



Universitat Autònoma de Barcelona

Departament de Física

Diseño de procesadores ópticos multicanales

Aplicación al procesamiento de texturas

Joaquim Barbé Farré

Memoria presentada para optar al
grado de doctor en Ciencias Físicas

Bellaterra, enero 2003

*Aquí trobaràs,
amagats entre lletres,
tots els petons que no et vaig fer.*



Universitat Autònoma de Barcelona

Don Juan Campos Coloma,
Profesor Titular de la Universidad Autónoma de Barcelona,

CERTIFICA

Que Don Joaquim Barbé Farré, Licenciado en Ciencias Físicas, ha realizado bajo su dirección y en el Departamento de Física de la Universidad Autónoma de Barcelona, el trabajo “Diseño de procesadores multicanal. Aplicación al procesado de texturas”, resumido en esta memoria para optar al grado de Doctor en Ciencias Físicas.

Y para que así conste, de acuerdo a la legislación vigente, firma este certificado en Bellaterra 22 de enero de 2003.

Prof. J. Campos

Agradecimientos

En esta memoria esta resumido el trabajo de investigación de mis últimos cinco años, años en los que he recibido el apoyo tanto científico como humano de muchas personas sin las cuales este trabajo hubiese sido imposible de realizar. A todas ellas les manifiesto mis más sincero agradecimiento. De entre todas, quiero agradecer especialmente a aquellas que de una forma u otra me han acompañado en esta empresa más de cerca:

Al Dr. Juan Campos Coloma, director de este trabajo, por su eterna paciencia, las largas horas de trabajo que me ha dedicado y su constante persuasión para que terminara el trabajo, sin todo ello este trabajo no hubiese prosperado.

A la Dra. María Josefa Yzuel, por su implicación en el trabajo, sus siempre sabios consejos y por ser una inagotable fuente de ánimo y cariño.

A los compañeros de trabajo: Nico, Claudio, Alfons, Andrés, Aziz, JuanCarlos, Carlos, Oscar, Asticio, Arnau, Nacho y Esmail, por toda la ayuda prestada y el gran compañerismo y afecto mostrado.

A los compañeros del Grupo de Óptica, de los cuales, además de recibir un gran afecto, he recibido muy gratas enseñanzas: Ramón Corbalán, Gaspar Orriols, Francesc Pi, Jordi, Mohssine, Ramon, Verónica, Marc y Josep.

A los compañeros de universidad, que hicieron de la época de estudios una casi constante diversión: Mompí, Jordi, Albert, Ioan, Pitu, Xavi, Alex, Manel, Anna, Mónica, Betu, Curcu, Paco, María, Dani, Susanna, Rafel,...

A Celia, Maite, Mercé y Rafa, por su apoyo prestado en las múltiples tareas administrativas y técnicas.

A la Universidad Católica de Valparaíso, por haberme prestado su apoyo año tras año en la culminación del trabajo.

A los compañeros del Instituto de Física, situado al otro lado del charco, donde trabajo desde hace ya algunos años: Don Carlos, el flaco Martínez, Alicia, Jaime, Anabel, Sergio, Pancho, Augusto, Sergio II, Ricardo, Ángel, Miguel, el pelao Herrera, el Negro Ortiz, Lucho, Guido, Samuel, Don Hernán, Manuel, Ramón, Don Juan, Godofredo, y a sus siempre tan eficientes y dispuestas secretarias Cecilia y Silvia.

Al grupo de Procesado de imágenes de la Escuela de Óptica de Terrassa, por su siempre agradable acogida y disposición para colaborar en lo que necesité: Maria Sagrario, Moserrat, Jaume, Hector y Elisabet.

A mis hermanos Dani y Marc por su paciencia infinita a la hora de buscar un hueco en mi agenda para salir con ellos.

A mis padres Juan y María del Carmen por su incondicional apoyo mostrado desde el día en que nací.

A mi Familia Chilena por haberme dado con creces todo el cariño que he necesitado: Lorena, Ramón, Mercedes, Mechita, Xime, Roxana, Pamela y Andrea. A mis sobrinos, Karin, Rocío, Gabriel, Pedro, Tomás, Michelle, Martín y los que vengan, por ser semilla del futuro y dejarse sembrar con toda la inocencia. A mis cuñados: Rudi, Alberto y Rodrigo por ayudarme una y otra vez en asuntos tan variopintos como hacer un buen asado.

Finalmente, en especial, a Lorena, mi esposa, por estar a mi lado en todo, compartir la vida, y haber tenido que padecer tantos inviernos cuando parecía que el calor empezaba a acercarse.

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia y Tecnología, mediante los proyectos PB96-1134-C02-01 y BFM2000-0036-C02-01 y por la Generalitat de Catalunya, mediante el proyecto CIRIT 1997GR-142, otorgado para potenciar los grupos de investigación de calidad en el marco del plan de investigación de Cataluña.

Índice

Capítulo 1. Introducción, propósito y esquema	1
1.1. Introducción.....	1
1.2. Propósito y esquema.....	14
Capítulo 2. Procesado de texturas: implementación numérica	19
2.1. Desarrollo de aplicaciones.....	21
2.1.1. Extracción de características	24
2.1.2. Clasificación	33
2.1.3. Segmentación	37
2.1.4. Seudo-coloración	39
2.2. Bancos de filtros propuestos.....	43
2.2.1. Filtros de Gabor	44
2.2.2. Filtros de sectores anulares	51
2.2.4. Filtros de seudo-coloreado	56
2.3. Resultados	61
2.3.1. Clasificación	64
2.3.2. Segmentación	72
2.3.3. Seudo-coloración	74

Capítulo 3. Difractómetro convergente	79
3.1. Arquitectura del difractómetro.....	80
3.1.1. Propagación del frente de onda	81
3.1.2. Arquitectura opto-electrónica	88
3.2. Aplicación a la clasificación de texturas.....	92
Capítulo 4. Correlador multicanal en fase	97
4.1. Arquitectura del correlador.....	98
4.1.1. Propagación del frente de onda	100
4.1.2. Adaptación del correlador	103
4.1.3. Arquitectura opto-electrónica	106
4.1.4. Ajuste de los filtros	109
4.2. Diseño de filtros.....	110
4.2.1. Caracterización de las no linealidades	113
4.2.2. Filtros con redes binarias	115
4.2.3. Filtros con redes de cuatro niveles	118
4.2.4. Codificación de las funciones de gabor	121
4.2.5. Centrado de los canales	125
4.3. Desarrollo de aplicaciones.....	127
4.3.1. Clasificación	128
4.3.2. Segmentación	132
4.3.3. Seudo-coloración	135
Capítulo 5. Correlador multicanal de luz blanca	141
5.1. Arquitectura del correlador.....	142

5.1.1. Propagación del frente de onda.	142
5.1.2. Adaptación del correlador	146
5.1.3. Arquitectura opto-electrónica	149
5.2. Diseño de filtros.....	157
5.2.1. Caracterización de la película	160
5.2.2. Factores de escalado	172
5.2.3 Adaptación de los Filtros	174
5.2.4. Centrado de los canales	182
5.3. Desarrollo de aplicaciones.....	184
5.3.1. Clasificación	184
5.3.2. Segmentación	188
5.3.3. Seudo-coloración	190
Capítulo 6. Conclusiones	195
Referencias Bibliográficas	201

Capítulo 1

Introducción, propósito y esquema

1.1. Introducción

El área de procesamiento de señales ha ido aumentando cada vez más su presencia dentro del mundo que nos rodea. La necesidad actual de aumentar la velocidad de transmisión y procesamiento de señales ha derivado en un gran desarrollo en las últimas décadas de todo un conjunto de técnicas y sistemas que trabajan con señales ópticas. Prueba de ello es el desarrollo que se ha experimentado en fibras ópticas, interconectores ópticos, amplificadores ópticos y procesadores ópticos. Las ventajas que presenta la luz como medio de transporte de información frente a los impulsos eléctricos son numerosas, destacando principalmente un ancho de banda mucho mayor, el paralelismo inherente de la luz que permite multiplexar la información, una velocidad de transmisión casi instantánea y una eficiencia de transmisión mucho mayor. El procesamiento óptico de imágenes, presente en áreas como la robótica, la medicina, la biología, el control de calidad, las telecomunicaciones, sistemas de seguridad, tecnología militar, etc... no ha sido ajeno a este desarrollo.

El procesado óptico permite modificar la información contenida en una imagen. Esta modificación usualmente se lleva a cabo seleccionando una banda de frecuencias mediante la aplicación de un filtrado a la imagen en el dominio de frecuencias. El filtrado es una operación presente en todas las áreas de tratamiento, mejora y análisis de imágenes. Sus orígenes se remontan al siglo pasado, concretamente al trabajo que llevó a cabo Abbe en 1873 [Abbe 1873]. En ese trabajo Abbe propone un método capaz de aumentar la resolución de los microscopios utilizando un filtro espacial.

A pesar de los trabajos de Abbe, no es hasta la mitad de la década de los sesenta que el procesado óptico despierta el interés de la comunidad científica. Sin duda alguna, la aparición de los primeros láseres en 1960 [Maiman 1960a, Maiman 1960b, Javan 1961] como fuente coherente de luz contribuye notablemente a este despertar. A partir de esa fecha los trabajos en esta área se multiplican y toman gran relevancia. Leith y Upatnieks [Leith 1962] mejoran notablemente las técnicas holográficas inventadas por Gabor [Gabor 1948, Gabor 1949] a finales de los cuarenta. En 1964 VanderLugt [VanderLugt 1964] propone el primer procesador óptico para el reconocimiento de formas. El montaje, conocido como el correlador 4f, se basa en explotar la equivalencia existente entre el patrón producido por difracción de Fraunhofer de una distribución de amplitud y su transformada de Fourier, equivalencia que permite realizar la correlación entre dos funciones ópticamente. Un par de años más tarde Weaver y Goodman [Weaver 1966] proponen el correlador de transformadas conjuntas, conocido por las siglas JTC (del inglés Join Transform Correlator), como una estructura alternativa al correlador 4f.

En los años 80, la aparición de los moduladores espaciales de luz, conocidos como SLM (del inglés Spatial Light Modulator) y de los detectores de intensidad CCD (del inglés Charge Couple Device) permitieron desarrollar estructuras de procesado óptico, de respuesta muy rápida [Lindell 1994, Casasent 1994], capaces de operar en tiempo real [Bosch 1992, Martín-Badosa 1994, Moreno 1996a]. Desde entonces los procesadores ópticos han ido ganando espacios progresivamente en distintas aplicaciones donde se requiere de una gran velocidad de procesado. Un

claro ejemplo de ello es que hoy en día [Busarrow 2000, Vallmitjana 2001, Hao 2002, Chao 2002, Rollings 2002, Barbé 2002, Barbé 2003] los podemos encontrar diversas áreas como en teledetección y guiado de blancos, reconocimiento de caracteres, controles de calidad, reconocimiento de huellas dactilares, etc.

Dentro de los dispositivos más utilizados para modular la luz se encuentran las pantallas de cristal líquido o también llamadas LCD (Liquid Crystal Device). Precisamente, producto de la masificación de su uso, estos dispositivos han experimentado un gran desarrollo tecnológico y se ha reducido considerablemente su costo. Prueba de ello es que hoy en día las encontramos en televisores, ordenadores portátiles, teléfonos móviles, calculadoras gráficas, agendas electrónicas, videojuegos portátiles, videoproyectores, etc... Son precisamente las pantallas de videoproyectores, llamadas también LCTV (Liquid Crystal TV), las que, gracias a su gran resolución (con un tamaño de pixel del orden de los 40 μm), y a su moderado costo, se han hecho más populares como dispositivo para modular la luz en los procesadores ópticos [Liu 1985, Kirch 1990, Juvells 1994, Márquez 2001A, Stolz 2001].

En estas pantallas, la modulación de luz se produce gracias a que la disposición de las moléculas de cristal líquido en su interior varía en función del voltaje aplicado. La luz, al atravesar las moléculas del cristal líquido, cambia su estado de polarización, de forma que el estado de polarización de la luz a la salida del dispositivo depende del estado de polarización de la luz a la entrada y del voltaje aplicado a la celda de cristal líquido. La pantalla, formada por una matriz bidimensional de celdas o píxeles, se encuentra situada entre dos polarizadores. Para cada orientación de los polarizadores se obtiene una determinada curva de modulación de luz en el plano complejo. Diversos han sido los métodos propuestos para caracterizar estos dispositivos [Soutar 1994, Zhang 1996, Martín-Badosa 1997, Lopez 1997, Davis 1999A] y modelizar su comportamiento [Lu 1990, Coy 1996, Márquez 2000]

De todas las curvas de modulación de luz posibles existen dos particularmente interesantes, la curva de modulación de solo amplitud y la curva de modulación de solo fase. La primera configuración permite modular el frente de onda en amplitud sin modificar su fase, con lo que es utilizada para representar cualquier tipo de filtros de amplitud, como por ejemplo los filtros pasa-banda DOG [Burt 1983], mientras que la segunda configuración permite modular la fase manteniendo constante la amplitud, configuración que se utiliza para representar todo tipo de filtros de fase, como por ejemplo el filtro POF [Horner 1984]. Varios han sido los trabajos que estudian posibles configuraciones que optimizan la modulación de amplitud o de fase [Davis 1998, Moreno 1998B, Márquez 2001B]. Davis et al. [Davis 1999B], proponen un método que permite codificar cualquier función de amplitud en un modulador de fase. Campos et al. [Campos 2000], modificando el método propuesto por Davis, consiguen codificar cualquier función compleja en un modulador configurado en fase. Tudela et al. [Tudela 2002] proponen un método que permite codificar hologramas de Fresnel utilizando dos pantallas LCD, una para codificar la parte real del holograma y otra para codificar la parte imaginaria.

A medida que han aparecido nuevas generaciones de pantallas comerciales de los videoproyectores, éstas han ido aumentando su resolución y disminuyendo su espesor. La reducción de espesor aumenta la velocidad de respuesta pero reduce considerablemente el rango de modulación de fase. Con las pantallas actuales no es posible obtener modulaciones de fase que lleguen a 2π dentro del rango del visible. Para solventar este problema, varios autores [Davis 98, Moreno 98A, Márquez 2001a, Nicolás 2002a] proponen utilizar luz polarizada elíptica, obteniendo diversas configuraciones óptimas de modulación de amplitud y de modulación de fase, configuraciones que logran aumentar considerablemente el rango de modulación de fase en estos dispositivos.

Los moduladores espaciales de luz poseen una capacidad de modulación limitada [Fahnestock 1983, Efron 1995], de forma que a la hora de diseñar los filtros es necesario tener en consideración dicha limitación. Existen varias propuestas que permiten optimizar los criterios de calidad de los filtros utilizados para

reconocimiento de objetos [VanderLugt 1964, Horner 1984, Vijaya 1990] considerando las restricciones impuestas por los moduladores [Juday 1993, Laude 1994, Montes 1995a]. También se ha estudiado el efecto que producen dichas restricciones sobre la correlación óptica así como algunos métodos para separar la correlación de los términos no deseados añadiendo una fase lineal o cuadrática en determinadas regiones de los filtros [Moreno 1995]. Estos mismos métodos han sido utilizados con éxito para implementar filtros de amplitud binaria en un modulador de fase [Moreno 1998A].

En muchas aplicaciones es necesario realizar un procesado complejo que requiere la utilización de varios filtros [Cristóbal 1994, Moreno 1995, Nestares 1995, Maestre 1997, Vargas 1998a, Vargas 1998b Navarro 1988]. Habitualmente, en un correlador óptico convencional los diferentes filtros suelen introducirse secuencialmente. No obstante, hoy en día, existen varias propuestas que explotan el paralelismo inherente de los sistemas ópticos para poder realizar un filtrado en paralelo. Estos sistemas se conocen como sistemas multicanales, y a la técnica de codificar más de un canal dentro de un sistema se le denomina multiplexado.

Existen básicamente tres formas de multiplexar la información dentro de los procesadores ópticos, una en serie y dos en paralelo. La primera forma consiste en multiplexar la señal temporalmente [Lukosz 1967], es decir, asignado a cada canal un tiempo propio de uso del procesador. Esta forma de multiplexado se la conoce como multiplexado temporal y lo que persigue es optimizar al máximo el tiempo de uso del procesador. En el multiplexado temporal los canales son codificados en serie, de manera que en realidad el procesado de los múltiples canales no se realiza de forma paralela.

La segunda forma de multiplexar la información consiste en aprovechar el paralelismo intrínseco de la luz para diseñar procesadores ópticos que posean más de un canal. La información se multiplexa separando espacialmente los distintos canales, es decir cada canal viaja por un espacio físico distinto. Existen distintas arquitecturas ópticas propuestas que realizan un multiplexado espacial. Sheng et al.

[Sheng 1992] y Mendlovic et al. [Mendlovic 1995] proponen correladores multicanal destinados a la implementación de transformada de “wavelet”. EN ambas propuestas la multiplicidad de canales se logra superponiendo una red de difracción a la escena. Yu et al [Yu 1988] obtienen un correlador multicanal programando una red rotante en un modulador espacial. Upatnieks et al. [Upatnieks 1990] diseñan un elemento difractivo que permite obtener varias réplicas espacialmente disjuntas de la transformada de Fourier de una escena. Stollfuss et al. [Stollfuss 1995] diseñan un filtro holográfico cuya respuesta impulsional son múltiples filtros “wavelets” separados espacialmente. Ouzieli y Mendlovic [Ouzieli 1996] diseñan un procesador wavelet 2-D con varios canales. Deutsch et al. [Deutsch 1996] diseñan un correlador de transformadas conjuntas multicanal para el reconocimiento de objetos en color. Vargas et al. [Vargas 1998a, Navarro 1998, Vargas 1998b] han propuesto diferentes arquitecturas multicanales en paralelo aprovechando los diferentes órdenes de difracción producidos por la estructura pixelada de los moduladores espaciales.

La tercera forma de multiplexar la información consiste en codificar los distintos canales de información utilizando distintas longitudes de onda [Kartashev 1960, Armitage 1965]. La luz viaja por el mismo espacio físico dentro del procesador. La separación de canales se lleva a cabo situando una red de difracción o bien mediante filtros interferenciales antes del sistema de adquisición. Bescós y Strand [Bescós 1978] propusieron un método de codificación de frecuencias espaciales utilizando un procesador óptico con luz blanca. Utilizando una diapositiva de colores situada como filtro, los autores conseguían realizar ópticamente una pseudo-coloración de las frecuencias espaciales de una determinada escena. Case [Case 1979] emplea filtros multiplexados en longitud onda, para obtener picos de correlación codificados en color, que permiten el reconocimiento simultáneo de diversos objetos. Warde et al. [Warde 1984] proponen el uso de una red tricolor para separar una imagen en color en un conjunto de imágenes monocromáticas, procesando sus espectros con un filtro espacial complejo multicanal. Ferreira et al. [Ferreira 1992] realizan una correlación multicanal de un objeto policromático mediante el uso de filtros clásicos adaptados e iluminados con dos longitudes de onda. Esteve-Taboada et al. [Esteve-Taboada 2001] proponen una arquitectura

multicanal que permite obtener las distintas componentes wavelet de una escena simultáneamente.

La introducción del color en el procesado de imágenes ha sido ampliamente estudiada. Badiqué et al. [Badiqué 1987, Badiqué 1998] estudian la correlación en color. Yzuel et al. [Yzuel 1994] demuestran como la introducción de la información del color en un proceso de reconocimiento, aumenta la capacidad de procesado y mejora el proceso de reconocimiento.

Para representar una imagen en color ésta suele codificarse en distintos canales. En general la forma más habitual de codificación del color es utilizar tres canales de color distintos R, G y B. Uno de los principales inconvenientes de utilizar el sistema de canales RGB es que la información proporcionada por éstos está altamente correlacionada. Diversos autores [Badiqué 1988, Thornton 1995, McCabe 2000, Sangwine 1996, Moreno 1997, Corbalán 1997, Sangwine 1998] han propuesto distintas formas de codificar los canales de color y estrategias [Millán 1992, Moreno 1996a, Moreno 1996b] para llevar a cabo su posterior procesado. Nicolás et al, [Nicolás 2002c, Nicolás 2003] proponen un algoritmo basado en la Transformada de Fourier tridimensional donde a la tercera dimensión se le asocian los tres canales de color R, G y B. Al realizar la Transformada de Foureir 3-D de una imagen en color bidimensional, los tres canales del espacio de frecuencias se pueden relacionar directamente con el brillo, el contraste y la saturación.

Una de las aplicaciones del color en imágenes monocromáticas es su utilización como medio para codificar información. Esta técnica de utilización del color se le llama pseudo-coloreado. Habitualmente, el pseudocoloreado se utiliza codificando los distintos niveles de gris de una determinada imagen en una determinada gama de colores, con el objetivo de hacer visible al observador ciertas cualidades de la imagen que de lo contrario pasarían desapercibidas. Si la introducción del color se realiza en el domino de frecuencias, entonces lo que se obtiene es una imagen pseudocoloreada donde, a diferencia de la situación anterior,

los colores de la imagen no representan diferentes intensidades si no que representan distintas frecuencias espaciales.

En el área de procesado óptico, Liu et al [Liu 1976] fueron los primeros en proponer un correlador óptico de luz blanca que, utilizaba filtros en color para pseudo-colorear las distintas frecuencias espaciales de una imagen monocromática. Posteriormente, basándose en esa misma idea, distintos autores [Bescós 1978, Santamaría 1979, Yu 1980, Yu 1984] han desarrollado procesadores ópticos diseñados específicamente para dicho propósito.

Una de las operaciones de gran utilidad y mayor versatilidad en el procesado de imágenes es la del filtrado de frecuencias espaciales. Los filtros pasa-banda permiten realizar un amplio conjunto de tareas de pre y post-procesado. Estos filtros operan modulando la amplitud del espectro de frecuencias, de forma que permiten resaltar, atenuar o extinguir determinados rangos de frecuencias. Dentro de este tipo de filtros podemos mencionar filtros pasa-bajos que logran reducir el ruido y suavizar la imagen, filtros pasa-altos destacan los contornos, filtros que mejoran el contraste en imágenes, filtros capaces de restaurar imágenes en movimiento o bien desenfocadas, etc...[Santamaría 1977, Huang 1978, Berriel 1983, Lehar 1984, Gonzalez 1987, Pratt 1991, Marom 1995, Goodman 1996, Strickland 1998].

Una de las principales aplicaciones de los filtros pasa-banda es que permiten descomponer una señal, o imagen, en distintas bandas o canales de frecuencia para su posterior procesado. En 1946 Gabor [Gabor 1946] introduce un método revolucionario para descomponer una señal acústica en un conjunto de bandas de frecuencia de perfil gaussiano, a las que denomina "logones". En 1980 Daugman y Marcelija [Daugman 1980, Marcelija 1980] demuestran que la visión humana utiliza este tipo de descomposición para el reconocimiento e interpretación de las texturas. Más tarde, el mismo Daugman [Daugman 1985] demuestra que este tipo de funciones minimiza la relación de incertidumbre entre el dominio espacial y el dominio de frecuencias, mostrando una óptima localización en ambos dominios. En el intertanto, Burt y Adelson [Burt 1983], introducen la Pirámide Laplaciana,

implementando el concepto de multiresolución, concepto que es utilizado y ampliado por distintos autores [Akansu 1992, Dougherty 1994, Lee 1995].

En 1984 Grossman y Morlet [Grossman 1984] generalizan el concepto de “logones” propuesto por Gabor, añadiéndole el concepto de multiresolución propuesto por Burt un año antes. La teoría de Wavelets (Onditas, o paquetes de onda), como la nombraron los autores, se desarrolla sobre la idea de establecer bases de funciones pasa-banda cuya respuesta impulsional tiene una forma oscilatoria localizada en el espacio. Una función generadora llamada “madre” da origen a un conjunto de funciones escaladas y trasladadas de manera que recubran el espectro de frecuencia. Desde entonces esta teoría ha sido desarrollada y aplicada con gran éxito en diversas áreas del procesado de señales [Freeman 1991, Chui 1992, Szu 1992, Phuvan 1994, Coifman 1994, Randen 1994, Vargas 1995, Navarro 1996, Sheng 1996, Tripathi 1998].

Una de las áreas donde la teoría de wavelets ha propiciado una verdadera revolución es sin duda en el procesado de texturas. El análisis y procesado de texturas siempre ha sido un área de gran interés dentro del procesado de imágenes gracias a que la textura puede ser utilizada como una valiosa fuente de información en distintas tareas de procesado cómo el reconocimiento, la segmentación y la orientación y la escala de los objetos dentro de una determinada imagen.

Si bien es cierto que el ser humano es capaz de reconocer una textura con verla, el concepto de textura resulta sumamente difícil de definir [Coggins 1982]. Por ello es que no existe un acuerdo en la definición de textura, si no que tradicionalmente este concepto ha sido definido de distintas formas por numerosos autores. Tamura [Tamura 1978] la define como una región macroscópica cuya estructura esta formada por un patrón repetitivo, en el cual los elementos primitivos se encuentran posicionados siguiendo determinada una regla. Sklansky [Sklansky 1978] la define como una región de una imagen en la cual un determinado conjunto de propiedades locales estadísticas se mantiene constante o varía con cierta periodicidad. Haralick [Haralick 1979] define la textura como un atributo de campo,

donde sus componentes no parecen enumerables. A estas definiciones se le suma una larga lista entre las que destacan las de los autores Hawkins, Richards y Zucker [Hawkins 1969, Richards 1974, Zucker 1981].

La dificultad que presenta definir la noción de textura, deriva en serias dificultades a la hora de establecer un modelo físico que la caracterize. Para salvar este “impasse”, los modelos de textura, más que estar centrados en una u otra definición, parten por asumir un conjunto de propiedades que “intuitivamente” debe poseer toda textura [Vitrià 1995, Tuceryan 1998] y que se resumen en tres:

- La textura es una propiedad de área, por tanto cualquiera que sea el modelo propuesto, debe tener en cuenta la distribución de niveles de gris en un determinado entorno.
- La textura puede ser percibida en distintas escalas o niveles de resolución. Por ejemplo, no poseen las mismas características la imagen de un bosque tupido visto desde un satélite, que una imagen aérea cercana del mismo o que un primer plano de las hojas de los árboles que conforman dicho bosque.
- Para que en una región consideremos que hay una textura es necesario que el número de objetos primitivos que la forman sea lo suficientemente grande como para parecer incontable a primera vista, de forma que los objetos primitivos no sean percibidos individualmente.

Basándose en estas las propiedades Laws [Laws 1980] identificó aquellas propiedades más importantes a considerar para describir una textura.

Dado que la definición de textura no es única, tampoco lo son los métodos para su análisis. De hecho se han desarrollado un gran número de métodos para realizar tareas de procesado de texturas. La mayoría de ellos se engloban en tres

grandes grupos: estructurales, estadísticos y de bancos de filtros. Cada uno de estos métodos utiliza un modelo de textura distinto.

Los métodos estructurales [Zucker 1976, Fu 1982, Voorhees 1987, Blostein 1989, Tomita 1990,] consideran que la textura está constituida a partir de una cierta celda primitiva, colocada de forma reiterada según un cierto patrón o regla. Bajo este punto de vista, cualquier textura vendrá caracterizada por su celda primitiva y la repetición infinita y regular de esta primitiva sobre una red bidimensional de puntos. La celda primitiva necesaria para la reconstrucción de la textura no es única, de forma que con el fin de minimizar el tamaño de las bases de datos de las texturas, se seleccionan aquellas celdas primitivas de menor tamaño. La estructura de la celda primitiva suele analizarse en términos de sus textones, propuestos por Julesz [Julesz 1983] y redefinidos por Voorhees [Voorhees 1988], donde los textones son características tales como el cruce de segmentos, los extremos de segmentos, las esquinas, etc.

Los métodos estadísticos [Haralick 1979, Tomita 1990, Picard 1991] consideran una textura como una distribución espacial de intensidad que sigue un determinado patrón. De ese modo, para caracterizar una textura basta con calcular sus descriptores estadísticos. Dicho cálculo suele realizarse utilizando diversas matrices de co-ocurrencia que permiten estimar aquellas propiedades de la imagen relacionadas con los estadísticos de segundo orden. Haralick [1992] propone una serie de ellas: la energía, la entropía, el contraste, la homogeneidad y la correlación, medidas ampliamente usadas en el análisis de texturas basado en métodos estadísticos.

Los métodos basados en bancos de filtros consisten en extraer un conjunto de características de las texturas a partir del conjunto de imágenes generado al aplicarle a la imagen original un determinado banco de filtros. Antes de extraer las características, a las imágenes filtradas se les suele aplicar operaciones de post-procesado como son el uso de filtros morfológicos para inhibir puntos aislados, de media o mediana para promediar la energía en las diferentes áreas. Los filtros pueden

ser aplicados tanto en el dominio espacial, realizando la convolución entre la imagen y el filtro, como en el dominio frecuencial, realizando el producto entre Transformadas de Fourier.

Dentro de los métodos de bancos de filtros para caracterizar las texturas se han realizado numerosas propuestas. Wood [Wood 1990] propone utilizar la Transformada de Fourier para caracterizar tejidos. Malik y Perona [Malik 1990] proponen un método de análisis de texturas basado en el funcionamiento del sistema visual humano utilizando filtros pasa-banda obtenidos a base de diferencias de gaussianas (DOG). Unser y Eden [Unser 1990] proponen un método de extracción de características a partir de aplicar filtros espaciales y un operador no lineal. Reed y Wechsler [Reed 1990] realizan una amplia revisión de distintas técnicas de segmentación de imágenes basadas en la utilización de filtros espaciales. Laws [Laws 1980] propone un método de segmentación basado calcular los momentos espaciales en una región dada. Coggins y Jain [Coggins 1985] utilizan un banco filtros pasa-banda para el análisis de texturas selectivos a distintas orientaciones y frecuencias. Cuatro de los filtros del banco son selectivos a las orientaciones 0° , 45° , 90° y 135° , mientras que los filtros restantes son selectivos a las orientaciones y están escalados en forma de octavas desde la frecuencia mínima que puede contener la escena hasta llegar a la frecuencia de $1/4$ ciclos/píxel, la mitad de la frecuencia máxima de muestreo.

A la hora extraer las características globales de una determinada textura resulta muy útil definir las características como densidades de energía en diferentes regiones del espectro de potencia [Tuceryan 1998]. El espectro de potencia se define como la intensidad de la Transformada de Fourier. El inconveniente de los métodos basados en este tipo de análisis es que, al descartar la información de la fase se pierde toda la información sobre la localización en el dominio espacial. Por tanto, el uso de este tipo de técnicas se limita a aquellas aplicaciones que no requieran de dicha información.

Para aquellas aplicaciones que necesitan mantener cierto grado de localización espacial de la información al realizar el análisis frecuencial (segmentación de texturas, localización de defectos locales, extracción de bordes, etc...) suele introducirse una dependencia espacial en el análisis del espectro de potencia. Esta dependencia se consigue utilizando un conjunto de filtros, basados en funciones pasa-banda w_i que actúan a modo de ventanas sobre la Transformada de Fourier de la imagen. Si el conjunto de funciones w_i utilizado es escalable, está generado a partir de una determinada función w_0 llamada función madre y cumple que la transformada es lineal y de cuadrado integrable, al conjunto de funciones w_i se les llama wavelets.

Marcelja [Marcelja 1980] fue el primero en utilizar las funciones propuestas por Gabor [Gabor 1946] en el procesado de imágenes. Como ya se ha mencionado, las funciones de Gabor consisten en una serie de funciones ventana w_i de perfil gaussiano. Turner [Turner 1986] y Clark [Clark 1987] son los primeros que propusieron usar las funciones de Gabor para el análisis de texturas. Posteriormente Jain et al. [Jain 1991] proponen utilizar estas funciones para aplicaciones de clasificación y segmentación de texturas. Escofet et al. [Escofet 1998] utilizan estas funciones para desarrollar un método de detección de defectos locales en la fabricación de tejidos.

Para poder realizar un análisis multiresolución de las imágenes es importante que el ancho de banda de las distintas ventanas w_i que recubren el dominio de frecuencias sea variable. Rioul [Rioul 1991] propone seleccionar los anchos de banda de los filtros de forma que se mantengan proporcionales a la frecuencia central de cada filtro. Considerando la propuesta de Rioul, Navarro y Tavernero [Navarro 1996] propusieron un esquema casi completo de Filtros de Gabor formado por 16 filtros, correspondientes a cuatro orientaciones (0° , 45° , 90° y 135°) y cuatro frecuencias ($1/4$, $1/8$, $1/16$ y $1/32$ ciclos/pixel). La constante de proporcionalidad es calculada imponiendo que las gaussianas correspondientes a dos canales de frecuencias contiguas se intersecten a media altura.

El uso de procesadores ópticos aplicados a tareas de procesamiento de texturas es una área que se empezó a desarrollar a mitad de la década de los 80. Casasent et al. [Casasent 1986] diseña un filtro holográfico que permite obtener en el plano de correlación un conjunto de respuestas separadas, equivalentes a las obtenidas con el detector de sectores y anillos (WRD). Bueno [Bueno 1994] propone una técnica capaz de medir la densidad lineal y las orientaciones de los hilos de un tejido analizando la posición de los máximos del espectro de potencia obtenido a partir de la luz transmitida por el tejido. Ciamberlini [Ciamberlini 1996] diseña un filtro adaptable para un procesador óptico capaz de detectar defectos en tejidos en tiempo real. Hoffer [Hoffer 1996], siguiendo el método propuesto por Ciamberlini es capaz de identificar los distintos tipos de defectos. Marshall [Marshall 1996] propone un método para caracterizar el tamaño y la forma de partículas utilizando filtros holográficos basados en el filtro holográfico diseñado por Casasent. Hansson [Hansson 1997] es capaz de caracterizar la superficie de distintos tipos de papeles a partir de su espectro de potencia obtenido ópticamente. Kim [Kim 1997] plantea un método para detectar pequeños defectos en láminas metálicas mediante un filtrado óptico. Malik [Malik 1999] propone un método de detección de defectos en tejidos utilizando un correlador de Transformadas Conjuntas (JTC). Millán et al. [Millán 1996] proponen realizar la correlación angular de espectros de potencia con el fin de reconocer estructuras periódicas y cuasiperiódicas. Basándose en esta técnica Escofet [Escofet 1999] diseña de un correlador óptico que es capaz de detectar defectos globales en tejidos como la reducción, el estiramiento, la abrasión y el cambio de grosor del hilo en tiempo real.

1.2. Propósito y esquema de la memoria

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar distintos métodos que permitan convertir procesadores ópticos monocanal en procesadores multicanal. Un segundo objetivo es desarrollar aplicaciones de caracterización, clasificación, seudocoloración y segmentación de texturas que aprovechen el paralelismo

introducido en distintas arquitecturas modificadas, de forma que dichas aplicaciones puedan ser llevadas a cabo en tiempo real.

Estos dos grandes objetivos se desarrollan a lo largo de los capítulos 2,3,4 y 5 de la memoria. Para llevar a cabo con éxito ambos objetivos será necesario realizar una serie de propuestas, tanto teóricas como experimentales que a grandes rasgos se pueden resumir en las siguientes:

En el capítulo 2, se propone utilizar un Banco de Filtros Binario para la descomposición en Bandas de Frecuencias, llamado Banco de Filtros de Sectores Anulares, inspirado en una combinación del detector WRD y del análisis multiresolución. En ese capítulo proponemos un método deseudocoloración de frecuencias espaciales en el que se introducen algunos cambios respecto a propuestas ya existentes, como es la combinación en una sola escena de la imagenseudocolorada con la imagen original.

En el capítulo 3, se propone utilizar la arquitectura óptica de un difractor convergente para desarrollar una aplicación de clasificación en tiempo real de texturas. Con el fin de evitar la saturación de la cámara CCD se utiliza un filtro pasabajos que bloquea el orden cero.

En el capítulo 4, se propone desarrollar un método basado en la utilización de filtros de fase en un correlador convergente coherente que permite descomponer una determinada escena en distintas bandas de frecuencias logrando multiplexar espacialmente varios canales dentro del procesador. El disponer de hasta ocho canales en paralelo dentro del procesador hace posible implementar un conjunto de aplicaciones de procesamiento de texturas en tiempo real.

En el capítulo 5, se propone un método para multiplexar tres canales dentro de un procesador óptico de luz blanca. El método se basa en adosar una diapositiva en color en la pantalla utilizada para representar los filtros. Los distintos canales son multiplexados en longitud de onda. La cámara CCD en color situada en el plano de

correlación es el dispositivo encargado de demultiplexar los tres canales (R, G, y B) del sistema. Finalmente, al igual que el capítulo anterior se implementan las mismas aplicaciones de procesamiento de texturas del capítulo anterior, pero adaptadas al diseño del procesador de luz blanca.

A continuación, entramos más en detalle a describir las propuestas realizadas en esta Tesis y a la forma en que serán abordadas:

En el Capítulo 2 se desarrolla una simulación numérica de los distintos métodos propuestos. En primer lugar se describe la metodología utilizada para caracterizar, clasificar, segmentar y pseudo-colorear texturas. Posteriormente se discuten los Bancos de filtros propuestos para realizar cada una de estas tareas. En este apartado, además de describir el Banco de Filtros de Gabor (GF) propuesto por Navarro [Navarro 1996], se describen dos bancos de filtros más. El segundo banco de filtros, AWF (Anular-Wedge Filters) consiste en un banco de 24 filtros binarios (formado por 6 orientaciones y 4 frecuencias) que recubre el dominio de frecuencias. Cada filtro posee un par de sectores anulares dispuestos simétricamente. Los distintos sectores que dividen los canales de frecuencia se encuentran escalonados siguiendo un esquema de octavas. El tercer banco, FCF (Frequency-Color Filters), consiste en un conjunto de seis filtros binarios (3 sectores y 3 anillos circulares) diseñados específicamente para aplicaciones de pseudocoloreado de frecuencias espaciales. Finalmente, en el último apartado del capítulo, se muestran los resultados obtenidos en las aplicaciones de caracterización, clasificación, segmentación y pseudocoloración propuestas, utilizando para ello un conjunto de imágenes de texturas extraídas del banco Brodatz [Brodatz 1966].

En los tres capítulos siguientes (Capítulos 3, 4 y 5) se describen los distintos procesadores ópticos utilizados para desarrollar las aplicaciones de procesamiento de texturas propuestas en el capítulo 2. Se plantean las adaptaciones necesarias para convertir las arquitecturas en multicanal, y se estudian los diversos aspectos técnicos a considerar para incorporar las aplicaciones propuestas a los procesadores ópticos. El tercer capítulo se centra en la arquitectura del difractor convergente mientras

que en los capítulos 4 y 5 se centran en las arquitecturas del correlador convergente coherente y del correlador convergente de luz blanca.

En el capítulo 3 de la memoria se propone desarrollar un método de clasificación de texturas en tiempo real utilizando la arquitectura ópto-electrónica del difractor convergente [Barbé 2002], arquitectura idéntica a la del correlador de transformadas conjuntas (JTC). En este capítulo, para caracterizar las texturas se utiliza directamente el espectro de potencia de las imágenes captado por la cámara CCD. Las imágenes de las texturas a estudiar se introducen en el difractor mediante un modulador espacial de luz configurado en amplitud. Dado que el espectro de potencias es obtenido ópticamente a velocidad de la luz, la clasificación se realiza en tiempo real.

En el capítulo 4 se propone una técnica que permite convertir un correlador óptico convencional de un solo canal con iluminación coherente en un correlador multicanal, sin tener que realizar ninguna modificación a la arquitectura óptica [Barbé 2001]. Las escenas son introducidas mediante un modulador espacial de luz trabajando en configuración de amplitud, mientras que para representar los filtros se utiliza un modulador trabajando en modo fase. Cada canal de frecuencias es codificado en el plano del filtro utilizando una fase lineal distinta. La luz, al atravesar el filtro, es desviada de forma que en el plano de correlación se obtienen un conjunto de imágenes filtradas. La técnica propuesta permite codificar hasta 8 canales simultáneamente dentro del procesador, permitiendo la implementación de las aplicaciones de procesamiento de texturas propuestas en el Capítulo 2 en tiempo real [Barbé 2003].

Para poder llevar a cabo con éxito la técnica propuesta es necesario estudiar las características y restricciones del modulador utilizado para representar los filtros. En este sentido, dentro del capítulo, se estudian cuestiones como la caracterización del modulador y la configuración que optimiza la modulación de fase, el efecto de las no linealidades debidas a la resolución del filtro y su efecto sobre los distintos

canales del procesador, o la codificación de filtros de amplitud en el modulador configurado en fase.

En el capítulo 5 se propone adaptar la misma arquitectura utilizada en el capítulo anterior, ahora iluminada con luz blanca, para diseñar un procesador multicanal de luz blanca [Barbé 1999]. Los canales son codificados utilizando distintas longitudes de onda. En este caso, tanto el modulador utilizado para representar la escena como el utilizado para representar los filtros trabajan en modo amplitud. Las únicas modificaciones necesarias en la arquitectura óptica para convertirla en multicanal consisten en fijar una diapositiva a color adosada al modulador utilizado para representar los filtros, y sustituir el sistema de captación por una cámara de 3 CCD a color. Gracias a la descomposición espectral en tres bandas de frecuencia que realiza la cámara CCD será posible codificar tres canales independientes (R, G y B).

En el proceso de adaptación de la arquitectura surgen dos problemas a resolver; cómo determinar los colores que posean una transmitancia óptima para la separación de los distintos canales y cómo compensar la dependencia de la escala con la que se forma la Transformada de Fourier respecto a la longitud de onda utilizada. El primer problema se aborda proponiendo un método de calibración “in situ” de la película fotográfica utilizada para representar los filtros dentro del procesador óptico. La dependencia de la escala de la TF con la longitud de onda es compensada representando los filtros de los distintos canales en distintos tamaños. Al final del capítulo se presentan los resultados obtenidos al desarrollar el conjunto de aplicaciones de caracterización, clasificación y segmentación de texturas en tiempo real utilizando el procesador óptico multicanal propuesto.

Capítulo 2

Procesado de texturas: implementación numérica

En este capítulo se desarrolla la implementación numérica utilizada para llevar a cabo las tareas de clasificación, segmentación y pseudocoloración de texturas. Estas tres tareas se realizan a partir de procesar un conjunto de imágenes de texturas en el dominio de frecuencias utilizando para ello distintos Bancos de Filtros. Los filtros utilizados son filtros pasa-banda, de forma que actúan modulando el espectro de frecuencia en amplitud.

Si bien en la bibliografía existe una amplia variedad de propuestas para realizar este tipo de tareas la mayoría de ellas no están pensadas a priori para implementarlas en procesadores ópticos. Dado que la novedad de este trabajo reside fundamentalmente en la adaptación de arquitecturas optoelectrónicas para realizar las tareas especificadas en tiempo real, (capítulos 3, 4 y 5) las metodologías numéricas propuestas en este capítulo están diseñadas pensando en su posterior implementación dentro de las arquitecturas ópticas.

En el primer apartado del Capítulo se expondrá la metodología utilizada para llevar a cabo las tareas de clasificación, segmentación y pseudocoloración de texturas. Posteriormente, en el apartado 2.2. se explicitarán los distintos bancos de filtros

utilizados para procesar las imágenes. Finalmente, en el apartado 2.3, se mostrarán los resultados obtenidos para cada una de las tres tareas propuestas.

Los métodos utilizados para las aplicaciones de caracterización, clasificación y segmentación, desarrollados dentro del apartado 2.1, constan básicamente de dos etapas. En primer lugar se explica como realizar la extracción de características globales de las distintas clases de texturas. Posteriormente, se propone un método para realizar la clasificación basado en la comparación entre las características globales de la imagen a clasificar y las características globales de las distintas clases de texturas. La imagen es clasificada en aquella clase cuyas características sean más similares. El proceso de segmentación de texturas se realiza de forma muy similar al de clasificación salvo que en este caso las características de la escena a segmentar son calculadas de forma local en lugar de ser calculadas de forma global. Un determinado punto de la imagen es clasificado en aquella clase de texturas cuyas características globales sean más similares.

La pseudocoloración de frecuencias espaciales se lleva a cabo realizando un filtrado de la imagen a pseudocolorear mediante tres filtros pasa-banda binarios. Las tres imágenes resultantes del proceso de filtrado son combinadas en los distintos canales de color R, G, B componiendo una imagen en color. Combinando esa imagen en color con la escena se obtiene una imagen donde, además de aparecer las frecuencias espaciales pseudocoloreadas, se pueden apreciar los detalles de la escena original.

En el segundo apartado del capítulo se describen los cuatro bancos de filtros utilizados.

El primer Banco de filtros utilizado (Banco de Filtros de Gabor) es el propuesto por Navarro [Navarro 91]. Éste consta de filtros reales que recubren el dominio de frecuencias. Cada filtro consiste en un par de funciones gaussianas simétricas, cuya anchura de banda es proporcional a la frecuencia en la que están centradas. El dominio de frecuencias es recubierto utilizando cuatro orientaciones y

cuatro frecuencias, lo que genera los 16 filtros que componen el banco. El centrado de las gaussianas se distribuye siguiendo un esquema de octavas.

El segundo banco de filtros propuesto (Banco de Filtros de Sectores Anulares) está diseñado de forma que realiza una partición del dominio de frecuencias en cuatro anillos y seis orientaciones, obteniendo un total de 24 filtros. Cada filtro consiste en un par de sectores circulares simétricos. Los anillos están centrados siguiendo un esquema escalonado en octavas similar al utilizado en el Banco de filtros de Gabor. Las principales diferencias entre este banco de filtros y el Banco de filtros de Gabor son: la orientación de los distintos canales (cuatro en el caso de Gabor y seis en el de sectores) y que todos los filtros del banco son binarios.

El propósito de proponer un banco de filtros binarios no es otro que facilitar su posterior implementación en las arquitecturas optoelectrónicas, dado que bajo determinadas circunstancias resulta mucho más sencillo y factible implementar filtros ópticos binarios que filtros que requieran de una modulación gradual de la amplitud.

El tercer y cuarto banco de filtros está concebido específicamente para realizar tareas de seudocoloreado de frecuencias espaciales. El banco de filtros de sectores seudocolorea las frecuencias espaciales según sea su dirección, mientras que el banco de filtros de anillos las seudocolorea según su período.

Finalmente en el apartado 2.3 se desarrollan varios ejemplos de las aplicaciones de clasificación, segmentación y seudocoloración propuestas, tomando como referencia un conjunto de texturas del banco Brodatz [Brodatz 1966]. Los resultados obtenidos en las distintas aplicaciones desarrolladas demuestran la efectividad de los métodos propuestos para realizar dichas tareas.

2.1. Desarrollo de aplicaciones

Una forma de caracterizar texturas se basa realizar un análisis de cómo está distribuida la energía en sus respectivos espectros de potencia, o lo que es muy parecido, de la estructura que tiene el módulo de su Transformada de Fourier.

La Figura 2.1 muestra cuatro texturas y el módulo de sus correspondientes Transformadas de Fourier. Como se puede apreciar, las texturas que poseen similares características como son la d09 y la d92, poseen Transformadas de Fourier similares. Por contra, estas transformadas son bien distintas de las transformadas de las texturas d06 y d82.

La gran concentración de energía en determinados puntos del espacio de frecuencias como sucede con la textura d06, es un indicador del grado de regularidad que posee dicha textura. A partir de la localización de estos máximos de energía es posible extraer la información de la dirección y el período de las diferentes frecuencias de la textura. Esa información sirve de base para extraer las características principales de una determinada textura, y en base a estas proceder a su identificación.

En este apartado desarrollamos tres aplicaciones de procesado de texturas: clasificación, segmentación y seudocoloración, aplicaciones basadas en el análisis de sus espectros de potencia mediante técnicas numéricas. En los capítulos posteriores (3, 4 y 5) se desarrollan tres arquitecturas distintas de procesadores ópticos que permiten implementar en tiempo real los métodos numéricos propuestos en este capítulo.

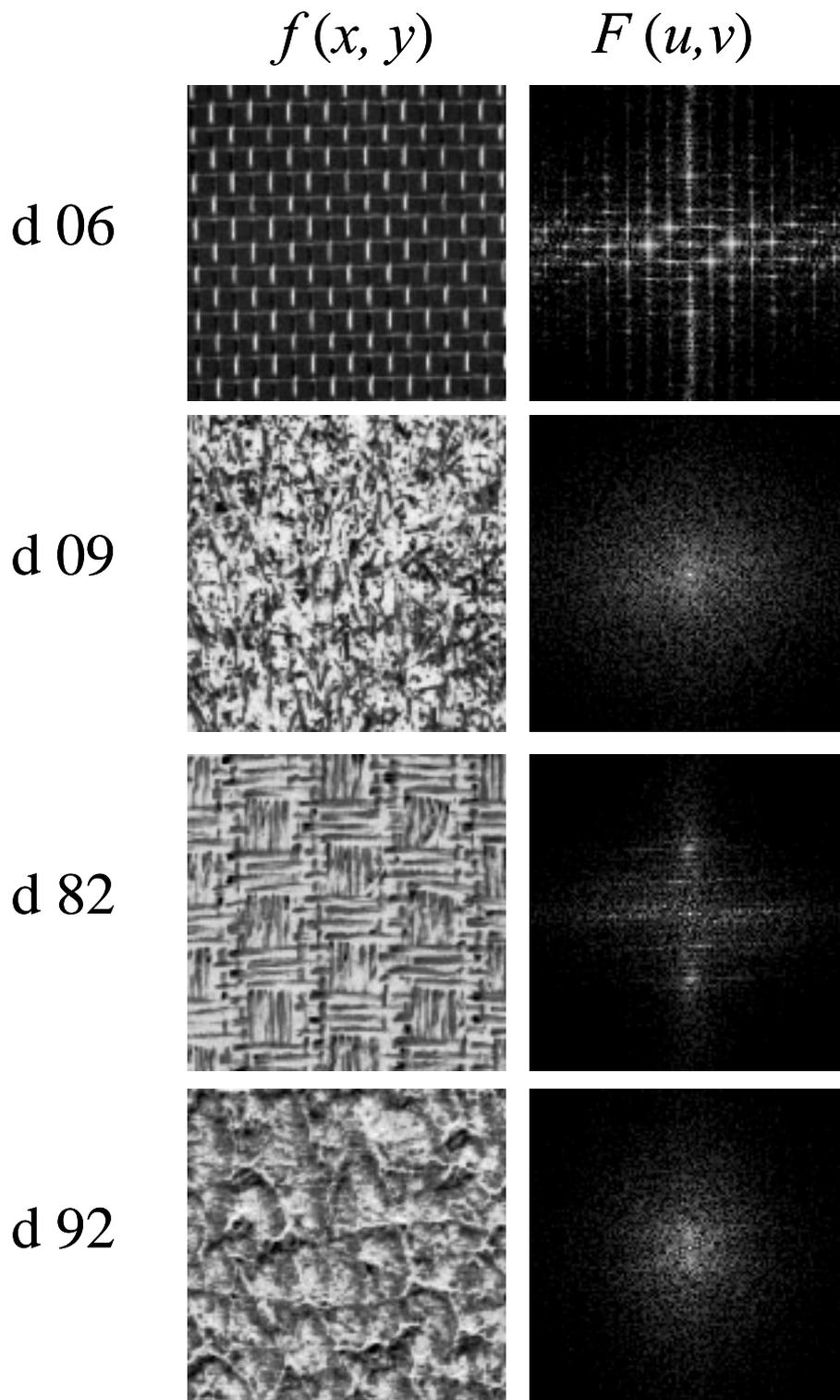


Figura 2.1.- Imágenes de cuatro texturas y sus respectivos espectros de potencia.

Para desarrollar las aplicaciones de clasificación y segmentación de texturas es necesario definir un espacio de características. Una vez definido dicho espacio se procede a la obtención de los vectores característicos representativos de las distintas clases de texturas mediante una fase de entrenamiento. Los vectores característicos representativos son obtenidos a partir de extraer las características de un conjunto de distintas realizaciones de cada clase y, para cada clase promediar los vectores obtenidos de las diferentes realizaciones.

Para poder clasificar una realización de una determinada textura se compara su vector de características con los vectores característicos representativos de las distintas clases. Finalmente, la imagen es clasificada en aquella clase cuyo vector característico sea más parecido. Eso significa que es necesario establecer un método de comparación entre los vectores característicos, como por ejemplo la distancia euclídea.

El proceso de segmentación es muy similar al de clasificación, salvo que en esta aplicación es necesario calcular el vector de características para cada punto de la imagen. Con el fin de distinguir el vector calculado en un determinado punto de la imagen del vector de características utilizado en el proceso de caracterización, en este caso lo nombraremos como el vector característico local. Cada punto de la imagen es clasificado en aquella clase cuyo vector característico sea más similar. Una vez clasificados todos los puntos se pasa por la imagen un filtro morfológico que inhibe la respuesta de los puntos que al ser clasificados han quedado aislados.

2.1.1. Extracción de características

El espacio de características globales lo definimos a partir de la realización de un muestreo de la energía en el dominio de frecuencias espaciales. Dada una escena $s(x,y)$, calculamos su espectro de potencia $P_s(u,v)$, definido como el módulo al cuadrado de su Transformada de Fourier bidimensional (TF). Al ser la escena $s(x,y)$

una función discreta de $N \times M$ píxeles, es posible definir el espectro de potencias a partir de la Transformada de Fourier Discreta (DFT). Dado que la velocidad de clasificación es un factor importante en la implementación del método, se trabajará con imágenes cuadradas de $N \times N$ píxeles, siendo N una potencia de dos. Esto nos permite aplicar un algoritmo de Transformada de Fourier (FFT) que calcula la DFT de forma mucho más rápida. El espectro de potencia $P_s(u,v)$ lo denotaremos mediante la expresión

$$P_s(u,v) = | S(u,v) |^2 \quad (2.1)$$

donde $S(u,v)$ es la TF de la escena $s(x,y)$. El espectro de potencia $P_s(u,v)$ posee las mismas dimensiones que la escena $s(x,y)$, de forma que, si se considera el valor de cada píxel (u,v) del espectro $P_s(u,v)$ como una característica, obtenemos un total de N^2 características. De esta forma, para obtener las características $C_s(u,v)$ de una determinada realización basta con realizar la TF de la escena y calcular su módulo al cuadrado.

Uno de los inconvenientes de utilizar todo el espectro de potencia como características es que gran parte de la energía se encuentra concentrada en el origen del espectro, independientemente del tipo de imagen utilizada. La información contenida en el origen, e incluso en puntos muy cercanos a éste, para propósitos de reconocimiento y procesado de texturas, no es demasiado útil, dado que el único parámetro que se puede extraer de ella es la energía promedio de la imagen, parámetro que es fácilmente calculable en el dominio espacial. Este hecho hace que al comparar los centros de los espectros de potencia de imágenes de distintas clases de texturas (véase Figura 2.1), todos ellos sean similares.

Si se utiliza espectro de potencia $P_s(u,v)$ como características $C_s(u,v)$ pero sin considerar ni el origen $(0,0)$ (ni tampoco las frecuencias mas bajas) las diferencias

entre los espectros de las distintas clases de texturas serán mayores. Esto se consigue multiplicando el espectro de potencia, dado por la expresión (2.1), por una máscara binaria, consistente en un pequeño círculo negro centrado en el origen de un determinado radio R , de forma que bloquee aquellas frecuencias muy bajas, cercanas al origen tal y como indica la siguiente expresión

$$C_s(u, v) = |S(u, v)|^2 \times H(u, v) \quad H(u, v) = \begin{cases} 0 & u^2 + v^2 < R^2 \\ 1 & u^2 + v^2 > R^2 \end{cases} \quad (2.2)$$

Al usar $C_s(u, v)$ como vector característico, la cantidad de características, N^2 , es un número bastante elevado (65.536 en caso de usar imágenes de 256×256) y, por tanto, costoso de manejar. Es posible reducir la dimensión del espacio de características $\{C\}$, mediante la aplicación de un conjunto de M filtros pasa-banda F_j ($j = 1, \dots, M$) de forma que recubran el dominio de frecuencias (u, v) agrupándolo en diferentes regiones R_j . La aplicación de un banco de filtros $\{F_j(u, v)\}$ sobre una escena $s(x, y)$ se puede realizar, o bien en el dominio espacial (x, y) , o bien en el dominio de frecuencias (u, v) .

Para realizar el filtrado en el dominio espacial, en primer lugar hay que traspasar el conjunto de los filtros $F_j(u, v)$ a ese dominio calculando su Transformada de Fourier inversa:

$$f_j(x, y) = \text{TF}^{-1} \{F_j(u, v)\}. \quad (2.3)$$

Posteriormente, se realiza la convolución de la escena $s(x,y)$ por cada filtro $f_j(x,y)$. Dado que tanto $s(x,y)$ como $f_j(x,y)$ son funciones discretas, la convolución entre ambas puede escribirse como

$$s^{F_j}(x,y) = s(x,y) \otimes f_j(x,y) = \sum_{x'=1}^N \sum_{y'=1}^N s(x',y') f(x-x',y-y'). \quad (2.4)$$

De esa forma se obtiene la imagen $s^{F_j}(x,y)$ que es la escena $s(x,y)$ filtrada por el filtro F_j . Esta operación se repite para cada filtro del banco.

El proceso de cálculo de la convolución requiere de tiempos computacionales relativamente largos, sobre todo para filtros $f_j(x,y)$ que posean un tamaño mayor de 7×7 píxeles. En esos casos es conveniente usar el teorema de convolución

$$\text{TF} \{s(x,y) \otimes f_j(x,y)\} = S(u,v) \times F_j(u,v) \quad (2.5)$$

$$\text{TF} \{S(u,v) \times F_j(u,v)\} = s(x,y) \otimes f_j(x,y)$$

teorema que permite realizar la convolución en el dominio de frecuencias como producto entre transformadas

$$s^{F_j}(x,y) = \text{TF}^{-1} \{S(u,v) \times F_j(u,v)\} = \text{TF}^{-1} \{ \text{TF} \{s(x,y)\} \times F_j(u,v) \} \quad (2.6)$$

La operación anterior implica calcular la TF de la escena, $S(u,v) = \text{TF}\{s(x,y)\}$, para pasar la información al dominio de frecuencias, y allí realizar el producto por el filtro

$$S^{F_j}(u, v) = [\text{TF}\{s(x, y)\}] \times F_j(u, v) = S(u, v) \times F_j(u, v) \quad (2.7)$$

para finalmente volver a calcular la TF inversa y obtener la imagen filtrada

$$s^{F_j}(x, y) = \text{TF}^{-1}\{S^{F_j}(u, v)\} . \quad (2.8)$$

En la tabla 2.1 se comparan el número de operaciones matemáticas necesarias para filtrar una escena s de tamaño $N \times N$ con un filtro f . Las primeras tres columnas realizando la operación de convolución en el dominio espacial $s \otimes f_j$, tomando filtros de tamaño 3×3 , 5×5 y 7×7 píxeles. Las dos últimas columnas realizando el producto en el dominio de Fourier $S \times F_j$, mediante la DFT y la FFT. Para contar el número de operaciones en el dominio de Fourier se han tenido en cuenta las operaciones necesarias para la obtención de la imagen filtrada, descritas en la ecuación (2.6), es decir, la transformada de Fourier de la escena, el producto de la imagen por el filtro y la transformada inversa de dicho producto.

s N	$s \otimes f$ 3×3 $9 N^2$	$s \otimes f$ 5×5 $25 N^2$	$s \otimes f$ 7×7 $49 N^2$	DFT $2N^4 + N^2$	FFT $N^2 + 2N^2 \log_2 N^2$
16	2.304	6.400	12.544	131.328	4.352
32	9.216	25.600	50.176	2.098.176	21.504
64	36.864	102.400	200.704	33.558.528	102.400
128	147.456	409.600	802.816	536.887.296	475.136
256	589.824	1.638.400	3.211.264	8.590.000.128	2.162.688
512	2.359.296	6.553.600	12.845.056	137.439.215.616	9.699.328
1024	9.437.184	26.214.400	51.380.224	2.199.024.304.128	42.991.616

Tabla 2.1.- Comparación del número de operaciones a realizar según el procedimiento seguido para diferentes tamaños de imágenes cuadradas.

Al analizar los datos de la tabla 2.1 se observa que para filtros de tamaño 3×3 píxeles la convolución en el dominio espacial requiere considerablemente de menos operaciones que el filtrado en el dominio de frecuencias, sin embargo para filtros de tamaño 7×7 píxeles, o mayores, sucede lo contrario. En caso de utilizar filtros de 5×5 píxeles el número de operaciones necesarias para ambos métodos es parecido, si bien para imágenes mayores de 64×64 es mejor realizar la convolución, mientras que para imágenes menores es mejor realizar el filtrado en el dominio frecuencial. En caso de no poder usar un algoritmo basado en la Transformada de Fourier rápida (FFT), es mucho más conveniente realizar la convolución que no el filtrado mediante algoritmos basados en la DFT.

Si se considera que para cada filtro F_j del banco $\{F\}$ aplicado a la escena se obtiene una sola característica $C^F(j)$, la dimensión del espacio de características $\{C^F\}$ se reduce de N^2 a la cantidad M de filtros que tenga el banco ($j = 1, \dots, M$).

La característica global $C^F(j)$ la definimos como la energía promedio que atraviesa el filtro pasa-banda F_j . Esta característica puede ser calculada directamente en el dominio de frecuencias mediante la expresión

$$C^F(j) = \frac{\sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^N |S(u,v) \times F_j(u,v)|^2}{N^2} \quad (2.9)$$

La expresión anterior permite calcular todas las componentes del vector de características C^F de una determinada escena $s(x,y)$

$$s^F(x,y) \rightarrow C_s^F = (C_s^F(1), \dots, C_s^F(M)) \in \{C\}. \quad (2.10)$$

realizando una única Transformada de Fourier. Si bien ésta es la forma más rápida de calcular el vector de características globales, la ecuación (2.9) presenta el inconveniente que se pierde toda la información de la fase. La pérdida de esta información conlleva no tener ninguna información sobre la distribución espacial de la energía en la escena filtrada. Esto significa que a partir de la ecuación (2.9) el vector característico se obtiene exclusivamente como un parámetro global de toda la escena.

Para aplicaciones de clasificación de texturas el hecho de que el vector de características C_s^F sea calculado de forma global y no local es una ventaja, puesto que para este tipo de aplicación nos interesa justamente el valor promedio que tiene ese vector dentro la imagen a clasificar. Sin embargo, existen otras aplicaciones de procesamiento de texturas, como son la segmentación, la identificación y localización de defectos, la pseudo-coloración de frecuencias, etc., que requieren de información local. En estos casos, es necesario obtener el vector de características C_s^F para cada punto (x,y) de la imagen s de modo que el método propuesto en la ecuación (2.9) no sirve. Hay que traspasar la información de la imagen filtrada $S^{F_j}(u,v)$ al dominio espacial realizando su Transformada de Fourier inversa (TF^{-1}) tal y como indica la siguiente expresión

$$s^{F_j}(x,y) = TF^{-1} \left\{ S^{F_j}(u,v) \right\} = TF^{-1} \left\{ TF \{s(x,y)\} \times F_j(u,v) \right\} \quad (2.11)$$

Teniendo en cuenta el teorema de convolución, expresado en (2.5), la función $s^{F_j}(x,y)$ puede ser calculada en forma directa realizando la convolución entre la escena $s(x,y)$ y la Transformada de Fourier $f_j(x,y)$ del filtro tal y como ya se indicó en la ecuación 2.3. La tabla 2.1 permite calcular la cantidad de operaciones necesarias para desarrollar ambos métodos en función de los tamaños de las imágenes y de los filtros utilizados.

A partir de la imagen de la escena filtrada $s^{F_j}(x,y)$, la característica $c_s^F(j)$ asociada a un determinado punto (x_0,y_0) de s se puede definir como el resultado de realizar un promedio local de la energía que tiene la imagen filtrada en un cierto entorno $(\Delta x,\Delta y)$ de ese punto

$$(x_0, y_0) \rightarrow c_s^F(x_0, y_0; j) = \sum_{x=x_0-\Delta x}^{x=x_0+\Delta x} \sum_{y=y_0-\Delta y}^{y=y_0+\Delta y} |s^{F_j}(x, y)|^2 \quad (2.12)$$

La ecuación anterior asocia un escalar $c_s^F(x,y)$ a cada punto de la escena (x,y) filtrada s^{F_j} . Para distinguir que una característica $c_s^F(x,y)$ ha sido obtenida localmente para cada punto de la escena $s(x,y)$, nos referiremos a ella como característica local. A partir del conjunto de las imágenes filtradas $(s^{F_1}(x,y), \dots, s^{F_M}(x,y))$ podemos definir el vector característico local $c_s^F(x,y)$ como

$$c_s^F(x, y) = (C_s^{F_1}(x, y), \dots, C_s^{F_M}(x, y)), \quad (2.13)$$

de forma que a cada punto (x,y) de la imagen $s(x,y)$, se le asocia un vector de características local $c_s^F(x,y)$.

La Figura 2.2 muestra el procedimiento a seguir para la obtención de la función vectorial $c_s^F(x,y)$. En primer lugar se realiza la TF de la escena $s(x,y)$ usando un algoritmo basado en la FFT, para pasarla al dominio de frecuencias. Una vez expresada la función en el dominio de frecuencias, se realiza el producto entre la función $S(u,v)$ y cada uno de los filtros F_j . Al producto $F_j(u,v) \times S(u,v)$ se le aplica una TF^{-1} , obteniendo la escena filtrada $s^{F_j}(x,y)$ en el dominio espacial. A partir de la imagen $s^{F_j}(x,y)$, mediante la expresión (2.12) se calcula característica $c_s^{F_j}(x,y)$.

Repetiendo estas operaciones para cada filtro F_j ($j = 1, \dots, M$) obtenemos las distintas componentes del vector de características local $\mathbf{c}_s^F(x, y)$. Para calcular el vector de características globales \mathbf{C}_s^F basta con promediar los valores del vector de características local $\mathbf{c}_s^F(x, y)$ en todos los puntos de su dominio

$$\mathbf{C}_s^F = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \frac{\mathbf{c}_s^F(x, y)}{N^2}, \quad (2.14)$$

tal y como muestra la Figura 2.2.

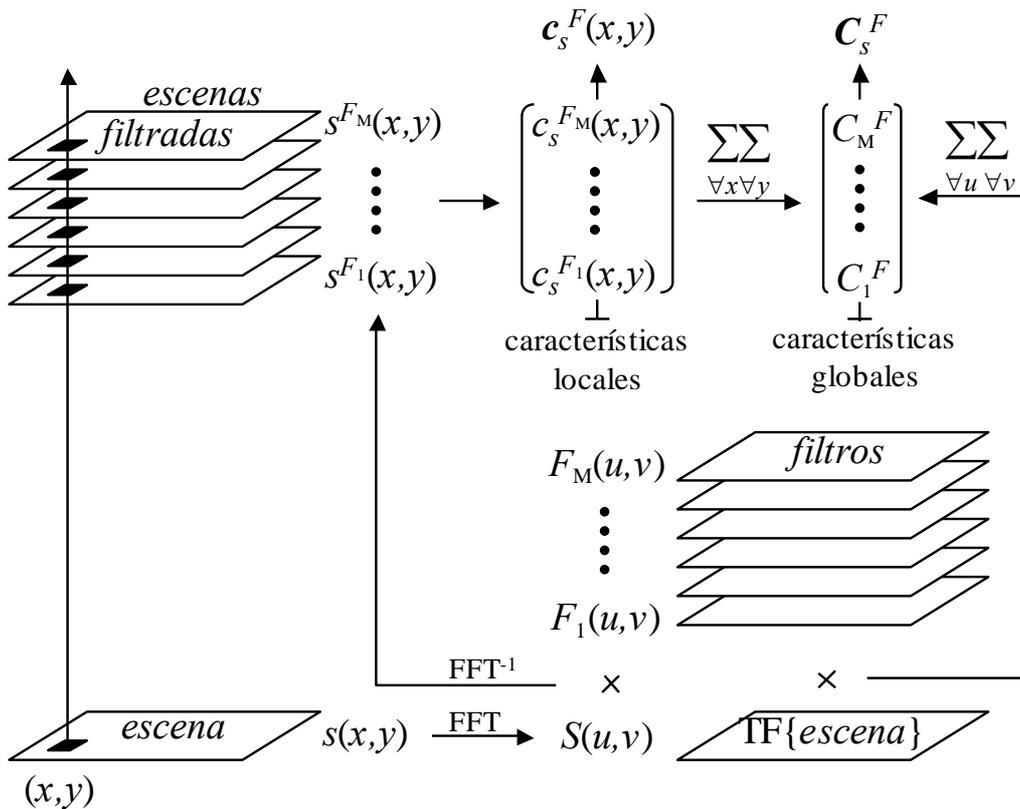


Figura 2.2.- Proceso de obtención de los vectores de características \mathbf{C}_s^F .

Si los algoritmos utilizados para calcular la TF conservan la energía, el vector de características globales C_s^F obtenido mediante la expresión (2.14) será idéntico al obtenido por el método descrito en la expresión (2.9), calculado a partir de promediar la energía en el dominio de frecuencias dentro de los distintos canales.

Esta igualdad se puede expresar en términos de las componentes del vector C_s^F como

$$\begin{aligned} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \frac{c_s^{F_j}(x, y)}{N^2} &= \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \frac{|s^{F_j}(x, y)|^2}{N^2} \\ &= \sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^N \frac{|S(u, v) \times F_j(u, v)|^2}{N^2} = C_s^{F_j} \end{aligned} \quad , \quad (2.15)$$

expresión que pone de manifiesto la relación existente entre las componentes del vector de características local y global.

2.1.2. Clasificación

Para desarrollar la aplicación de clasificación de texturas, en primer lugar es necesario obtener los vectores de características globales correspondientes a cada clase de textura t . Una vez realizada la caracterización de las diferentes clases de texturas ($t = 1, \dots, M$), se procede a clasificar una determinada imagen $s(x, y)$ comparando sus características con las de cada clase t . La imagen s es clasificada en aquella clase de textura cuyas características sean más similares.

La tarea de caracterización de las distintas clases se lleva a cabo a partir de un conjunto de N ($i = 1, \dots, N$) realizaciones distintas s_i^t de cada textura t . Para caracterizar una determinada clase de textura t se procede a filtrar las distintas

realizaciones s_i^t con un determinado banco de filtros $\{F_j\}$. A cada realización i se le asocia un vector característico C_i^F global, calculado a partir del conjunto de imágenes filtradas $\{s_i^{F_j,t}(x,y)\} = (s_i^{F_1,t}(x,y), \dots, s_i^{F_M,t}(x,y))$, ya sea mediante la expresión (2.9) en el dominio de frecuencias o bien la (2.15) en el dominio espacial.

Si las diferentes realizaciones de una misma clase de texturas t no presentan un grado considerable de uniformidad en la energía total, si no que entre ellas presentan variaciones importantes de energía, entonces, una vez obtenido el vector de características C_i^F de cada realización i , conviene normalizarlo

$$\hat{C}_i^F = \frac{C_i^F}{|C_i^F|}. \quad (2.16)$$

De esa manera, se independiza el valor de las componentes $C_i^F(j)$ de la energía que posea una realización particular i .

El vector representativo de la clase t , $C^{F,t}$ se calcula promediando los N vectores característicos C_i^F , de las distintas realizaciones de esa textura, tal y como expresa la ecuación

$$C^{F,t} = \sum_{i=1}^N \frac{C_i^F}{N} \quad (2.18)$$

Si la cantidad de realizaciones N de cada clase es lo suficientemente elevada de forma que la distribución de las componentes $C_i^F(j)$ para las distintas realizaciones i sea próxima a la distribución normal, en ese caso puede calcularse la desviación standart $\sigma^{F,t}(j)$ asociada a dicha distribución

$$\sigma^{F,t}(j) = \sum_{i=1}^N \frac{\sqrt{|C_i^F(j) - C^{F,t}(j)|^2}}{N}. \quad (2.19)$$

De ese modo, la clase vendrá caracterizada además de por su vector característico $C^{F,t}$, por su vector desviación standart

$$\sigma^{F,t} = (\sigma_1^{F,t}, \dots, \sigma_M^{F,t}). \quad (2.20)$$

Este procedimiento de caracterización se repite tantas veces como tipos de texturas tenga el banco, calculando los vectores de características representativos $C^{F,t}$ de cada clase t ($t = 1, \dots, P$)

<i>clase</i>	<i>características</i>	
1	→	$(C^{F,1}, \sigma^{F,1})$
M		M
P	→	$(C^{F,P}, \sigma^{F,P})$

(2.21)

Para clasificar una imagen s de una textura, se calcula su vector de características globales C_i^F . Este vector se compara con el conjunto de vectores representativos $\{ C^{F,t} \}$ de cada clase. La imagen s es clasificada en aquella clase t cuyo vector representativo $C^{F,t}$ sea más similar.

La forma de determinar el grado de similitud entre dos vectores dados (C_s y C_r) en el espacio de características $\{ C \}$ no es única, sino que puede ser definida en

base a distintos criterios. Un criterio para determinar ese grado consiste en definirse una distancia entre vectores $d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}_r)$ en el espacio de características $\{C\}$. Cuanto más pequeña sea la distancia de un vector al otro, más parecidos serán entre ellos.

Particularmente puede adoptarse como distancia el cuadrado de la distancia euclídea d^e , definida

$$d^e(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}_r) = |\mathbf{C}_r - \mathbf{C}_s|^2 = \sum_{j=1}^M (C_r(j) - C_s(j))^2 \quad (2.22)$$

Si el numero de realizaciones N usadas para la obtención de los vectores característicos representativos $\mathbf{C}^{F,t}$ es lo suficientemente grande y tiene sentido calcular el vector $\sigma^{F,t}$, descrito en la ecuación (2.20), se puede definir la función distancia a una clase t determinada normalizando la contribución de cada componente j por la desviación standart $\sigma^{F,t}(j)$ que presenta esa componente dentro de la clase, de forma

$$d^\sigma(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,t}) = \sum_{j=1}^M \left(\frac{C^{F,t}(j) - C_s(j)}{\sigma^{F,t}(j)} \right)^2 \quad (2.23)$$

La distancia d^e entre dos vectores \mathbf{C}_s y \mathbf{C}_r determinados depende de los módulos de los vectores \mathbf{C}_s y \mathbf{C}_r . El módulo del vector de características es proporcional a la energía que tenga la imagen s . Por ese motivo si en las diferentes realizaciones i de una misma textura t existen variaciones importantes en la energía, entonces es conveniente definir una distancia entre vectores \mathbf{C}_s y \mathbf{C}_r que no dependa

de sus respectivos módulos. En esos casos es posible definir una distancia angular d^α como

$$\begin{aligned} d^\alpha(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}_r) &= 1 - \mathbf{c}_r \mathbf{c}_s = 1 - \sum_{j=1}^M c_r(j) c_s(j) \\ &= 1 - \frac{1}{|\mathbf{C}_r| |\mathbf{C}_s|} \sum_{j=1}^M C_r(j) C_s(j) = 1 - \cos \alpha_{s,r} \end{aligned} \quad (2.24)$$

donde $c_r(j)$ y $c_s(j)$ representan las componentes de los vectores característicos \mathbf{c}_r y \mathbf{c}_s normalizados. La distancia d^α , al medir el coseno del ángulo que forman los vectores \mathbf{C}_s y \mathbf{C}_r , será relativamente independiente a variaciones de energía en las diferentes realizaciones s_i .

Independientemente de cual sea la función distancia d que se defina, para clasificar una determinada imagen s se evalúan las distancias $\{d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,1}), \dots, d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,P})\}$, entre su vector característico \mathbf{C}_s y los vectores representativos de las diferentes clases $\mathbf{C}^{F,t}$. La imagen s es clasificada en la clase más cercana, es decir, aquella que minimice el valor de $d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,t})$, tal y como describe la siguiente expresión

$$\text{clase de } s = t \Leftrightarrow d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,t}) \text{ es } \min \{d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,1}), \dots, d(\mathbf{C}_s, \mathbf{C}^{F,P})\} \quad (2.25)$$

2.1.3. Segmentación

La segmentación de texturas es una operación que consiste en separar las diferentes texturas que se encuentren dentro de una misma imagen. Por tanto, a diferencia de lo que sucedía en procesos de clasificación, para segmentar una imagen

es necesario conservar la información de la localización espacial (x,y) . Esto significa que el cálculo de los vectores de características c_s^F tiene necesariamente que realizarse de forma local y por tanto el método propuesto en la expresión (2.9) no sirve. Por el contrario, la expresión (2.12) sí que permite calcular las componentes del vector característico c_s^F en cada punto (x,y) de la imagen $s(x,y)$.

Antes de proceder a la clasificación de cada píxel (x,y) de la imagen $s(x,y)$ en función del valor que tome el vector característico c_s^F en ese punto (x_0,y_0) , conviene rectificar los vectores característicos locales realizando un promedio local de las componentes de los vectores característicos $c_s^F(x,y)$ en un cierto entorno centrado en el punto (x_0,y_0) , tal y como describe la ecuación

$$(x_0, y_0) \rightarrow C_s^F(j) = \sum_{x=x_0-\Delta/2}^{x_0+\Delta/2} \sum_{y=y_0-\Delta/2}^{y_0+\Delta/2} |s^{F_j}(x, y)|^2 \quad (2.26)$$

Esta ecuación es análoga a la expresión (2.12), salvo que para la obtención de la componente $C_s^F(j)$ del vector característico se promedia el valor de dicha componente en un entorno local de dimensión Δ . Una forma de definir la dimensión del entorno Δ es en función del período T_j que poseen las frecuencias centrales de la banda que el filtro F_j deja pasar. Si se promedia sobre un período entero de la frecuencia central de la banda las dimensiones del entorno Δ serán

$$\Delta = T_j \quad (2.27)$$

Cabe destacar que el ancho Δ varía en función de la componente j a promediar dado que la banda de frecuencias que deja pasar cada filtro F_j está centrada en diferentes frecuencias. De ese modo, para realizar el cálculo de la

característica $C^F(j)$, asociada al filtro pasa-banda F_j , en el punto (x,y) se promedian los valores que toma dicha característica en un entorno de un período espacial T_j centrado en el punto. Así la expresión (2.26) se puede describir como

$$(x_0, y_0) \rightarrow C_s^F(j) = \sum_{x=x_0-T_j/2}^{x_0+T_j/2} \sum_{y=y_0-T_j/2}^{y_0+T_j/2} \left| s^{F_j}(x, y) \right|^2 \quad (2.28)$$

donde se ha tenido en cuenta que $\Delta = T$.

Una vez rectificado el vector de características local en cada punto (x,y) se procede a clasificar dicho punto. Para ello se miden las distancias d^i entre el vector de características local rectificado y los vectores característicos globales, representativos de cada clase $C^{F,t}$. El punto (x,y) de la imagen $s(x,y)$ es clasificado como perteneciente a la clase de la cual la distancia $d^i(C^{F,t}, C_s^F)$ sea menor.

El resultado de aplicar este procedimiento es una imagen $s_t^{C,F}(x,y)$ donde cada píxel (x,y) de la escena $s(x,y)$ es clasificado dentro de una clase t . Posteriormente, a la imagen obtenida se le aplican un conjunto de filtros morfológicos $\{M\}$, que inhiben aquellos puntos, o pequeñas regiones, que en la imagen $s_t^{C,F}(x,y)$ hayan quedado aisladas.

2.1.4. Seudo-coloración

El realce de la información contenida en imágenes en blanco y negro mediante el color es una técnica ampliamente utilizada en el procesamiento de imágenes. A diferencia de las técnicas de clasificación y segmentación que persiguen la automatización de procesos y la visión artificial, la seudo-coloración es una técnica cuyo objetivo principal es destacar ciertas características de la imagen para ayudar al

observador a apreciar aspectos que de lo contrario podrían pasar inadvertidos. Dado que finalmente la imagen será analizada por una persona, las técnicas de pseudo-coloración están adaptadas a la fisiología del sistema visual humano.

El sistema visual humano es capaz de analizar cromáticamente la luz a partir de la señal tri-estímulo que generan los conos corneales. El disponer de tres detectores con diferente tipo de respuesta a la composición cromática de luz incidente, significa que bastan tres colores primarios rojo, verde y azul, para generar todos los colores que el hombre es capaz de distinguir. Este hecho limita el número de canales a usar para pseudo-colorear una imagen a tres, R, G y B.

En este apartado se propone una metodología para poder codificar información del dominio de frecuencias $F(u,v)$ sobre una imagen $s(x,y)$ en blanco y negro. Si a cada escena $s^{Fj}(x,y)$ filtrada por un filtro $F_j(u,v)$ se le asocia ($j = n$) un canal de color n , ($n = R,G,B$) entonces el número de filtros j del banco de filtros $\{F\}$ queda limitado a tres.

La figura 2.3 muestra el proceso a seguir para la codificación. Primero se realiza la TF de la escena $s(x,y)$ a pseudo-colorear. Una vez se tiene la información en el dominio de frecuencias $S(u,v)$, es multiplicada por un banco de tres filtros pasa-banda F_R, F_G y F_B , De cada producto se realiza su transformada inversa de forma que obtenemos tres imágenes filtradas, $s^{FR}(x,y)$, $s^{FG}(x,y)$ y $s^{FB}(x,y)$, tal como se indica en la siguiente expresión

$$s(x, y) \xrightarrow{TF} S(u, v) \times \begin{bmatrix} F_R(u, v) \\ F_G(u, v) \\ F_B(u, v) \end{bmatrix} \xrightarrow{TF^{-1}} \begin{bmatrix} s^{FR}(x, y) \\ s^{FG}(x, y) \\ s^{FB}(x, y) \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

A las escenas filtradas $s^{F^R}(x,y)$, $s^{F^G}(x,y)$ y $s^{F^B}(x,y)$, le son asociados los canales de color R, G y B respectivamente. De ese modo se obtiene una imagen en color $s^F(x,y;n)$ ($n = R,G,B$), donde las componentes de color de cada píxel (x,y) guardan relación con las frecuencias espaciales de la escena $s(x,y)$ que confluyen en ese píxel. En particular, la componente roja proviene de la banda de frecuencias que deja pasar el filtro $F^R(u,v)$, la componente verde de la banda del filtro $F^G(u,v)$ y la componente azul de la banda del filtro $F^B(u,v)$.

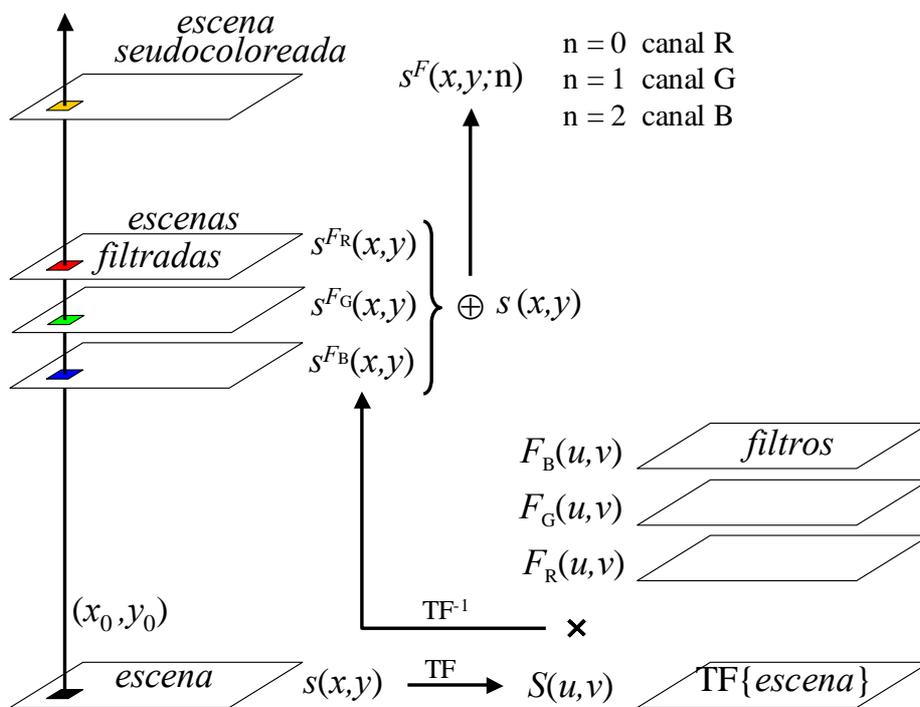


Figura 2.3.- Proceso de pseudo-coloración de frecuencias espaciales.

Para una mejor visualización de la imagen en color, a veces puede ser conveniente realizar una ecualización de los histogramas. Si esta ecualización se realiza sobre el histograma de luminancia $l = R+G+B$ de $s^F(x,y;n)$, no supone ningún cambio del color dado que los tres canales son ecualizados por igual. Sin embargo si

se decide hacer la ecualización en forma independiente para cada canal, entonces los colores si pueden sufrir cambios importantes, cambios que han de ser considerados a la hora de interpretar la imagen.

En general, en los filtros pasa-banda utilizados $F^i(u,v)$, tanto el orden central como las frecuencias más bajas son bloqueadas. De ser así, en la imagen compuesta $s^F(x,y;n)$ se pierde una parte importante de información de la escena. Con el fin de recuperar la información perdida y mejorar la calidad de la imagen pseudo-coloreada proponemos mezclar la información de la imagen procesada $s^F(x,y;n)$ con la imagen de la escena original $s(x,y)$ usando para ello algún tipo de operador tal y como sugiere la siguiente expresión

$$\begin{bmatrix} s^{FR}(x,y) \\ s^{FG}(x,y) \\ s^{FB}(x,y) \end{bmatrix} \oplus s(x,y) \longrightarrow s \oplus s^F(x,y;n). \quad (2.31)$$

Definiendo convenientemente el operador \oplus en la imagen resultante $s \oplus s(x,y;n)$ es posible apreciar los detalles de la escena $s(x,y)$ en una imagen en blanco y negro, junto con las frecuencias espaciales codificadas en distintos colores.

Una manera de definir el operador \oplus es como el producto entre las imágenes filtradas de cada canal y la escena original tal y como se expresa en la relación siguiente

$$s \oplus s^F(x,y;n) = \begin{bmatrix} s^{FR}(x,y) \times s(x,y); R \\ s^{FG}(x,y) \times s(x,y); G \\ s^{FB}(x,y) \times s(x,y); B \end{bmatrix}. \quad (2.32)$$

Esta operación no lineal superpone la imagen $s(x,y)$ a las zonas coloreadas sin cambiar el tono de los colores, pero presenta el inconveniente de oscurecer notablemente la imagen final. De hecho, en las zonas oscuras, tanto de la escena como de las imágenes filtradas, se perderá gran parte de la información de la escena.

Una buena alternativa al producto, consiste en definir el operador \oplus como una combinación lineal entre la escenas $s(x,y)$ y las imágenes filtradas $s^F(x,y;n)$, de forma que

$$s \oplus s^F(x,y;n) = \begin{bmatrix} \alpha s^{FR}(x,y) + \beta s(x,y); R \\ \alpha s^{FG}(x,y) + \beta s(x,y); G \\ \alpha s^{FB}(x,y) + \beta s(x,y); B \end{bmatrix} \quad \text{con} \quad \begin{matrix} \alpha + \beta = 1 \\ 0 < \alpha < 1, 0 < \beta < 1 \end{matrix} \quad (2.33)$$

Al ser $\beta \neq 0$ conseguimos que, independientemente de la luminosidad que presente la imagen filtrada $s^F(x,y;n)$, siempre conservemos de fondo la imagen $s(x,y)$. Por otro lado, al sumar la escena en la misma proporción en los tres canales, eso no cambia el tono del color de $s^F(x,y;n)$, si no que solo afecta a la saturación.

La expresión (2.33) permite encontrar un equilibrio entre la escena y la imagen coloreada. A pesar de ello, en determinadas ocasiones es posible que nos interese enfatizar los distintos tonos de color en detrimento de bajar el contraste en la escena original. En ese caso es más conveniente definir el operador \oplus como una raíz cuadrada de la combinación lineal entre las escenas $s(x,y)$ y $s^F(x,y;n)$ tal y como lo expresa la ecuación

$$s \oplus s^F(x,y;n) = \begin{bmatrix} \sqrt{\alpha s^{FR}(x,y) + \beta s(x,y)}; R \\ \sqrt{\alpha s^{FG}(x,y) + \beta s(x,y)}; G \\ \sqrt{\alpha s^{FB}(x,y) + \beta s(x,y)}; B \end{bmatrix} \quad \text{con} \quad \begin{matrix} \alpha + \beta = 1 \\ 0 < \alpha < 1, 0 < \beta < 1 \end{matrix} \quad (2.34)$$

2.2. Bancos de filtros utilizados

En este apartado describimos los tres tipos de bancos de filtros que serán utilizados en las aplicaciones propuestas. Los dos primeros los aplicaremos a problemas de clasificación y segmentación de texturas. El tercer banco está diseñado específicamente para aplicaciones de pseudo-coloración de frecuencias espaciales. Los tres tipos de filtros son filtros pasa-banda y realizan un recubrimiento del dominio de frecuencias escalado en octavas.

Todos filtros presentados en esta sección son reales y simétricos. Nestares *et al.* [Nestares 1994] demuestran que es suficiente con utilizar la parte real de las funciones de Gabor para recuperar la imagen original. Además, dado que la información que viaja en los canales pares e impares está altamente correlacionada [Oppenheim1975], al seleccionar sólo los pares se logran evitar que haya redundancias en la información procesada.

2.2.1. Filtros de Gabor

El primer banco de filtros que proponemos (BFG: banco de filtros de Gabor) está basado en un conjunto de filtros que recubren el dominio de frecuencias utilizando funciones de Gabor [Gabor 1946]. Estas funciones fueron propuestas en 1946 por Denis Gabor para el tratamiento de señales acústicas pero no es hasta la década de los ochenta y sobre todo de los noventa que empiezan a ser ampliamente utilizadas en el área de la visión. Desde entonces su uso se ha extendido rápidamente en un gran número de tareas relacionadas con el procesado de imágenes.

Las funciones de Gabor se definen en el espacio real como el producto de una Gaussiana localizada por una exponencial compleja.

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp[j2\pi(u_0x + v_0y)] \quad (2.34)$$

Dado que la TF de una gaussiana es otra gaussiana, la transformada de Fourier de la función de Gabor descrita en la ecuación (2.34) será

$$H(u, v) = \exp\left[-2\pi^2\left((u - u_0)^2\sigma_x^2 + (v - v_0)^2\sigma_y^2\right)\right], \quad (2.35)$$

ecuación que muestra como $H(u, v)$ es una función gaussiana centrada en el punto (u_0, v_0) .

Así pues en el dominio de Fourier, las funciones de Gabor tienen la forma de gaussianas localizadas, de forma que pueden ser consideradas como funciones pasabandas gaussianas con una anchuras de banda $\sigma_u = 1/\sigma_x$ y $\sigma_v = 1/\sigma_y$, inversamente proporcionales a la anchura que poseen en el dominio real.

Las ecuaciones (2.34) y (2.35) muestran una de las propiedades notables de las funciones de Gabor y es que la Transformada de Fourier de una función de Gabor localizada es otra función de Gabor localizada. Además, las funciones de Gabor minimizan las relaciones de incertidumbre entre el dominio real y el dominio de frecuencias, mostrando una localización óptima en ambos dominios [Rioul 1991].

El tipo de recubrimiento utilizado para el diseño de los filtros es el propuesto por Navarro en [Navarro 1991]. Éste se basa en tomar una función de Gabor como una wavelet madre [Mallat 1989], y a partir de ella generar un conjunto de funciones que recubran todo el espacio de frecuencias siguiendo un esquema de octavas de forma que el recubrimiento resultante sea lo más uniforme posible. La wavelet madre

se escoge en este caso con simetría esférica ($\sigma_x = \sigma_y = \sigma$) lo cual permite simplificar las ecuaciones (2.34) y (2.35) de forma que pueden expresarse como

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 + y^2)\right] \exp[j2\pi(u_0x + v_0y)] \quad (2.36)$$

$$H(u, v) = \exp\left[-2\pi^2\sigma^2((u - u_o)^2 + (v - v_o)^2)\right]. \quad (2.37)$$

Otro parámetro a determinar es el número de canales de frecuencia por cada orientación. Estudios basados en el sistema visual humano [Wilson-1979] y [Pollen 1983] establecen entre 4 y 6 los canales del sistema visual. Esta cantidad de canales permite mantener una elevada capacidad de localización de objetos en el Dominio Real. Recordemos que la relación entre los anchos de banda de las gaussianas en uno y otro dominio son inversamente proporcionales. Nosotros hemos seleccionado 4 canales de frecuencia ($p = 0, 1, 2, 3$) por cada orientación, centrando el canal de mayor frecuencia a la mitad de la frecuencia máxima de muestreo de dos píxeles por ciclo, esto es 4 píxeles por ciclo. El resto de los canales se centran escalando la frecuencia fundamental $f_0 = 1/4$, en forma de octavas según la expresión

$$f_p = \frac{f_0}{2^p}. \quad (2.38)$$

Dado que son cuatro canales, las frecuencias centrales de los distintos canales expresadas en ciclos por píxel serán

$$f_0 = \frac{1}{4}; f_1 = \frac{1}{8}; f_2 = \frac{1}{16}; f_3 = \frac{1}{32}. \quad (2.39)$$

El hecho de que el recubrimiento esté escalonado en forma de octavas, implica que los anchos de banda radiales de cada canal deben ser proporcionales a la frecuencia central de la gaussiana que contienen, de modo que para un canal determinado, el ancho de banda vendrá dado por

$$\sigma_p = k f_p = k \frac{f_0}{2^p}. \quad (2.40)$$

El valor de k determina el grado de solapamiento entre los diferentes canales. Cuanto mayor sea este valor, mayor va a ser el área de solapamiento entre los canales. Navarro y Taberero [Navarro 1996], proponen determinar el valor de la constante k de forma que el solapamiento entre canales tenga lugar a media altura. Esto sucede para el valor $k = 0.71$.

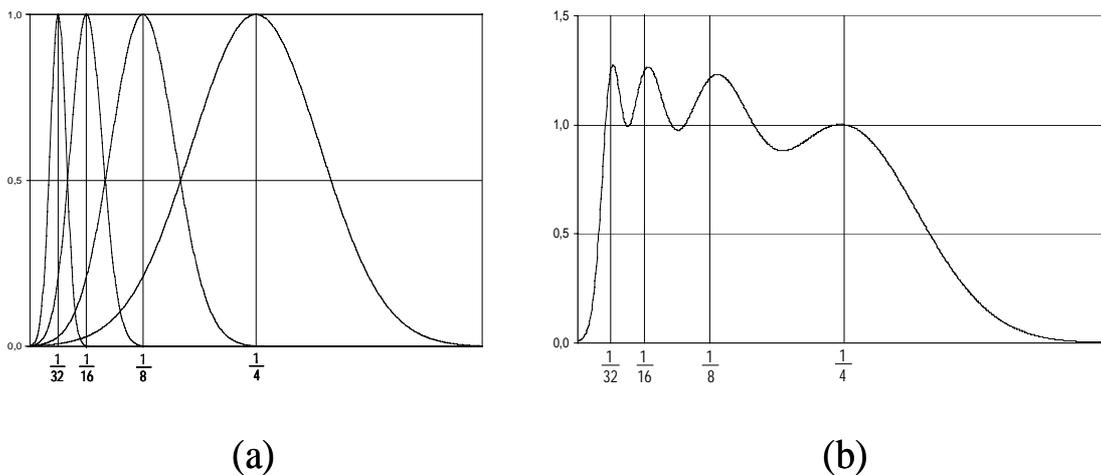


Figura 2.4.- (a) Perfil radial de los cuatro canales del recubrimiento para 0° y (b) la suma de estos.

La Figura 2.4a muestra un corte radial del recubrimiento propuesto en el dominio de frecuencias. Como se puede apreciar el recubrimiento muestra un sistema de cuatro canales escalonados en octavas. Cada canal posee un perfil gaussiano centrado en una de las frecuencias descritas en la expresión (2.39) y con un ancho de banda proporcional a dicha frecuencia según la expresión (2.40). En la figura se puede apreciar como la intersección entre gaussianas tiene lugar a media altura. La figura 2.4b muestra el recubrimiento del espacio de frecuencias obtenido al realizar la suma de los cuatro canales, mostrados en 2.4a.

La anchura angular Ω , tomada a mitad de altura de una gaussiana centrada en una frecuencia f_p viene dada por la ecuación

$$\Omega = 2 \tan^{-1} \left[2 \sqrt{\frac{\ln 2}{2\pi^2}} \frac{\sigma_p}{f_p} \right] \quad (2.41)$$

ecuación que teniendo en cuenta la relación (2.40) y el valor de k da una anchura angular de

$$\Omega = 2 \tan^{-1} \left[2 \sqrt{\frac{\ln 2}{2\pi^2}} k \right] = 37^\circ . \quad (2.42)$$

Según esta ecuación, el número de canales angulares que debieran tomarse para recubrir el espacio de Fourier sería $180^\circ/37^\circ = 4,9$. Como el número de canales tiene que ser un número natural, eso implicaría considerar un total de 5 canales. Dado que la TF de una función real es simétrica será conveniente tomar o bien 4, o bien 6, canales para de ese modo obtener un recubrimiento simétrico. Navarro y Tabernero [Navarro 1991], optan por tomar 4 canales, centrados en las direcciones

principales: horizontal, vertical y las dos diagonales de 45°. Basándose en esa elección tomaremos las mismas direcciones:

$$\theta_0 = 0^\circ ; \theta_1 = 45^\circ ; \theta_2 = 90^\circ ; \theta_3 = 135^\circ , \quad (2.43)$$

de modo que se obtienen un total de 16 canales (4 frecuencias \times 4 orientaciones).

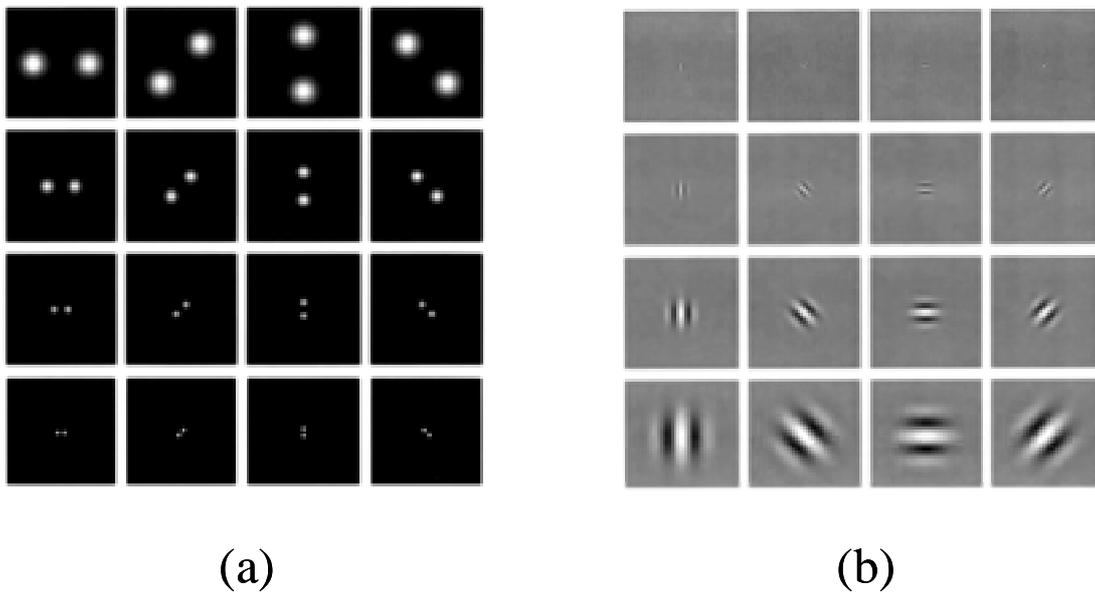


Figura 2.5.- Banco de filtros de Gabor según el recubrimiento propuesto por Navarro (a) en el dominio de frecuencias y (b) en el dominio espacial.

La Figura 2.5 muestra los dieciséis filtros de Gabor obtenidos con el esquema propuesto por Navarro y Taberero, representados en el dominio de frecuencias 2.5a y en el dominio espacial 2.5b. Como puede apreciarse, las gaussianas están centradas en las cuatro orientaciones, 0°, 45° 90° y 135° y en las frecuencias de 1/4, 1/8, 1/16 y 1/32 ciclos por píxel.

La Figura 2.6 muestra el recubrimiento del plano de frecuencias obtenido al considerar los 16 canales representados en la figura 2.5. Como se puede apreciar, dicho recubrimiento bloquea las bajas frecuencias. Si no se desea perder esa información es necesario incluir un canal adicional formado por una gaussiana centrada en el origen, de modo que se pueda obtener la información contenida en las bajas frecuencias.

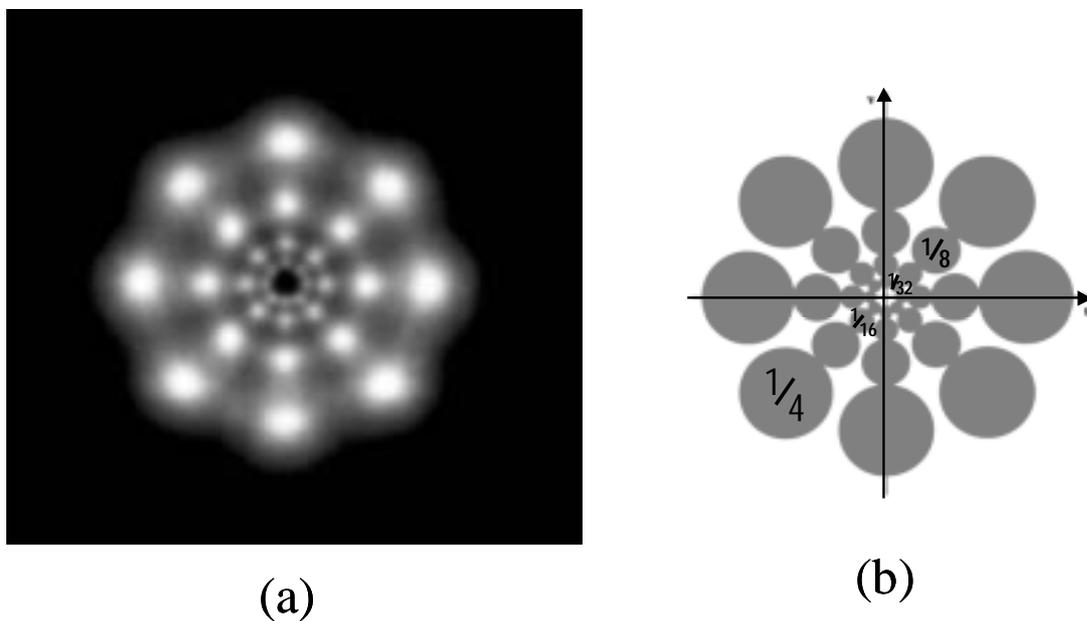


Figura 2.6.- Imagen del recubrimiento resultante de la superposición de los 16 filtros del banco en el dominio de frecuencias (a) en niveles de gris y (b) binarizando la imagen del recubrimiento mostrado en (a) a media altura.

Para mostrar la descomposición en frecuencias que realiza el banco de filtros de Gabor hemos diseñado una imagen formada por dos realizaciones de las texturas d49 y d82. En la Figura 2.7 se puede apreciar tanto la imagen compuesta (Figura 2.7a) así como el conjunto de imágenes filtradas obtenidas con el Banco de Filtros de Gabor (Figura 2.7b)

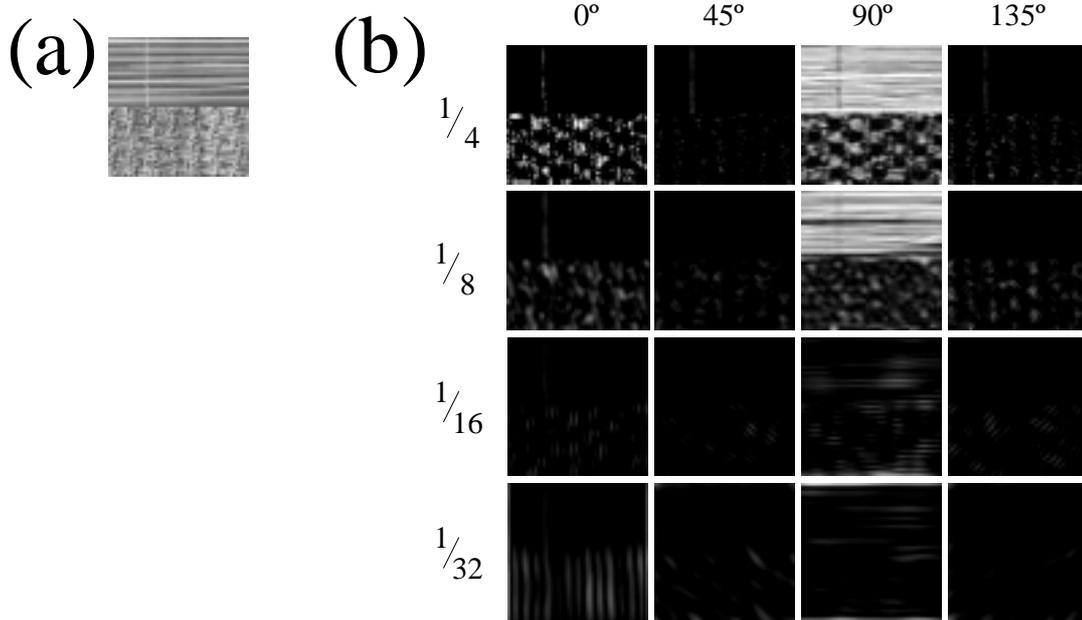


Figura 2.7.- (a) Imagen compuesta por las texturas Brodatz d49 y d82 (b) filtrada con el banco de Filtros de Gabor.

2.2.2. Filtros de sectores anulares

El segundo banco, el Banco de filtros de sectores anulares, está compuesto por un conjunto de filtros binarios. Cada filtro deja pasar sólo aquellas frecuencias contenidas en un determinado sector anular. El utilizar filtros binarios facilitará considerablemente su posterior implementación óptica.

Los sectores anulares se obtienen de la intersección de un anillo centrado con un sector angular. El centrado de los diferentes anillos está distribuido en octavas, siguiendo un esquema similar al utilizado en el BFG, tal y como describe la ecuación (2.38). El período de la frecuencia fundamental f_0 en este caso también es de 4 píxeles por ciclo. Ahora bien, a diferencia del caso anterior, se ha optado por no tomar el anillo centrado en las frecuencias f_3 más bajas, de período 32 píxeles por

ciclo. En vez de éste, se ha preferido tomar la zona de frecuencias más elevadas f_{-1} que quedan fuera del anillo centrado en la frecuencia f_0 . El motivo principal que apoya esta decisión está determinado por las características del conjunto de texturas seleccionado. De no ser así, se perdería la información de las frecuencias más altas. Las frecuencias más bajas poseen muy poca información sobre posibles características de las texturas. No en cambio las frecuencias medias o altas, de modo que, en nuestro caso es preferible sacrificar la información de las frecuencias más bajas f_3 , en beneficio de las más altas. De esa forma los centros de los anillos vienen dados por las frecuencias

$$f_{-1} > \frac{1}{3}; f_0 = \frac{1}{4}; f_1 = \frac{1}{8}; f_2 = \frac{1}{16}; \quad (2.44)$$

Al igual que sucedía con los filtros del BFG, dado que el recubrimiento está escalonado en octavas es conveniente que el ancho de banda de cada canal sea proporcional a la frecuencia central. Así, el ancho de banda Δ de cada anillo cumplirá

$$\Delta_p = k f_p \quad (2.45)$$

ecuación análoga a la ecuación 2.40.

Al igual que sucediera con el Banco de Filtros de Gabor, el valor de la constante k determinan el grado de solapamiento entre canales. Si se quiere obtener un recubrimiento del espacio de frecuencias lo más uniforme posible, ello implica que los anillos no se superpongan, y que donde termine uno empieza el siguiente. Esto sucede cuando la constante k toma el valor $1/3$, valor con el que los distintos anchos de banda de los anillos son

$$\Delta_0 = \pm \frac{1}{12}; \quad \Delta_1 = \pm \frac{1}{24}; \quad \Delta_2 = \pm \frac{1}{48} . \quad (2.46)$$

Combinando la expresión anterior con las frecuencias centrales de cada canal, dadas en la expresión (2.44), las frecuencias límites de cada anillo A_p serán

$$\begin{aligned} A_0 &\Rightarrow f_0^- = \frac{1}{6} < f_0 = \frac{1}{4} < f_0^+ = \frac{1}{3}; \\ A_1 &\Rightarrow f_1^- = \frac{1}{12} < f_1 = \frac{1}{8} < f_1^+ = \frac{1}{6}; \\ A_2 &\Rightarrow f_2^- = \frac{1}{24} < f_2 = \frac{1}{16} < f_2^+ = \frac{1}{12}; \end{aligned} \quad (2.47)$$

frecuencias a las que se les ha añadido el anillo externo A_{-1}

$$A_{-1} \Rightarrow f_{-1} > \frac{1}{3} , \quad (2.48)$$

para de ese modo poder cubrir el rango de frecuencias más altas.

En cuanto al número de orientaciones, se ha dispuesto un total de 6 orientaciones distintas, dos más que en el caso de las gaussianas. Los diferentes canales han sido centrados en las orientaciones

$$\theta_0 = 0^\circ; \quad \theta_1 = 30^\circ; \quad \theta_2 = 60^\circ; \quad \theta_3 = 90^\circ; \quad \theta_4 = 120^\circ; \quad \theta_5 = 150^\circ . \quad (2.49)$$

La condición de recubrimiento uniforme determina el valor de la anchura angular de cada canal Ω en función del número de canales N en distintas orientaciones. En ese caso, la anchura angular vendrá determinada por la expresión

$$\Omega = \frac{2\pi}{N}, \quad (2.50)$$

expresión que en caso de usar seis orientaciones ($N = 6$) da una anchura angular de 30° .

La Figura 2.8 muestra los 24 filtros del banco obtenidos con el recubrimiento propuesto. En ella se pueden observar los 4 canales de frecuencia y los 6 canales de orientación.

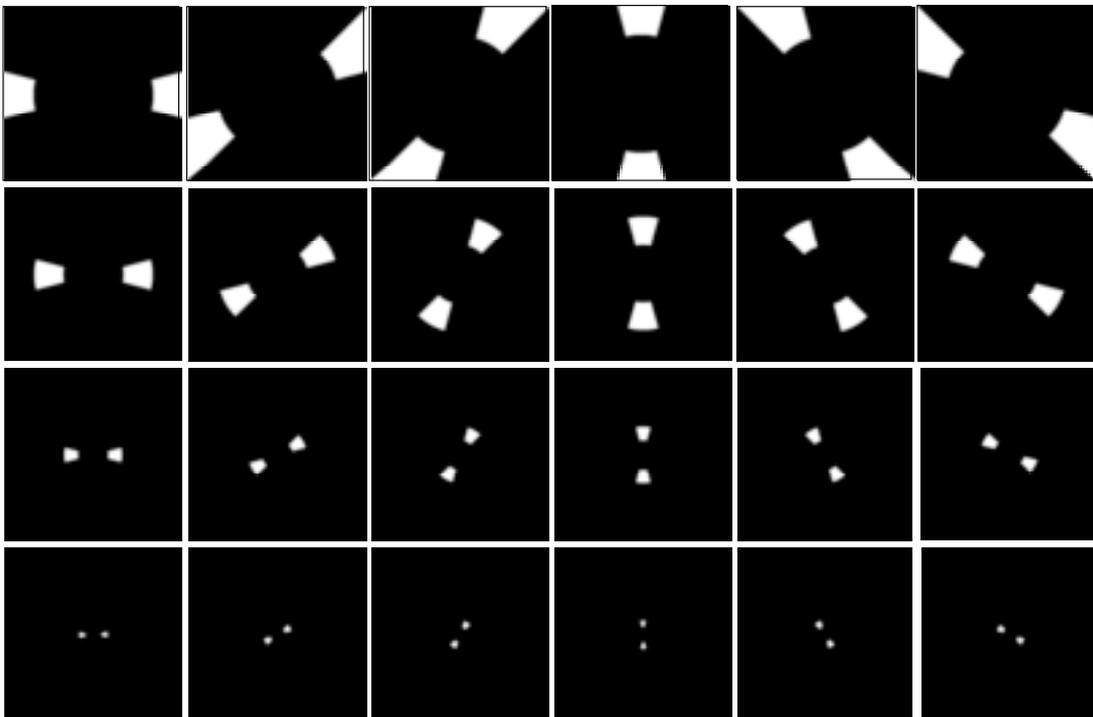


Figura 2.8.- Banco de filtros de sectores anulares.

La Figura 2.9a muestra el recubrimiento del espacio de frecuencia al sumar los 24 filtros. La información del círculo central, que abarca las frecuencias menores de 24 píxeles por ciclo, la desestimamos ya que son demasiado bajas para el tipo de texturas consideradas. Por otro lado, si bien el valor medio de la energía puede ser una característica de la textura a tener en cuenta, esta característica se obtiene fácilmente en el espacio real. La Figura 2.9b muestra los límites de los distintos sectores del espacio de frecuencias.

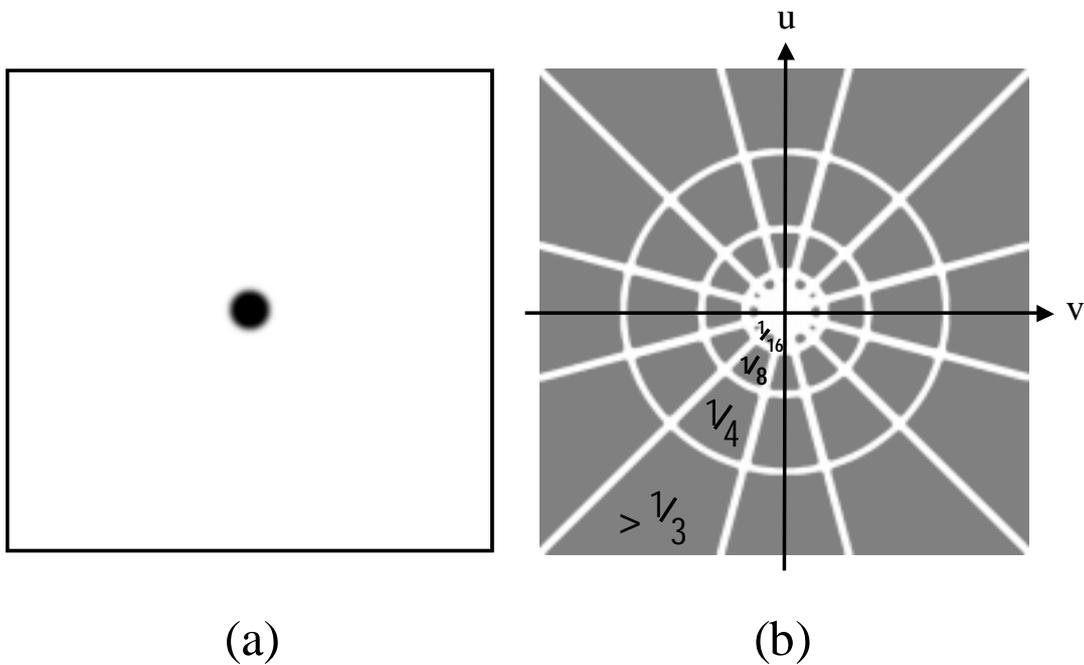


Figura 2.9.- (a) Recubrimiento del dominio de frecuencias del Banco de filtros de sectores y (b) delimitación de los distintos canales.

Al igual que hicimos con el Banco de Filtros de Gabor, para mostrar la descomposición en frecuencias que realiza el banco sectores anulares se procesó la imagen mostrada en la Figura 2.7a, formada por dos realizaciones de las texturas d49

y d82. En la Figura 2.10 se puede apreciar el conjunto de imágenes filtradas obtenidas con el Banco de Filtros de Sectores Anulares

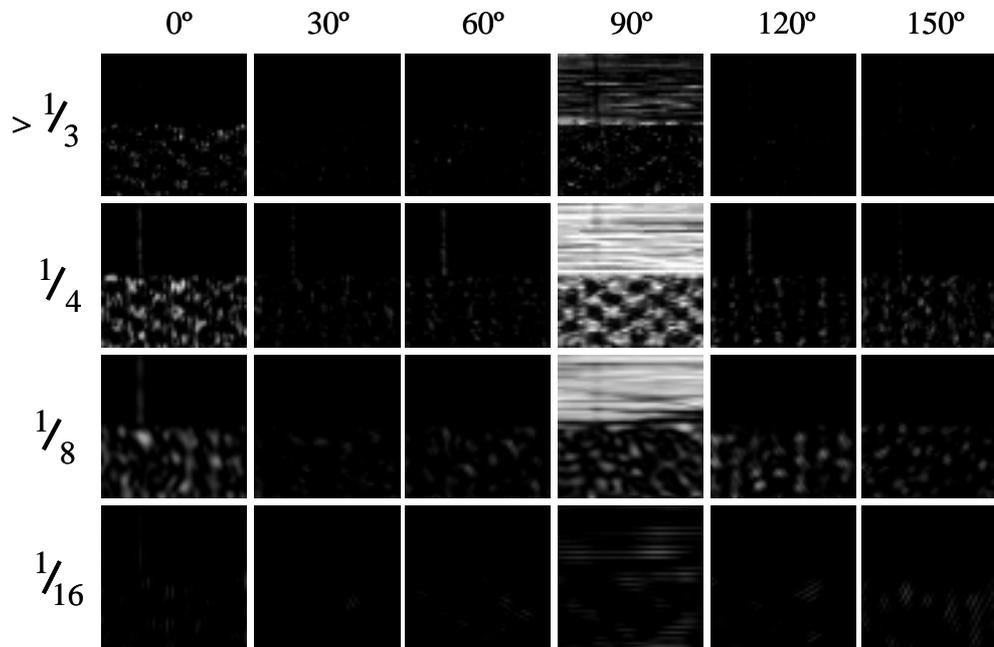


Figura 2.10.- Imágenes obtenidas al filtrar la imagen compuesta por las texturas Brodatz d49 y d82 con el banco de Filtros de Sectores Anulares.

2.2.4. Filtros de pseudo-coloreado

Una consideración muy importante a la hora de diseñar el banco de filtros para pseudo-colorear frecuencias es la limitación en el número de filtros del banco a tres, un filtro por cada canal de color R, G y B. Considerando esta limitación, en este trabajo se han propuesto realizar dos tipos de bancos de filtros, el primero basado en un recubrimiento del espacio de frecuencias por sectores en diferente orientación y el segundo por anillos concéntricos según el período.

El primer banco de filtros (BFS: Banco de filtros de sectores) consta de tres filtros. Cada filtro está formado por dos sectores circulares simétricos centrados en el origen. El filtro bloquea todas aquellas frecuencias no contenidas en los sectores.

El ancho de los sectores se ha seleccionado de forma que el banco recubra de forma uniforme las distintas orientaciones, tal y como muestra la siguiente expresión

$$\begin{aligned} F_R &\Rightarrow -30^\circ < F_R < 30^\circ; \\ F_G &\Rightarrow 30^\circ < F_G < 60^\circ; \\ F_B &\Rightarrow 60^\circ < F_B < 120^\circ; \end{aligned} \quad (2.51)$$

La Figura 2.11a muestra los tres filtros propuestos por (2.51). El recubrimiento del espacio de frecuencias que realiza el conjunto de los tres filtros es muy similar al obtenido con los filtros de sectores, mostrado en la Figura 2.9a. Al aplicar los filtros de sectores propuestos a una escena obtendremos una coloración de sus frecuencias espaciales según sea su orientación.



Figura 2.11.- Banco de filtros propuesto para el pseudo-coloreado según la orientación.

Como se puede apreciar en la Figura 2.11, en los tres filtros el orden cero junto con las frecuencias más bajas son bloqueadas. El motivo de bloquear el orden central es que la energía proveniente de dicho orden contribuye a todos los píxeles de

la imagen independiente de las frecuencias espaciales que posea la imagen. De modo que hemos decidido bloquear todas las frecuencias más bajas de 24 píxeles por ciclo. Así, el rango de frecuencias que abarca cada uno de los filtros está comprendido entre

$$\frac{1}{24} < F_n < \frac{1}{2} \quad (2.52)$$

ciclos por píxel.

El segundo banco de filtros propuesto para la pseudo-coloración, el Banco de Filtros de Anillos, consiste en una serie tres de anillos concéntricos, centrados en el orden cero. Cada filtro F_n está formado por una corona circular que sólo deja pasar aquellas frecuencias que están en su interior. Los anillos están escalados siguiendo un esquema de octavas, el mismo que fue usado para escalar las funciones de Gabor y los filtros de sectores circulares.

Dado que el número de filtros del banco está limitado a tres, hemos centrado los anillos en las mismas frecuencias en las que centrábamos los sectores circulares, y que están descritas en la ecuación (2.44). Los anchos de banda de cada anillo son proporcionales a su frecuencia central y se han calculado de manera que los anillos sean colindantes, tal y como se hizo con los sectores circulares y se describe en la ecuación (2.46). De esa forma la banda de frecuencias seleccionada por cada anillo es

$$\begin{aligned}
 F_R &\Rightarrow f_0^- = \frac{1}{6} < f_0 = \frac{1}{4} < f_0^+ = \frac{1}{3}; \\
 F_G &\Rightarrow f_1^- = \frac{1}{12} < f_1 = \frac{1}{8} < f_1^+ = \frac{1}{6}; \\
 F_B &\Rightarrow f_2^- = \frac{1}{24} < f_2 = \frac{1}{16} < f_2^+ = \frac{1}{12};
 \end{aligned}
 \quad . \quad (2.53)$$

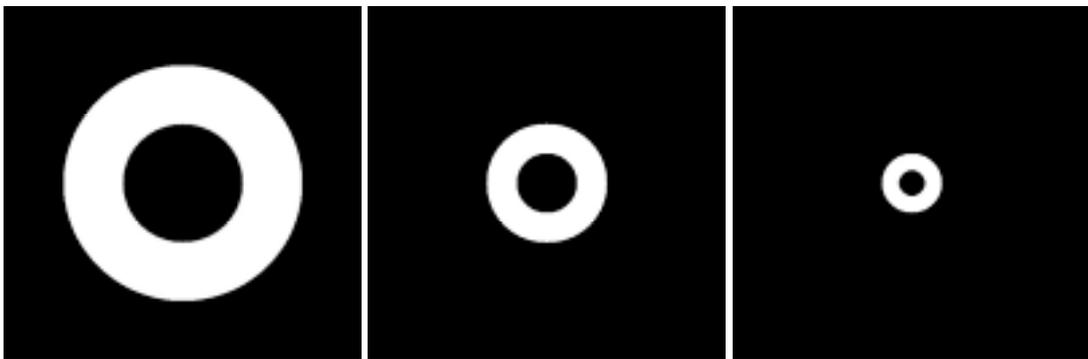


Figura 2.12.- (a) Filtros del Banco de anillos concéntricos y (b) perfil radial de los filtros.

La Figura 2.12 muestra los filtros propuestos por la expresión (2.53). Combinando los tres canales obtenemos un recubrimiento del dominio de frecuencias muy similar al mostrado en la Figura 2.9.

La Figura 2.13 muestra el resultado de filtrar la imagen de la Figura 2.7a utilizando los tres filtros de sectores (Figura 2.13a) y los tres filtros de anillos circulares (Figura 2.13b). En las Figuras 2.13c y 2.13d se muestra el resultado de combinar en los distintos canales de color R, G y B las imágenes mostradas en la Figura 2.13a y 2.13b.

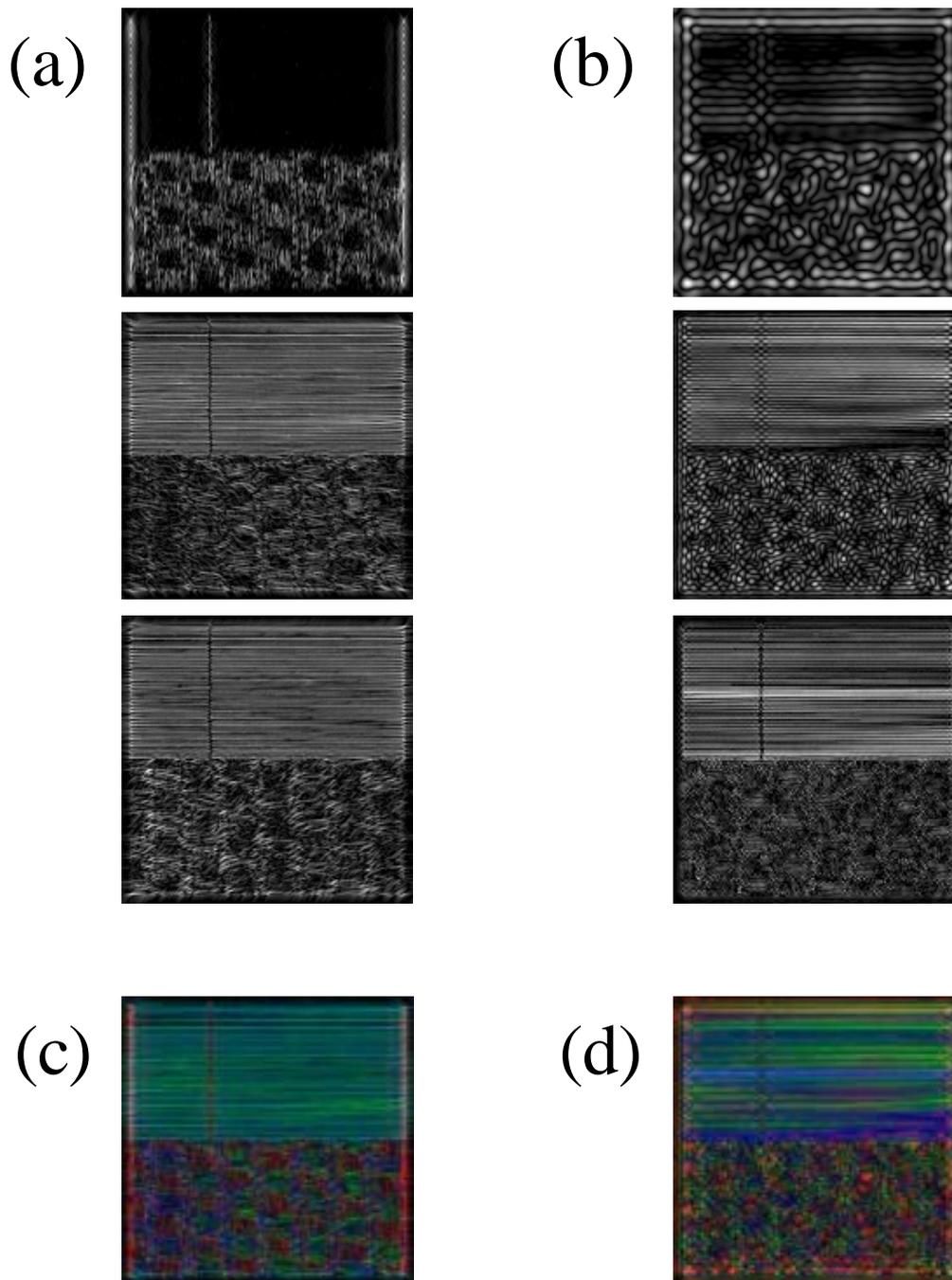


Figura 2.13.- Imagen de la Figura 2.7a filtrada con (a) los filtros de sectores y (b) anillos. (c) y (d) Composición en canales de color RGB de las imágenes (a) y (b) respectivamente.

2.3. Resultados

En este apartado mostramos los resultados obtenidos al utilizar la metodología descrita en este capítulo a un conjunto de texturas. Se han implementado las tres aplicaciones propuestas; la clasificación, segmentación y pseudocoloración de texturas.

Para la obtención del banco de texturas, utilizado en las aplicaciones de clasificación y segmentación, se han seleccionado un conjunto de imágenes de 640×640 píxeles del banco de texturas Brodatz [Brodatz 1966]. Los criterios para seleccionar las distintas clases de texturas fueron los siguientes:

- a) Que al eliminar las frecuencias más bajas que $1/64$ ciclos por píxel, la información restante sea suficiente como para apreciar los principales elementos que componen la textura.
- b) Que en el conjunto de las texturas seleccionadas haya texturas con distintos grados de estructura. Algunas de las texturas seleccionadas sean muy estructuradas como la d06, otras sean mas bien de tipo estocástico como la d09, y el resto posea una cierta estructura dominante con deformaciones relativamente importantes, como por ejemplo la d80.
- c) Que entre las distintas clases de texturas de los Bancos haya varias clases que sean similares.

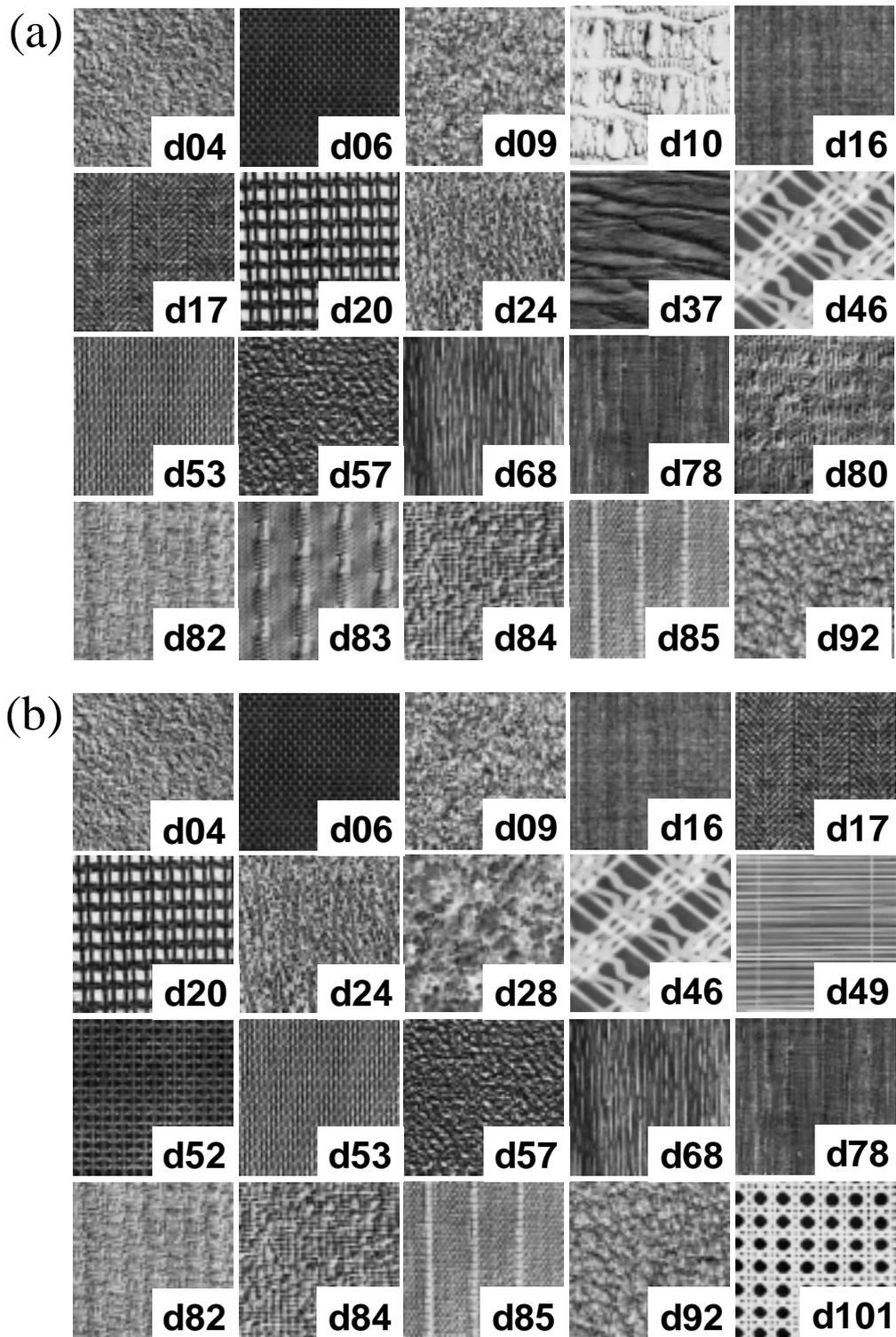


Figura 2.14.- Realizaciones de las distintas clases que forman (a) el Banco de Texturas I y (b) el Banco de Texturas II.

Con las imágenes seleccionadas se han construido dos bancos de imágenes parecidos, con 20 texturas cada uno. La Figura 2.14 muestra una realización de 256×256 píxeles de cada una de las distintas clases de texturas que forman parte de cada Banco de Imágenes. Ambos Bancos son similares, de hecho sólo se diferencian en cuatro de las veinte clases de texturas. El propósito de construir dos bancos de imágenes parecidos es mostrar la reproducibilidad de los resultados obtenidos en condiciones similares pero no iguales, teniendo en cuenta que las aplicaciones desarrolladas serán implementadas dentro de procesadores ópticos.

Para obtener las realizaciones utilizadas en la aplicación de clasificación, de cada una de las imágenes de 640×640 píxeles se extrajeron un total de 80 realizaciones, 40 de 256×256 píxeles y las otras 40 de 80×80 píxeles.

Para la aplicación de segmentación de texturas se utilizaron un conjunto de seis imágenes de 256×256 píxeles, cada una de ellas compuesta por dos realizaciones de 256×128 píxeles extraídas de diferentes clases de los Bancos I y II.

En la aplicación de pseudo-coloreado de frecuencias espaciales también se utilizaron un conjunto de seis imágenes de 256×256 . La primera de ellas es una escena test formada por un conjunto de diferentes frecuencias, diseñada específicamente para mostrar la aplicación. Otras dos imágenes fueron extraídas de las utilizadas en el proceso de segmentación. Con el fin de mostrar cómo la aplicación de pseudocoloreado desarrollada para texturas se puede extender a todo tipo de imágenes, este conjunto se le añadió tres escenas ampliamente utilizadas como patrones en aplicaciones de procesamiento de imágenes.

2.3.2. Proceso de clasificación

En este apartado mostramos los resultados numéricos obtenidos en los distintos procesos de clasificación realizados. Las colecciones de imágenes de las distintas clases de texturas usadas en cada proceso se obtuvieron extrayendo al azar 40 realizaciones de cada imagen de 640x640. Las 20 primeras fueron usadas para la extracción de características, y la otra mitad para el proceso de clasificación.

Siguiendo la metodología descrita en el apartado 2.1 se realizaron un total de doce procesos de clasificación. Seis utilizando el banco de texturas I y seis usando el Banco de texturas II. Para cada banco de texturas se implementaron tres procesos de clasificación con realizaciones de tamaño 256x256 y otros tres con realizaciones de tamaño 80x80. Dentro de los procesos de clasificación fueron utilizados tres espacios de características distintos. En cuatro de los procesos se utilizó el espacio de características $C_i(u,v)$, formado por todo el espectro de potencia, en otros cuatro el espacio de 16 características C_i^{BFG} calculadas utilizando el Banco de Filtros de Gabor. En los cuatro procesos restantes se utilizó el espacio de 24 características C_i^{BFSC} calculadas utilizando el Banco de Filtros de Sectores Circulares.

La Figura 2.15 muestra los distintos vectores característicos representativos $C_i^{F,t}(u,v)$ de las 20 clases de cada banco de imágenes. Cada uno de ellos fué obtenido a partir de promediar los 20 espectros de potencia $C_i^F(u,v)$, de las distintas realizaciones. En la figura se puede apreciar que las bajas frecuencias han sido bloqueadas, dado que, tal y como se indica en la expresión (2.2), fue utilizado un filtro circular pasa-altos para bloquear el orden central y las frecuencias menores de 1/64 píxeles por ciclo.

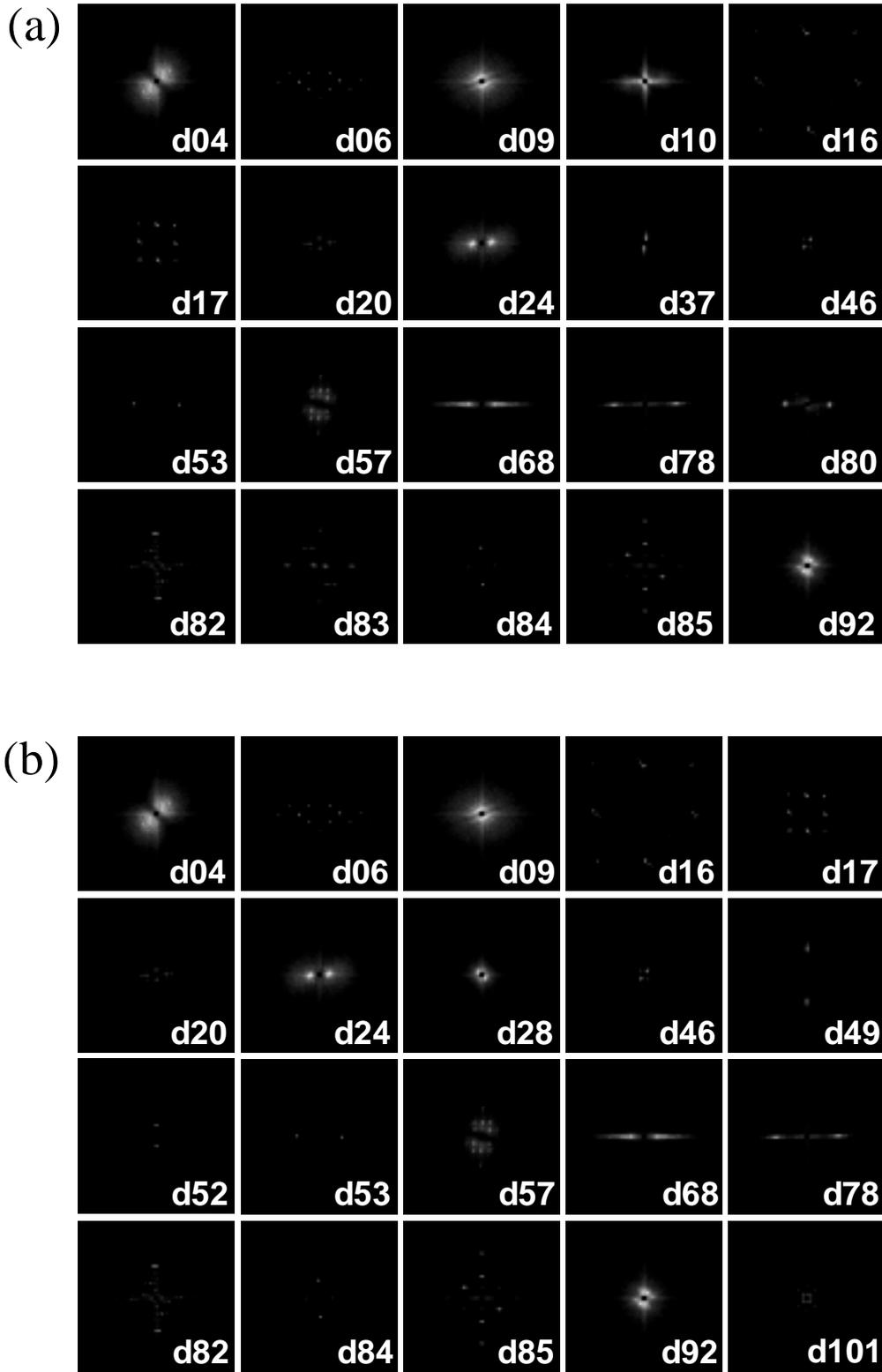


Figura 2.15.- Espectros de potencia característicos de cada una de las distintas clases de texturas (a) del Banco I y (b) del Banco II, obtenidos al promediar 20 realizaciones de cada clase.

La Figura 2.15a muestra el conjunto de vectores característicos resultantes del proceso de extracción de características del banco de imágenes I, mientras que la Figura 2.15b muestra los vectores característicos resultantes del proceso de extracción de características del banco de imágenes II. Comparando ambas figuras se puede apreciar cómo los resultados obtenidos para una misma clase de textura son muy similares.

Observando la distribución de energía de los espectros característicos $C^{F,t}(u,v)$ se puede apreciar que hay un conjunto de espectros con la energía muy localizada en determinados puntos del plano de frecuencias como son las texturas d06, mientras que hay otro grupo de espectros con la energía muy dispersa como es el caso de la textura d09. La tabla 2.2 muestra una clasificación de las diferentes clases de texturas en cinco categorías repartidas por columnas, según sea su grado de estructura. En la primera columna se encuentran las texturas más estructurales, mientras que en la última columna las estocásticas. Dicha clasificación se realizó a partir de observar la distribución de energía del espectro de potencia obtenido para las diferentes clases de texturas. En la columna de la izquierda se encuentran aquellas texturas cuyos espectros de potencia poseen una distribución de la energía muy localizada en determinadas frecuencias. Por el contrario, en la columna de la derecha se encuentran aquellas texturas cuyos espectros de potencia poseen la energía distribuida a lo ancho del espectro. Las texturas situadas en las columnas centrales de la tabla, están ubicadas de derecha izquierda de más estructurales a menos estructurales según sea la distribución de la energía en los respectivos espectros de potencia.

En los ocho procesos de clasificación en los que se utilizaron los bancos de filtros, los vectores característicos de cada subimagen s_i fueron obtenidos multiplicando la $TF[s_i]$ por cada uno de los filtros F_j que componen el Banco. La característica $C_i^F(j)$ se obtuvo calculando la energía promedio de la imagen resultante de dicho producto obteniendo de ese modo una característica por filtro, tal y como indica la expresión (2.9). Las dimensiones de los vectores característicos globales C_i^F utilizados fue de 16 en caso de usar el BFG y de 24 en caso de usar el BFSA.

muy alto	alto	medio	bajo	muy bajo
d06	d49	d46	d04	d09
d16	d57	d78	d24	d10
d17	d82	d80	d37	d28
d20	d83		d68	d92
d52	d82			
d53				
d85				
d101				

Tabla 2.2.- Texturas clasificadas según su grado de estructura. De izquierda a derecha en las texturas va disminuyendo la presencia de componentes estructurales y va aumentando la presencia de componentes estocásticas.

Dado que la energía fue calculada directamente en el dominio de frecuencias, las características obtenidas fueron globales. Los vectores característicos representativos $C^{F,t}$ de una determinada clase t de textura fueron obtenidos promediando los 20 vectores característicos C_i^F calculados a partir de las distintas realizaciones de esa clase según la expresión (2.18). Este proceso se repitió para las 20 clases del Banco de Texturas, obteniendo el conjunto de vectores característicos asociados a cada clase del Banco de Texturas utilizado.

En la Figura 2.16 se muestran los vectores representativos de cada clase de textura obtenidos usando los distintos bancos de filtros. Las figuras 2.16a y 2.16b representan los resultados obtenidos usando el Banco de Filtros de Gabor, mientras que los representados en las figuras 2.16c y 2.16d han sido obtenidos utilizando el Banco de Filtros de Sectores Anulares. Las figuras 2.16a y 2.16c, corresponden al Banco de texturas I y las 2.16b y 2.16d al banco de Texturas II. Cada vector representativo está dibujado de un color distinto. En la figura se pueden observar los distintos valores que toman las componentes de los vectores característicos representativos de las distintas clases dentro de cada canal de frecuencia. Como se

puede apreciar, los vectores característicos obtenidos para cada clase de textura presentan diferencias significativas.

Una vez obtenidos los vectores representativos de cada clase para los doce procesos, se procedió a iniciar las etapas de clasificación de las realizaciones restantes. Para clasificar una realización s dada, primero se obtuvo su vector característico C_s^F . Posteriormente, se calculó la distancia d^t entre ese vector y cada uno de los vectores representativos de las distintas clases de texturas $C^{F,t}$.

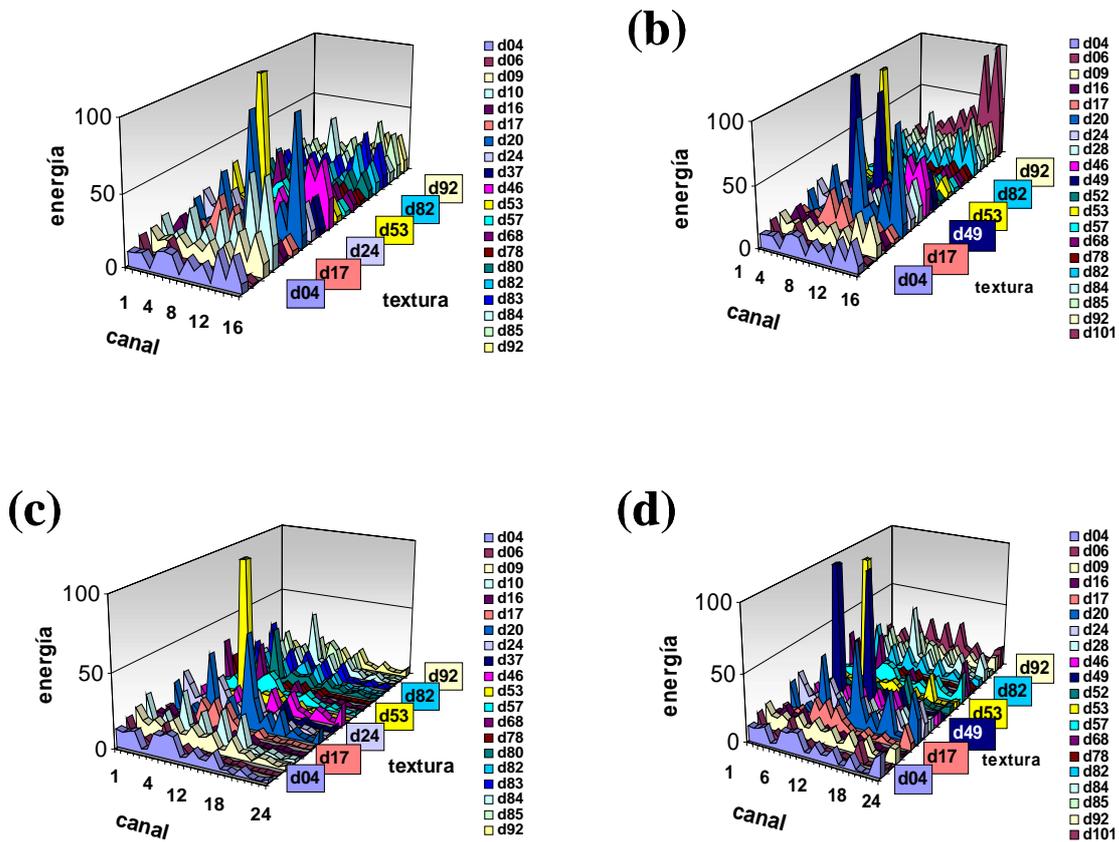


Figura 2.16.- Vectores característicos obtenidos en los distintos procesos de caracterización. (a) y (b) utilizando el banco de filtros de Gabor, y (c) y (d) utilizando el banco de filtros de sectores circulares.

La métrica utilizada en los cuatro procesos de clasificación donde se usó el espectro de potencia como vector de características fue la expresada en la ecuación (2.24). Para obtener la distancia basta con calcular la energía del producto entre el espectro de potencia de la realización a clasificar y el espectro de potencia promedio de cada clase.

En los ocho procesos restantes, en los que se utilizaron bancos de filtros, la métrica usada para realizar el proceso de clasificación fue la basada en la distancia euclídea, dada por la expresión (2.22).

Banco I	(256x 256)			(80x 80)		
	esp. pot.	gabor	sect.	esp. pot.	gabor	sect.
d04	100	100	100	100	75	100
d06	100	100	100	100	100	100
d09	95	100	100	90	100	100
d10	100	100	100	100	100	100
d16	100	100	100	100	100	100
d17	100	100	100	100	95	100
d20	100	100	100	100	95	95
d24	100	100	100	100	60	100
d37	100	100	100	100	100	100
d46	100	100	100	100	100	100
d53	100	100	100	100	100	100
d57	100	100	100	100	65	100
d68	100	100	100	100	95	95
d78	100	100	100	100	80	100
d80	100	100	100	100	100	100
d82	100	100	100	100	95	90
d83	100	100	100	100	90	85
d84	100	100	100	100	85	100
d85	100	100	100	100	90	95
d92	100	100	100	95	95	100
total	99,75	100	100	99,25	91	98

Tabla 2.3.- Resultados obtenidos en los seis procesos de clasificación realizados usando el banco de texturas I.

La Tabla 2.3 muestra los resultados obtenidos en los distintos procesos de clasificación al utilizar el Banco de imágenes I. En la primera columna se expresan los resultados obtenidos utilizando como vector característico el espectro de potencia, mientras que la segunda y la tercera corresponde a los resultados obtenidos utilizando el Banco de Filtros de Gabor y de Sectores Anulares respectivamente. Las tres primeras columnas de resultados corresponden a los resultados obtenidos utilizando realizaciones de 256x256, mientras que las tres siguientes usando realizaciones de 80x80. Todos los resultados vienen expresados en % de realizaciones bien clasificadas. En la última fila de la tabla se muestra la eficiencia total de cada proceso de clasificación. Dado que en cada proceso se clasificaron 20 realizaciones de cada clase de texturas, cada realización mal clasificada significó una disminución en la eficiencia de un 5% dentro de su clase y de un 0,25% en la dentro de todo el proceso.

Como se puede apreciar, los resultados obtenidos en todos los procesos de clasificación realizados son muy satisfactorios. También, como era de esperar, se puede observar una disminución en la efectividad de clasificación al reducir el tamaño de las realizaciones. En caso de trabajar con realizaciones de 80x80, el método que se muestra más eficiente es el del espectro de potencia, mientras que el Banco de Filtros de Gabor es el que da peores resultados. La mayoría de los errores se comenten en aquellas texturas cuyo grado de estructura es menor. Particularmente, hay varias confusiones entre las texturas d04, d09 y d92. El peor resultado de todos los procesos sucede para la clase d24 al utilizar el banco de Filtros de Gabor con realizaciones de 80x80, donde ocho de las veinte realizaciones son confundidas con la clase d80.

La Tabla 2.4 muestra los resultados obtenidos en los distintos procesos de clasificación utilizando el Banco de Texturas II. La distribución de las columnas de la tabla es la misma que la utilizada en la Tabla 2.3.

Banco II	(256x 256)			(80x 80)		
	esp. pot.	gabor	sect.	esp. pot.	gabor	sect.
d04	100	100	100	100	100	100
d06	100	100	100	100	100	100
d09	95	100	100	80	95	90
d16	100	100	100	100	100	100
d17	100	100	100	100	100	100
d20	100	100	100	100	100	100
d24	100	100	100	100	90	95
d28	85	100	100	70	100	90
d46	100	100	100	100	90	100
d49	100	100	100	100	100	100
d52	100	100	90	100	100	85
d53	100	100	100	100	100	100
d57	100	100	100	100	90	100
d68	100	100	100	100	100	90
d78	100	100	100	100	85	100
d82	100	100	100	100	100	95
d84	100	100	100	100	100	100
d85	100	100	100	100	100	100
d92	90	100	100	90	80	100
d101	100	100	100	100	100	95
total	98,5	100	99,5	97	96,5	97

Tabla 2.4.- Resultados obtenidos en los seis procesos de clasificación realizados usando el banco de texturas II.

Los resultados obtenidos son muy parecidos a los obtenidos con el Banco I. Podemos apreciar que en esta ocasión, los resultados obtenidos para la clase d24 mejoran notoriamente gracias a que la clase d80 no está en este banco. En esta ocasión los peores resultados se obtienen con la clase d28, en la que aparecen 11 errores de un total de 60 realizaciones entre los diferentes procesos de clasificación. Nuevamente se trata de una textura muy poco estructural, y dentro del grupo de las texturas menos estructurales es la que posee mas bajas frecuencias, de modo que no es de extrañar que sea la que presenta más errores.

2.3.3. Segmentación de texturas

El proceso de segmentación de texturas se llevó a cabo utilizando el procedimiento descrito en el apartado 2.1.3. de este Capítulo. Cada una de las imágenes a segmentar fue compuesta a partir de dos realizaciones de distintas clases del Banco de Texturas utilizado para los procesos de Clasificación.

Para segmentar una escena determinada $s(x,y)$, en primer lugar se obtuvieron las dieciséis imágenes filtradas $\{s_1(x,y), \dots, s_{16}(x,y)\}$ con el banco de Filtros de Gabor. A estas imágenes se le aplicaron un conjunto de filtros para promediar los valores de la intensidad en un cierto entorno de cada punto (x,y) de la escena $s(x,y)$, tal y como se indica en la expresión (2.28). A partir del conjunto de imágenes $\{s_1(x,y), \dots, s_{16}(x,y)\}$ post-procesadas se calculó el vector local de características $C_S^{BFG}(x,y)$ para cada punto de la escena. Finalmente, comparando el vector de características $C_S^{BFG}(x,y)$ de cada píxel (x,y) con los vectores característicos representativos C_t^{BFG} de las distintas clases de Texturas t , el píxel fue clasificado en aquella clase t que minimizara la distancia d^t expresada en la ecuación (2.17).

La figura 2.17(a) muestra las distintas escenas que fueron propuestas para realizar la segmentación, mientras que en 2.17(b) se muestra el resultado obtenido al realizar dicha segmentación, según el procedimiento descrito.

Los resultados obtenidos en el proceso de segmentación son muy satisfactorios, teniendo en cuenta la generalidad del algoritmo utilizado. En algunas fronteras entre distintas texturas, así como en algunos de los bordes de las imágenes aparecen pequeñas áreas mal segmentadas. Este hecho es de esperar, dado que en dichas zonas se mezclan las frecuencias espaciales de ambas clases de texturas distintas o bien se mezclan las frecuencias con las distorsiones introducidas por los bordes de las imágenes representadas.

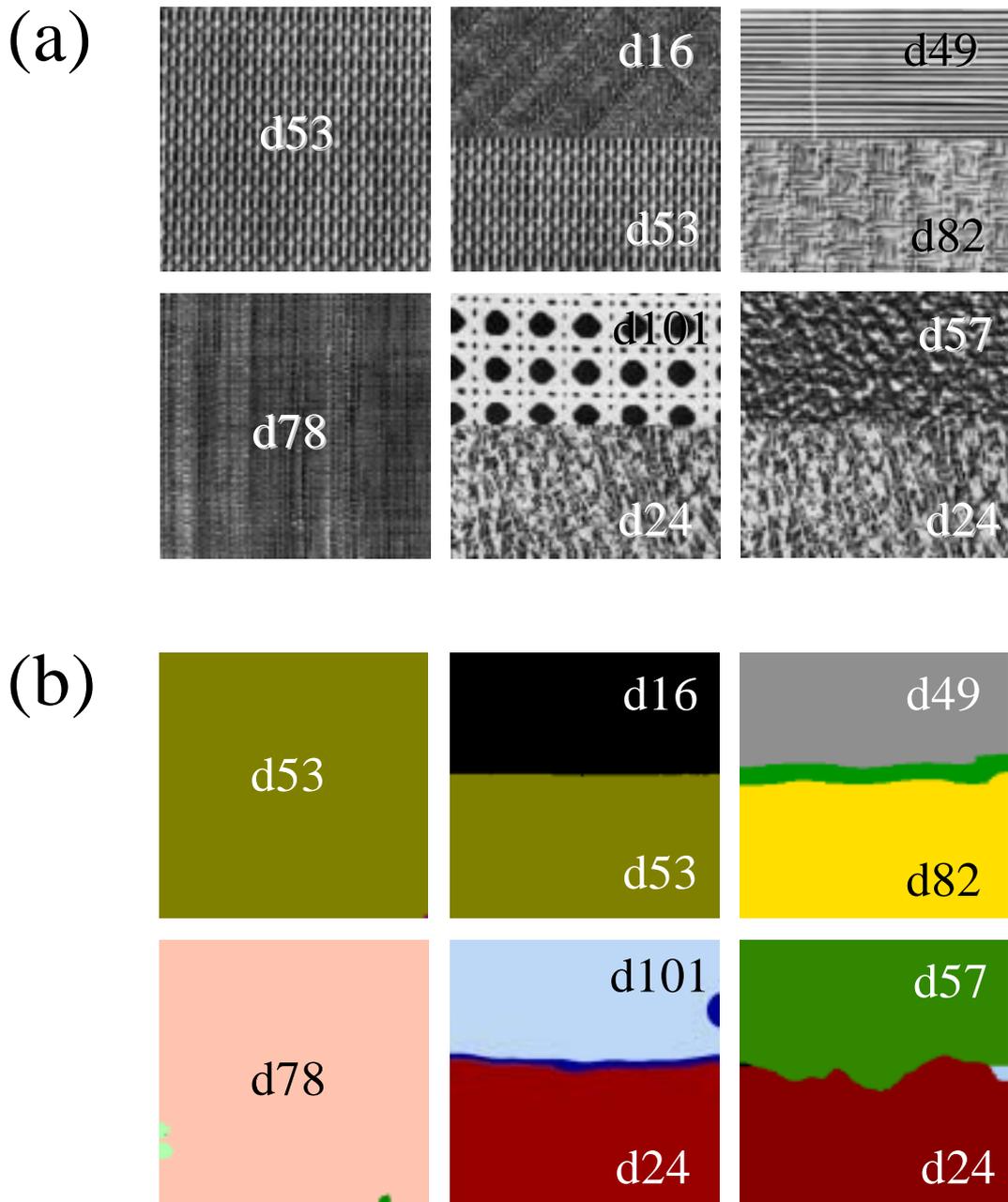


Figura 2.17.- (a) Conjunto de imágenes propuestas para segmentar y (b) resultado de la segmentación según el algoritmo propuesto.

2.3.4. Seudo-coloración de frecuencias espaciales

La seudo-coloración de frecuencias espaciales se llevó a cabo utilizando el Banco de Filtros de 3 Sectores, y el Banco de Filtros de Anillos, mostrados en las figuras 2.10 y 2.11 del apartado 2.2.4.

El proceso seguido para seudo-colorear las imágenes fue el propuesto en el apartado 2.2.4, esquematizado en la Figura 2.3. En primer lugar se calculó la TF de la escena $s(x,y)$ a seudo-colorear, para filtrarla en el dominio de frecuencias por los diferentes filtros del banco. Posteriormente las imágenes filtradas $S^{FR}(u,y)$, $S^{FG}(u,y)$, $S^{FB}(u,y)$ fueron traspasadas al dominio real mediante la TF^{-1} . Finalmente, asociando un canal de color distinto (R, G ,B) a cada una de las tres imágenes filtradas $s^{FR}(x,y)$, $s^{FG}(x,y)$, $s^{FB}(x,y)$, se obtuvo una imagen de la escena original seudo-coloreada en frecuencias espaciales. Debido al diseño de los filtros (pasa-altos) utilizados para el seudo-coloreado, en las imágenes filtradas obtenidas desaparece toda la información de las frecuencias más bajas. Para recuperar dicha información se procedió a combinar la imagen resultante del proceso de seudo-coloreado con la escena original, tal y como se describió en el apartado 2.2.4.

La Figura 2.18 muestra el conjunto de imágenes utilizadas para realizar el seudo-coloreado. La primera de ellas consiste en una escena test diseñada con diferentes zonas. Cada zona contiene una frecuencia espacial sinusoidal bien determinada. Las diferentes zonas de la imagen puede ser agrupadas por frecuencias espaciales según sea su orientación o bien su período. Además del test, en la figura se muestran dos imágenes formadas por una composición de distintas texturas del Banco de Imágenes utilizado en las aplicaciones de clasificación y segmentación. Finalmente se muestran tres imágenes, ampliamente utilizadas en el campo de procesado de imágenes, conocidas en la literatura especializada con los nombres de flower, monarch y boat. Estas imágenes fueron seleccionadas para poder apreciar cómo la aplicación propuesta de seudocoloración de frecuencias espaciales sirve para todo tipo de imágenes.

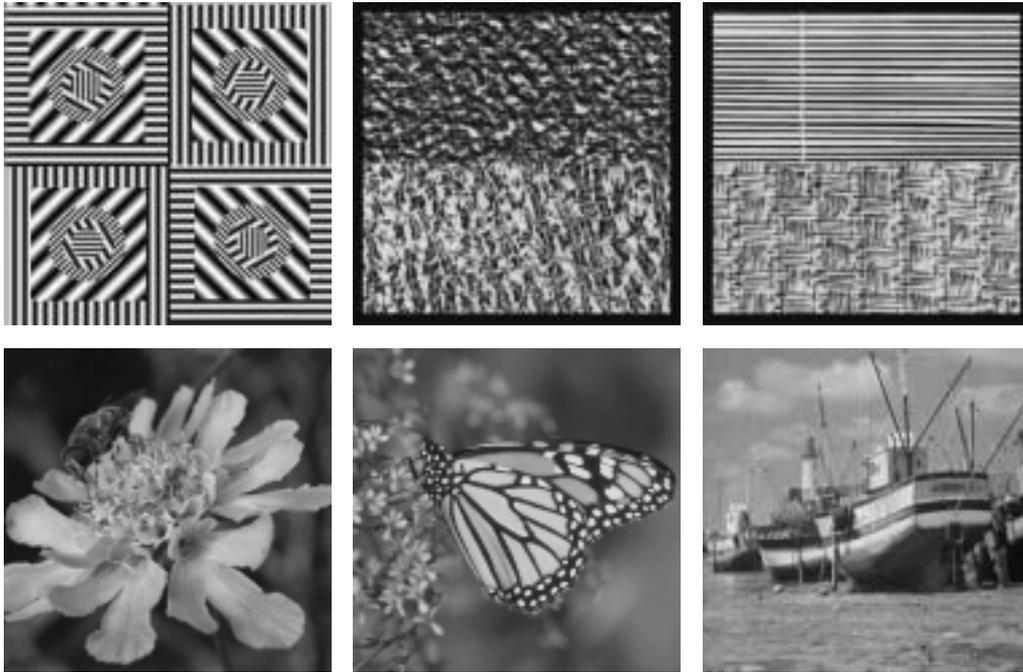


Figura 2.18.- Escenas utilizadas para la aplicación de pseudo-coloración de frecuencias espaciales.

La Figura 2.19 muestra los resultados obtenidos de procesar cada una de las imágenes de la Figura 2.18 utilizando los filtros de sectores. En ellos se aprecia claramente cómo las frecuencias espaciales están coloreadas según su orientación. Las líneas y bordes en dirección vertical aparecen teñidos de color rojo, mientras que las líneas inclinadas a la derecha aparecen de color azul y las inclinadas a la izquierda de color verde. Las líneas totalmente horizontales aparecen de color cian, dado que dichas frecuencias atraviesan justo por los bordes de los sectores filtros asignados a los canales G y B.

Las imágenes de la primera columna de imágenes fueron obtenidas mediante el proceso de filtrado, mientras que las otras tres columnas corresponden al resultado de mezclar las imágenes de la primera columna con sus respectivas escenas originales. La segunda columna muestra el resultado de realizar el producto entre ellas, la tercera columna la suma ponderada con coeficientes $\alpha = 0.4$ y $\beta = 0.6$ y cuarta columna la raíz cuadrada de la suma ponderada utilizando los mismos coeficientes.

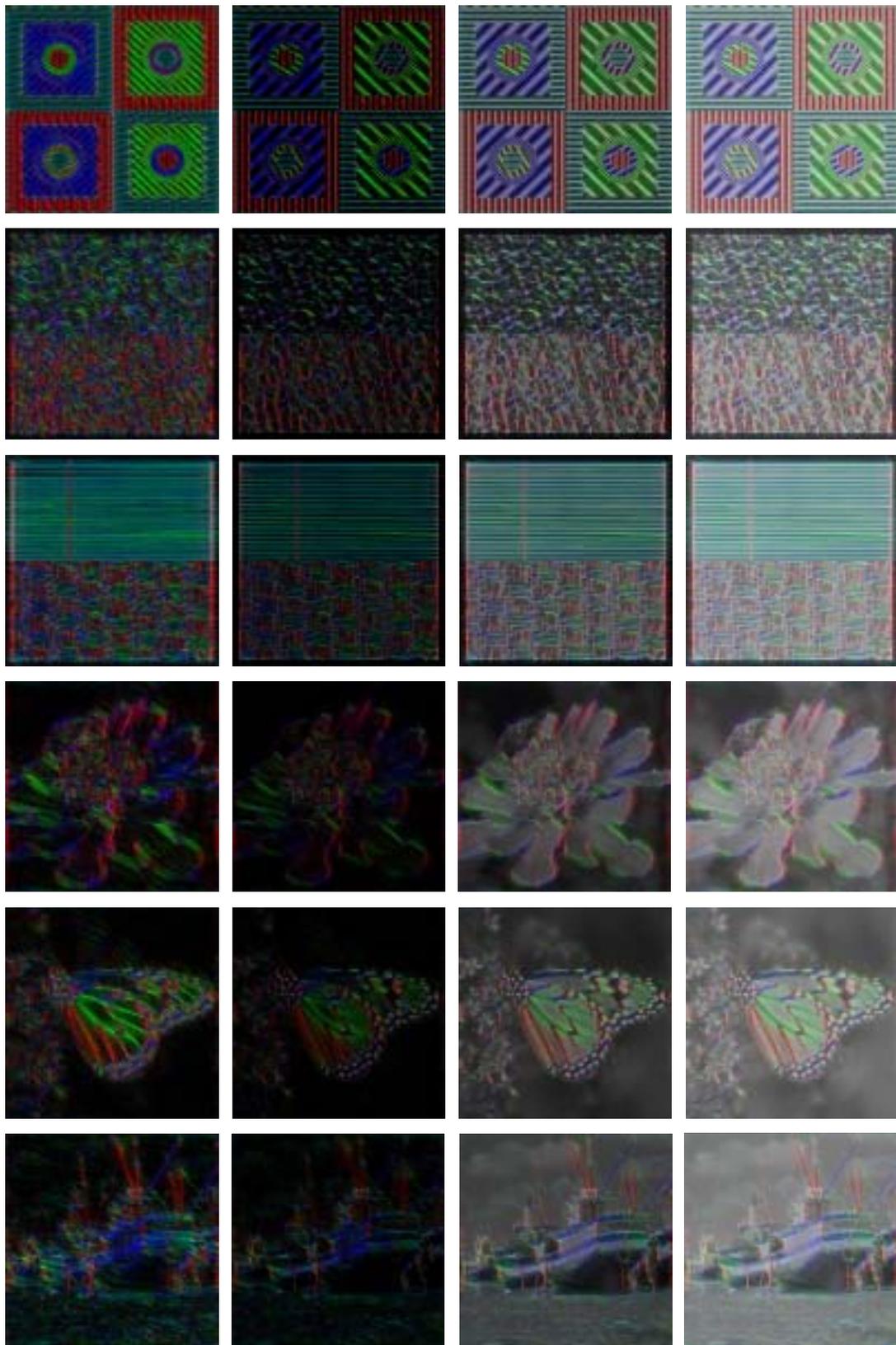


Figura 2.19.- Escenas seudo-coloreadas con los filtros de sectores.

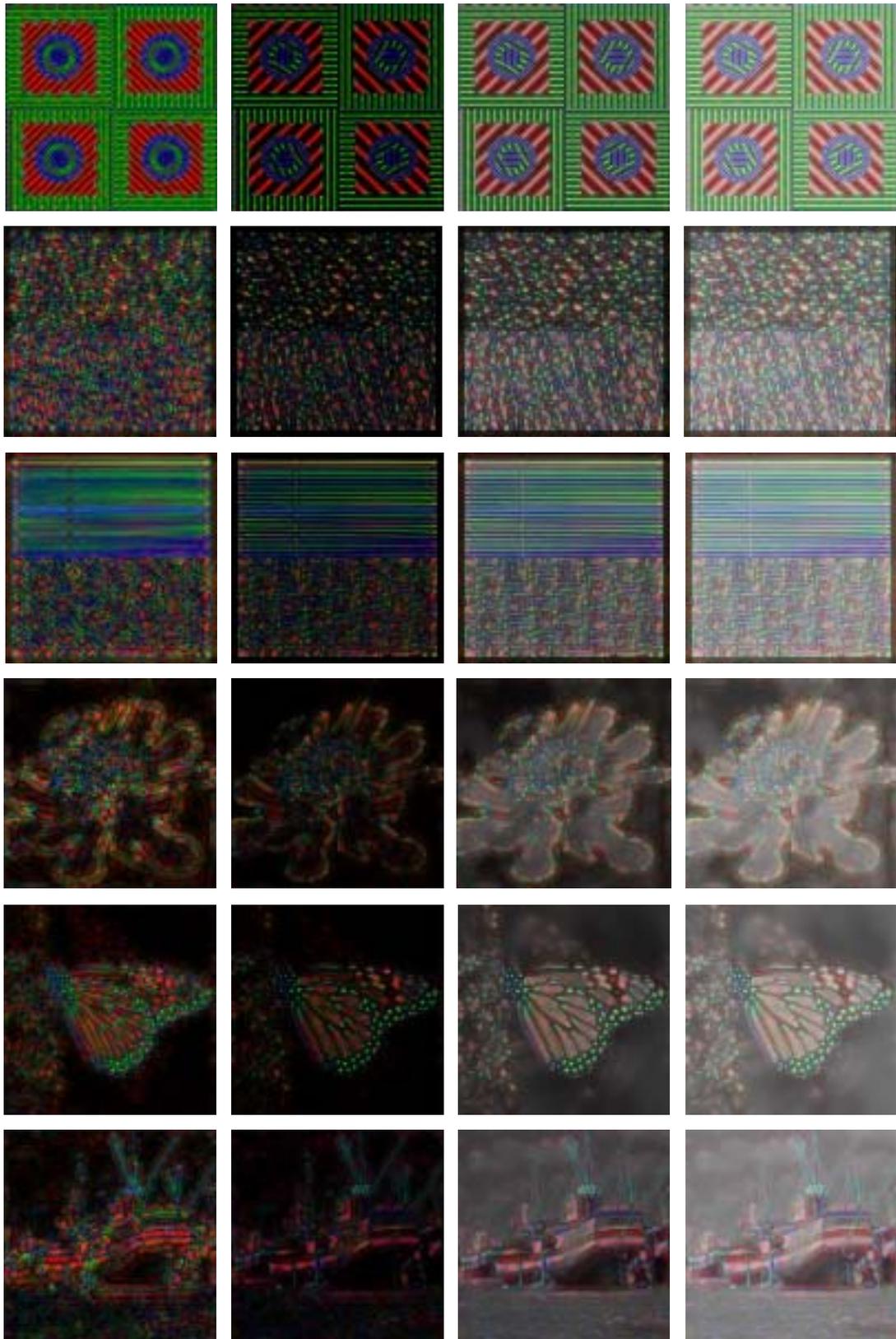


Figura 2.20.- Escenas seudo-coloreadas con los filtros de anillos.

La Figura 2.20 muestra las imágenes seudocoloreadas obtenidas utilizando los filtros de anillos, por lo que, en ellas, las frecuencias espaciales aparecen coloreadas según su período. De color rojo aparecen las frecuencias más bajas, de período comprendido entre 12 y 24 píxeles, de color verde las medias, de período comprendido entre 6 y 12 píxeles, y de color azul las más altas, de período comprendido entre 3 y 6 píxeles. La distribución de las distintas columnas es la misma que la utilizada en la figura 2.19. Observando las distintas columnas en ambas figuras se puede apreciar claramente como las imágenes resultantes de combinar las imágenes seudocoloreadas con las escenas permiten una mejor apreciación de los detalles, apareciendo claramente delimitados los bordes entre las distintas frecuencias.

Capítulo 3

Difractómetro convergente

Los procedimientos numéricos desarrollados en el Capítulo 2 para procesar texturas son relativamente caros en cuanto a tiempo computacional se refiere, pero presentan la gran ventaja de que pueden ser implementados ópticamente mediante procesadores ópticos. Estos procesadores basan su funcionamiento en la analogía que presenta la Transformada de Fourier bidimensional con la expresión matemática para la propagación de la luz en el espacio libre cuando se realiza la aproximación de Fraunhofer. Existe una gran variedad de propuestas que, utilizando estas leyes de propagación, desarrollan procesadores ópticos que permiten obtener de forma casi instantánea (a la velocidad de la luz) la Transformada de Fourier de cualquier función bidimensional $f(x,y)$. Como ya se mencionó en la introducción, las principales ventajas de este tipo de procesadores es que son más rápidos que los procesadores digitales y que permiten procesar la información en múltiples canales paralelos.

En este capítulo se desarrolla una aplicación de clasificación de texturas utilizando la arquitectura optoelectrónica del difractor convergente. En el primer apartado del capítulo se describen las ecuaciones matemáticas que permiten calcular la propagación del frente de onda. Posteriormente se caracterizan los principales componentes del sistema optoelectrónico.

En el segundo apartado del capítulo se describe la implementación de la aplicación de clasificación de texturas y se muestran los resultados obtenidos al realizar dos procesos de clasificación. Los resultados obtenidos reflejan el potencial del sistema optoelectrónico propuesto para aplicaciones que requieran de una alta velocidad de procesamiento y concuerdan con los obtenidos en la simulación realizada en el capítulo 2.

3.1. Arquitectura del difractor

La Figura 3.1 muestra el esquema del montaje óptico utilizado. El sistema se ilumina con una fuente puntual O . Desde este primer plano P_1 de coordenadas (r,s) se ilumina una escena $s(x,y)$ situada en el plano $P_3(x,y)$ mediante la lente L_1 de focal F_1 ubicada en el plano $P_2(\xi, \eta)$. La lente L_1 hace converger el frente de onda en el plano $P_4(u,v)$, situado sobre la imagen de la fuente puntual, O' . Utilizando las expresiones matemáticas de propagación del frente de onda demostramos que en el plano P_4 se forma la transformada de Fourier de la escena.

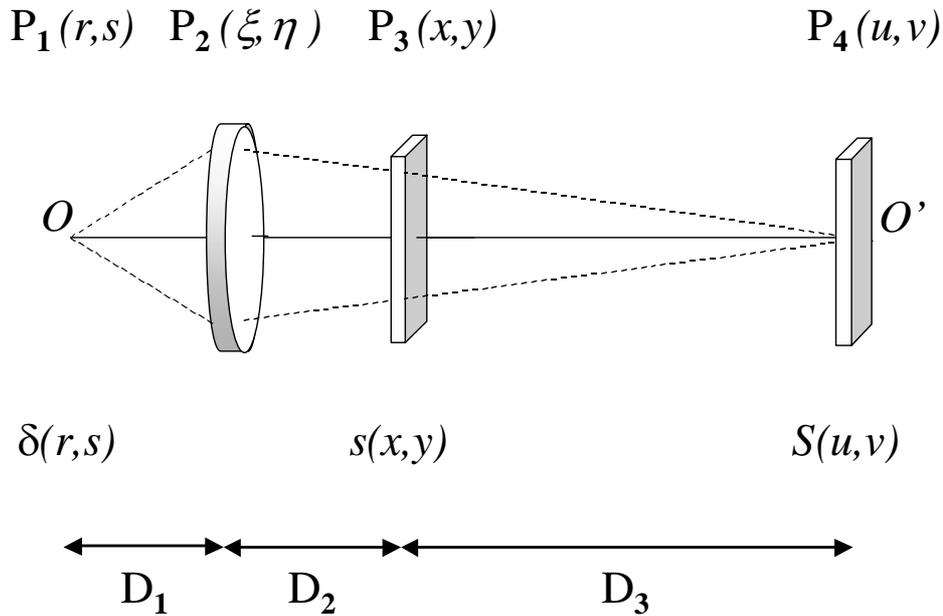


Figura 3.1.- Esquema de la arquitectura del difractómetro convergente

3.1.1. Propagación del frente de onda

Mediante las expresiones matemáticas de propagación del frente de onda mostramos cómo utilizando el esquema representado en la Figura 3.1 es posible obtener ópticamente la transformada de Fourier de cualquier función bidimensional $s(x,y)$. Demostraremos que al introducir la función $s(x,y)$ en el plano P_3 de la arquitectura la distribución de luz que se obtiene en el plano P_4 , es justamente la Transformada de Fourier de la función $s(x,y)$.

Las expresiones matemáticas en las que nos basamos para realizar dicha propagación son:

- Una onda luminosa $A(x,y)$ en notación polar donde $|A(x,y)|$ es la distribución de módulo y $\phi(x,y)$ la de fase, la escribimos como

$$A(x, y) = |A(x, y)| \exp[i\phi(x, y)]. \quad (3.1)$$

- La modulación $s(x, y) = |s(x, y)| \exp[i\theta(x, y)]$ que realiza un determinado dispositivo sobre la onda luminosa $A(x, y)$ la expresaremos como

$$g(x, y) = |s(x, y)| |A(x, y)| \exp[i(\phi(x, y) + \theta(x, y))]. \quad (3.2)$$

- La modulación que introduce una determinada lente esférica L la expresaremos como una función de modulación que introduce una fase cuadrática

$$L(x, y) = \exp[-i k(x^2 + y^2)/2F]. \quad (3.3)$$

donde $k = 2\pi/\lambda$ y F es la longitud focal de la lente. Definimos l_i y f_i como las inversas de las distancias L_i y de las focales F_i .

- La distribución de amplitud compleja $g(u, v)$ al propagar el frente de onda $s(x, y)$ en el vacío una distancia D , tal y como muestra la Figura 3.2, utilizando la aproximación de Fresnel, la escribiremos como

$$g(u, v) = \frac{C}{D} \iint_{\forall(x, y)} s(x, y) \exp\left[i \frac{k}{2D} \left((x-u)^2 + (y-v)^2 \right)\right] dx dy. \quad (3.4)$$

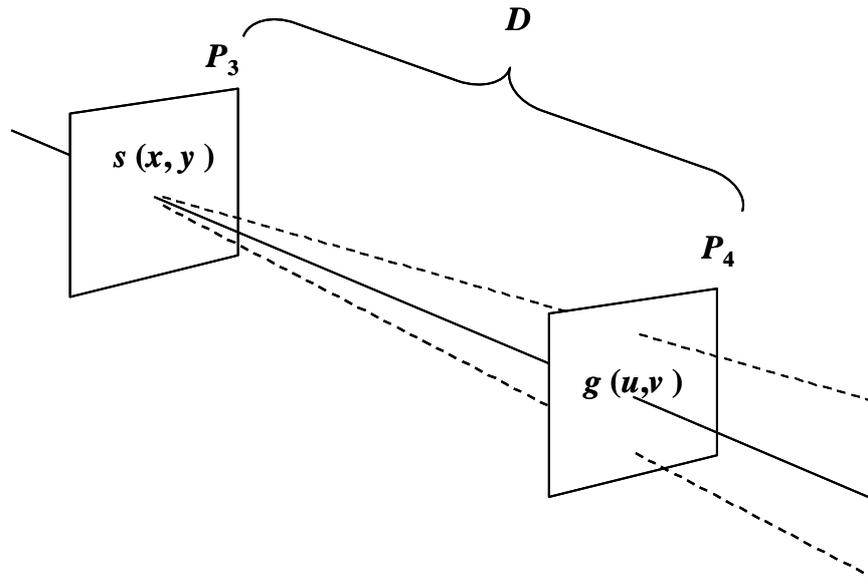


Figura 3.2.- Propagación de la luz del plano \$P_3\$ al plano \$P_4\$.

Con el fin de simplificar los cálculos se introduce la función

$$\psi(x, y; f) = \exp\left[i \frac{k f}{2} (x^2 + y^2)\right] \quad (3.5)$$

Algunas de sus propiedades usadas a continuación son:

1. $\psi(x, y; f) = \psi^*(x, y; -f)$
2. $\psi(-x, -y; f) = \psi(x, y; f)$
3. $\psi(x, y; f_1)\psi(x, y; f_2) = \psi(x, y; f_1 + f_2)$
4. $\psi(x, y; f_1)\psi^*(x, y; f_2) = \psi(x, y; f_1 - f_2) = \psi^*(x, y; f_2 - f_1)$
5. $\psi(cx, cy; f) = \psi(x, y; c^2 f)$
6. $\psi(x - u, y - v; f) = \psi(x, y; f)\psi(u, v; f)\exp[-i k f(ux + vy)]$

$$7. \lim_{d \rightarrow 0} \psi^*(x, y; d) = 1$$

$$8. \lim_{d \rightarrow \infty} d \psi(x, y; d) = \delta(x, y)$$

Usando la función definida en (3.5), la expresión (3.3) de la distribución de la fase cuadrática introducida por una lente se escribe

$$L(x, y; F) = \psi(x, y; -1/F) \quad (3.6)$$

y la expresión de propagación de la luz será

$$g(u, v) = C d \iint_{\forall(x, y)} s(x, y) \psi(x - u, y - v; d) dx dy \quad (3.7)$$

A continuación, a partir de las expresiones definidas anteriormente, describiremos paso a paso el análisis de la propagación de la luz dentro del sistema óptico mostrado en la figura 3.1, empezando en el plano de la fuente $P_1(r, s)$ hasta el plano $P_4(u, v)$. En este trayecto, el frente de onda se distorsiona al pasar por la lente L_1 , posteriormente llega al plano $P_3(x, y)$ iluminando la escena $s(x, y)$ y sigue la propagación hasta $P_4(u, v)$. Estudiaremos bajo que condiciones se obtiene en $P_4(u, v)$ la transformada de Fourier de la escena.

Partiremos de un frente de onda originado en $P_1(r, s)$, siendo éste una distribución puntual de luz $\delta(r, s)$. Supongamos que $A(x_i, y_i; P_i)$ es la distribución de amplitud compleja en los diferentes planos P_i , de manera que las relaciones de esta función en cada plano con los planos anteriores pueden formularse de la siguiente manera:

- Plano de la fuente puntual $P_1(r,s)$

$$A(r,s;P_1) = \delta(r,s) \quad (3.8)$$

- Propagación del frente de onda desde $P_1(r,s)$ hasta $P_2(\xi, \eta)$

$$A(\xi, \eta; P_1) = C d_1 \iint A(r,s;P_1) \psi(r - \xi, s - \eta; d_1) dr ds \quad (3.9)$$

- Adición de fase en el frente de onda debido a L_1 en $P_2(\xi, \eta)$

$$A'(\xi, \eta; P_2) = A(\xi, \eta; P_2) \psi^*(\xi, \eta; f_1) \quad (3.10)$$

- Propagación entre $P_2(\xi, \eta)$ y $P_3(x,y)$

$$A(x, y; P_3) = C d_2 \iint A'(\xi, \eta; P_2) \psi(\xi - x, \eta - y; d_2) d\xi d\eta \quad (3.11)$$

- modulación del frente de onda en el plano $P_3(x,y)$ donde se representa la escena $s(x,y)$ escena

$$A'(x, y; P_3) = A(x, y; P_3) s(x, y) \quad (3.12)$$

· Propagación del frente entre los planos $P_3(x, y)$ y $P_4(u, v)$

$$A(u, v; P_4) = C d_3 \iint A'(u, v; P_3) \psi(x - u, y - v; d_2) dx dy \quad (3.13)$$

Finalmente, la distribución de amplitud en el plano $P_4(u, v)$ se puede escribir como

$$A(u, v; P_4) = C^3 d_1 d_2 d_3 \iiint \delta(r, s) \psi(r - \xi, s - \eta; d_1) \psi^*(\xi, \eta; f_1) \times \psi(\xi - x, \eta - y; d_2) s(x, y) \psi(x - u, y - v; d_3) dr ds d\xi d\eta dx dy \quad (3.14)$$

En la expresión anterior se aprecia la dependencia de los parámetros físicos del difractor convergente, como son las inversas de las distancias d_i y las inversas de las focales f_i . Si se consideran las propiedades de la función δ y las ya mencionadas de la función ψ , usando la equivalencia siguiente:

$$\iint \psi(x, y; f_1) \exp[-i k f_2 (xu + yv)] dx dy = \frac{C}{f_1} \psi^*(u, v; f_2^2 / f_1) \quad (3.15)$$

se puede simplificar la expresión (3.14) obteniendo

$$A(u, v; P_4) = C \psi(u, v; d_3) \iint \psi(x, y; d_2 + d_3 - \frac{d_2^2}{d_1 - f_1 + d_2}) \times s(x, y) \exp[-i k d_3 (xu + yv)] dx dy \quad (3.16)$$

donde C es una constante.

En la expresión anterior se puede apreciar que en el caso particular en que el término $\psi(x, y; d_2 + d_3 - \frac{d_2^2}{d_1 - f_1 + d_2})$ sea la unidad, entonces $A(u, v; P_4)$ se convierte en la transformada de Fourier de la función $s(x, y)$. La propiedad 7 de la función $\psi(x, y; f)$ nos determina el valor del argumento f , que debe cumplir $f = 0$, de manera que podemos definir como condición necesaria para obtener en $P_4(u, v)$ la transformada de Fourier de $s(x, y)$ la siguiente expresión:

$$d_2 + d_3 - \frac{d_2^2}{d_1 - f_1 + d_2} = 0 \quad (3.17)$$

ecuación que expresada en función de las distancias y focales directas se escribe

$$\frac{1}{F_1} = \frac{1}{D_1} + \frac{1}{D_2 + D_3} \quad (3.18)$$

Esta relación se puede interpretar como la ecuación de correspondencia para un sistema centrado de lentes delgadas y en aproximación paraxial que relaciona las posiciones de los planos objeto e imagen con la focal de la lente. D_1 representa la distancia entre la fuente puntual y la primera lente L_1 y $D_2 + D_3$ es la distancia entre la lente L_1 y el plano imagen de la fuente. La transformada de Fourier de la escena

$s(x,y)$ se forma en el mismo plano que contiene la imagen de la fuente, O' . Bajo esa condición podemos escribir

$$A(u, v; P_4) = C \psi(u, v; d_3) \iint s(x, y) \exp[-i k d_3 (xu + yv)] dx dy = C \psi(u, v; d_3) S\left\{\frac{d_3}{\lambda} u, \frac{d_3}{\lambda} v\right\} \quad (3.19)$$

donde $S\{u, v\}$ es la transformada de Fourier de $s(x,y)$. Podemos apreciar en esta relación cómo la variación del parámetro d_3 permite escalar la transformada de Fourier que aparece en $P_4(u,v)$ siempre que se mantenga constante la suma de distancias D_2+D_3 . Por otro lado también se aprecia el papel que juega la longitud de onda λ del iluminante en el tamaño de la transformada.

3.1.2. Arquitectura optoelectrónica

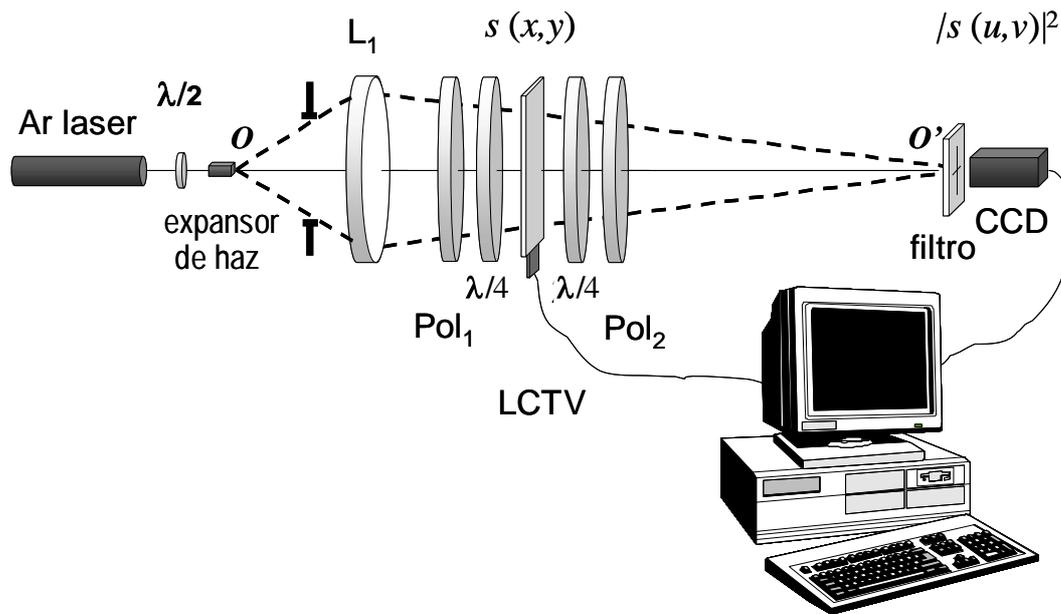


Figura 3.3.- Esquema del sistema opto-electrónico del difractor.

En este apartado se describen los elementos optoelectrónicos más significativos de la arquitectura. El sistema mostrado en la Figura 3.3 es iluminado por la línea $\lambda = 458 \text{ nm}$ de un láser de Argón. A la salida del haz láser se ubica una lámina retardadora de $\lambda/4$, para rotar la polarización del haz láser de forma que quede polarizado paralelo al eje del polarizador Pol_1 . Posterior a la lámina se ubica un expensor de haz junto con un filtro espacial, obteniendo así en O la función $\delta(r,s)$. Seguidamente se ubica la lente convergente L_1 , que hace converger el haz formando la imagen de $\delta(r,s)$ en O' .

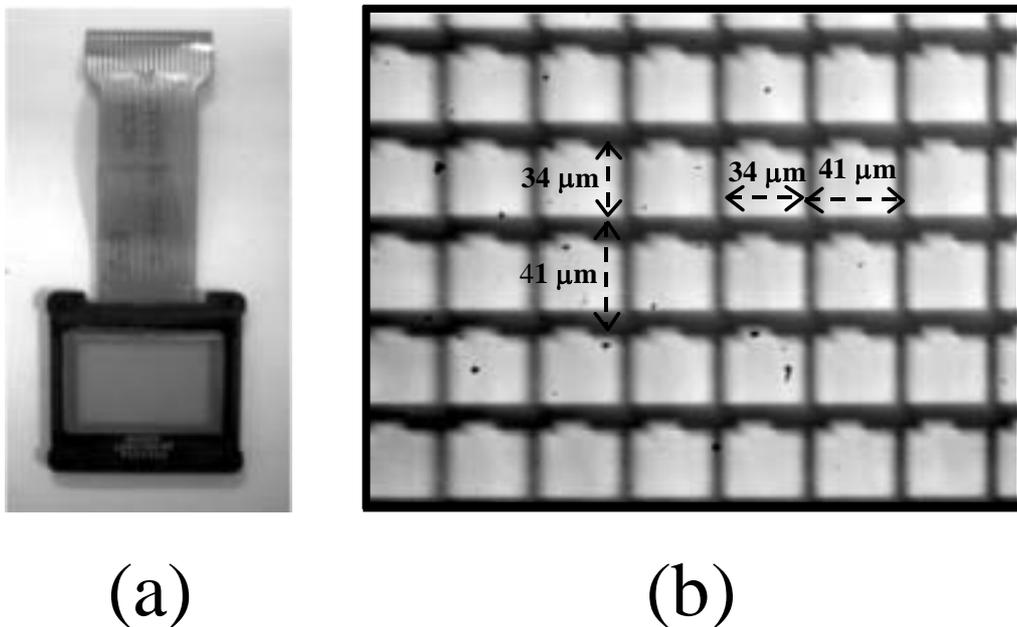


Figura 3.4.- (a) Pantalla de cristal líquido utilizada y (b) los píxeles de la misma.

Ese mismo haz atraviesa una pantalla de cristal líquido de tipo LCTV (Modelo Sony LCX012BL) extraída de un videoprojector Sony VPL-V500, mostrada en la Figura 3.4.a. La resolución de la pantalla es VGA (640x480 píxeles) con un espaciado entre píxeles de $41 \mu\text{m}$ y una ventana cuadrada de $34 \mu\text{m}$, tal y como muestra la Figura 3.4.b.

En trabajos recientes [Nicolás 2002] se demuestra que usando luz polarizada elíptica es posible optimizar la modulación en los dispositivos LCTV, obteniendo curvas de modulación sólo de amplitud o sólo de fase. Los polarizadores Pol_1 , Pol_2 y las láminas retardadoras de $\lambda/4$ se orientan de tal forma que generen una luz polarizada elíptica para que la pantalla trabaje en configuración de amplitud. La figura 3.5 muestra la curva experimental de transmitancia compleja de la pantalla para la configuración de amplitud utilizada.

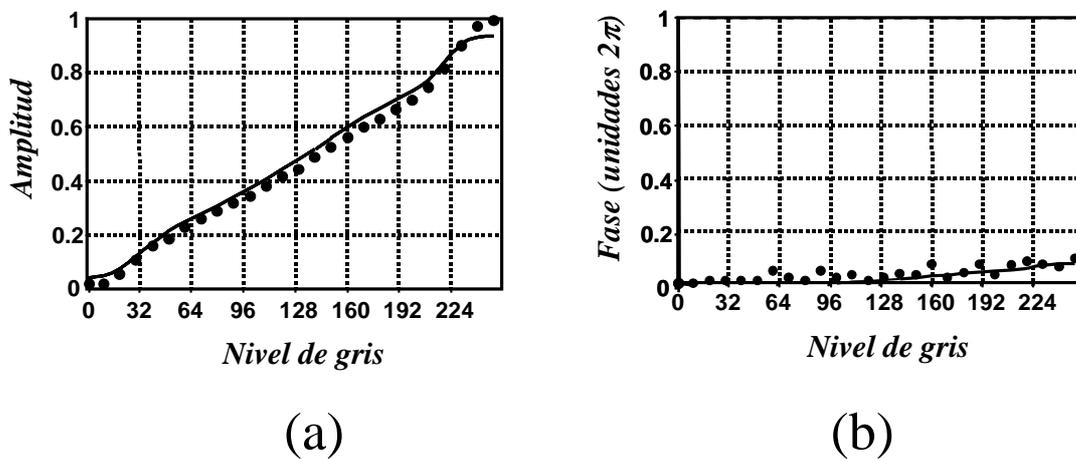


Figura 3.5.- Curvas experimentales de transmitancia de la pantalla LCTV utilizada en configuración de alplitud: (a) modulación de amplitud y (b) modulación de fase.

Para calibrar la modulación en amplitud de la pantalla LCTV se sitúa un radiómetro centrado en O' y se van enviando sucesivamente los diferentes niveles de gris (de 0 a 255) a la pantalla midiendo la intensidad que tiene el orden cero para cada nivel de gris. Dado que las imágenes enviadas en la panatalla tienen un nivel de gris constante, prácticamente toda la energía del orden de difracción central está contenida en O' , pues recordemos que la transformada de Fourier de una constante es una delta centrada en el origen. La amplitud del orden cero es proporcional a la transmisión del modulador

Para la calibración de la modulación de fase se utiliza el método descrito por Zhang [Zahang 1994], basado en enviar sucesivas redes al modulador con dos niveles de gris distintos e ir midiendo las intensidades relativas entre el orden cero y el primer orden de difracción. A partir de las intensidades relativas entre estos dos órdenes es posible calcular la diferencia de fase entre los dos niveles de gris representados en la escena.

Como se puede apreciar, la configuración utilizada en la pantalla LCTV introduce una modulación de fase muy baja, inferior a los 0.1 rad, mientras que la modulación de amplitud para esta configuración es prácticamente lineal con el nivel de gris enviado a la pantalla. Con el fin de corregir las pequeñas no linealidades que presenta la curva de la transmitancia de la pantalla LCTV respecto a la amplitud se ha aplicado una tabla de ajuste (LUT) a las imágenes antes de ser enviadas a la pantalla del modulador. Los valores de la LUT se han calculado ajustando por mínimos cuadrados con un polinomio de grado siete la curva de calibración obtenida experimentalmente.

En el plano P_4 , justo donde se forma la transformada de Fourier $S(u,v)$ de la escena ese plano, centrado en O' se sitúa un filtro pasa banda $H(u,v)$ que obtura el orden central junto con las frecuencias más bajas. De no ser así la intensidad de ese orden saturaría la cámara CCD y no permitiría apreciar adecuadamente el resto de frecuencias. Por otro lado, la única información que contiene ese orden es el valor medio de la intensidad de la escena $f(x,y)$, parámetro fácilmente calculable en el dominio real. Inmediatamente detrás del filtro $H(u,v)$ se sitúa una cámara CCD que capta el espectro de potencia $|P_4(u,v) \times H(u,v)|^2$. La señal de vídeo es digitalizada mediante una tarjeta digitalizadora MATROX-Corona y analizada por un computador.

Dado que es un mismo computador el que controla tanto la pantalla LCTV, como la cámara CCD, se puede automatizar todo el proceso de forma que funcione en tiempo real.

3.2. Aplicación a la clasificación de texturas

Como ya se vio en el capítulo 2, una forma de clasificar las texturas se basa en el análisis de su espectro de potencias. Cuanto más similares sean dos texturas, más similares serán sus espectros de potencia. En este apartado implementamos una aplicación de clasificación de texturas análoga a la desarrollada en el capítulo anterior, salvo que en esta ocasión la Transformada de Fourier, en lugar de ser calculada numéricamente, se realiza ópticamente mediante el difractor convergente.

Para desarrollar la aplicación de clasificación se ésta se ha desglosado en tres tareas básicas. En primer lugar se procede a la extracción de características de cada una de las distintas clases de texturas que conforman el banco de imágenes mediante una fase de entrenamiento. Una vez obtenidas las características representativas de cada clase, se procede a iniciar la fase de clasificación. En esta fase se presenta una imagen del banco de texturas y se extraen sus características. Sus características son comparadas con las características representativas de cada clase. Finalmente, la imagen es clasificada en aquella clase cuyas características sean más semejantes a las suyas.

La arquitectura del difractor permite extraer las características globales $C_i(u,v)$ de una imagen determinada $s_i(x,y)$ directamente sobre el dominio de frecuencias. Para obtener las características de la imagen $s_i(x,y)$, previamente se carga en la pantalla de LCTV una imagen $I_i^0(x,y)$ con un nivel de gris constante de las mismas dimensiones de la escena $s_i(x,y)$. La cámara CCD capta el espectro de potencias $P_i^0(u,v)$ de esa imagen. Inmediatamente se cambia la imagen $I_i^0(x,y)$ por la escena $s_i(x,y)$ en la pantalla y se capta su espectro de potencias $P_i(u,v)$. El espectro de potencias $P_i^0(u,v)$ de una imagen constante se capta para restarlo del espectro $P_i(u,v)$, obteniendo de ese modo el vector de características globales $C_i(u,v)$ de la imagen i , tal como muestra la siguiente ecuación

$$C_i(u, v) = P_i(u, v) - P_i^0(u, v). \quad (3.20)$$

Al restar los espectros de potencia se consigue evitar la influencia que pueda tener la presencia de luz difractada por la estructura de la pantalla LCTV y otras superficies ópticas sobre el espectro de potencia de la escena $P_i(u, v)$. Para obtener los vectores de características $C^t(u, v)$ representativos de cada una de las clases de texturas t , se extrajeron aleatoriamente un conjunto de 20 realizaciones ($i = 1, \dots, 20$) de 80×80 píxeles de cada clase y se promediaron los vectores característicos de cada realización tal y como se hiciera en el Capítulo 2. Este proceso se repitió para todas las clases del Banco, obteniendo las características representativas de cada clase t de textura ($t = 1, \dots, M$).

Para calcular el espectro de potencia característico representativo de una determinada clase de textura se promediaron el conjunto de 20 espectros de potencia obtenidos al seleccionar aleatoriamente 20 realizaciones distintas de esa clase. las clases de textura. La Figura 3.6. muestra el conjunto de vectores característicos resultantes de la fase de la extracción de características del Banco de Texturas I (Figura 3.6a) y II (Figura 3.6b). Como se puede apreciar en la figura, para una misma clase de textura, ambos resultados son muy similares, lo que permite afirmar la reproductibilidad del proceso experimental, dado que dichos datos fueron adquiridos en diferentes procesos. Si se comparan los vectores característicos obtenidos con los obtenidos en la simulación numérica (Figura 2.16) se puede observar que ambos resultados son muy similares.

En todas las imágenes de los espectros de potencia, mostrados en la Figura 3.6 se puede apreciar el bloqueo de las frecuencias mas bajas, producido por el filtro situado delante de la cámara CCD para evitar su saturación.

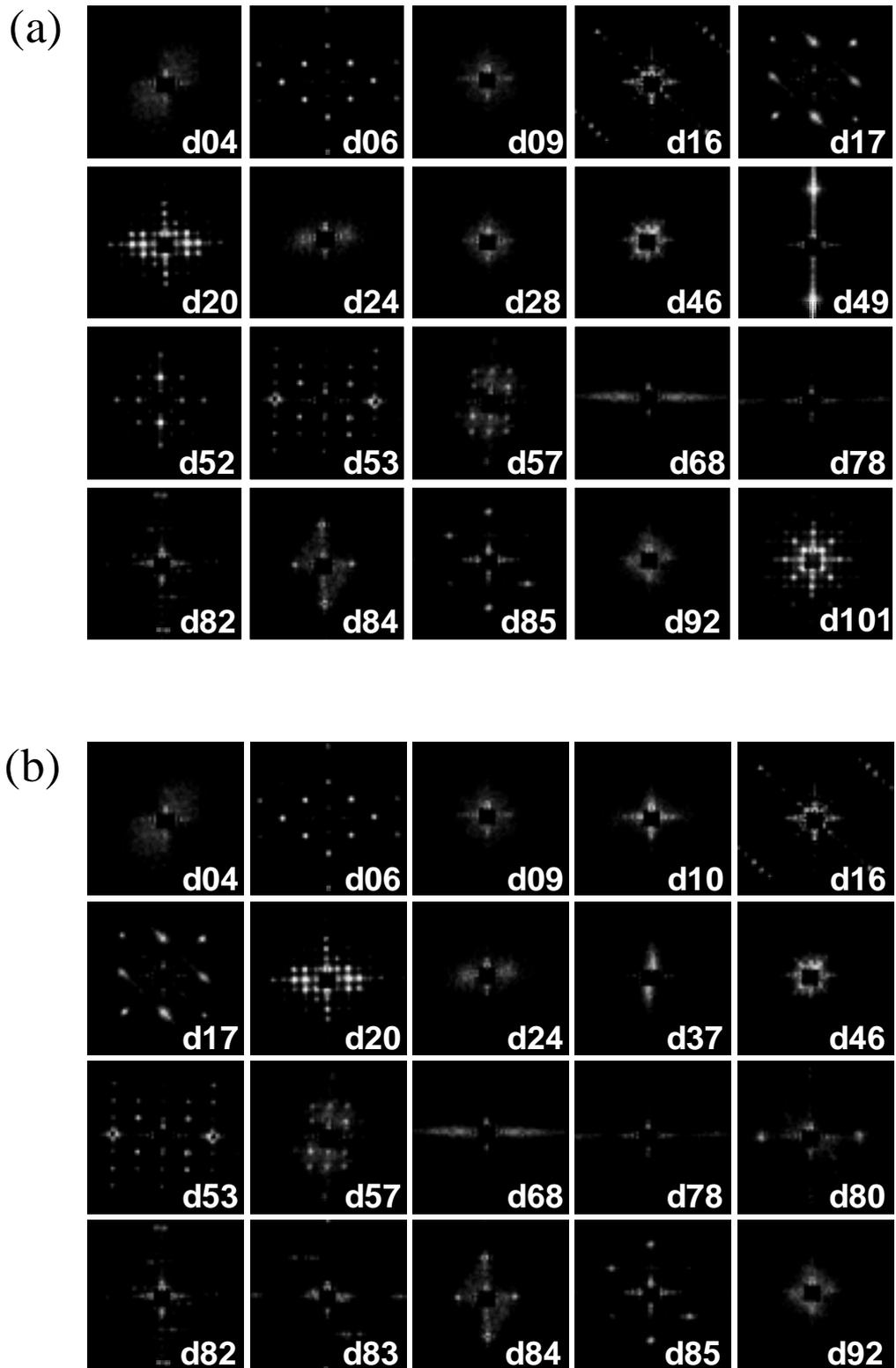


Figura 3.6.- Espectros de potencia característicos de cada una de las distintas clases de texturas (a) del Banco I y (b) del Banco II, obtenidos al promediar 20 realizaciones de cada clase.

Finalizada la fase de extracción de características, se procedió a la fase de clasificación. En cada uno de los procesos de clasificación se utilizaron un total de 400 realizaciones, 20 realizaciones por clase. Para clasificar una imagen $s_i(x,y)$ determinada se extrajo su vector de características $C_i(u,v)$ siguiendo el mismo procedimiento que en la fase de entrenamiento. Una vez obtenidas las características de la imagen se procedió a su clasificación, utilizando para ello la distancia basada en el producto escalar definida por la expresión (2.23) en el apartado 2.1.2. del capítulo 2.

Banco I (80 x 80)		Banco II (80 x 80)	
d04	100	d04	100
d06	100	d06	100
d09	85	d09	85
d10	100	d16	100
d16	100	d17	100
d17	100	d20	100
d20	100	d24	100
d24	100	d28	75
d37	100	d46	100
d46	100	d49	100
d53	100	d52	100
d57	100	d53	100
d68	100	d57	100
d78	100	d68	100
d80	100	d78	100
d82	100	d82	100
d83	100	d84	100
d84	100	d85	100
d85	100	d92	85
d92	95	d101	100
total	99	total	97,25

Tabla 3.2.- Resultados obtenidos en el proceso de clasificación realizado

La tabla 3.2 muestra los resultados obtenidos en el proceso de clasificación. Como se puede observar en la tabla, la gran mayoría de realizaciones fueron clasificadas correctamente. Todos los errores de clasificación se produjeron en las clases d09, d28 y d92, y fueron confusiones entre esas mismas clases. Hay que destacar que, como se puede apreciar en la figura 3.5, las características de estas tres clases son muy parecidas y además poseen un grado estructural muy bajo.

Los resultados obtenidos muestran que los métodos de caracterización de texturas basados en el análisis de Fourier poseen un mejor desempeño en texturas estructurales que en texturas estocásticas, dado que son en las clases de texturas menos estructurales en las que se presentan más cantidad de errores en el proceso de clasificación. A pesar de ello, la cantidad de errores cometidos en los procesos de clasificación fue muy bajo en las texturas estocásticas de forma que incluso para estas texturas el método propuesto se ha mostrado bastante eficaz, pues en la clase en que se obtuvieron los peores resultados, hubieron 3 errores de un total de 20 realizaciones, que significa un 85% de aciertos.

mezclar las imágenes de la primera columna con las respectivas escenas originales, realizando el producto entre ellas (segunda columna), la suma ponderada con coeficientes $\alpha = 0.4$ y $\beta = 0.6$ (tercera columna) y la raíz cuadrada de la suma ponderada (cuarta columna).

Comparando las imágenes de la primera columna con las imágenes del resto de columnas se puede apreciar claramente la ventaja que supone el mezclar la información original sobre la escena seudocoloreada. En ellas se observa como en las imágenes compuestas se logró recuperar gran parte de la información perdida al filtrar la escena.

La Figura 4.16 muestra las imágenes obtenidas mediante los filtros de sectores. Las imágenes se han distribuido siguiendo el mismo orden que en la Figura 2.20 del Capítulo 2. En ellas se aprecia claramente que las frecuencias espaciales están coloreadas según su orientación. De color rojo aparecen las frecuencias horizontales, correspondientes a las líneas verticales, mientras que de color verde aparecen las frecuencias orientadas entre 0° y 60° . Las frecuencias orientadas entre 120° y 150° aparecen de color azul. Las líneas horizontales aparecen de color cian dado que pasan justamente entre la zona del filtro asignada al canal azul y la zona asignada al canal verde.

Las imágenes de la Figura 4.17 se han obtenido utilizando los filtros de anillos, por lo que las frecuencias espaciales aparecen coloreadas según sea su período. De color rojo aparecen las frecuencias más bajas, de período comprendido entre 12 y 24 píxeles, de color verde las medias, de período comprendido entre 6 y 12 píxeles, y de color azul las más altas, de período comprendido entre 3 y 6 píxeles.

Comparando estos resultados con los obtenidos en la simulación, descrita en el apartado 2.3.4. del capítulo 2 (Véanse Figuras 2.20 y 2.21), se puede apreciar como ambos resultados son muy similares, lo que demuestra la capacidad de la arquitectura desarrollada en este capítulo para realizar la aplicación de seudocoloración en tiempo real.

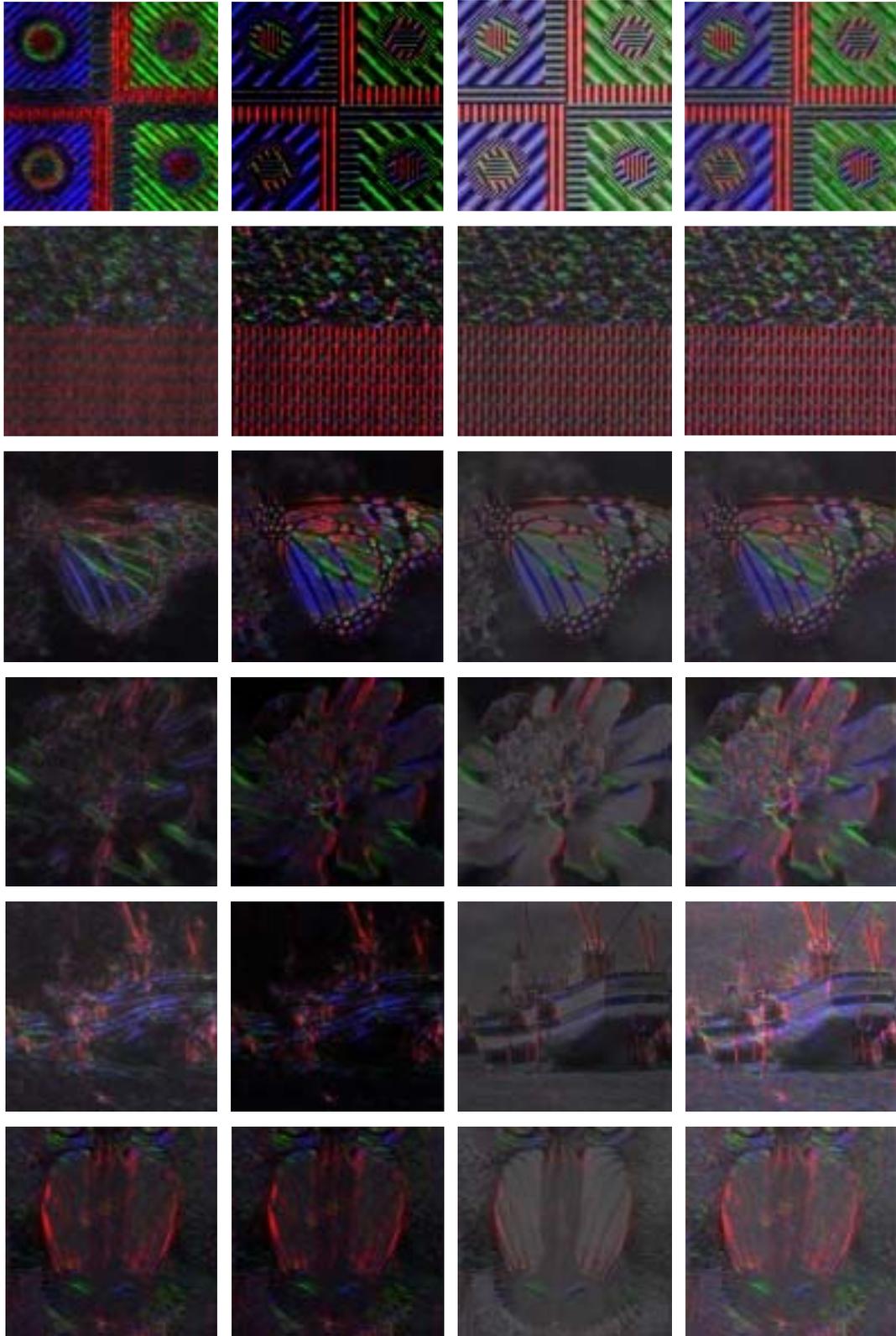


Figura 4.16.- Escenas pseudo-coloreadas con los filtros de sectores.

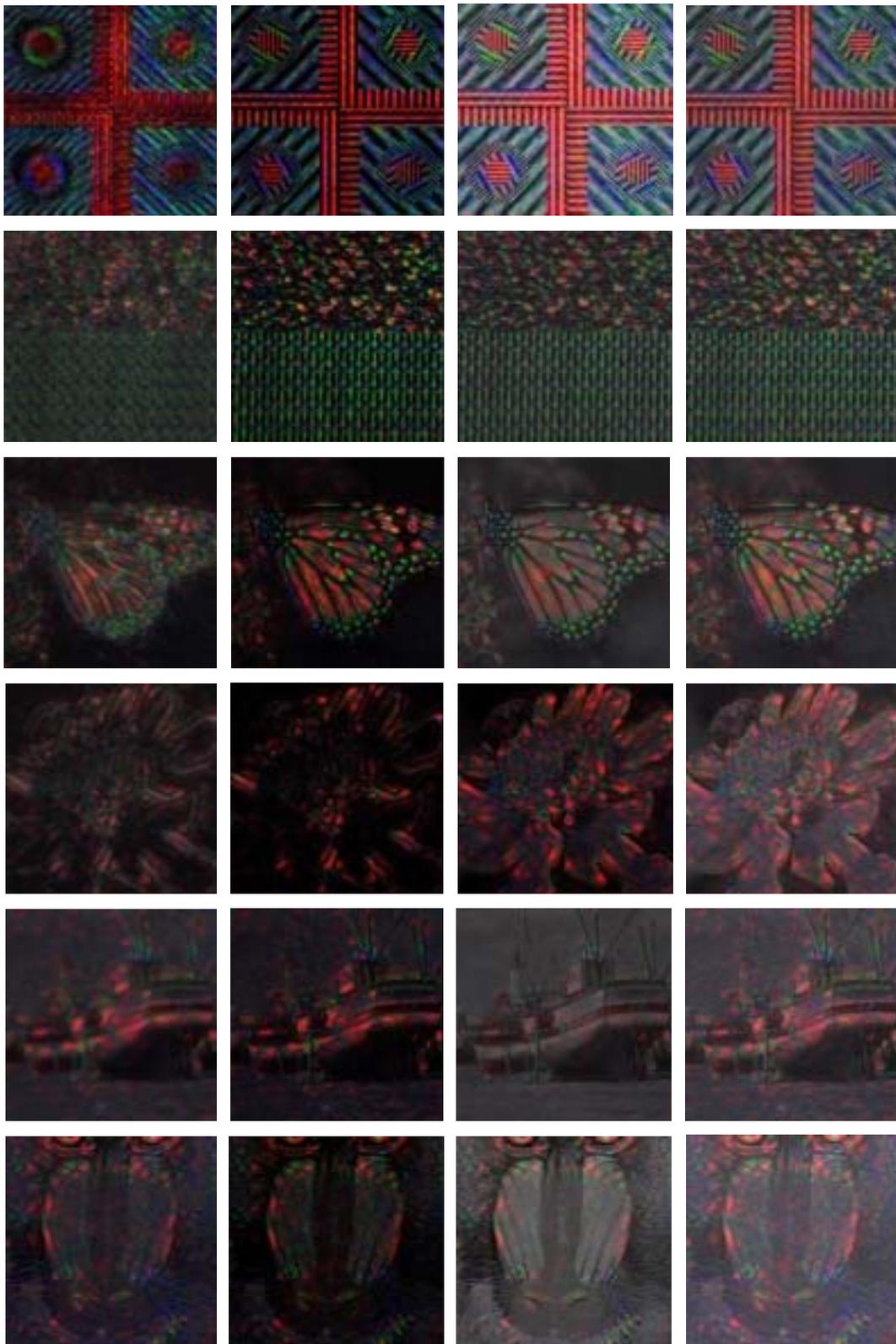


Figura 4.17.- Escenas pseudo-coloreadas con los filtros de anillos.

fueron digitalizadas mediante una tarjeta digitalizadora y posteriormente fueron mezcladas según el método propuesto en el apartado 2.1.4 del capítulo 2, operación que pudo ser realizada dentro del proceso en tiempo real.

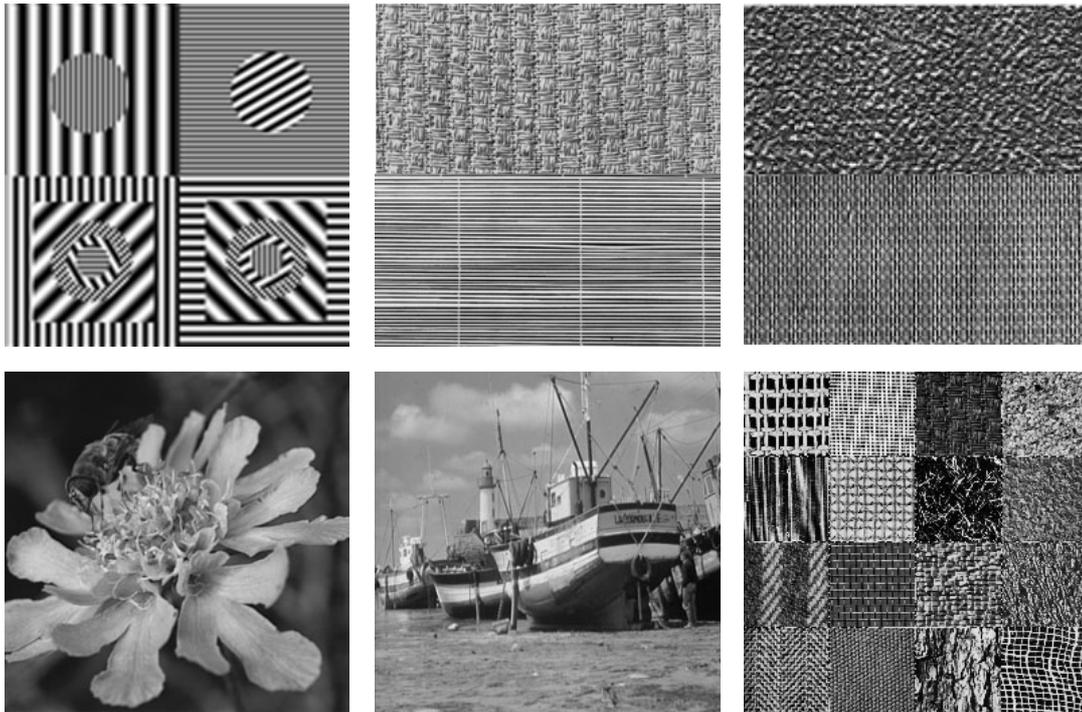


Figura 5.22.- Escenas propuestas para seudocolorear.

La Figura 5.22 muestra las escenas propuestas para seudo-colorear. Éstas son similares a las propuestas en el capítulo 2 y 4.

La Figuras 5.23 y 5.24 muestran los resultados obtenidos al procesar cada una de las imágenes de la Figura 5.22. Las imágenes de la Figura 5.23 fueron obtenidas mediante los filtros de sectores. En ellas se aprecia claramente como las frecuencias espaciales están coloreadas según su orientación. De color rojo aparecen las frecuencias horizontales, correspondientes a las líneas verticales, mientras que de color verde aparecen las frecuencias orientadas entre 0° y 60° . Las frecuencias orientadas entre 120° y 150° aparecen de color azul.

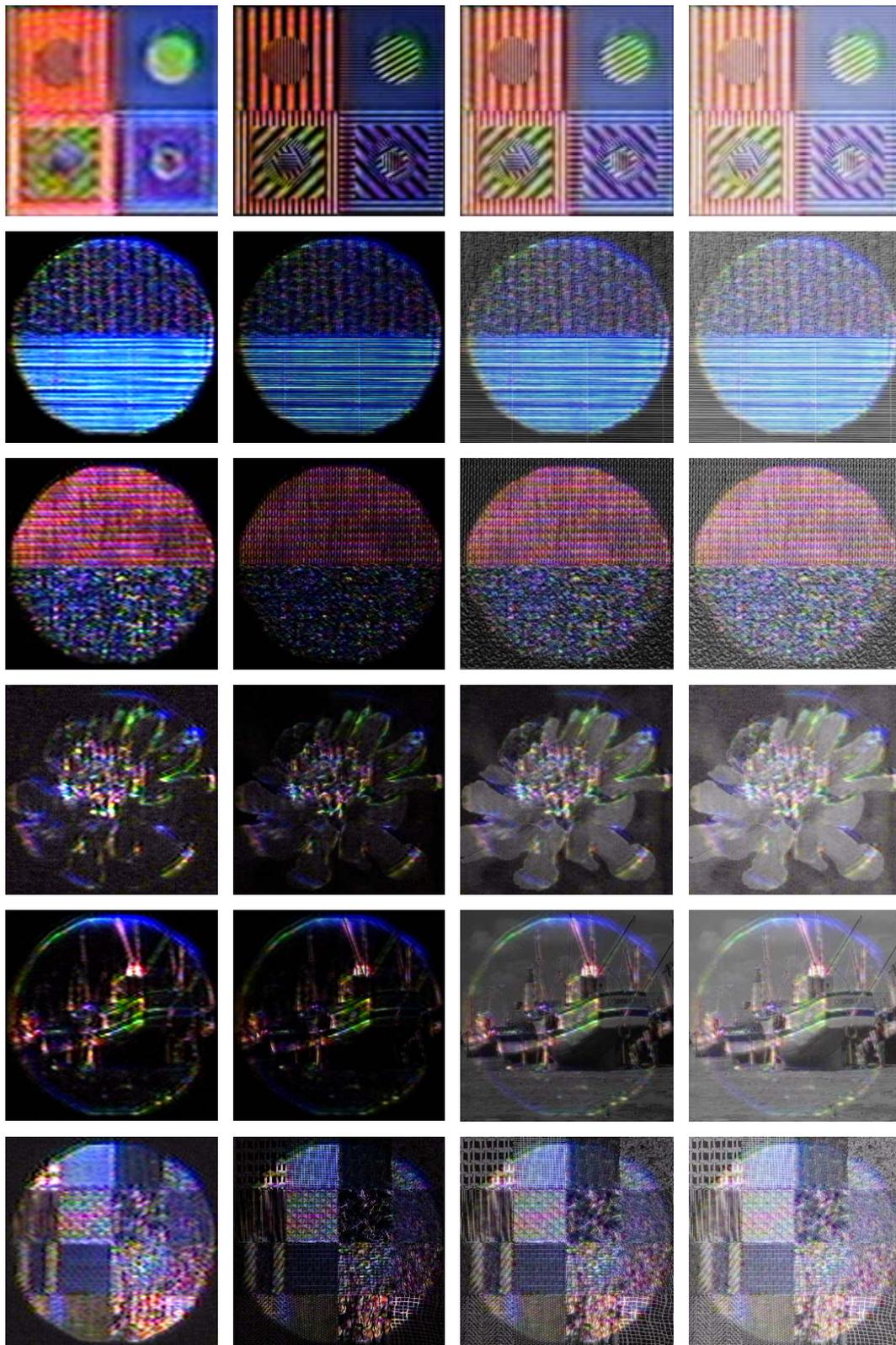


Figura 5.23.- Escenas seudocoloreadas utilizado el filtro de sectores.

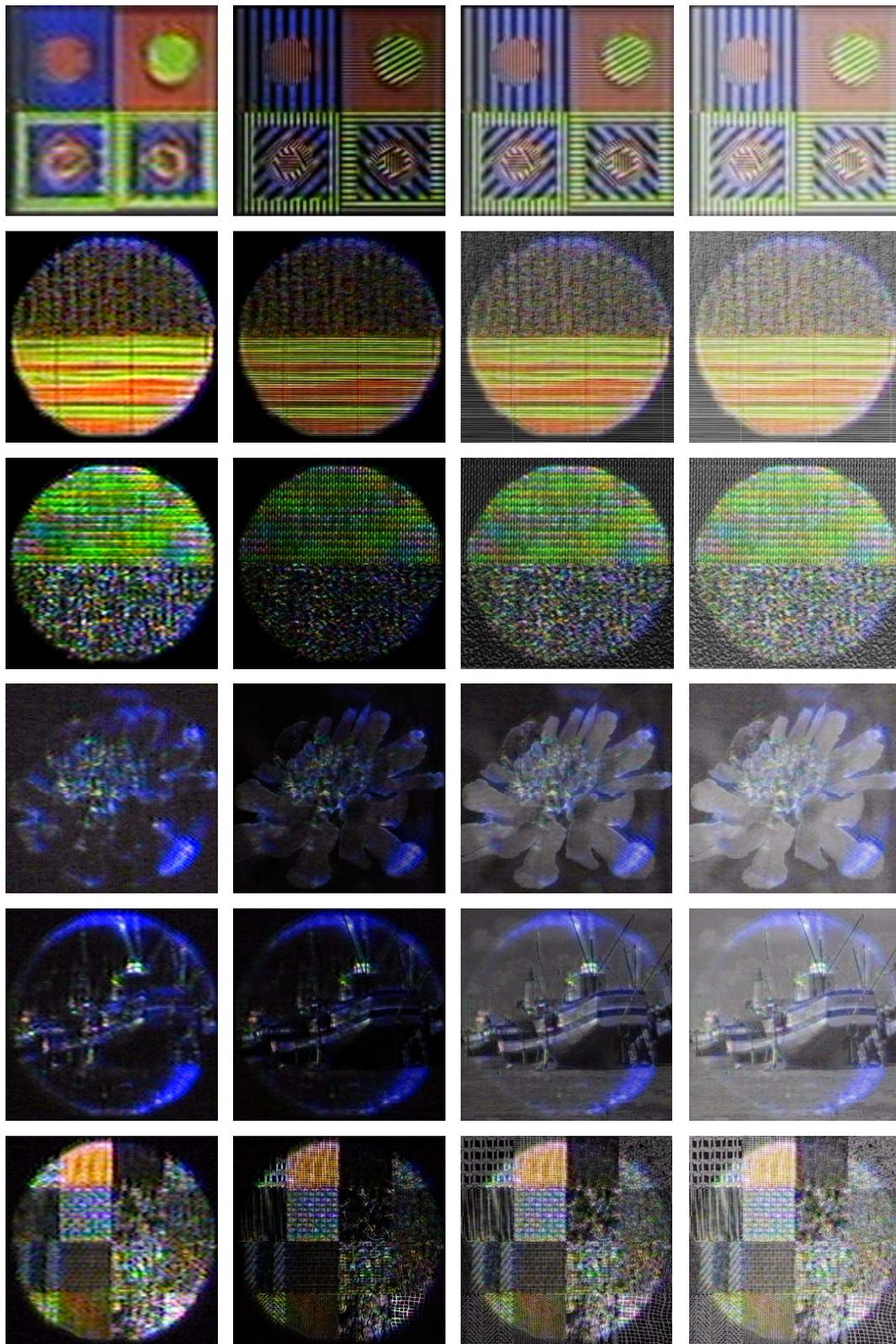


Figura 5.24.- Escenas seudocoloreada utilizando el filtro de anillos.

Las líneas horizontales aparecen de color cian dado que pasan justamente entre el filtro asignado al canal azul y el asignado al canal verde. Las imágenes de la Figura 5.24 fueron obtenidas utilizando los filtros de anillos, por lo que las frecuencias espaciales aparecen coloreadas según sea su período. De color rojo aparecen las frecuencias más altas, de período comprendido entre 3 y 6 píxeles, de color verde las medias, de período comprendido entre 6 y 12 píxeles, y de color azul las más altas, de período comprendido entre 3 y 12 y 24 píxeles.

Las imágenes situadas en la primera columna de la figura corresponde a las imágenes seudo-coloreadas obtenidas mediante el proceso de filtrado, mientras que las otras tres columnas corresponden al resultado de mezclar las imágenes de la primera columna con las escenas originales respectivas, realizando el producto entre ellas (segunda columna), la suma ponderada con coeficientes $\alpha = 0.4$ y $\beta = 0.6$ (tercera columna) y la raíz cuadrada de la suma ponderada (cuarta columna). Al igual que sucediera con las imágenes seudocoloreadas del capítulo 4, la pérdida de información que presentan las imágenes debido al proceso de filtrado es recuperada al componer la imagen filtrada con la escena original.

Capítulo 6

Conclusiones

En esta Tesis se ha estudiado la adaptación de tres procesadores ópticos, ampliamente utilizados en el área para aplicarlos a tareas de caracterización, clasificación, segmentación y seudocoloración de texturas. Gracias a la velocidad de procesamiento de las arquitecturas propuestas dichas aplicaciones han podido implementarse para que operen en tiempo real.

El primer procesador óptico adaptado fué un difractor convergente, arquitectura basada en la del correlador de transformadas conjuntas (JTC). El procesador óptico construido permitió obtener ópticamente el espectro de potencia de las imágenes de texturas utilizadas para los procesos de caracterización y clasificación. Con el fin de poder cambiar dinámicamente las imágenes en el procesador se utilizó un modulador de luz, configurado en amplitud, para su representación. Los espectros de potencias, captados mediante una cámara CCD, fueron digitalizados para realizar su análisis y procesamiento en el ordenador.

La principal modificación realizada en esa arquitectura, respecto a un difractor convencional, para adaptarla a tareas de caracterización y clasificación de texturas, consistió en situar un filtro pasa-altos delante de la cámara CCD con la

finalidad de bloquear el orden central y las frecuencias más bajas del espectro de potencia. De ese modo se logró evitar la saturación de la cámara CCD, aumentando las diferencias entre los distintos espectros de potencia. Esa adaptación nos permitió utilizar el procesador óptico para desarrollar una aplicación de clasificación de texturas en tiempo real. Las características consideradas para realizar la clasificación fueron directamente las imágenes de los espectros de potencia captados por la CCD.

Los otros dos procesadores utilizados consisten en distintas adaptaciones del correlador convergente. A diferencia del difractor convergente, este tipo de procesadores permiten conservar la localización en el dominio espacial de la información procesada, lo que permitió desarrollar además de aplicaciones de caracterización y clasificación de texturas, aplicaciones de pseudocoloración y segmentación. La utilización de moduladores espaciales de luz para representar tanto la escena como los filtros permitieron cambiar ambas imágenes de forma dinámica. Con el fin de poder realizar las aplicaciones de procesamiento de texturas propuestas en tiempo real fue necesario modificar la arquitectura del correlador para que permitiera procesar más de un canal de forma paralela. Producto de esa necesidad se desarrollaron dos métodos que permiten convertir un correlador óptico en multicanal.

El primer método propuesto utiliza luz monocromática y se basa en aprovechar el paralelismo inherente de la luz para multiplexar espacialmente varios canales de frecuencia en un único filtro de fase. Cada canal de frecuencia es codificado utilizando una fase lineal distinta. La luz, al atravesar el filtro, es desviada en distintas direcciones, obteniendo en el plano de correlación los distintos canales demultiplexados espacialmente. Es importante destacar que el único requisito exigido para implementar el método propuesto en un correlador monocanal es que la pantalla utilizada para representar los filtros pueda ser configurada en modulación de fase.

El segundo método propuesto consiste en multiplexar los canales utilizando tres longitudes de onda distintas. Para ello, el sistema óptico es iluminado con una fuente de luz blanca. La adaptación del filtro se realiza adosando una diapositiva en

color al modulador del plano de Fourier. En el modulador del filtro, configurado en amplitud, se representan simultáneamente un conjunto de tres canales de frecuencia. La luz al atravesar el filtro es modulada en amplitud por el modulador y en longitud de onda por la diapositiva en color. Finalmente, una cámara CCD en color situada en el plano de correlación es el dispositivo encargado de realizar la demultiplexión de los tres canales a la vez que capta las imágenes del plano de correlación, correspondientes a los canales R, G y B de las salidas de la cámara.

Mediante la utilización de luz polarizada elípticamente se consiguieron obtener en los moduladores una configuración de sólo amplitud y otra de sólo fase, configuraciones que fueron utilizadas en los procesadores para representar las escenas y los filtros. Con el propósito caracterizar la respuesta de los moduladores y de compensar las no linealidades introducidas por éstos dispositivos, se calibró la respuesta de cada configuración. A partir de ellas fueron calculadas las correspondientes “look up tables”, tablas que fueron aplicadas a las escenas y los filtros antes de ser representados.

Las conclusiones más relevantes derivadas del desarrollo de los procesadores ópticos son las siguientes:

- Los métodos propuestos para adaptar los correladores ópticos han mostrado ser muy eficaces consiguiendo incrementar la velocidad de procesado hasta ocho veces utilizando filtros de fase y tres veces al utilizar luz blanca.
- Si bien la técnica de multiplexado espacial propuesta en el Capítulo 4 fue desarrollada para poder codificar cualquier tipo de filtros de amplitud, la cantidad de canales que se pueden obtener en paralelo en caso de utilizar filtros binarios es notoriamente mayor que si se utilizan otro tipo de filtros.
- La técnica propuesta de multiplexado de canales de frecuencia en un filtro de fase requiere utilizar una orientación de fase lineal distinta en cada canal si

las funciones a codificar no son binarias. De lo contrario habrá interferencias entre las señales procedentes de los distintos canales del sistema.

- En la adaptación del correlador de luz blanca, el proceso de fabricación y calibración “in situ” de la diapositiva en color permitió encontrar los colores que, situados en el filtro, optimizan la separación y equilibran la intensidad entre los distintos canales del sistema.

En las aplicaciones de procesado de texturas desarrolladas fueron utilizados tres bancos de filtros distintos. El Banco de Filtros de Gabor propuesto por Navarro [Navarro 1991] y el Banco de filtros de sectores anulares, propuesto en este trabajo, se utilizaron para los procesos de caracterización y clasificación de texturas, mientras que el Banco de filtros de sectores y anillos se utilizó en los procesos deseudocoloración. Además, el Banco de Filtros de Gabor fue el banco de filtros utilizado para llevar a cabo los procesos de segmentación .

Las conclusiones más relevantes derivadas de las aplicaciones de texturas desarrolladas son las siguientes:

- El Banco de Filtros de sectores anulares propuesto demostró ser muy eficiente en tareas de caracterización y clasificación de texturas. De hecho los resultados obtenidos son muy similares a los obtenidos al utilizar el Banco de Filtros de Gabor, y a los obtenidos al utilizar todo el espectro de potencia.
- El método propuesto de combinar la información de las imágenesseudocoloradas en frecuencias con sus respectivos originales, ha permitido obtener imágenesseudocoloradas donde se identifican a simple vista claramente los diversos detalles presentes en las imágenesseudocolorados en frecuencias.

- La solución adoptada de escalar los filtros para compensar la dependencia que presenta la transformada de Fourier óptica con la longitud de onda, evitó recurrir a la utilización de procesadores acromáticos, diseños bastante más complejos y que requerirían realizar considerables modificaciones en la arquitectura del correlador convergente clásico.
- La aplicación de clasificación de texturas pudo ser implementada exitosamente en los tres procesadores ópticos adaptados, obteniendo resultados muy similares a los obtenidos en el proceso de clasificación digital. En promedio la cantidad de realizaciones bien clasificadas supero el 98%, oscilando entre un 92% y un 100% en los distintos procesos.
- Tanto la aplicación de segmentación de texturas como la aplicación de pseudocoloración de frecuencias espaciales fueron implementadas con éxito en los dos correladores convergentes adaptados. En la aplicación de segmentación, los resultados obtenidos fueron bastante buenos, mostrando, eso sí, una pequeña disminución de la precisión en la localización de los bordes entre clases respecto a los resultados obtenidos digitalmente, diferencias que atribuimos al ruido intrínseco que poseen todos los procesadores ópticos. Los resultados obtenidos con los procesadores ópticos en la aplicación de pseudocoloración de texturas fueron muy satisfactorios y similares a los obtenidos digitalmente.
- Finalmente, considerando los resultados obtenidos en las distintas aplicaciones desarrolladas muestran la utilidad de las arquitecturas ópticas desarrolladas para implementar ópticamente métodos numéricos de procesamiento de texturas.

Referencias Bibliográficas

- [Abbe 1873] E. Abbe, *Archiv. Mikroskopische Anat.* 9, 413 (1873)
- [Akansu 1992] A. N. Akansu, R. A. Haddad. *Multiresolution signal decomposition*. Academic, Boston (1992)
- [Armitage 1965] J.D. Armitage, A.W. Lohmann, D.P. Paris. *Superresolution image forming systems for objects with restricted lambda dependence*. *J. Appl. Phys.* 4, 273-275 (1965)
- [Badiqué 1987] E. Badiqué, Y. Ohyama, N. Oyama, J. Tsujiuchi, T. Honda, *Color image correlation*. *Opt. Com.* 61, 181-186 (1987)
- [Badiqué 1988] E. Badiqué, N. Oyama, T. Honda, J. Tsujiuchi, *Color image correlation for spatial/spectral recognition and increased selectivity*. *Opt. Com.* 68, 91-96 (1988)
- [Barbé 1999] J. Barbé, J. Campos. *Image segmentation with a white light optical correlator*. *Proc. SPIE.* vol 3749, 775-776 (1999)

- [Barbé 2001] J. Barbé, J. Campos, C. Iemmi, J. Nicolas. *A parallel multichannel optical correlator for frequency sub-band decomposition*. Proc. SPIE. vol 4419, 612-615 (2001)
- [Barbé 2002] J. Barbé, J. Campos, C. Iemmi, *Real time texture classification with convergent diffractometer*. Proc. SPIE. vol 4829, 249-250 (2002)
- [Barbé 2003] J. Barbé, J. Campos, C. Iemmi, J. Nicolas. 2003. *Texture classification with an optical multichannel correlator*. Opt. Eng (aceptado)
- [Berriel 1983] L. R. Berriel, J. Bescos, A. Santisteban. *Image restoration for a defocused optical system*. Appl. Opt. 22, 2772-2780 (1983)
- [Bescós 1978] J. Bescós, T. C. Strand. *Optical pseudocolor encoding of spatial frequency information*. Appl. Opt. 17 2524-2531 (1978)
- [Bosch 1992] S. Bosch, S. Vallmitjana, I. Juvells, J.R.F. Moneo, *Scale-tunable diffractometer for spatial light modulators. A desing procedure*, Proc. SPIE 1780, 592-601 (1992)
- [Blostein 1989] D. Blostein, N. Ahuja, *Shape from Texture: integrating texture-element extraction and surface estimation*. IEEE Transactions on PAMI 11, 1233-1251 (1989)
- [Brodatz 1966] P. Brodatz, *Textures: A Photographic album for artists and designers*, New York, Dover Publications (1966)
- [Bueno 1994] M.C. Bueno, *Análisis de fourier aplicado a la caracterización de tejidostextiles*. Seminario de Título, EOOT, Universitat Politècnica de Catalunya, Terrassa (1994)

- [Burt 1983] O. J. Burt, E. H. Adelson. *The Laplacian pyramid as a compact image code*. IEEE Trans. on Comm. 31, 532-540 (1983)
- [Busarrow 2000] P.L. Busarrow, A. Mahalanobis, *Utilitation of an optical correlator for automatic target recognition against ballistic missile defense targets*, Proc. SPIE 4043, 140-148 (2000)
- [Clark 1987] M. Clark, A.C. Bovik, *Texture segmentation using gabor modulation/demodulation*. Patt. Rec. Lett. 6, 261-267 (1987)
- [Campos 2000] J. Campos, A. Marquez, M. J. Yzuel, J. Davis, D. M. Cottrell, I. Moreno. *Fully complex synthetic discriminant functions written onto phase-only modulators*. Appl. Opt. 39, 5965-5970 (2000)
- [Casasent 1986] D.P. Casasent, S. Xia, J. Song, A.J. Lee, *Diffraction pattern sampling using a computer-generated hologram*. Appl. Opt.. 25, 983-989 (1986)
- [Casasent 1994] D. Casasent. *General-purpose optical pattern recognition image processors*. Proc. IEEE 82, 1724-1734 (1994)
- [Case 1979] S. Case. *Pattern recognition with wavelenght-multiplexed filters*. Appl. Opt. 18, 1890-1894 (1979)
- [Chao 2002] T.S.Chao, H. Zhou, G.F. Reyes, *Spacecraft navigation using a grayscale optical correlator*, Poc. SPIE 4734, 108-113 (2002)
- [Chui 1992] C. Chui. *An introduction to wavelets*. Academic Press, Inc. (1992)

- [Ciamberlini 1996] C. Ciamberlini, F. Francini, G. Longobardi, P. Sansón, B. Tiribilli, *Defect detection in textured materials by optical filtering with structured detectors and self-adaptable masks*. Opt. Eng. 35, 838-844 (1996)
- [Coëtmellec 2002] S. Coëtmellec, D. Lebrun, C. Özkul, *Characterization of diffraction patterns directly from in-line holograms with the fractional Fourier transform*. Appl. Opt. 41, 312-319 (2002)
- [Coggins 1985] J.M. Coggins, A.K. Jain, *A spatial filtering approach to texture analysis*. Patt. Rec. Lett, 3, 195-203 (1985)
- [Coggins 1982] J.M. Coggins, *A frame work for texture analysis based on spatial filtering*. Tesis Doctoral, Computer Science Department, Michigan State University, Michigan (1982)
- [Coifman 1994] R. Coifman, M. V. Wikerhauser. *Adapted waveform analysis as a tool for modeling, feature extraction, and denoising*. Opt. Eng. 33, 2170-2174 (1994)
- [Corbalán 1996] M. Corbalán, M. S. Millán and M. J Yzuel. *Color image acquisition by charge-coupled device cameras in polichromatic pattern recognition*. Opt. Eng. 35, 754-760 (1993)
- [Corbalán 1997] M. Corbalán. *Métodos de procesado de la información de color para la mejora del reconocimiento de objetos por correlación óptica*. Tesis Doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya, Terrassa (1997)
- [Coy 1996] Z. Zhang, G. Lu, F. T. S. Yu, *Simple method for measuring phase-only modulation of a liquid crystal television*. Opt. Eng. 35, 951 (1996)

- [Dallas 1980] W. J. Dallas. *Computer generated holograms*. Ed. B. R. Frieden. The computer in optical research, chapter 6, 291-366, Spriger-Verlag, Berlin (1980)
- [Daugman 1980] J. G. Daugman. *Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive fields profiles*. Vision Res. 20, 847-856 (1980)
- [Daugman 1985] J.G. Daugman, *Uncertainty relation for resolution in the space, spatial-frequency and oriented optimised by two-dimensional cortical filters*. JOSA A 2, 1169-1169 (1985)
- [Davis 1998] J.A. Davis, I. Moreno, P. Tsai, *Polarization eigenstates for twisted-nematic liquid-crystal*. Appl. Opt. 37, 937-945 (1998)
- [Davis 1999A] J. Davis, P. Tsai, K.G D’Nelly, I. Moreno. *Simple technique for determining the extraordinary axis direction for twisted nematic liquid crystal spatial light modulators*. Opt. Eng. 38, 929-932 (1999)
- [Davis 1999B] J. Davis, D. M. Cottrell, J. Campos, A. Marquez, M. J. Yzuel, I. Moreno. *Encoding amplitude information onto phase-only filters*. Appl. Opt. 38, 5004-5013 (1999)
- [Deutsch 1996] M. Deutsch, J.García, D. Mendlovic, *Multichannel single-output color pattern recognition by use of a joint-transform correlator*. Appl. Opt. 35, 6976-6982 (1996)
- [Dougherty 1994] E. R. Dougherty Editor. *Digital Image Processing Methods*. Cap. (: *Digital image compression*. Marcel Dekker, Inc (1994)
- [Efron 1995] U. Efron. *Spatial Light Modulator Technology: Materials, Device and Applications*. Marcel Dekker, Inc Ed. (1995)

- [Escofet 1998] J. Escofet, R. Navarro, M.S. Millán, J. Pladellorens, *Detection of local defects in textile webs using Gabor filters*. Opt. Eng. 37, 2297-2307 (1998)
- [Escofet 1999] J. Escofet, *Caracterització, reconeixement de patrons i detecció de defectes en textures periòdiques mitjançant anàlisi d'imatges*. Tesis Doctoral, EOOT, Universitat Politècnica de Catalunya, Terrassa (1999)
- [Esteve-Taboada 2001] J. Esteve-Taboada, J. García, C. Ferreira, D. Mendlovic y Z. Zalevsky, *Two-dimensional optical wavelet decomposition with white light illumination by wavelength multiplexing*. Opt. Soc. Am. A 18, 157-163 (2001)
- [Fahnestock 1983] J. D. Fahnestock, R. A. Schowenderdt. *Spatial variant contrast enhancement using local range modifications*. Opt. Eng., 22, 378-381 (1983)
- [Ferreira 1992] C. Ferreira, M. S. Millán, M. J. Yzuel, J. Campos. *Experimental results in color pattern recognition by multichannel matched filtering*. Opt. Eng. 31, 2231-2238 (1992)
- [Freeman 1991] W. T. Freeman, E. H. Adelson. *The design and use of steerable filters*. IEEE Trans on Patt. Anal. and Mach. Intell. PAMI 13, 891-906 (1991)
- [Fu 1982] K.S. Fu, *Syntactic Pattern Recognition and applications*. Prentice-Hall, New Jersey, 1982
- [Gabor 1946] D. Gabor. *Theory of communications*. J. Inst. Elec. Eng. 93, 429-457 (1946)

- [García 1994] J. García, J. Campos, C. Ferreira. *Circular harmonic minimum average correlation energy filters for color pattern recognition*. Appl. Opt. 33, 2180-2187 (1994)
- [Gonzalez 1987] R. Gonzalez, P. Wintz. *Digital Image processing*. Addison-Wesley Publishing Company (1987)
- [Goodman 1996] J.W. Goodman. *Introduction to Fourier Optics*. 2ª edición. Ed Mc. Graw-Hill, Singapore (1996)
- [Grosmann 1984] A. Grosmann, J. Morlet. *Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape*. SIAM J. Math Anal., 15, 723-736 (1984)
- [Hansson 1997] P. Hansson, G. Manneberg, *Fourier optic characterization of paper surfaces*. Opt. Eng. 36, 35-39 (1997)
- [Haralick 1979] R.M. Haralick, *Statistical and structural approaches to texture*. Proceedings of the IEEE 67, 786-804 (1979)
- [Haralick 1992] R.M. Haralick, L.D. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison Wesley (1992)
- [Hao 2002] Y. Hao, W. Liu, S. Lu, Y. Zhang, *Applications of small optical correlator in traffic*, Proc. SPIE, vol 4921, 71-77 (2002)
- [Hoffer 1996] L.M. Hoffer, F. Francini, B. Titibilli, G. Longobardi, *Neural networks for the optical recognition of defects in cloth*. Opt. Eng. 35, 3183-3190 (1996)
- [Horner 1984] J. L. Horner, P.D. Gianino. *Phase-only matched filtering*. Appl. Opt. 23, 812-816 (1984)

- [Hawkins 1969] J.K. Hawkins, *Textural properties for pattern recognition*. Picture Processing and Psychopictorics, Academic Press, New York (1969)
- [Jain 1991] A.K. Jain and F. Farrokhnia, *Unsupervised texture segmentation using gabor filters*. Patt. Rec. 24, 1167-1186 (1991)
- [Javan 1961] A. Javan, W. R. Bennet, D. R. Herriot. *Population inversion and continuous optical maser oscillation in a gas discharge containing a He-Ne mixture*. Phys. Rev. Lett. 6, 106 (1961)
- [Juday 1993] R. Juday. *Optimal realizable filters and the minimum Euclidean distance principle*. Appl. Opt., 32, 5100-5110 (1993)
- [Julesz 1983] B. Julesz, J. Bergen, *Textons: the fundamental elements in preattentive vision and perception of textures*. Bell System Tech. J. 62, 1619-1645 (1983)
- [Juvells 1992] I. Juvells, S. Vallmitjana, S. Bosch, *Analysis of a scalable tunable telephoto lens diffractometer and its use in optical correlation*. J. Mod. Opt. 39, 1107-1115 (1992)
- [Juvells 1994] I. Juvells, S. Vallmitjana, J. Campos, *Implementation of real filters in a joint transform correlator using a positive-only display*. J. Optics 25, 33-44 (1994)
- [Kartachev 1960] A.I. Kartashev. *Optical systems with enhanced resolving power*. Opt. Spectrosc. 9, 204-206 (1960)
- [Khosla 1992] R. Khosla. *From photons to bits*. Phys. Today 45, 42-49 (1992)

- [Kim 1997] S.W. Kim, S.Y. Lee, D.S. Yoon, *Rapid pattern inspection of shadow masks by machine vision integrated with Fourier optics*. Opt. Eng. 36, 3309-3311 (1997)
- [Kirch 1990] Z. Zhang, G. Lu, F. T. S. Yu, *Simple method for measuring phase-only modulation of a liquid crystal television*. Opt. Eng. 35, 951 (1996)
- [Laude 1994] V. Laude and Ph. Réfrégier. *Multicriteria characterization of coding domains with optimal Fourier Spatial Light modulators filters*. Appl. Opt., 33, 4465 (1994)
- [Laws 1980] K.I. Laws, *Textured Image Segmentation*. Ph. D. Thesis, University of Southern California (1980)
- [Lee 1995] G. Lee, D. Kim. S. Hang, S. Kim. *Image encoding scheme in a edge field with the Laplacian operator*. Opt. Eng. 34, 90-101 (1995).
- [Lehar 1984] A. F. Lehar, R. J. Stevens. *Image processing system for enhancement and deblurring of photographs*. Opt. Eng 93, 429-457 (1946)
- [Leith 1962] E. N. Leith, J. Upatnieks. *Recostruction wavefronts and communication theory*. J. Opt. Soc. Am. 52, 1123 (1962)
- [Lindell 1994] S. D. Lindell. *Transfer of optical processing to systems: optical pattern recognition program overview*. Optical Processing and Computing SPIE's Working Group Newsletter, May 1994 issue, 6-7 (1994)
- [Liu 1976] H-K. Liu, K. et al., *A new coherent optical pseudo-color encoder*. Nouv. Rev. Optique 7-5, 285-289 (1976)

- [Liu 1985] H.K. Liu, J.A. Davis, R.A. Lilly, *Optical data processing properties of a liquid-crystal television spatial light modulator*. Opt. Lett. 10, 635-637 (1985)
- [López 1998] O. López. *Correlation enhancement by adapting the filter to in situ measured operating curves of the SLMs*. SPIE 3490, 445-448 (1998).
- [Lu 1990] K. Lu, B. E. A. Saleh, *Theory and desing of the liquid crystal TV as an optical spatial phase modulation*. Opt. Eng. 29, 240-246 (1990)
- [Lukosz 1967] W. Lukosz, *Optical systems with resolving powers exceeding the classical limits II*. JOSA A 57, 470-473 (1967)
- [Maiman 1960a] T.H. Maiman. *Stimulated optical radiation in ruby masers*. Nature 187, 493 (1960)
- [Maiman 1960b] T.H. Maiman. *Optical maser action in ruby*. Brit. Comm. Electron 7, 674 (1960)
- [Malik 1989] J. Malik, P. Perona, *A computational model of texture segmentation*. Proceedings of IEEE Conference on computer Vision and Pattern Recognition, 326-332, (1981)
- [Malik 1990] J. Malik, P. Perona, *Preattentive texture discrimination with early vision mechanism*. JOSA A, 7, 923-932 (1990)
- [Malik 1999] B. Malik, A.K. Datta, *A joint transform correlator for identification of defects in woven textile fabric*. Optics and Optoelectronics. Theory, Devices and Applications, O.P Nihawan, A.K. Gupta, A.K. Musla, K. Singh eds., Naraosa Publishing House, 74-79 (1999)

- [Marcelija 1980] S. Marcelija. *Mathematical decomposition of the responses of simple cortical cell*. J. Opt. Soc. Am. 70, 1297-1300 (1980)
- [Marom 1995] E. Marom, H. Inber. *New interpretations of Wiener filters for image recognition*. J. Opt. Soc. Am. 70, 1297-1300 (1980)
- [Marquez 2000] A. Marquez, J. Campos, M.J. Yzuel, I. Moreno, J. Davis, C. Iemmi, A. Moreno, A. Robert, *Characterization of edge effects in twisted nematic liquid crystal displays*. Opt. Eng. 39, 3301-3307 (2000)
- [Márquez 2001A] A. Márquez, C. Iemmi, J.C. Escalera, J. Campos, S. Ledesma, J.A. Davis, M.J. Yzuel, *Amplitude apodizers encoded onto Fresnel lenses implemented on a phase-only spatial light modulator*. Opt. Eng. 40, 2558-2564 (2001)
- [Márquez 2001B] A. Márquez, C. Iemmi, J.C. Escalera, J. Campos, S. Ledesma, J. A. Davis, M.J. Yzuel, *Quantitative predictions of the modulation behavior of twisted nematic liquid crystal displays based on a simple physical model*. Opt. Eng. 40, 2558-2564 (2001)
- [Marshall 1996] M. Marshall, *Particle recognition using circular harmonic filters and a computer-generated holographic wedge detector*. Opt. Eng. 35, 832-837 (2002)
- [Martín-Badosa 1994] E. Martín-Badosa. *Estudio y caracterización de un sistema de reconocimiento óptico de formas en tiempo real*. Tesis de Licenciatura, Universitat de Barcelona (1994)
- [Martín-Badosa 1997] E. Martín-Badosa, A. Carnicer, I. Juvells, S. Vallmitjana, *Complex modulation characterization of liquid crystal devices by interferometric data correlation*. Meas. Sci. Technol. 8, 764-772 (1997)

- [McCabe 2000] A. McCabe, T. Caelli, G. West, A. Reeves, *Theory of spatiochromatic image encoding and feature extraction*. JOSA A 17, 1744-1754 (2000)
- [Mendlovic 1995] D. Mendlovic, I. Ouzieli, I. Kiryuschev, E. Marom. *Two-dimensional wavelet transform achieved by computer-generated multireference matched filter and Damman grating*. Appl. Opt. 27, 8213-8219 (1995)
- [Millán 1992] M. S. Millán, M. J. Yzuel, J. Campos, C. Ferreira. *Strategies for the color character recognition of polychromatic images*. Appl. Opt. 31, 2560-2567 (1992)
- [Millán 1996] M.S. Millán, J. Escofet, *Fourier-domain-based angular correlation for quasiperiodic pattern recognition. Applications to web inspection*. Appl. Opt.. 35, 6253-6260 (1996)
- [Montes 1995a] M. Montes Usategui, J. Campos, I. Juvells. *Computation of arbitrarily constrained synthetic discriminant functions*. Appl. Opt. 34, 3904-3914 (1995)
- [Montes 1995b] M. Montes Usategui. *Multichannel optical correlators: analysis, evaluation, and development of procedures for pattern recognition*. Tesis doctoral. Universitat de Barcelona (1995)
- [Moreno 1995] I. Moreno, J. Campos, M.J. Yzuel. *Effects of amplitude and phase mismatching errors in the generation of a kinoform for pattern recognition*. Jpn. J. Appl. Phys., 34, 6423-6432 (1995)
- [Moreno 1996a] I. Moreno, *Diseño de sistemas Multicanales en tiempo real para el reconocimiento de objetos policromáticos*. Opt. Lett., 21, 498-500 (1996)

- [Moreno 1996b] I. Moreno, V. Korber, V. Lashin, J. Campos, L.P. Yaroslavsky, M.J. Yzuel. *Color pattern recognition with circular component whitening*. Opt. Lett., 21, 498-500 (1996)
- [Moreno 1997] I. Moreno, V. Korber, V. Lashin, J. Campos, L.P. Yaroslavsky, M.J. Yzuel. *Color component transformation for optical pattern recognition*. J. Opt. Soc. Am. A, 41, 2656-2669 (1997)
- [Moreno 1998a] I. Moreno, J. Campos, M.J. Yzuel, V. Kover. *Implementation of bipolar real-valued input scenes in a real time optical correlator: application to colour pattern recognition*. Opt. Eng., 37, 144-150 (1998)
- [Moreno 1998b] I. Moreno, J. Campos, M.J. Yzuel, V. Kover, *Transmission and phase measurement for polarization eigenvectors in twisted-nematic liquid crystal spatial light modulators*. Opt. Eng. 37, 144-150 (1998)
- [Navarro 1996] R. Navarro, A. Taberero, G. Cristobal. *Image representation with Gabor wavelets and its applications*. Advances In Imaging and Electron Physics, Vol 97, Academic Press, Inc. (1996)
- [Navarro 1998] R. Navarro, A. Vargas, J. Campos. *A parallel implementation of the optical Gabor-Wavelet Transform*. J. Opt. A. 1, 116-120 (1998)
- [Nicolás 2002a] J. Nicolás, J. Campos, M.J. Yzuel, *Phase and amplitude modulation of elliptic polarization states by non-absorbing anisotropic elements: application to liquid crystal devices*. JOSA A. 19, 1013-1020 (2002)
- [Nicolás 2002b] J. Nicolás, J. Campos, M.J. Yzuel, *Convergent optical correlator alignment based on frequency filtering*. Appl. Opt. 41, 1505-1514 (2002)

- [Nicolás 2003] J. Nicolás, I. Moreno, J. Campos, M.J. Yzuel, *Phase only filtering on the three-dimensional Fourier spectrum of color images*. Appl. Opt. In press (2003)
- [Ouzieli 1996] I. Ouzieli, D. Mendlovic. *Two-dimensional wavelet processor*. Appl. Opt. 35, 5839-5846 (1996)
- [Perales 1992] T. Perales. *Cámaras de vídeo*. Ed Paraninfo, (1992)
- [Phuvan 1994] S. Phuvan. *Optical implementation of N-wavelet coding for pattern clasification*. Appl. Opt. 33, 5294-5302 (1994)
- [Picard 1991] R. Picard, I.M. Elfadel, A.P. Pentland, *Markov-Gibbs Texture Modeling: aura matrices and temperature effects*. Proceedings of IEEE Conference on Pattern Recognition and Image Processing, 371-377, Maui, Hawai (1991)
- [Pratt 1991] W.K. Pratt. *Digital Image processing*. Jhon Wiley&Sons Inc., New York (1992)
- [Randen 1994] T. Randen, J. H. Husoy. *Multichanel filtering for image texture segmentation*. Opt. Eng. 33, 2617-2625 (1994)
- [Randen 1995] T. Randen, J. H. Husoy. *Multichannel filtering for image texture segmentation*. Opt. Eng. 33, 2617-2625 (1994)
- [Reed 1990] T.R. Reed, H. Wechler, *Segmentation of textured images and Gestalt organization using spatial-frequency representations*. IEEE PAMI 12, 1-12 (1990)
- [Richards 1974] W. Richards, A. Polit, *Texture matching*. Kybernetic 16, 155-162 (1974)

- [Rioul 1991] O. Rioul, M. Vetterli, *Wavelets and signal processing*. IEEE S. P. Magazine, 14-18 (1991)
- [Rollins 2002] J.M. Rollins, R.D. Juday, Correlation techniques as applied to pose estimation in the space station docking, Proc. SPIE vol. 4728, 218-229 (2002)
- [Sangwine 1996] S.J. Sangwine, *Fourier transforms of colour images using quaternion or hipercomplex numbers*. Electron Lett. 32, 1979-1980, (1996)
- [Sangwine 1998] S.J. Sangwine, *Colour image edge dectector based on quaternion convolution*. Electron Lett. 34, 969-971, (1998)
- [Santamaría 1977] J: Santamaría, P. T. Gough and D: W. Warren. *Noise-free contrast improvement with a low frequency polarizing filter: a practical evaluation*. Appl. Opt. 16, 1513-1520 (1977)
- [Santamaría 1979] J. Santamaría et al., *Optical Pseudocolor Density Encoding Through Contrast Reversal Filtering*. J. Optics, (Paris) 10-4, 151-155 (1979)
- [Sheng 1992] Y. Sheng, T. Lu, D. Roberge, H. Caulfield. *Optical N^d implementation of a two-dimensional wavelet transform*. Opt. Eng. 31, 1859-1864 (1992)
- [Sheng 1996] Y. Sheng. *Wavelet tranasform. The trnasform and applications handbook*. Ed. A. Poularikas. CRC Press- IEEE Press (1996)
- [Sklansky 1978] J. Sklansky, *Image segmentation and feature extraction*. IEEE Transactions on systems man and cybernetics, SMC 8, 237-247 (1978)

- [Soutar 1994] C. Soutar, K. Lu. *Determination of the physical properties of an arbitrary twisted-nematic liquid crystal cell*. Opt. Eng. 33, 2704-2712 (1994)
- [Stollfuss 1995] A. Stollfuss, S. Teiwes and F. Wyrowski. *Computer-generated optical multiwavelet filters for hybrid image-clasification systems*. Appl. Opt. 34, 5179-5187 (1995)
- [Stolz 2001] C. Stolz, L. Bigué, P. Ambs, *Implementation of high-resolution diffractive optical elements on coupled phase and amplitude spatial light modulators*. App. Opt. 40, 6415-6424 (2001)
- [Strickland 1998] R. Strickland, D. Zoucha. *Object detection using subband decomposition*. Opt. Eng. 37, 320-330 (1998)
- [Szu92] H.Szu, Y. Sheng, J. Chen. *The wavelet transform as a bank of matched filters*. Appl. Opt. 31, 3267-3277 (1992)
- [Tamura 1978] H. Tamura, S. Mori, Y. Yamawaky, *Textural features corresponding to visual perception*. IEEE Transactions on systems man and cybernetics, SMC 8, 460-473 (1978)
- [Thornton 1995] A. L. Thornton, S.J. Sangwine, *Colour object location using complex coding in the frequency domain*. Proc. IEEE, 5 International Conference on Image Processing and its applications. 791-795 (1995)
- [Tomita 1990] Tomita, Fumiaki, S. Tsuji, *Computer analysis of visual textures*. Kluwer Academic Publishers, Boston (1990)
- [Tudela 2002] R. Tudela, E. Martín-Badosa, I. Labastida, E. Pleguezuelos, S. Vallmitjana, I. Juvells, A. Carnicer, *Full complex Fresnel holograms displayed on liquid cristal devices*. Proc. SPIE. vol 4829, 465-466 (2002)

- [Huang 1978] Topics in Applied Optics. *Picture Processing and digital Filtering*. Ed. T. S. Huang, Vol. 6, Springer Verlag (1978)
- [Tuceryan 98] M. Tuceryan, A.K. Jain, *Texture Analysis*. Chap. 2 of: *The handbook of pattern recognition and computer vision*. C.H. Chen, L.F. Pau, P.S.P. Wang eds., 207-248, World Scientific Publishing Co., (1998)
- [Turner 1986] M.R. Turner, *Texture Discrimination by Gabor Functions*. Biological Cybernetics 55, 71-82 (1986)
- [Tripathi 1998] R. Tripathi, K. Singh. *Pattern discrimination using a bank of wavelet filters in a joint transform correlator*. Opt. Eng. 37, 523-328 (1998)
- [Unser 1990] M. Unser, M. Eden, *Nonlinear Operators for improving texture segmentation based on features extracted by spatial filtering*. IEEE Transactions on Systems, man, and Cybernetics, SCM 20, 804-815 (1990)
- [Upatnieks 1990] J. Upatnieks, O. Abshier, C. R. Christensen, J. Stensby. *Multiple Fourier transform generation for coherent optical correlators*. Appl. Opt. 29, 1589-1590 (1990)
- [Vallmitjana 2001] S Vallmitjana, I. Juvells, A. Carnicer, M. Montes, E. Martín, I. Labastida, F. Rodríguez, R. Tudela, *Optical correlation from projections of 3D objects*, en Optoelectronic Information Processing, Ed. P. Refregier, B. Javidi, C. Ferreira, S. Vallmitjana, SPIE press.(2001)
- [Vargas 1995] A. Vargas, J. Campos, R. Navarro. *An application of the Gabor multiscale decomposition of an image to pattern recognition*. proc. SPIE, 2730, 622-625 (1995)

- [Vargas 1998a] A. Vargas. *Correlador óptico multicanal. Aplicación simultánea de bancos de filtros para análisis de imagen y reconocimiento de formas*. Tesis Doctoral. Universitat Autònoma de Barcelona (1998)
- [Vargas 1998b] A. Vargas, J. Campos, M. J. Yzuel, C. Iemmi, S. Ledesma. *One-step multichannel pattern recognition based on the pixelated structure of a spatial light modulator*. Appl. Opt. 37, 2063-2066 (1998)
- [VanderLugt 1964] A. VanderLugt. *Signal detection by complex spatial filtering*. IEEE Trans. Info. Theory IT-10, 139-145 (1964)
- [Vijaya 1990] B. K. V. Vijaya Kumar, L. Hasebrook. *Performance measures for correlation filters*. Appl. Opt 29, 2997-3006 (1990)
- [Vitrià 1995] J. Vitrià. *Visió per computador*. Ed. Universitat Autònoma de Barcelona, Bellaterra (1995)
- [Voorhees 1987] H. Voorhees, T. Poggio, *Detecting textures and texture boundaries in natural images*. Proceedings of First International Conference on Computer Vision, 250-258, London (1987)
- [Voorhees 1988] H. Voorhees, T.A. Poggio, *Computing texture boundaries from images*. Nature 333, 364-367 (1988)
- [Warde 1984] C. Warde., H. Caulfield, F. Yu, J. Ludman. *Real-time joint spectral-spatial matched filtering*. Opt. Commun. 49, 241-244 (1984)
- [Weaver 1966] C. S. Weaver, J.W. Goodman. *A technique for optically convolving two functions*. Appl. Opt. 5, 1248-1249 (1966)
- [Yu 1980] F.T.S. Yu et al., *Real-time white light spatial frequency and density pseudocolor encoding*. Appl. Opt. 19, 2986-2990 (1980)

- [Yu 1984] F.T.S. Yu et al., *With light density pseudocolor encoding whit three primary colors* . J. optics (Paris) 15-2, 55-58 (1984)
- [Yu 1988] F. T. S. Yu, Q. Zhou, C. Zhang. *Multiple channel optical correlator via rotating grating on LCTV*. Appl. Opt. 27, 3770-3772 (1988)
- [Yzuel 1994] M. J. Yzuel. J. Campos. *Colour information in Optical pattern recognition*. Current Trends in Optics vol 2, cap 5. Ed. J.C. Dainty. Academic Press, London 209-223 (1994)
- [Zhang 1996] Z. Zhang, G. Lu, F. T. S. Yu, *Simple method for measuring phase-only modulation of a liquid crystal television*. Opt. Eng. 35, 951 (1996)
- [Zucker 1976] S.W. Zucker, *Toward a model of texture*. Computer graphics and Image Processing, 5, 190-202 (1976)
- [Zucker 1981] S.W. Zucker, K. Kant, *Multiple-level representations for texture discrimination*. Proceedings of IEEE Conference on Pattern Recognition and Image Processing, 609-614, Dallas (1981)