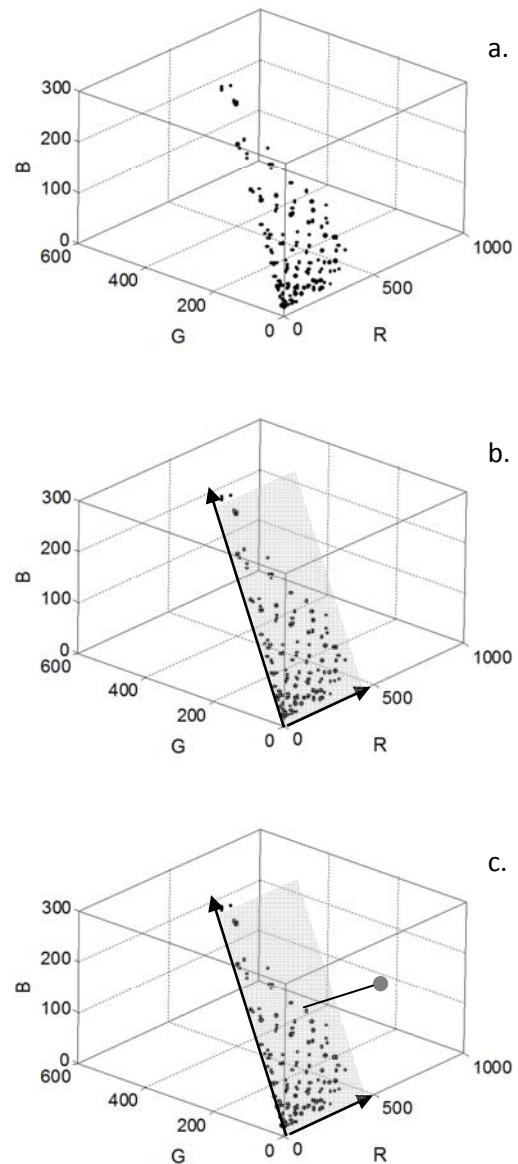


Figure 4.1: Scheme of the selection process using PCA: **a.** The samples belonging to the same hue group has a plane shape in the RGB space **b.** Using PCA we can obtain the director vectors of the ten planes **c.** We will use as training set the one whose plane is the nearest to the pixel whose reflectance we want to recover.

The third method looks for a subset of the training set to be used as training set in each particular case [Plata, Nieves et al. 2008; Plata, Valero et al. 2008]. Initially, the CIELAB coordinates of the training set and the image whose reflectances we want to recover are calculated (Figure 4.2.a), then we calculate the distance between the coordinates of the pixel in the CIELAB space and the elements of the training set. In each pixel of the image, we place a sphere with a determined radius (experimental results show that the better starting radius is $25 \Delta E_{ab}^*$) and look for the samples of the training set inside of it (Figure 4.2.b), averaging the distance between those elements and the pixel. This average distance will be the radius of a sphere whose

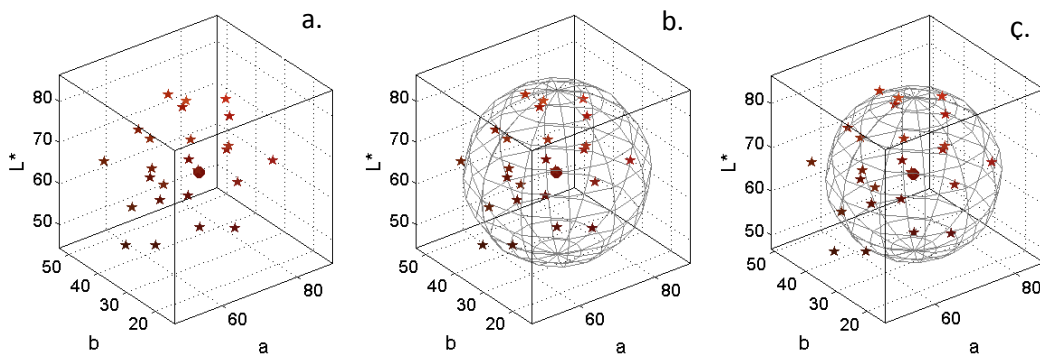


Figure 4.2: Scheme of the supervised selection of the training set. **a.** Training set and pixels whose reflectance we want to recover are represented in the CIELAB space. **b.** Centre a sphere in the test pixel and average the distances between the elements of the training set inside the sphere and the test pixel. **c.** Elements inside the sphere whose radius is the averaged value from the previous step will be used to build the transformation matrix for this particular pixel.

elements will be used as training set for this particular pixel (Figure 4.2.c.).

4.2. RESULTS.

To evaluate the three selection methods introduced above, we recovered the reflectances of 165 chips from the Color Checker DC captured with the same illuminant used until now. The calculated reflectances were compared with the theoretical using as evaluation metric the goodness-of-fit-coefficient (GFC) defined as:

$$GFC = \frac{\sum_{\lambda=400}^{700} f(\lambda) f_r(\lambda)}{\left(\sum_{\lambda=400}^{700} f(\lambda)^2\right)^{1/2} \left(\sum_{\lambda=400}^{700} f_r(\lambda)^2\right)^{1/2}} \quad (4.3)$$

Where $f(\lambda)$ is the original spectra and $f_r(\lambda)$ the recovered one. Acceptable colorimetric estimations need $GFC > 0.995$; $GFC > 0.999$ means good spectral recovery, and $GFC > 0.9999$ suppose an almost exact fit [Hernandez-Andres, Romero et al. 2001].

Table 4.1 shows the results of the recovery of reflectance using the three methods introduced in the previous section with 165 chips from the Color Checker DC. The higher GFC is obtained with method 3 that will be the one used in the following.

Table 4.1.: GFC values obtained when comparing the recovered reflectances with the theoretical, using 165 samples from ColorCheckerDC

Method	Mean	Median	Std Dev	Perc90	Perc95	Perc99
1	0.9098	0.9235	0.0717	0.8006	0.7733	0.7138
2	0.8127	0.8057	0.1065	0.6677	0.6387	0.5525
3	0.9606	0.9648	0.0263	0.9241	0.9155	0.9064

The fact of obtaining low GFC values will affect the future results that we will obtain with these reflectances, and are due to the fact of using just three channel in the recovery process.

CHAPTER 5:

COMBINATION OF PHOTOMETRIC AND SPECTRAL METHODS.

5.1. METHOD.

Albedo is not affected by changes in the geometry of lighting, what makes it became a good property to objects characterization [Plata, Nieves et al. 2008; Plata, Nieves et al. 2009]. This characteristic can be exploited recover reflectances from albedo values instead of RGB values. The first image of figure 5.1 is a real capture of a sphere, where high differences in color over the surface of the sphere can be observed. The second image of this figure is the image of the albedos recovered for the same sphere, whose surface is much more homogeneous.

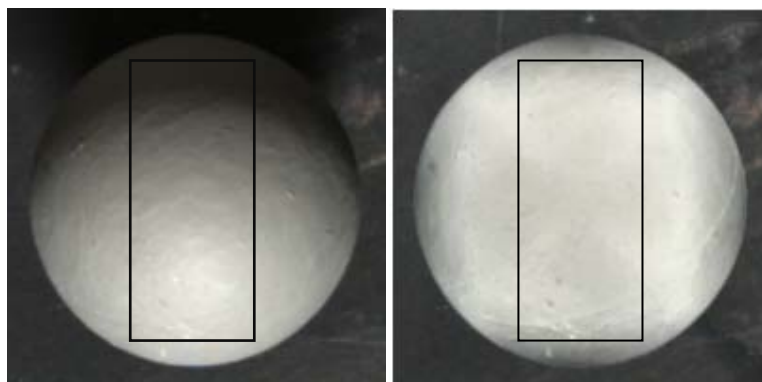


Figure 5.1: Sphere captured with a slant angle of 0° (left) and its albedos image (right).

Since the spectral reflectance recovery algorithm introduced in the previous chapter starts with RGB values, the reflectance recovered in different points of the

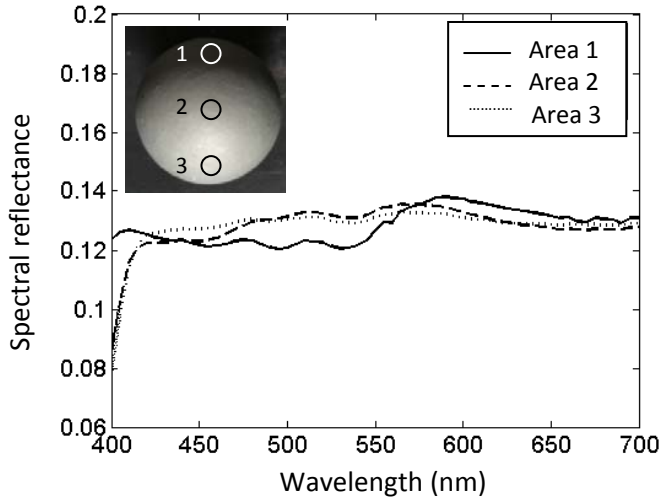


Figure 5.2: Recovered reflectances in three different areas of the sphere.

surface of the sphere should be different. Figure 5.2 shows an example. This problem won't appear if we recover spectral reflectance from albedo values.

But it is not possible to recover reflectances directly from albedo values, due to its definition. Remembering

equation (3.1), $\mathbf{I} = \rho(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$,

we need to multiply the

albedo ρ by the constant $(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T)$. We have modeled this term trying not to change the uniformity of the appearance of the sample, using as normal vector $\mathbf{N} = (0, 0, -1)$, and as lighting vector $\mathbf{L} = (\cos(\theta)\sin\varphi, \cos(\theta)\sin(\varphi), -\sin(\theta))$. So, the constant will be $(\mathbf{L} \cdot \mathbf{N}^T) = \sin(\theta)$, where we have used the elevation value used in every capture $\theta = 55^\circ$.

Once we have reflectances in every pixel, we can model the albedo through the expression:

$$\rho^x = \sum E(\lambda) R^x(\lambda) Q_k(\lambda) \quad (5.1)$$

where $E(\lambda)$ is the SPD of a lamp, $S^x(\lambda)$ is the spectral reflectance of pixel x and $Q_k(\lambda)$ is the spectral sensitivity on camera's k^{th} channel. Through this expression we could simulate scenes not only changing the lighting directions but the source of lighting too.

5.2. RESULTS.

In this chapter we will use every evaluation metric presented until now: *RGBE*, *RGBr*, ΔE_{ab}^* and *EA* to evaluate images and *GFC* to evaluate spectral reflectances.

5.2.1. Evaluation of the method using calibration samples.

First, we applied our system to the textured calibration samples. We recovered albedo and normal vectors from the same images used in chapter 3 (recovery set, images captured under slants of 0° , 90° , 180° and 270°) and multiplied the albedo values by $\sin(55^\circ)$. Figure 5.3 shows three examples of flat calibration samples and the albedo transformed into RGB values recovered with them. The first four images of each line are the real captures under slant angles of 0° , 90° , 180° and 270° , and the fifth one is the transformed albedo image. Since the samples are handmade, some flat samples are not totally flat and some differences can be seen when capturing the samples under different slant angles (the third sample of this figure is a good example). Under each original image are shown the mean values of different metrics when comparing the original image with the transformed albedo image. Higher values are found when the aspect of the images changes with the slant of lighting.

Once we have recovered spectral reflectance from every calibration sample, equation (5.1) was used to simulate albedos under different lighting sources. Then equation (3.1) was used to change the lighting directions too. Samples were captured and simulated under three different lamps (two fluorescents and one incandescent) whose SPDs are shown in figure 5.4., and under eight slant angles (0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° and 315°). Figure 5.5 show the spectral sensitivities of our CCD camera.

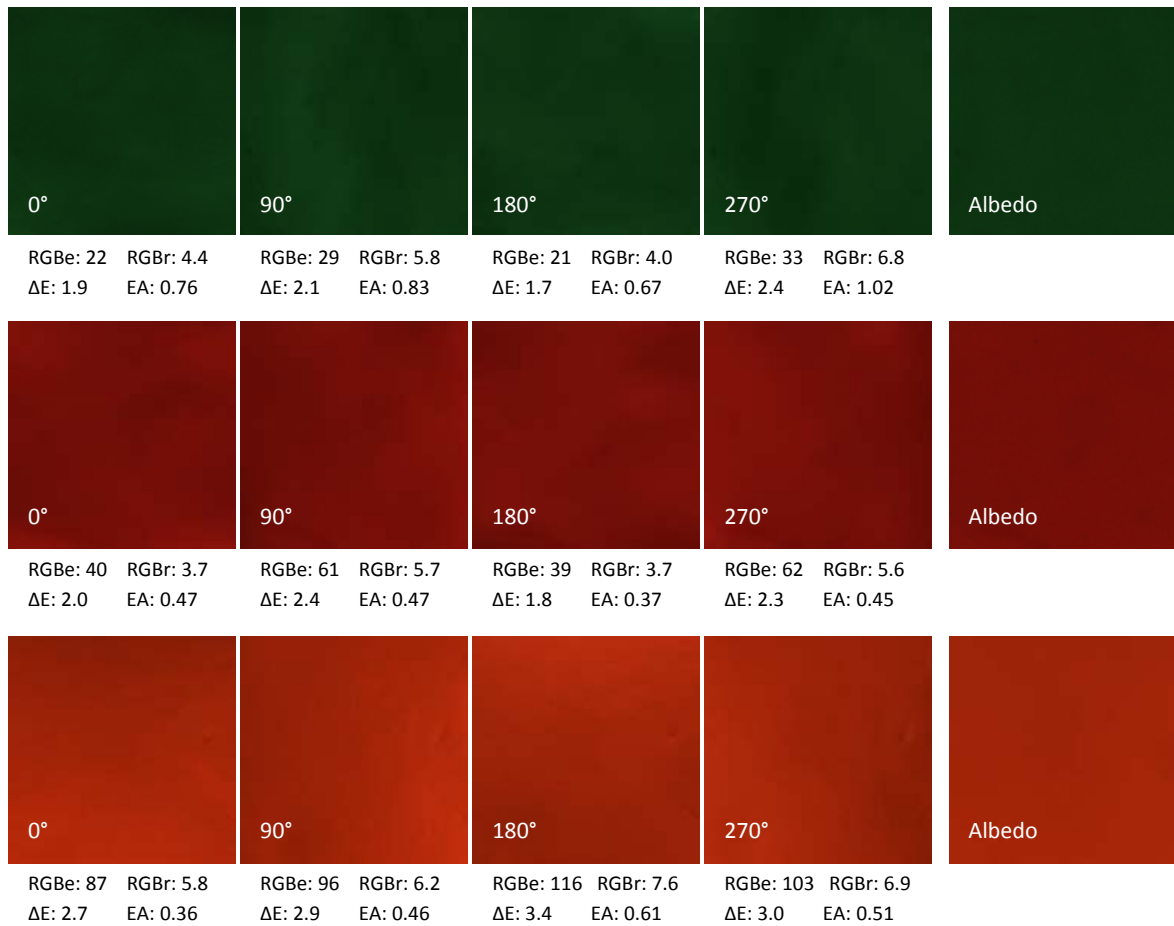


Figure 5.3: Real captures of three textured calibration samples (in descending order, samples 21, 16 and 11) and the transformed albedo image recovered from them. Under each original image are shown the mean values of different metrics when comparing the original image with the transformed albedo image.

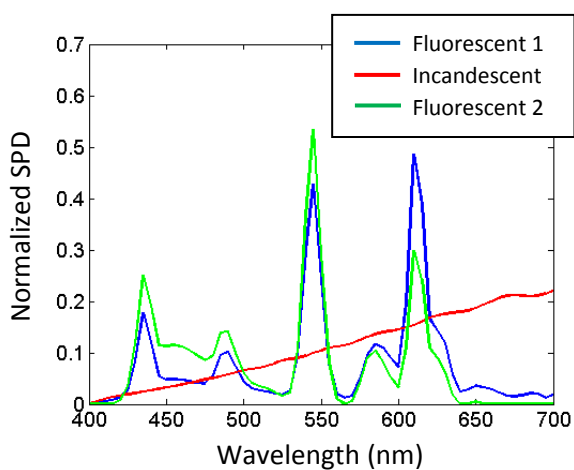


Figure 5.4: SPDs of the illuminant sources.

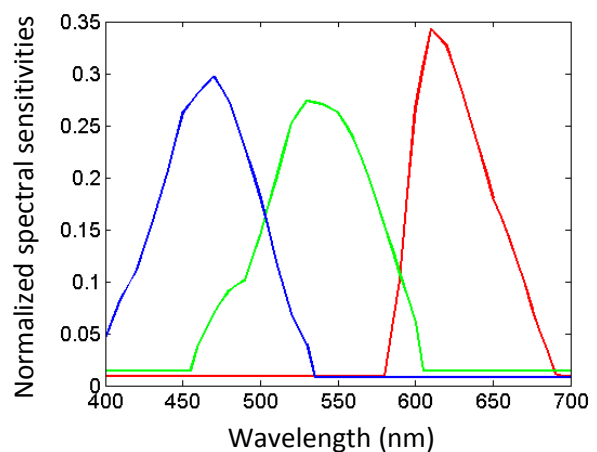


Figure 5.5: Spectral sensitivities of the three channels of the camera Retiga 1300.

In this case we expected to find higher values due to modeling the albedo with equation (5.1). We made a first set of simulations using only the flat surfaces of the calibration set. We measured its spectral reflectances using a spectroradiometer PR650 and simulated them under the three sources of lighting. Those simulations were compared with the original images in order to have a reference error. Table 5.1 show the results, where we can see that we get lower values for the lamp fluorescent 1, because it was the lamp under which we captured the samples used in the albedo and normal vectors recovery.

Table 5.1: Results of the comparison between the flat surfaces simulated with measured reflectances and the original images

	Fluorescent 1			Fluorescent 2			Incandescent		
	Mean	Median	Per95	Mean	Median	Per95	Mean	Median	Per95
RGBE	107	104	186	128	123	224	128	121	221
RGBr	13.1	8.7	41.3	16.6	12.6	47.5	16.7	13.0	44.2
ΔE	11.3	9.1	28.2	11.1	7.4	33.5	10.1	7.8	24.7
EA	3.34	2.53	9.88	3.62	2.56	9.05	2.82	2.40	6.28

Then, every calibration sample was simulated using the spectral reflectance recovered with our algorithm under all three lamps and all eight lighting directions. Table 5.2 show results, distinguishing the recovery (slants of 0°, 90°, 180° and 270°) and test (slants of 45°, 135°, 225° and 315°) sets. Showed statistics are mean (1), median (2) and percentile 95 (3). In this case we have higher errors because here we have added to the error due to the modeling of the albedo, the error of the recovery of reflectances.

Table 5.2. Obtained results when comparing the simulated calibration samples with the original ones.

		Fluorescent 1			Fluorescent 2			Incandescent		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Recovery set	RGBE	126	100	321	174	129	461	209	150	540
	RGBr	13.5	10.9	36.6	18.9	16.6	43.4	21.2	19.6	44.2
	ΔE	12.8	10.2	34.0	4.7	4.3	10.1	7.4	4.0	21.2
	EA	3.44	2.46	9.75	3.54	2.70	9.90	3.58	2.91	9.08
Test set	RGBE	116	95	281	167	124	446	202	149	515
	RGBr	12.8	10.2	36.1	18.3	15.9	41.6	20.7	19.2	42.9
	ΔE	12.6	10.3	31.3	4.6	4.2	9.9	6.8	3.8	19.5
	EA	3.41	2.37	10.08	3.54	2.63	9.99	3.42	2.77	9.03

Global results	RGBE	121	98	301	171	126	454	206	150	527
	RGBr	13.2	10.5	36.3	18.6	16.2	42.5	21.0	19.4	43.6
	ΔE	12.7	10.3	32.9	4.6	4.2	10.0	7.1	3.9	20.4
	EA	3.42	2.42	9.90	3.54	2.66	9.94	3.50	2.84	9.06

Figure 5.6 shows three examples, one under each one of the lamps. In each row, the first image is the original one, the second is the simulated one and the third is a colorbar image with the distribution of the color differences over the image. The first example is sample 13 captured under fluorescent 1 with a slant angle of 0° ; The second example sample 8 captured under fluorescent 2 with a slant angle of 315° ; and the third example is sample 17 under the incandescent lamp with a slant angle of 0° . Every simulated image is a little less saturated than the original one. The higher values of the color differences are related with cast shadows, because our model cannot reproduce them.

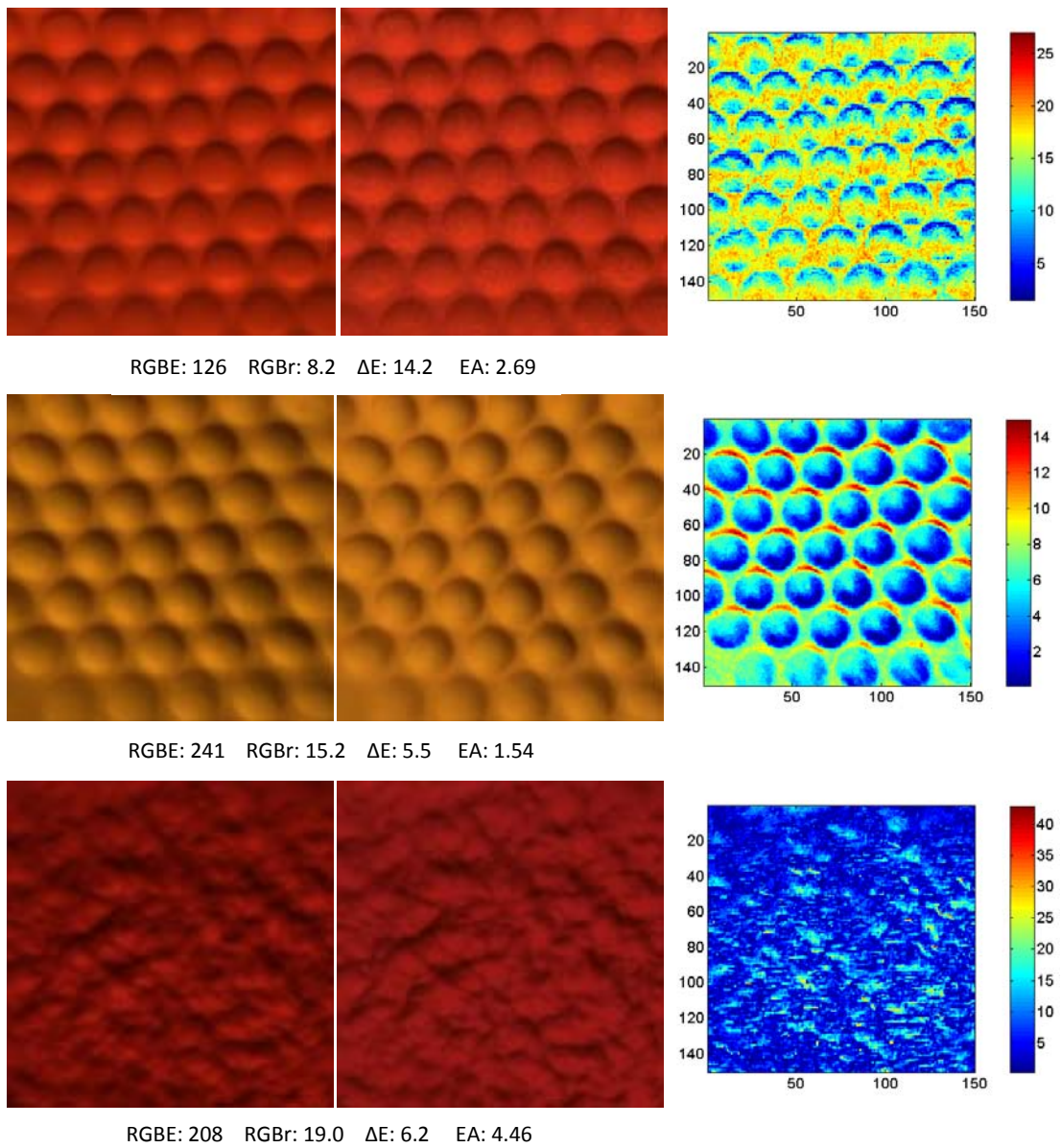


Figure 5.6: Examples of simulations made under different lamps. In descending order, fluorescent 1, fluorescent 2 and incandescent lamp. In each row the first image is the original one, the second is the simulated one and the third shows the distribution of CIELAB color differences over the simulated image.

5.2.2. Simulations with test samples.

The previous process was made with the 60 test samples as well. Again, samples captured under fluorescent 1 and slants of 0°, 90°, 180° and 270° were used to recover albedo and normal vectors. Spectral reflectances were recovered from those albedo values and used to simulate them under the three sources and the eight slant angles. The samples were captured under the same conditions to evaluate simulations.

In this case we again divided the set of 60 samples in two groups: from 1 to 47 and from 48 to 60. Table 5.3 show results for samples 1-47. Shown statistics are mean (1), median (2) and percentile 95 (3). As expected, results are worse than before due to the complexity of the surfaces. Again, results are better for fluorescent 2 and the recovery set.

Tabla 5.3. Results for simulations of test samples 1-47 under the three lighting sources.

		Fluorescent 1			Fluorescent 2			Incandescent		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Recovery set	RGBE	195	152	530	272	204	730	265	189	727
	RGBr	28.6	17.0	91.5	34.3	23.4	96.2	39.8	28.4	111.3
	ΔE	12.7	9.3	32.2	7.0	5.1	20.6	5.9	4.0	17.0
	EA	6.07	3.40	22.34	7.71	5.10	24.80	7.94	5.99	21.93
Test set	RGBE	186	146	477	256	196	672	244	181	648
	RGBr	28.3	15.6	31.3	33.5	22.3	97.7	38.5	26.6	113.3
	ΔE	12.7	9.6	32.9	6.7	4.9	19.7	5.4	3.8	15.5
	EA	6.26	3.65	23.13	7.78	5.25	24.96	7.59	6.07	19.74
Global results	RGBE	191	149	504	264	200	703	255	185	691
	RGBr	28.4	16.2	92.9	33.5	22.6	95.5	39.1	27.4	112.8
	ΔE	12.7	9.5	32.6	6.8	5.0	20.2	5.6	3.9	16.3
	EA	6.15	3.51	22.74	7.71	5.16	24.83	7.75	6.00	21.07

Figure 5.7 shows three examples, one per lamp, and the same scheme of figure 5.6. The first example is sample 9 captured and simulated under fluorescent 1 and a slant angle of 180; the second one is sample 25 captured and simulated under fluorescent 2 and a slant angle of 135; and the third one is sample 18 captured and simulated under the incandescent lamp and a slant angle of 315°. Generally, the

samples of the image follows the same tendency observed in figure 5.6, less saturation of the simulated image and high color differences related with cast shadows.

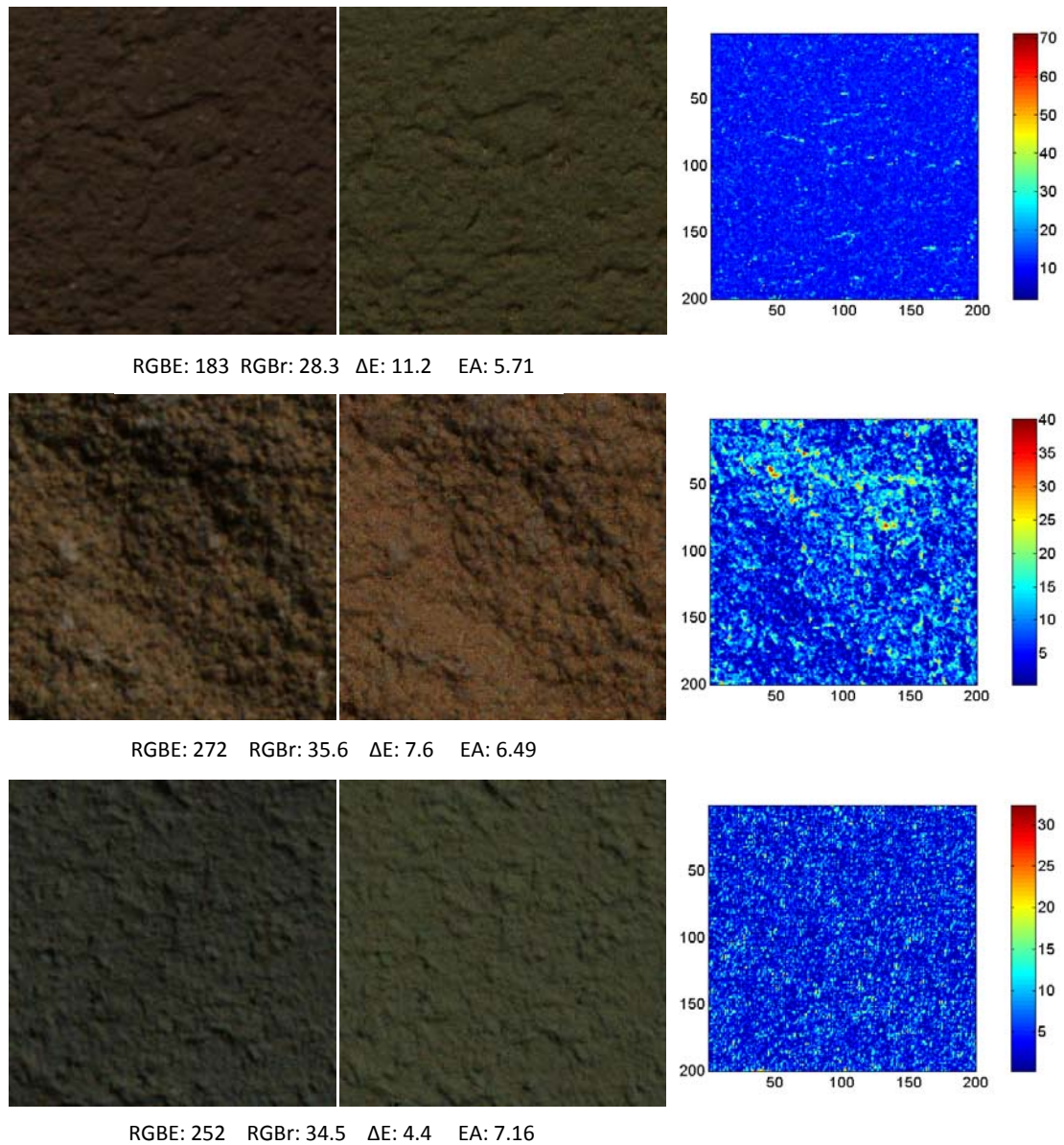


Figure 5.7: Examples of test samples simulated under the three lighting sources. In descending order: fluorescent 1, fluorescent 2 and incandescent. In each row, the first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences in the simulated image.

Table 5.4 shows the same results as table 5.3 but now for test samples 48 to 60. Those samples had very complex surfaces, with many cast shadows and

discontinuities. That's the reason why results showed in this table are the worst found until now.

Table 5.4. Results for simulations of test samples 48-60 under the three lighting sources.

		Fluorescent 1			Fluorescent 2			Incandescent		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Recovery set	RGBE	233	168	638	337	256	875	326	243	831
	RGBr	53.8	39.4	141.0	52.5	39.4	147.4	63.2	47.6	154.0
	ΔE	16.9	12.8	43.7	10.2	7.7	27.4	6.9	3.8	23.0
	EA	6.47	3.57	7.03	7.36	4.18	24.35	6.45	5.69	14.81
Test set	RGBE	237	171	643	334	254	859	321	242	813
	RGBr	55.1	41.2	142.4	52.9	39.2	148.0	62.7	45.7	152.3
	ΔE	17.6	13.7	44.3	10.2	7.7	27.3	6.8	4.0	23.2
	EA	7.09	4.11	22.19	7.74	4.65	24.56	6.79	6.13	15.28
Global results	RGBE	235	170	640	336	255	867	323	243	822
	RGBr	53.8	39.5	141.3	51.9	38.7	145.7	62.0	45.3	152.9
	ΔE	17.2	13.2	44.0	10.2	7.7	27.3	6.8	3.9	23.1
	EA	6.68	3.77	7.15	7.38	4.29	24.37	6.69	5.99	15.43

Figure 5.8 is similar to figure 5.7 but showing samples of this second set. First example is sample 57 captured and simulated under fluorescent 1 and a slant angle of 225°; second example is sample 50 captured and simulated under fluorescent 2 and a slant angle of 90°; and third example is sample 51 captured and simulated under the incandescent lamp and a slant angle of 0°. In this case, the differences between the simulated and the original images are very high but we must remember that these images are totally out of the constraints where the algorithm is applicable.

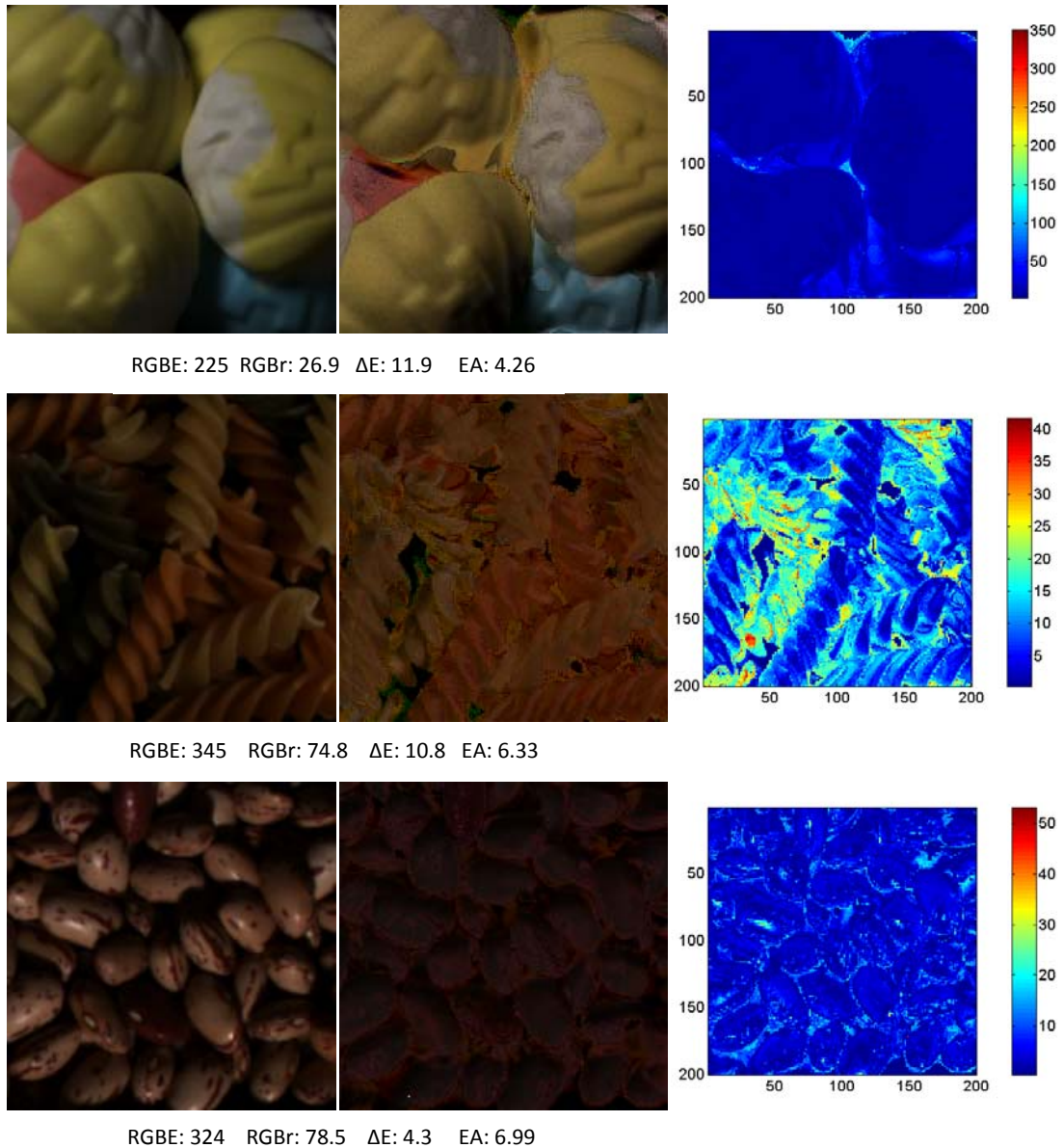


Figure 5.8: Examples of test samples simulated under the three lighting sources. In descending order: fluorescent 1, fluorescent 2 and incandescent. In each row, the first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences in the simulated image.

As a summary, global results over the 60 samples are shown in table 5.5.

Table 5.5. Results for simulations of test samples 1-60 under the three sources of lighting.

		Fluorescent 1			Fluorescent 2			Incandescent		
		(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Recovery set	RGBE	204	155	560	286	213	766	278	198	755
	RGBr	31.1	17.2	107.5	34.2	22.0	106.8	41.4	28.0	125.6
	ΔE	13.6	9.8	34.1	7.7	5.4	22.6	6.1	4.0	18.2
	EA	5.85	3.23	21.68	7.12	4.47	20.50	7.24	5.60	20.62
Test set	RGBE	197	150	524	273	206	724	261	190	699
	RGBr	30.1	16.0	109.4	33.4	21.0	107.2	40.4	26.4	127.2
	ΔE	13.8	10.3	34.8	7.4	5.3	22.0	5.7	3.8	17.0
	EA	6.04	3.50	22.51	7.14	4.68	24.51	7.00	5.72	18.39
Global results	RGBE	200	153	543	280	209	746	269	194	729
	RGBr	30.6	16.3	107.2	32.9	21.0	103.7	40.1	26.6	125.7
	ΔE	13.7	10.0	34.5	7.6	5.4	22.3	5.9	3.9	17.6
	EA	5.88	3.30	22.11	6.99	4.51	24.38	7.03	5.57	19.60

CHAPTER 6:

APPLICATIONS.

6.1. APPLICATION I: UNCONTROLLED LIGHTING DIRECTIONS.

6.1.1. Method.

In order to make our system applicable in more situations, we tried to find a way of determining the lighting directions when making a capture. That way, controlling the lighting directions is not necessary. The device designed to that end is very simple, consists in a flat surface where we paste a scheme like the one showed in figure 6.1. The scheme shows several concentric circles and radius equally separated. The little circle has a diameter of 1.0 ± 0.1 cm that is

increased in the successive circles in 1.0 ± 0.1 cm. Radius are represented in steps of $5^\circ \pm 1^\circ$. In the centre of the scheme was inserted a stick with a length of 6.9 ± 0.1 cm. This simple device, similar to a sun clock, can be used to calculate the lighting directions

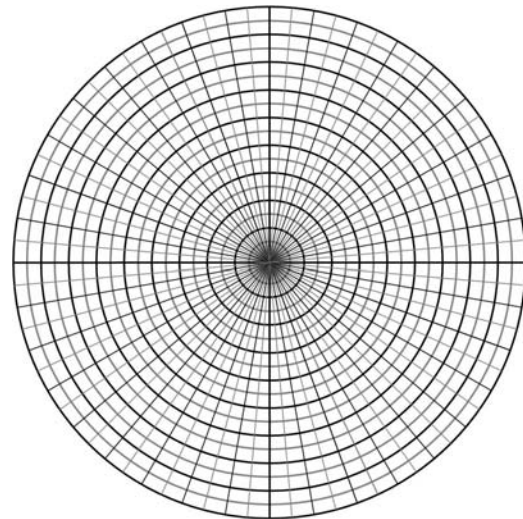


Figure 6.1: Scheme used in the determination of the lighting direction.

through the angle (with an error of 5°) and the length (with an error of 0.5 cm) of the shadow projected by the stick.

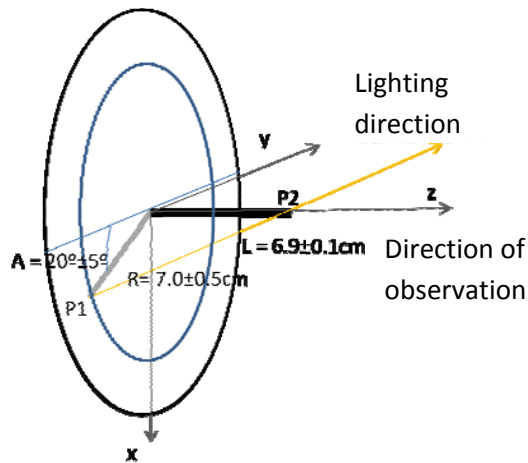


Figura 6.2: Example of the process used to determine the lighting direction.

Figura 6.2 shows an example of the process. The projected shadow has a length of $R = 7.0 \pm 0.5$ cm, and forms an angle of $A = 20^\circ \pm 5^\circ$ with the y axis. If we use as angle origin the x axis, the angle the shadow forms is $A = 290^\circ \pm 5^\circ$. It's easy to demonstrate that the elevation angle θ and the slant angle φ can be calculated through the expressions:

$$\theta = \arctan\left(\frac{R}{L}\right) \quad (6.1)$$

$$\varphi = A - 180^\circ$$

Where L is the stick's length. In our example, the elevation and slant angles are: $\theta = 45.4^\circ \pm 0.4^\circ$ y $\theta = 110^\circ \pm 5^\circ$.

This process was used to determine the lighting directions in a situation like the one shown in Figure 6.3. We placed a source in four different positions to obtain the four needed images to apply the albedo and normal vectors recovery process.

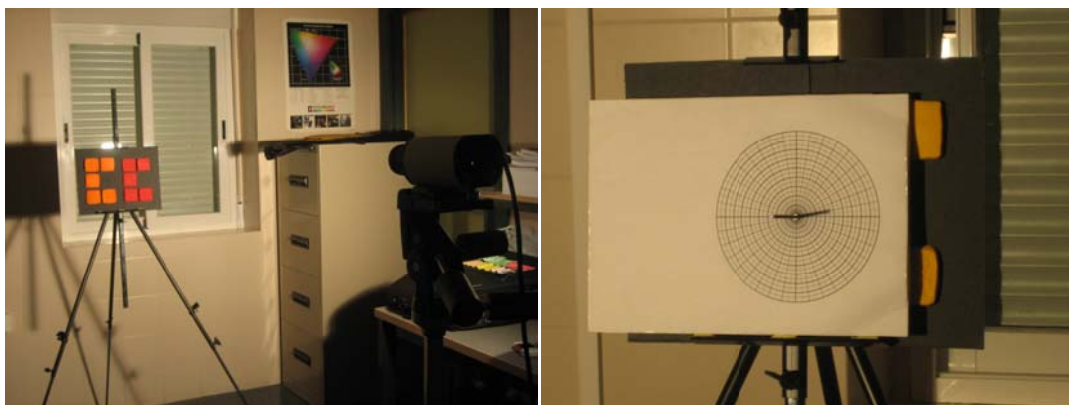


Figure 6.3: Device used to determine the lighting direction.

Besides, we had to complete the correction made to the images (equation 3.11) including the fact of changing the elevation angle θ . The correction in this case was:

$$I_k^x = \frac{I_{0,k}^x - D_k}{W_k} \cos(\theta) \quad (6.2)$$

where $I_{0,k}^x$ is the intensity of pixel x on channel k before the correction, D_k is the dark signal, W_k is the white image, θ is the elevation angle and I_k^x corrected intensity of pixel x on channel k .

6.1.2. Results.

The 35 textured calibration samples were captured under the incandescent lamp whose SPD is shown in figure 6.4 and under the elevation and slant angles shown in table 6.1.

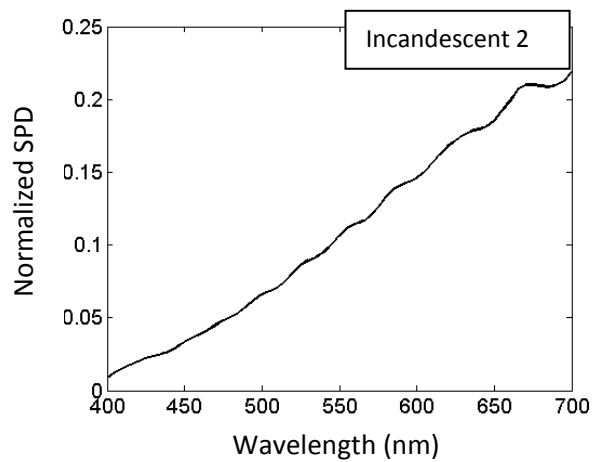


Figure 6.4: SPD of the lamp incandescent 2.

Table 6.1. Elevation and slant angles used when capturing the calibration samples

Samples	Slant ($\Delta\phi = 5^\circ$)				Elevation ($\Delta\theta = 3^\circ$)			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
1 – 10	65	115	225	310	30	30	20	20
11 – 20	275	240	115	85	24	24	27	27
21 – 30	270	245	115	85	27	27	27	24
31- 35	85	115	240	270	24	24	27	27

6.1.2.1. Recovery of normal vectors and albedo values.

The captured images were used to recover albedos and normal vectors and, to evaluate results, the captured images were simulated under the conditions used to capture them and compared. The main experimental problem in this case was that here we didn't have a device where we can fix camera and samples, because little

movement during the process produces that the image from the same sample under different lighting directions are little different, and the albedo recovered from them is affected by this fact. Table 6.2 shows global results, similar to those obtained in chapter 3.

Table 6.2. Results of comparison between simulated and original images.

	Mean	Median	Std Dev	P90	P95	P99
RGBE	27	0	59	84	176	280
RGBr	2.1	0.0	4.4	7.3	10.5	21.0
ΔE	1.6	0.0	2.9	4.9	7.3	13.0
EA	0.43	0.00	0.83	1.32	2.11	3.86

Figure 6.5 shows two examples. The first one is calibration sample 12 captured and simulated under an elevation angle of $23.5^\circ \pm 0.7^\circ$ and a slant angle of $275^\circ \pm 5^\circ$. The second one is calibration sample 10 captured and simulated under an elevation angle of $30.1^\circ \pm 0.7^\circ$ and a slant angle of $115^\circ \pm 5^\circ$. In both cases the first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences over the image. In the first example is very difficult to find visual differences between both images. The observed differences in the second case are placed in areas that presents cast shadows.

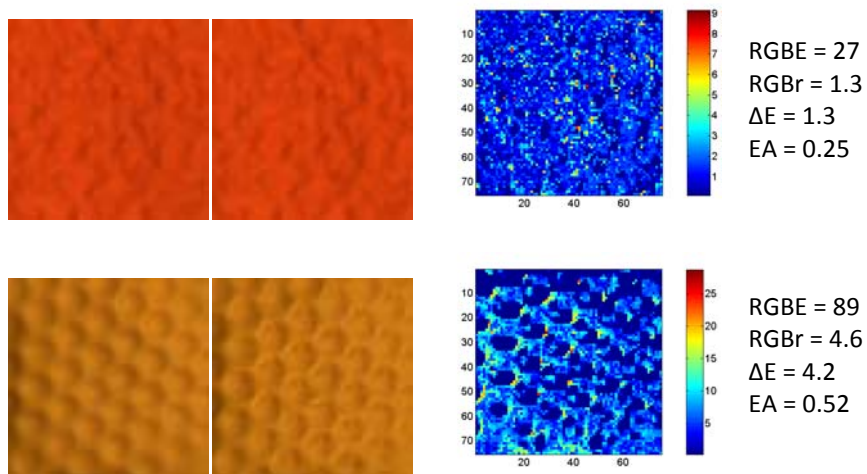


Figura 6.5: Examples of simulations. In each row, the first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences in the simulated image.

6.1.2.2. Reflectance recovery.

The next step was the recovery of reflectances from the transformed albedo values obtained in the previous section. In this case, we used as training set to built the transformation matrix 165 samples from the ColorChecker DC. This set is very little in comparison with Munsell, and this fact affects results. Tabla 6.3 shows results of the comparison between the recovered reflectances from the flat samples and its reflectances measured with the spectroradiometer PR650. Our recoveries in this case are quite bad.

Table 6.3. Obtained GFC values when comparing recovered and measured reflectances.

	Mean	Median	Std. Dev.	P90	P95	P99
GFC	0.8788	0.8745	0.1259	0.6749	0.6385	0.6385

The recovered reflectances where used to simulate the samples under the same condition they were captured (incandescent 2 and the lighting directions shown in table 6.1). Results are shown in table 6.4, and in this case are very bad due to the low quality of the recovered spectral reflectances.

Tabla 6.3. Results of the comparison between original and simulated images.

	Mean	Median	Std. Dev.	P90	P95	P99
RGBE	403	313	314	759	971	1493
RGBr	63.2	19.6	72.9	180.9	193.1	198.3
ΔE	36.0	29.4	29.1	78.9	91.6	118.5
EA	6.34	4.07	6.65	14.87	49.51	31.26

Figure 6.6 shows an example: sample 4 captured and simulated under an elevation angle of $30.1^\circ \pm 0.7^\circ$ and a slant angle of $115^\circ \pm 5^\circ$. In this case, differences

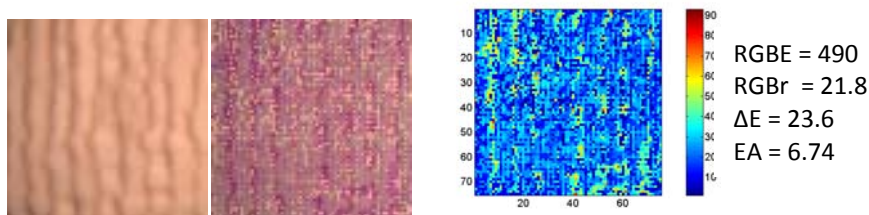


Figura 6.6: Example of simulation. The first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences in the simulated image.

between the simulated and original images are very big.

6.2. APPLICATION II: CAPTURES WITH SOLAR LIGHT.

6.2.1. Method.

Once we don't need to control the lighting directions, we can look for different situations to apply our system. One possibility is to use solar light and make captures outdoors. In this sense we designed a experiment where we made different captures under solar light in lapses of 20 minutes. The captured images are shown in figure 6.7, where the first four images were used as training set in the albedo and normal vectors recovery process and the last one were used to evaluate results. We had to use a gray filter in front of the objective of the camera to avoid saturation.

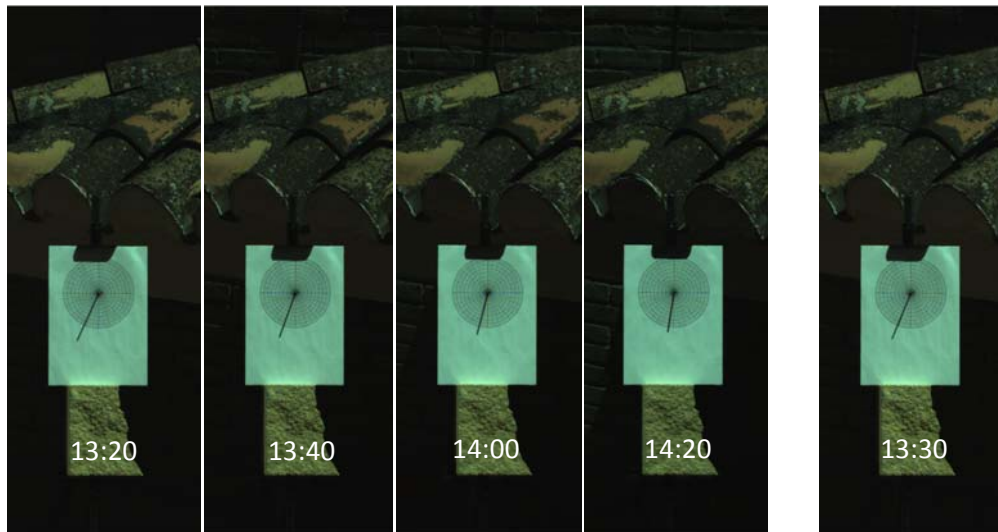


Figure 6.7: Images captured under solar light to be used in the albedo and normal vector recovery process.

The calculated elevation and slant angles in this case are shown in table 6.5.

Table 6.5. Elevation and slant angles (°)

Slant ($\Delta\phi = 5^\circ$)					Elevation ($\Delta\theta = 1.5^\circ$)				
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
155	160	165	170	160	62.6	60.3	57.7	55.4	61.3

6.2.2. Results.

From images showed in figure 6.7, we used the portions of 75 by 75 pixels showed in figure 6.7. Those samples were used to recover albedo and normal vector and then simulated



Figure 6.7: Portions of the images used as samples.

under the five lighting directions showed in table 6.5. Results are shown in table 6.6, where we can see mean (1), median (2) and percentile 95 (3) values for every metric. Results for images used in the recovery process are better than results for test image, and it is mainly due to little movements between the successive images.

Table 6.6. Simulation results

Metrics	Recovery set			Test image			Global results		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
RGB	60	9	287	204	130	654	89	21	389
RGBr	8.1	0.6	38.1	30.7	22.1	86.2	12.6	3.9	53.1
ΔE	6.6	0.8	30.9	23.1	16.7	64.8	9.9	3.2	41.2
EA	3.29	0.27	14.56	11.83	8.72	33.01	4.99	1.64	20.18

Figure 6.8 shows one example of each portion: sample one captured and simulated under a slant angle of 160° and elevation of 60.3° ; and samples 2 and 3 captured and simulated under a slant of 155° and a elevation of 62.6° . Visually differences between simulated and original images are very difficult to find. Figure 6.9 shows results for the test images (captured and illuminated under an elevation angle of 160° and a slant angle of 61.3°).

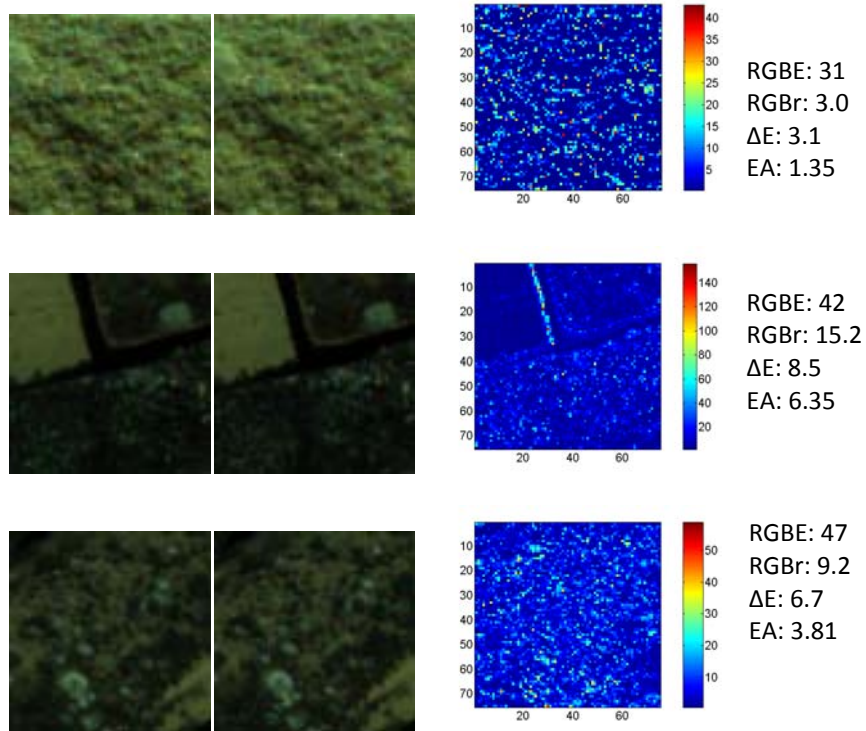


Figure 6.8: Example of simulation. The first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences in the simulated image.

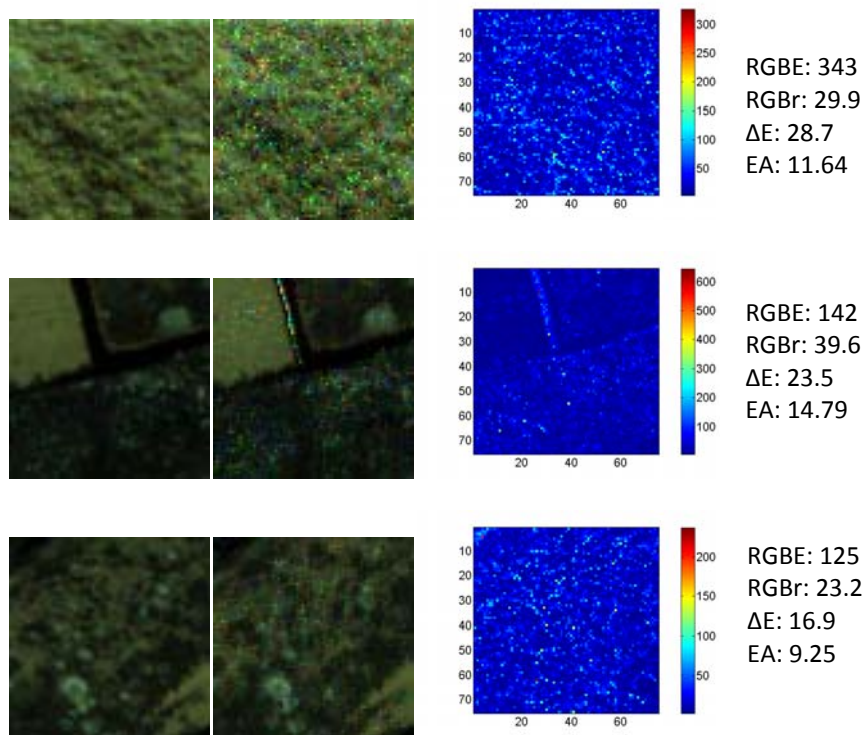


Figure 6.9: Example of simulations of samples not included in the recovery set. The first image is the original one, the second image is the simulated one and the third image shows the distribution of CIELAB color differences in the simulated image.

CHAPTER 7:

CONCLUSIONS AND FUTURE WORK.

The main conclusions of this work are:

1. We have introduced a normal vector and albedo recovery process based on the four source photometric stereo where the four intensities obtained in each pixel of the image are used to see if their behavior is Lambertian or not: if one of the values differs with the rest, this value is eliminated and the recovery process is made with the other three values. If all four intensities are similar (Lambertian behavior) or are similar in groups of two (two of them have a shadow or a highlight), the four intensities are combined in groups of three and the four obtained results are averaged.
2. We have designed an experimental device that allows fixing the relative position between camera and sample in a way that allows the couple camera-sample going around together. That way, fixing the position of a lamp is possible to generate any geometry of lighting.
3. To evaluate the efficiency of the albedos recovered with the method described before, we developed a set of samples of calibration. The above mentioned set is composed by a set of 35 samples, which are grouped in 7 sets composed by 5 samples of equal color. Each of the samples of the same color present different textures, being one of them flat. The smooth sample allows calculating a reference albedo that can be used to verify the goodness of the albedos recovered from the rest of textured samples of the same color. The method has been used to compare the albedos recovered by 3 different algorithms, giving very good results the algorithm proposed in this work.

4. To evaluate the recovered normal vectors, we have used a sphere which normal vectors have been transformed into a surface using the method of the shapelets. With this method we have compared the normal vectors recovered by three different algorithms, the best result being obtained for the algorithm proposed in this work.
5. The recovery of normal vectors and albedos allows simulating the samples registered under different angles of lighting. Very good colorimetric results have been obtained when comparing these simulations with real images captured in the same conditions, both when using the samples of calibration and samples with more complex surfaces.
6. When the surfaces are not continuous, the simulations do not have so good quality due to the apparition of cast shadows that are not contemplated in the equation that is used to do the above mentioned simulations.
7. We have verified the high dependence existing between the size and composition of the set of training and the results, in the method of the pseudoinverse, which has been applied in this work to recover reflectances.
8. It has been proposed a method of selection of the set of training for the spectral reflectance recovery method commented above, consistent on the supervised selection of the most appropriate training set in situ.
9. We have showed the convenience of using albedos transformed to RGB values instead of directly RGB values as starting point for the recovery of reflectances, due to the fact that the albedo presents a more homogeneous aspect when changing the geometry of lighting.
10. Once we have pixel by pixel reflectances from a surface, it is possible to simulate it under any source of lighting and in addition under any lighting directions. Results of these simulations are not as good as obtained when only changing the lighting directions, owed principally to the not optimized method of reflectance recovery employee.
11. The normal vectors and albedo recovery method has been extended to the case in which the lighting directions is not known thanks to a very simple device, similar to a Sun clock, which allows to determine the above mentioned direction from the length and orientation of the shade projected by a stick.

12. The previously described system used to determine the direction of lighting, have been used to make captures using solar light.

As consequence of the work developed in this thesis, we propose the following lines of future work:

1. To improve the algorithm of normal vectors and albedo recovery bearing more complex factors in mind as the interreflections.
2. To apply the whole process described in this thesis using a hyperspectral system instead of a RGB camera. Hereby they would improve the results of the second half of the thesis, since the quality of the recovered reflectances would increase notably.
3. To complete the methods used to simulate the scenes with computational methods simulating lighting. This way it would be possible to include in the simulated scenes not only the self shadows but also the cast shadows.
4. To develop a portable device that allows fixing the relative position between camera and sample. This would allow to improve the quality of the applications presented in this work and would allow to develop others different from the presented ones.

CHAPTER 8:

REFERENCES.

- Barsky, S. y Petrou, M. (2001). "Colour photometric stereo: Simultaneous reconstruction of local gradient and colour of rough textured surfaces". International Conference on Computer Vision, 600-605.
- Barsky, S. y Petrou, M. (2003). "The 4 source photometric stereo technique for 3 dimensional surfaces in the presence of highlights and shadows." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.
- Bringier, B., Helbert, D. y Khoudair, M. (2008). "Photometric reconstruction of a dynamic textured surface from just one color image acquisition." Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision **25**(3): 566-574.
- Coleman, E. N. y Jain, R. (1982). "Obtaining 3-dimensional shape of textured and specular surfaces using four source photometry." Computer Graphics and Image Processing **18**(4): 309-328.
- Christensen, P. H. y Shapiro, L. G. (1994). "Three dimensional shape from colour photometric stereo." International Journal of Computer Vision **13**(2): 213-227.
- Day, D. C. (2003). Filter selection for spectral estimation using trichromatic camera. Rochester Institute of Technology.
- de Lasarte, M., Pujol, J., Arjona, M. y Vilaseca, M. (2008). Influence of the size of the training set on colour measurements performed using a multispectral imaging system. CGIV'08 and MCS'08: 437-440.

- Drew, M. S. (1990). "Photometric stereo without multiple images." *Human Vision and Electronic Imaging* **3016**: 369-380.
- Drew, M. S. (1992). Shape from color. Technical Report CSS/LCCR TR 92-07, Simon Fraser University School of Computing Science.
- Drew, M. S. (1993). "Optimization approach to dichromatic images." *Journal of Mathematical Imaging and Vision* **3**: 189-205.
- Ferrero, A., Campos, J. y Pons, A. (2006a). "Experimental assessment of relative temporal fluctuation of CCD pixels." *The European Physical Journal. Applied Physics* **33**: 225-228.
- Ferrero, A., Campos, J. y Pons, A. (2006b). "Low-uncertainty absolute radiometric calibration of a CCD." *Metrologia* **43**(2): S17-S21.
- Healey, G. E. y Kondepudy, R. (1994). "Radiometric CCD Camera Calibration and Noise Estimation." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **16**(3): 267-276.
- Hernandez-Andres, J., Romero, J., Nieves, J. L. y Jr. Lee, R. L. (2001). "Color and spectral analysis of daylight in southern Europe." *Journal of the Optical Society of America A* **18**: 1325-1335.
- Imai, F. H. y Berns, R. S. (1999). "Spectral estimation using trichromatic digital cameras". *Proceedings of the 1st European Conference of Colour in Graphics, Image and Vision, Springfield, Va.*, 492-496.
- Kontsevich, L. L., Petrov, A. P. y Vergelskaya, I. S. (1994). "Reconstruction of shape from shading in colour images." *Journal of the Optical Society of America A* **11**(3): 1047-1052.
- Kovesi, P. (2003). "MATLAB functions for computer vision and image analysis." School of Computer Sciences & Software Engineering, The University of Western Australia., from <<http://www.csse.uwa.edu.au/~pd/research/matlabfns/>>.
- Kovesi, P. (2005). "Shapelets correlated with surface normals produce surfaces." *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, Vols 1 and 2, Proceedings*: 994-1001.

- López-Álvarez, M. A., Hernández-Andrés, J., Valero, E. M. y Romero, J. (2007). "Selecting algorithms, sensors, and linear bases for optimum spectral recovery of skylight." *Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision* **24**(4): 942-956.
- Maloney, L. T. y Wandell, B. A. (1986). "Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance." *Journal of the Optical Society of America A* **3**(1): 29-33.
- MunsellColorLab (1976). *Munsell Book of Color, Matte Finish Collection*. Baltimore.
- Nayar, S. K., Ikeuchi, K. y Kanade, T. (1990). "Determining shape and reflectance of hybrid surfaces by photometric sampling." *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **6**(4): 418-431.
- Nieves, J. L., Plata, C., Valero, E. M. y Romero, J. (2008). "Unsupervised illuminant estimation from natural scenes: an RGB digital camera suffices." *Applied Optics* **47**(20): 3574-3584.
- Nieves, J. L., Valero, E. M., Nascimento, S. M. C., Hernández-Andrés, J. y Romero, J. (2005). "Multispectral synthesis of daylight using a commercial digital CCD camera." *Applied Optics* **44**(27): 5696-5703.
- Plata, C., Nascimento, S. M. C. y Nieves, J. L. (2009). "Accuracy of photometric stereo with textured calibration samples". 20th ICVS, Braga, Portugal, 123.
- Plata, C., Nieves, J. L. y Romero, J. (2008). "Combining spectral and photometric stereo techniques for reflectance estimation using an RGB digital camera". CGIV'08 and MCS'08, 516-518.
- Plata, C., Nieves, J. L., Valero, E. M. y Romero, J. (2009). "Trichromatic red-green-blue camera used for the recovery of albedo and reflectance of rough-textured surfaces under different illumination conditions." *Applied Optics* **48**(19): 3643-3653.
- Plata, C., Valero, E. M., Nieves, J. L. y Romero, J. (2008). Supervised training sample selection for the estimation of spectral reflectance using an RGB camera. CGIV'08 and MCS'08: 519-522.

- Sanderson, A. S., Weiss, L. y Nayar, S. K. (1988). "Structured highlight inspection of specular surfaces." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **10**(1): 44-55.
- Schluns, K. y Witting, O. (1993). "Photometric stereo for non-Lambertian surfaces using colour information". *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, Budapest, Hungary*, 444-451.
- Shi, M. H. y Healey, G. (2002). "Using reflectance models for color scanner calibration." *Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision* **19**(4): 645-656.
- Shimano, N. (2002). "Suppression of noise effects in color correction by spectral sensitivities of image sensors." *Optical Review* **9**(2): 81-88.
- Solomon, F. y Ikeuchi, K. (1996). "Extracting the shape and roughness of specular lobe objects using four light photometric stereo." *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **18**: 449-454.
- Valero, E. M., Nieves, J. L., Nascimento, S. M. C., Amano, K. y Foster, D. H. (2007). "Recovering Spectral Data from Natural Scenes with an RGB Digital Camera and Colored Filters." *Color Research and Application* **32**(5): 352-360.
- Vilaseca, M., Pujol, J. y Arjona, M. (2004). "Illuminant influence on the reconstruction of near-infrared spectra." *Journal of Imaging Science and Technology* **48**(2): 111-119.
- Woodham, R. (1978). *Reflectance map techniques for analyzing surface defects in metal castings*. Technical Report AI-TR-457, MIT A. I. Laboratory.
- Woodham, R., Iwahori, Y. y Barman, R. (1991). *Photometric stereo: Lambertian reflectance and light sources with unknown direction and strength*. Technical Report 91-18, University of British Columbia, Laboratory for Computational Intelligence.