

07-017

CHARACTERIZATION OF GABOR FILTERS FOR THE STUDY OF HISTOLOGIC IMAGES OF THE CORNEA OBTAINED BY CONFOCAL MICROSCOPY

Cavas-Martínez, F.; Cañavate, F.J.F.; Nieto, J.; Fernández-Pacheco, D.G.
Universidad Politécnica de Cartagena

The use of image analysis techniques in the clinic diagnosis of corneal diseases by using non-invasive procedures has meant a revolution in the ophthalmologic field. Confocal Microscopy is a technique that provides in vivo images, and at microscopic level, of the corneal histology for a posterior clinic evaluation. The present communication analyses the influence of the Gabor filters in the processing of the histologic images of the cornea by the implementation of an algorithm developed with the Matlab software tool. The obtained results demonstrate the influence of the texture of the images in the selection of the parameters for the Gabor filters, with the aim of obtaining an optimal image that facilitates the clinic diagnosis to the ophthalmologist.

Keywords: *Digital Imaging; Gabor Filters; Cornea; Confocal Microscopy; Biomedicine*

CARACTERIZACIÓN DE LOS FILTROS DE GABOR PARA EL ESTUDIO DE IMÁGENES HISTOLÓGICAS DE LA CÓRNEA OBTENIDAS POR MICROSCOPIA CONFOCAL

El empleo de técnicas de análisis de imagen en el diagnóstico clínico de enfermedades corneales mediante procedimientos no invasivos ha supuesto una revolución en el ámbito de la oftalmología. La microscopía confocal es una técnica que proporciona imágenes en vivo y a nivel microscópico de la histología corneal para su evaluación clínica. La presente comunicación analiza la influencia de los Filtros de Gabor en el procesamiento de imágenes histológicas de la córnea mediante la implementación de un algoritmo desarrollado bajo la herramienta Matlab. Los resultados obtenidos demuestran la influencia de la textura de las imágenes a procesar en la selección de los parámetros de los Filtros de Gabor, con el fin de obtener una imagen óptima que facilite el diagnóstico clínico al médico oftalmólogo.

Palabras clave: *Imagen Digital; Filtros de Gabor; Córnea; Microscopía Confocal; Biomedicina*

Correspondencia: Francisco Cavas Martínez francisco.cavas@upct.es

1. Introducción

El sistema visual humano es capaz de detectar, analizar y almacenar imágenes con un gran poder de procesamiento lo que lo hace uno de los mecanismos de análisis de imágenes más poderosos y efectivos. La visión es, sin lugar a dudas, el sentido más empleado por el ser humano y constituye un elemento fundamental en el desarrollo del pensamiento abstracto, vinculado con las imágenes y con el lenguaje escrito, que son partes componentes del sistema de señalización propio del hombre.

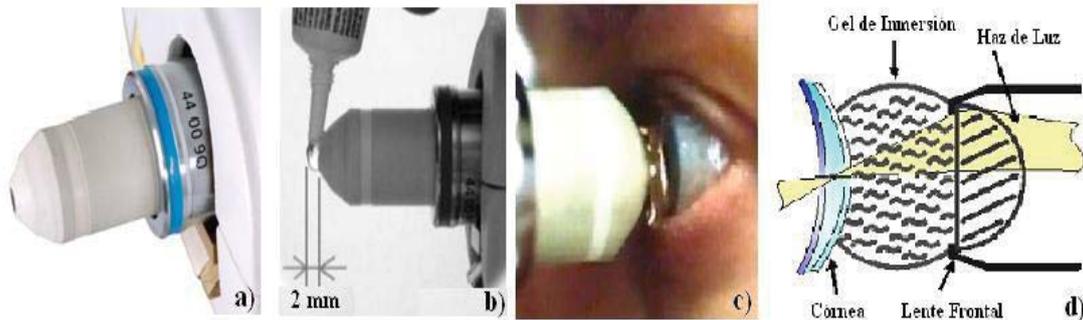
El ojo es el órgano fundamental de la visión que presenta un diafragma y un sistema de lentes al igual que una cámara fotográfica que le permiten captar, acomodar y transmitir las señales visuales hasta los centros superiores de procesamiento en el cerebro. Dentro de las estructuras anatómicas del ojo más estudiadas por la oftalmología se encuentra la córnea que constituye la porción anterior, convexa y transparente de la capa externa del globo ocular que protege al iris y al cristalino. Es una estructura altamente especializada que proporciona el 80% del poder refractivo necesario para enfocar la luz y crear una imagen en la retina. Es de forma casi circular porque su diámetro horizontal es de 11,0 mm y el vertical de 11,5 mm como promedio. El grueso aproximado de la córnea en la periferia es de 1mm, mientras que en el centro es de 500 -700 μm . Carece de vasos sanguíneos y se encuentra abundantemente provista de terminaciones nerviosas. La córnea está constituida por tres capas principales y dos membranas intercaladas entre ellas que histológicamente se pueden distinguir y son: el epitelio (la capa más externa), la membrana de Bowman, el estroma (la capa central), la membrana de Descemet y finalmente el endotelio (la capa más interna) (Scarpa, 2008).

Al ser el primer medio refringente del ojo y estar en contacto directo con el ambiente, es obvio que la córnea puede sufrir la acción de distintos elementos microbianos o de naturaleza física o química que pueden alterar la morfología de sus estructuras. Estos cambios suelen estar vinculados entonces con el desarrollo de enfermedades, distrofias, uso prolongado de lentes de contacto, intervenciones quirúrgicas como LASIK (Laser Assisted in situ Queratomileusis) o PRK (Photo-Refractive Keratectomy) y trasplantes de córnea, que de no ser correctamente diagnosticados y tratados pueden producir disminución o pérdida de la agudeza visual (González, Rojas & Benítez, 2013).

La exponencial evolución tecnológica ocurrida durante las dos últimas décadas ha permitido la introducción de nuevas plataformas tecnológicas que permiten analizar más profundamente la córnea, como es el caso de la Topografía Corneal, la cual realiza el mapeo de las diferencias de curvatura de la superficie para el estudio de irregularidades como las cicatrices y el queratocono, de la Biomicroscopía Ultrasónica (BMU), que realiza un barrido ultrasónico de la zona explorada para obtener imágenes ecográficas de la superficie de la córnea, o de la Tomografía de Coherencia Óptica (OCT), que permite analizar el segmento anterior ocular.

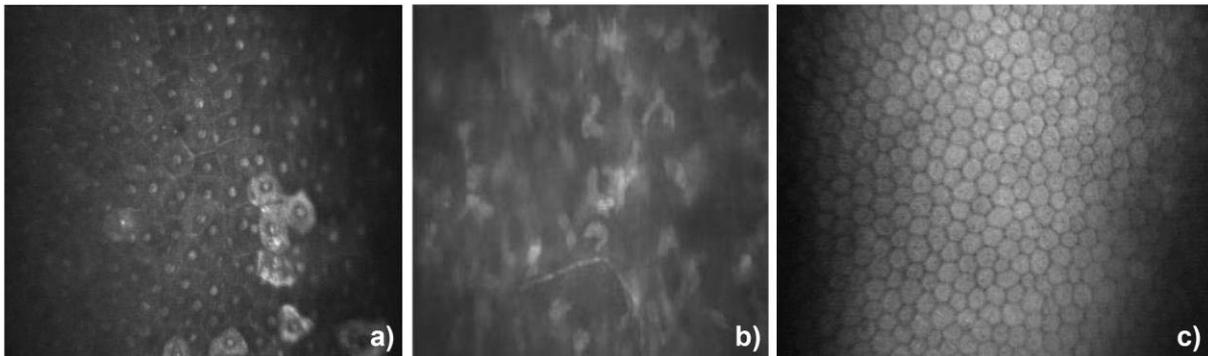
Sin embargo, si bien estas técnicas permiten realizar secciones ópticas in vivo macroscópicas de las estructuras examinadas, no permiten realizar estudios a nivel celular de la córnea. Para ello se recurre a la Microscopía Confocal (MC) in vivo, la cual permite el diagnóstico temprano y confiable de diferentes patologías corneales gracias a la evaluación histológica de las principales estructuras microscópicas de la córnea: las células endoteliales, los queratocitos del estroma y las fibras nerviosas de los plexos nerviosos sub-basal y sub-epitelial (Scarpa, 2008). Para ello los microscopios confocales, como el modelo ConfoScan4 (Fig.1), obtienen imágenes microscópicas de las diferentes capas de la córnea en un plano sagital desde el epitelio hasta el endotelio un total de aproximadamente 550 μm en todo el espesor de la córnea.

Figura 1: Microscopía Confocal mediante ConfoScan4: (a) Vista de la lente, (b) Colocación del gel de inmersión, (c) Lente situada para realizar el examen, (d) Sección transversal



Las imágenes obtenidas (Fig. 2) deben ser posteriormente analizadas, tarea que frecuentemente realiza el propio oftalmólogo dada la poca efectividad del software del equipo y la inexistencia de una herramienta adecuada en su lugar. Esto hace necesario el desarrollo de una aplicación destinada a la mejora de la interpretación de los datos y a una adecuada identificación de los parámetros de interés clínico. Para ello se propone recurrir a técnicas de procesado digital de imágenes que permitan un adecuado realce de características dentro de la MC de la córnea como paso previo a la extracción y reconocimiento de patrones.

Figura 2: Imágenes de MC de la córnea: (a) Epitelio, (b) Estroma, (c) Endotelio

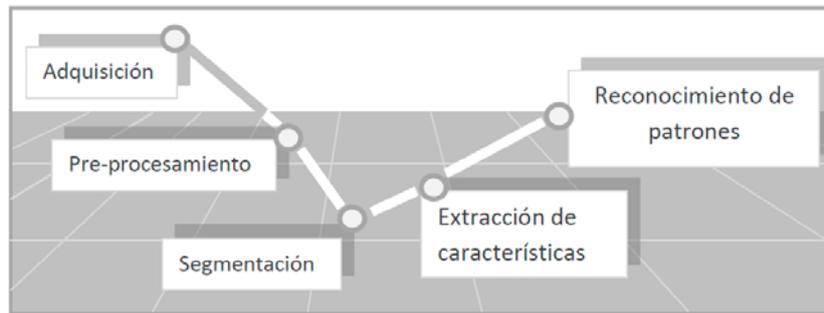


En base a todo lo descrito, en el presente trabajo se realiza la evaluación y caracterización de los Filtros de Gabor como herramienta para el procesado digital de imágenes con la finalidad de ser utilizado en el análisis de imágenes de MC de la córnea.

2. Materiales y métodos

El procesado digital de imágenes, como área del conocimiento, comprende una serie de tareas importantes entre las que destaca: conocimiento de los conceptos básicos relacionados con la adquisición de la imagen, su representación digital, las bases matemáticas para el tratamiento, el procesado de la imagen que abarca las transformaciones a realizar antes de que la imagen sea utilizada para los objetivos finales de un trabajo determinado y por último el análisis de la imagen que comprende la segmentación, la extracción de características y su reconocimiento e interpretación. El diagrama general para un sistema de procesamiento digital de imágenes, con las características mencionadas se muestra en la figura 3.

Figura 3: Modelo general para un sistema de procesamiento y análisis de imágenes



El pre-procesamiento de la imagen digital recoge en sí todas las técnicas destinadas a mejorar la calidad de la misma, existiendo dos grandes categorías: métodos basados en el dominio espacial y métodos en el dominio de la frecuencia.

En el caso de los métodos basados en el dominio espacial, las operaciones se realizan sobre la imagen en sí, directamente sobre sus píxeles (Fig. 4). Así pues, cada píxel de la imagen de salida vendrá definido tras aplicar una operación determinada sobre el mismo píxel en la imagen de entrada que también implica a otros píxeles de su vecindad. A este proceso se le denomina convolución, y en él se aplica una máscara o kernel de $m \times m$ dimensiones sobre cada píxel de la imagen de entrada (ver Fig. 5). Algunos ejemplos de transformaciones realizadas en el dominio espacial son: mejora del contraste por manipulación directa del histograma, negativo de la imagen donde a veces son más evidentes algunos detalles, transformaciones logarítmicas y de potencia, operaciones aritméticas de suma, resta, multiplicación y división, operaciones lógicas de AND, OR y XOR, y filtrado lineal y no lineal para reducción del ruido y realce de características.

Figura 4: Modelo general para un sistema de filtrado en el dominio espacial

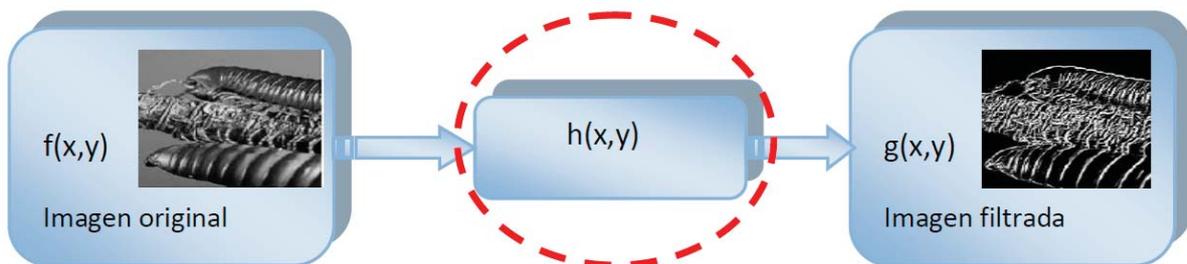
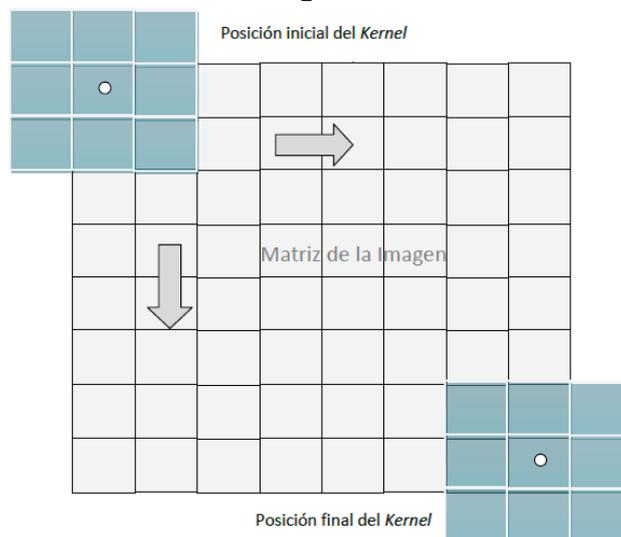
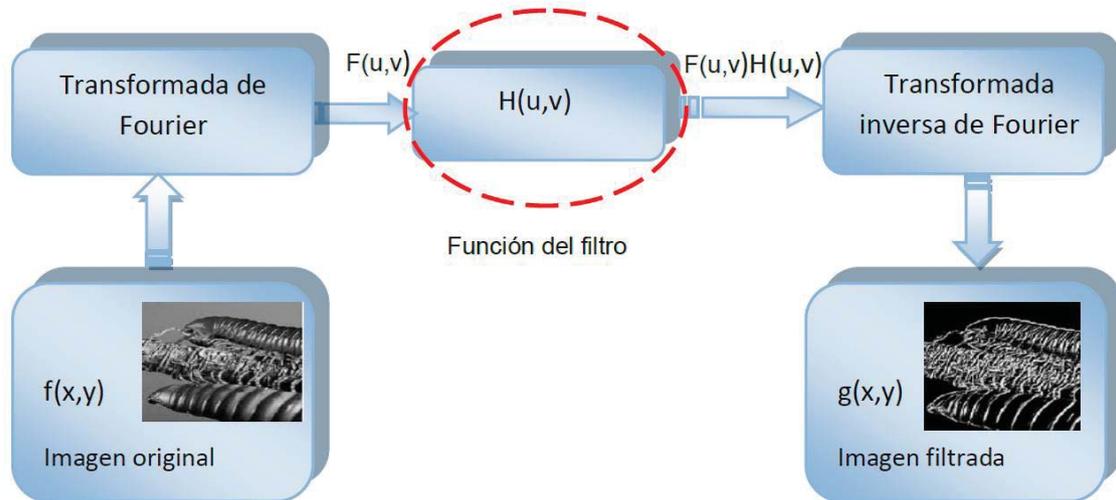


Figura 5: Proceso de convolución de una imagen con un kernel de filtrado determinado de 3x3



Por el contrario, los métodos basados en el dominio de la frecuencia aplican las transformaciones a la Transformada de Fourier (FT) de la imagen de entrada. En la Figura 6 se muestra el proceso de filtrado de una imagen en el dominio de la frecuencia. Inicialmente se calcula la FT de la imagen de entrada, luego se aplica la función de filtrado y finalmente se emplea la transformada inversa para obtener la imagen resultado.

Figura 6: Modelo general para un sistema de filtrado en el dominio de la frecuencia



Dentro de las técnicas de pre-procesado más empleadas en el proceso digital de imágenes se encuentran los filtros, los cuales proveen operaciones matemáticas para aplicar sobre una imagen muestreada con el fin de reducir o realzar algunos aspectos característicos de la misma (Epstein, 2008).

2.1 Filtros de Gabor

Un tipo de filtro que ha sido ampliamente utilizado en el desarrollo de tareas que requieren realzar alguna característica que se repite de manera periódica dentro de una imagen son los filtros de Gabor. Sus principales ventajas radican en su fácil diseño, la posibilidad de seleccionar la orientación y la frecuencia, la definición de filtros con un tamaño de ventana ajustable y la posibilidad de resaltar los objetos de la imagen aun cuando persisten cambios de iluminación (González, 2004; Fernández, 2007). Entre sus aplicaciones podemos encontrar la identificación biométrica por reconocimiento del iris, huellas dactilares y características faciales (Sánchez, 2000; Fasel, Bartlett & Movellan, 2002; Aching & Rojas, 2003; Lin-Lin, Shimizu & Kobatake, 2004; Ye, Xiang & Cui, 2012), la detección de vasos sanguíneos en imágenes de la retina, el realce de fibras nerviosas en MC de la córnea (Scarpa, 2008; Dabbah et al., 2009, 2010) y la segmentación de texturas (Epifanio, 2002; Fernández, 2007; Mishra, Chatterjee & Mahapatra, 2010).

Para el caso concreto de las imágenes digitales bidimensionales, los Filtros de Gabor actúan como filtros lineales pasa-banda, cuya respuesta al impulso consiste en una onda sinusoidal con cierta orientación y frecuencia, modulada por una envolvente gaussiana. La respuesta al impulso de estos filtros está dada por la siguiente ecuación (Scarpa, 2008):

$$h(x, y, \theta, f, \sigma_x, \sigma_y) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x_\theta^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x_\theta)$$

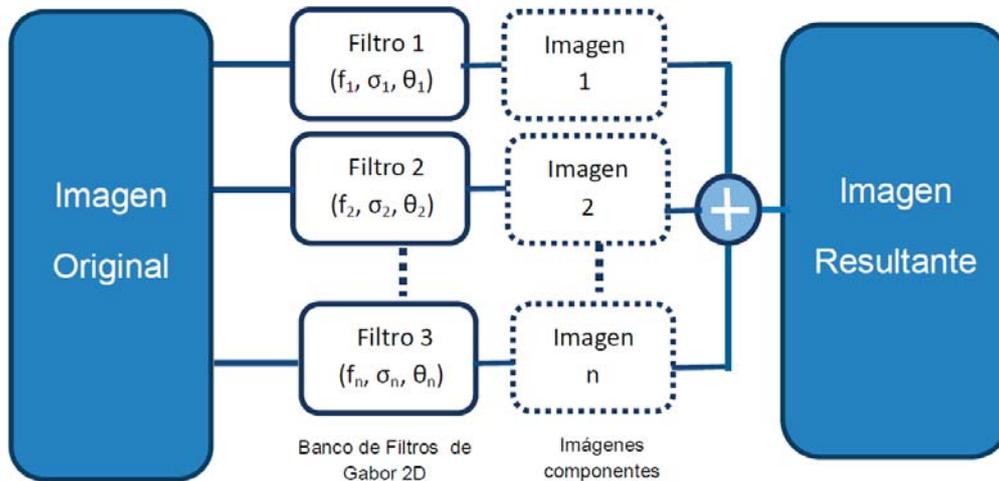
$$x_\theta = x \cdot \cos(\theta) - y \cdot \sin(\theta)$$

$$y_\theta = x \cdot \sin(\theta) + y \cdot \cos(\theta)$$
(1)

donde θ es la orientación del Filtro de Gabor, f es la frecuencia del coseno, σ_x e σ_y las desviaciones estándar de la envolvente gaussiana a lo largo de los ejes x e y y respectivamente que controlan el ancho espacial de la ventana, y x_θ e y_θ las nuevas coordenadas del filtro después de una rotación con respecto al eje x .

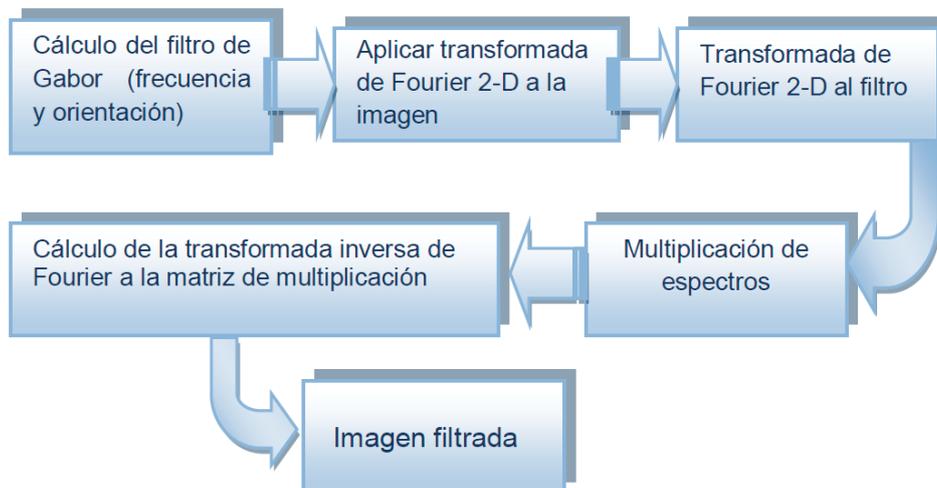
La implementación de los Filtros de Gabor se puede realizar tanto en el dominio del espacio como en el de la frecuencia, generalmente mediante la implementación de N bancos de filtros (ver figura 7) cada uno con frecuencia, orientaciones y tamaño de ventana específicos acorde a las características de la imagen, lo que conlleva un análisis previo de dichas características (Fernández, 2007). La implementación de los bancos de filtros descompone la imagen original en varias imágenes filtradas que posteriormente son sumadas para producir una imagen final procesada.

Figura 7: Esquema ilustrativo del procesado de una imagen por un banco de Filtros de Gabor



Sin embargo, las propiedades selectivas en orientación y frecuencia de los Filtros de Gabor son más explícitas en el dominio de la frecuencia, ya que especifica la cantidad por la cual el filtro modifica cada componente de frecuencia de la imagen de entrada. Además el filtrado por multiplicación de espectros exige menos carga computacional, por lo que requiere de menos tiempo para el procesado. Así pues, el esquema general utilizado para el procesado en el dominio de la frecuencia se muestra en la figura 8.

Figura 8: Esquema ilustrativo del proceso de filtrado en el dominio de la frecuencia por multiplicación de espectros



Tal y como se mencionó anteriormente, los Filtros de Gabor han sido ampliamente utilizados en el análisis de texturas en imágenes. Una textura puede ser definida como uno o más patrones básicos locales que son repetidos de forma periódica. Por tanto, se podría estar de acuerdo en que una textura exhibe algún tipo de periodicidad de patrones básicos dentro una imagen. Los Filtros de Gabor son capaces de manejar las dos propiedades básicas para distinguir una textura: frecuencia espacial y direccionalidad (orientación) (Jain & Farrokhnia, 1990; Hammouda & Jernigan, 2000). Bajo este mismo concepto los Filtros de Gabor pueden ser aplicados al procesado de imágenes de MC de la córnea donde se puede considerar que las células y fibras nerviosas poseen un comportamiento periódico. Según el estudio realizado por Dabbah et al. (2009), los Filtros de Gabor realzan de forma muy eficiente las fibras nerviosas de los plexos nerviosos sub-basales y sub-epiteliales incrementando el contraste de las mismas con respecto al fondo de la imagen y reduciendo el ruido alrededor de la fibra. En este caso el filtrado se realiza mediante la convolución del filtro con la imagen teniendo conocimiento previo de la estructura general de la fibra y asumiendo un flujo continuo de la misma a lo largo de una dirección específica.

3. Resultados

Una vez abordados los aspectos teóricos relacionados con el procesado y análisis de imágenes, el tratamiento en el dominio del espacio y de la frecuencia y especialmente los Filtros de Gabor, en este capítulo se describen un grupo de análisis que permiten una adecuada caracterización de la transformada, propicias para adquirir criterios sólidos en cuanto al manejo de sus principales parámetros que posibiliten su empleo en el procesado de imágenes y particularmente para su aplicación en el procesado de las imágenes de la córnea.

3.1 Comportamiento de los Filtros de Gabor

Se realizó un primer estudio donde se comprobó la influencia del ancho de la ventana de Gabor, determinada por la dispersión de la función Gaussiana en el procesado de imágenes con estas características. Para el análisis se empleó como imagen de entrada la figura 9.a, y se fijaron las condiciones de la tabla 1, obteniendo los resultados mostrados en la figura 10.

Figura 9: Imágenes pre-elaboradas para el estudio de los Filtros de Gabor

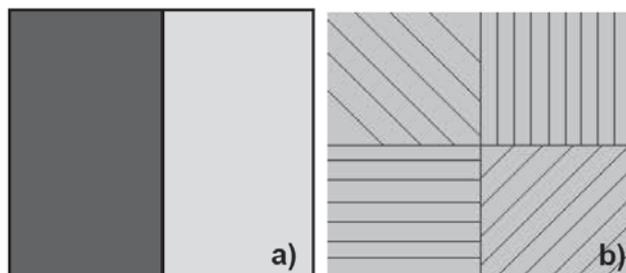
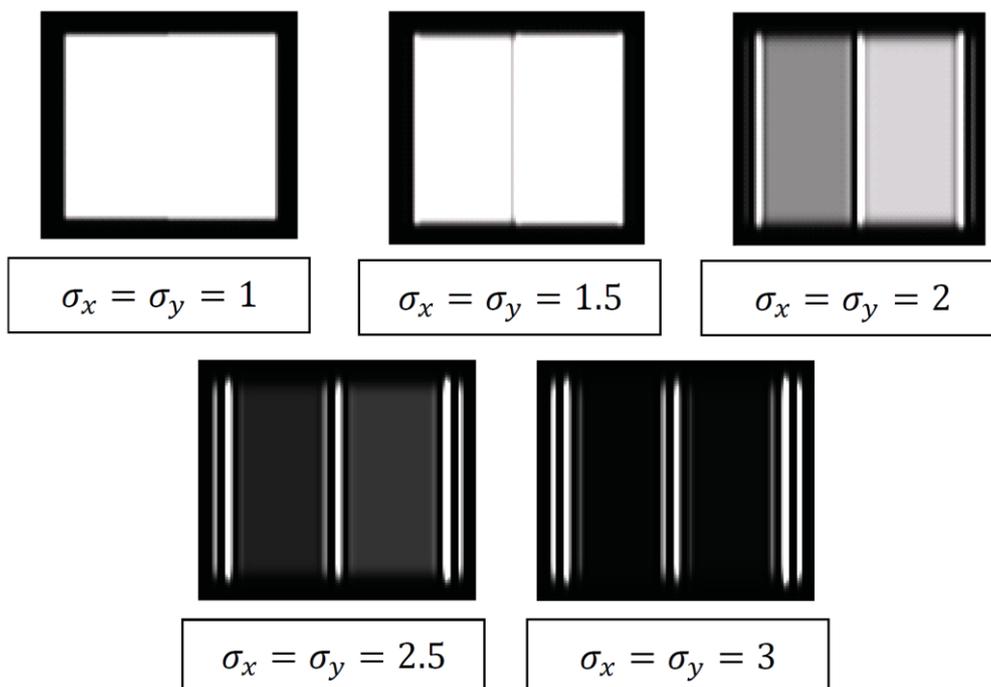


Tabla 1. Condiciones seleccionadas para el experimento 1

| Parámetro | Valor |
|----------------------|-------------------------------|
| Frecuencia | 1/5 |
| Ancho de la ventana | $\sigma_x = \sigma_y = [1:3]$ |
| Orientación | $\theta = 0^\circ$ |
| Dimensión del kernel | 21x21 pixeles |

Figura 10: Resultado del filtrado de Gabor para diferentes valores del ancho de la ventana



En la resultados obtenidos se puede destacar aquella situación en la que apenas es perceptible la detección de la discontinuidad de la imagen ($\sigma = 1$) hasta situaciones en las que se detecta la presencia de falsos bordes como sucede para todos los valores de $\sigma \geq 2$, de forma tal que se pudiera hablar de valores óptimos de σ .

Posteriormente se realizó un segundo estudio donde se comprobó la influencia de la orientación espacial, la cual se controla por el parámetro θ . Para este segundo análisis se empleó como imagen de entrada la figura 9.b, y se fijaron las condiciones de la tabla 2, obteniendo los resultados mostrados en la figura 11.

Tabla 2. Condiciones seleccionadas para el experimento 2

| Parámetro | Valor |
|----------------------|-----------------------------------|
| Frecuencia | 1/11 |
| Ancho de la ventana | $\sigma_x = 5 \quad \sigma_y = 5$ |
| Orientación | $\theta = [0, \pi / 2, \pi / 4]$ |
| Dimensión del kernel | 51x51 pixeles |

Los resultados que se muestran en la figura 11 ponen de manifiesto la capacidad de los Filtros de Gabor para la detección de transiciones en la imagen cualquiera que sea su orientación dentro de la misma. Llama la atención la detallada precisión de las transiciones en los diferentes sectores de la imagen en comparación con los resultados plasmados en la figura 10, lo cual es fruto de varios experimentos previos, observación de los resultados y de conclusiones recogidas en algunas referencias bibliográficas (Fernández et al., 1999). Como se especifica en la tabla 2, la frecuencia escogida de Gabor es de 1/11, que resulta similar a la frecuencia que presentan las características texturales dentro de cada sector de la imagen y el ancho de su ventana abarca varios períodos de la textura. ¿Qué sucedería si estas condiciones no son observadas antes de procesar la imagen? En ese caso los resultados no serían los mostrados en la figura 11, sino que se obtendrían resultados no tan favorables

como los que se muestran en la figura 12. El tamaño del kernel empleado para este caso desfavorable ha sido de 15x15, abarcando exclusivamente un periodo de la textura. Esto demuestra en gran medida que el éxito de la aplicación del filtro de Gabor radica en lograr un tamaño de kernel que sea capaz de abarcar varios periodos de la textura a detectar.

Figura 11: Resultado del filtrado de Gabor para diferentes valores de la orientación espacial

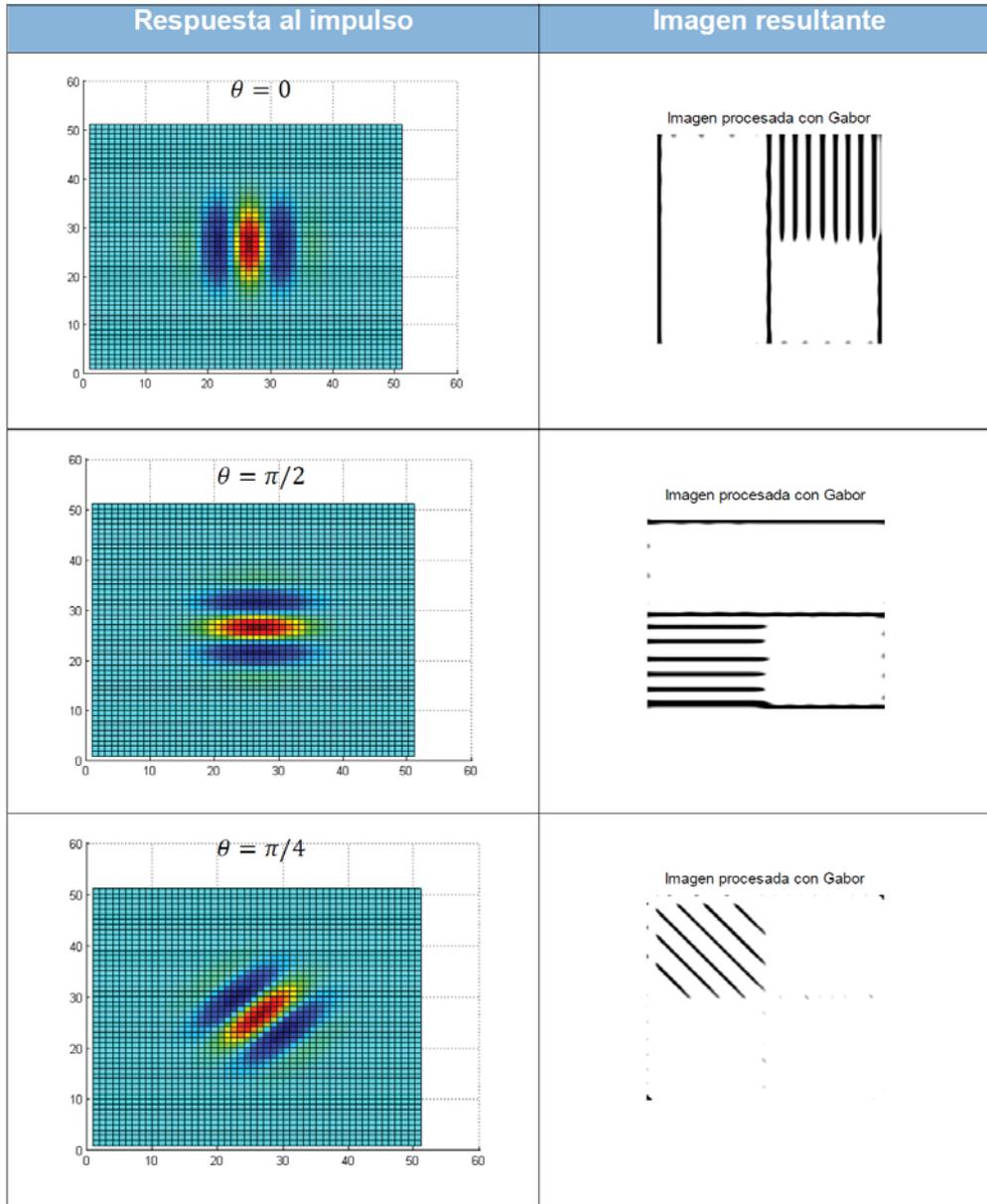
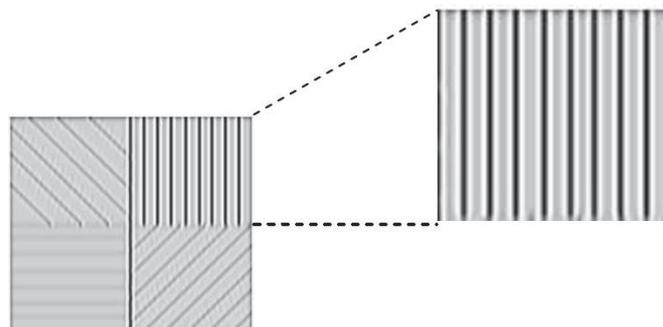
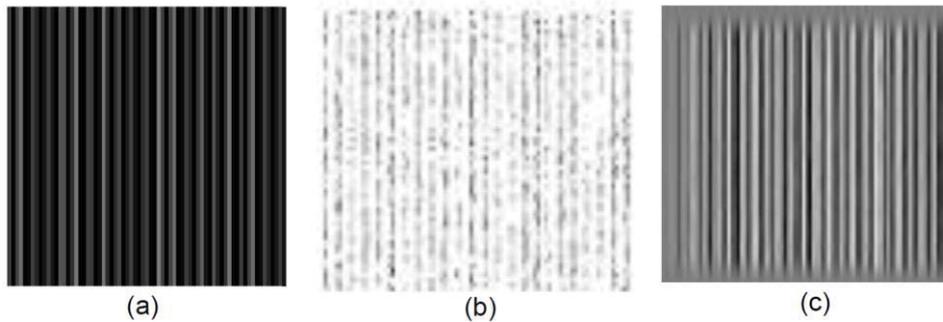


Figura 12: Resultado del filtrado mediante la utilización de un kernel de 15x15 píxeles



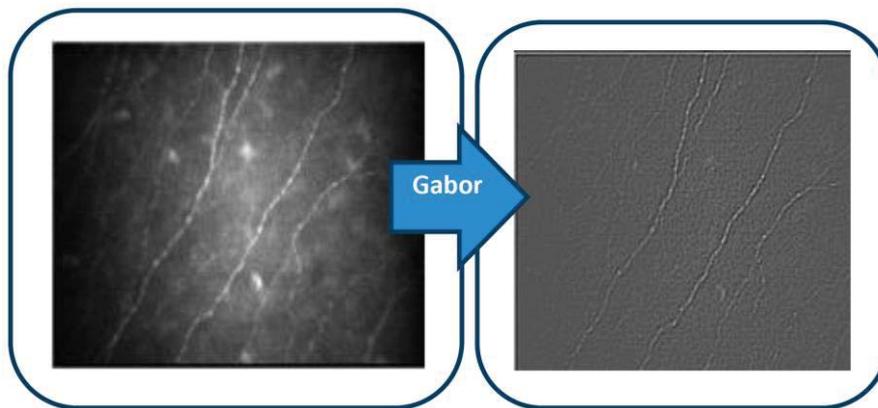
Un aspecto de importancia a destacar en el uso de los Filtros de Gabor es su buen desempeño ante la presencia de imágenes con ruido. La figura 13 muestra un patrón de textura que es contaminada con ruido blanco gaussiano. Como puede observarse, los filtros de Gabor realzan las líneas con periodicidad en el eje x y decrece cualquier detalle orientado en otra dirección. A su vez, éste incrementa el contraste entre el primer plano y el fondo ruidoso mientras reduce el ruido efectivo alrededor de la estructura detectada.

Figura 13: a) Imagen original, b) Imagen contaminada con ruido blanco, c) salida tras aplicar el Filtro de Gabor



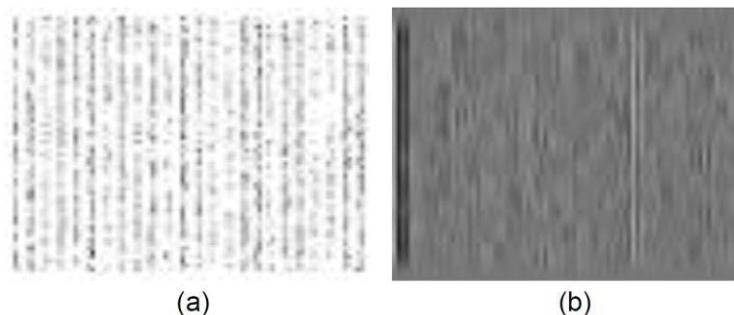
Esto resulta aún más evidente si es aplicado al filtrado de imágenes de MC de la córnea en las que se destacan fibras nerviosas del plexo nervioso sub-basal, tal y como muestra la figura 14.

Figura 14: Imagen MC y su transformada mediante filtro de Gabor



Nuevamente una inadecuada selección de la frecuencia del kernel puede afectar el resultado final del proceso de filtrado, tal y como refleja la figura 15.

Figura 15: Filtrado de la imagen con ruido con un filtro de Gabor con frecuencia inferior a la frecuencia de la imagen



3.2 Aplicación a imágenes de MC de la córnea

Los estudios realizados en el apartado 3.1 ponen de manifiesto la forma en que la transformada de Gabor es capaz de realzar aquellos detalles de la imagen coincidentes con su orientación espacial. Sin embargo, ¿cómo aplicar este tratamiento al caso de imágenes reales en las que se presentan múltiples elementos con diferentes orientaciones espaciales? Este es precisamente el caso de la imagen de MC de la córnea presentada en la figura 16 en la que se puede observar una estructura celular regular con elementos orientados en diferentes direcciones espaciales. En este caso resulta imprescindible trabajar con bancos de filtros que permitan procesar en paralelo la imagen original y que los resultados parciales entregados por cada filtro de Gabor sean combinados para lograr resaltar los detalles de la imagen, permitiendo así destacar las fronteras entre las diferentes unidades estructurales de la imagen (célula hexagonal). Tal como muestra la figura 16, la imagen fue procesada usando tres orientaciones espaciales de los Filtros de Gabor, obteniéndose las imágenes componentes de la columna de la derecha y cuya combinación aporta la imagen de la figura 17.

Figura 16: Tratamiento de la imagen de la córnea utilizando un banco de filtros de Gabor

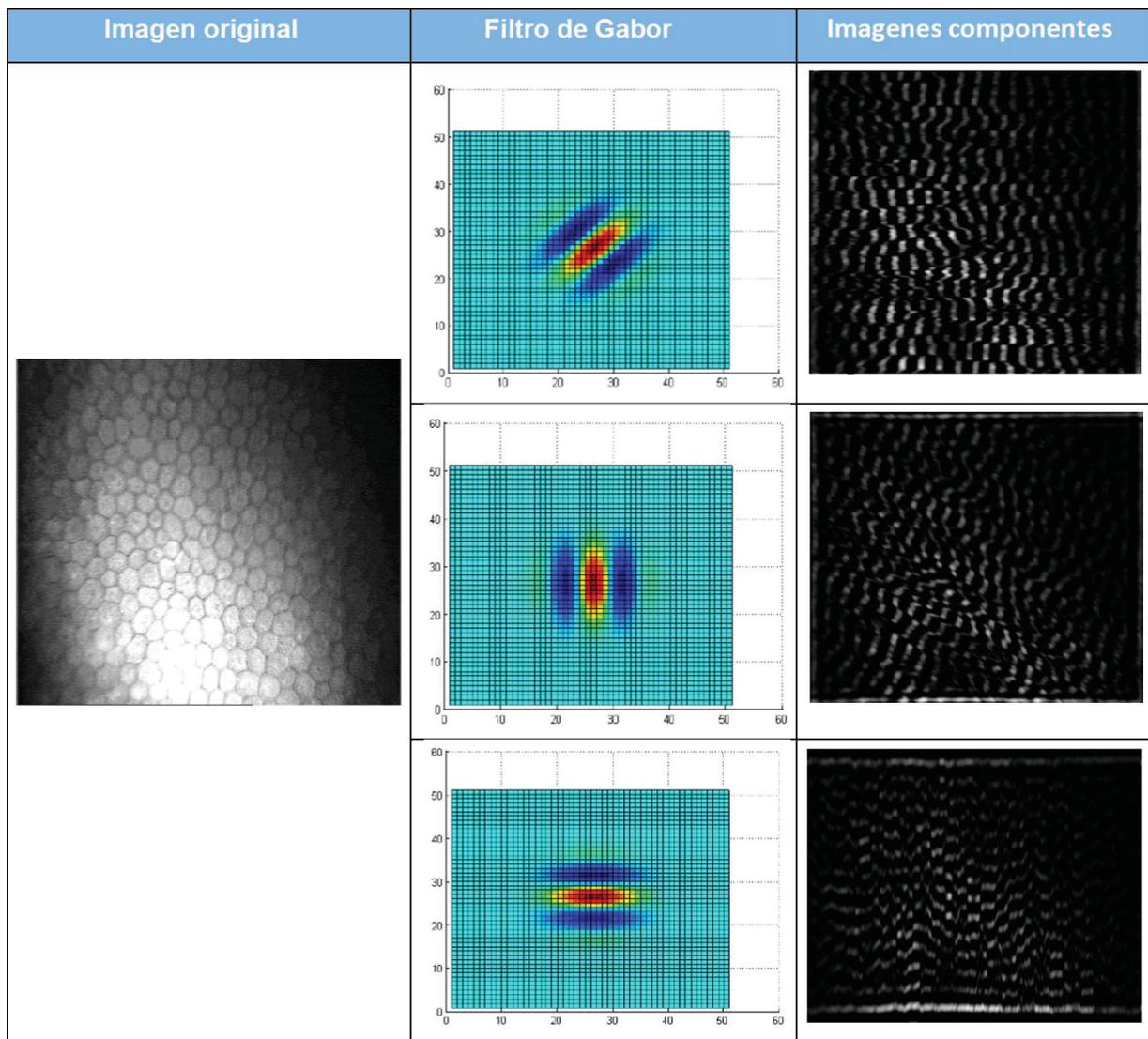
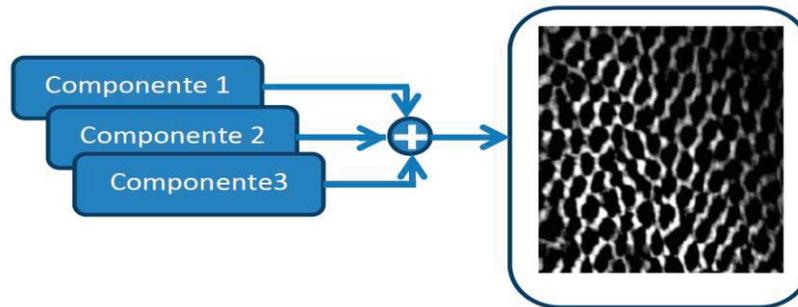


Figura 17: Combinación de las imágenes componentes para obtener una imagen final de la córnea que destaca su textura



Para este tercer experimento se emplearon varios valores para los parámetros de ancho de ventana, frecuencia y dimensión del kernel, siendo los valores mostrados en la tabla 3 los que mejor resultado proporcionaron. De estos valores se puede extraer que el valor de la frecuencia está relacionado con el número de veces que se repite el patrón dentro de la imagen analizada. Respecto al tamaño del kernel, éste se pudo establecer en 240x240 píxeles dada la alta resolución de la imagen, ya que un tamaño menor generaba una gran cantidad de ruido. En referencia a las orientaciones, se emplearon 0°, 90° y 45°. Sin embargo, si se observa la imagen final mostrada en la figura 17 resulta evidente que el empleo quizás de una cuarta orientación de 135° para generar una cuarta imagen componente habría mejorado el resultado final.

Tabla 3. Condiciones seleccionadas para el experimento 3

| Parámetro | Valor |
|----------------------|----------------------------------|
| Frecuencia | 1/40 |
| Ancho de la ventana | $\sigma_x = 35$ $\sigma_y = 1$ |
| Orientación | $\theta = [0, \pi / 2, \pi / 4]$ |
| Dimensión del kernel | 240x240 píxeles |

4. Conclusiones

Los resultados obtenidos durante los estudios realizados en este trabajo demuestran que la selección de los parámetros de los Filtros de Gabor, tales como la frecuencia y la orientación, responde a las características de la textura de la imagen a procesar y son determinantes para la eficacia del filtrado.

Estos resultados son preliminares y constituyen el comienzo de una posible aplicación de los filtros de Gabor a imágenes de MC. A su vez, se propone ampliar este estudio implementando otras técnicas de pre-procesamiento que permitan la aplicación del filtrado de Gabor sobre imágenes con mejores características (contraste uniforme, bajos niveles de ruido, etc...).

Referencias

- Aching Samatelo, J.L., & Rojas Vigo, D.A. (2003). Algoritmos para el Reconocimiento De Imágenes De Huellas Dactilares. *Electrónica - UNMSM*, 12, 11-20.
- Dabbah, M.A., Graham, J., Petropoulos, I., Tavakoli, M., & Malik, R.A. (2010). Dual-model automatic detection of nerve-fibres in corneal confocal microscopy images. *Med*

- Image Comput Comput Assist Interv*, 13, 300-307.
- Dabbah, M.A., Graham, J., Tavakoli, M., Petropoulos, I., & Malik, R.A. (2009). Nerve Fibre extraction in confocal corneal microscopy images for human diabetic neuropathy detection using Gabor filters. En *Medical Image Understanding and Analysis (MIUA)* (pp. 254-258). Kingston, England: BMVA Press.
- Epifanio, I. (2002). *Descripción de texturas. Aplicaciones a su comprensión y clasificación*. Tesis doctoral no publicada, Universidad de Valencia, Spain.
- Epstein, C.L. (2008). *Introduction to the Mathematics of Medical Imaging*. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Fasel, I.R., Bartlett, M.S., & Movellan, J.R. (2002). A comparison of Gabor filter methods for automatic detection of facial landmarks. En *Proc. of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* (pp. 242-246). Washington DC, USA: IEEE.
- Fernández, A. (2007). *Estudio de técnicas basadas en la transformada wavelet y optimización de sus parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales*. Tesis doctoral no publicada, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, Spain.
- Fernández, M., Mavilio, A., Tejera, M., & Lorenzo, R. (1999). Transformada Discreta Bidimensional de Gabor para el análisis de imágenes de textura. *Revista Cubana de Física*, 16, 80-84.
- González, S. (2004). Transformada Wavelet Gabor. *Cultura científica*, 2, 78-83.
- González Sotero, J., Rojas Alvarez, E., & Benítez Merino, M.d.C. (2013). Características microscópicas in vivo del plexo nervioso subbasal corneal en pacientes con queratocono. *Revista Cubana de Oftalmología*, 26, 218-226.
- Hammouda, K., & Jernigan, E. (2000). *Texture segmentation using gabor filters*. Canada: Center for Intelligent Machines, McGill University.
- Jain, A.K., & Farrokhnia, F. (1990). Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. En *Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (pp. 14-19). Los Angeles, CA: IEEE.
- Lin-Lin, H., Shimizu, A., & Kobatake, H. (2004). Classification-based face detection using Gabor filter features. En *Proc. of Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* (pp. 397-402). Seoul, South Korea: IEEE.
- Mishra, P., Chatterjee, R., & Mahapatra, V. (2010). *Texture segmentation using Gabor filters and wavelets*. Tesis doctoral no publicada, National Institute of Technology, Rourkela.
- Sánchez, R. (2000). *El Iris Ocular como parámetro para la identificación Biométrica*. Madrid, Spain: Universidad Politécnica de Madrid.
- Scarpa, F. (2008). *Automatic analysis of confocal images of the cornea*. Tesis doctoral no publicada, University of Padova, Padova, Italy.
- Ye, Q., Xiang, M., & Cui, Z. (2012). Fingerprint Image Enhancement Algorithm Based on Two Dimension EMD and Gabor Filter. *Procedia Engineering*, 29, 1840-1844.

