

# Segmentación de disco óptico de imágenes del fondo de la retina Retinal fundus optic disc segmentation.

Carlos Hernández Montellano<sup>1</sup>, Mariela Itzel Miguel Sánchez<sup>1</sup>, Saiveth Hernández Hernández<sup>1</sup>, Rosebet Miranda Luna<sup>2</sup>, Raúl Cruz Barbosa<sup>1</sup>

{ic2013020196, ic2014020174, ps2016200001}@ndikandi.utm.mx  
{rmiranda, rcruz}@mixteco.utm.mx

<sup>1</sup> Instituto de Computación - Universidad Tecnológica de la Mixteca, Carretera a Acatlima Km. 2.5, México, Oaxaca, 69000.

<sup>2</sup> Instituto de Electrónica y Mecatrónica - Universidad Tecnológica de la Mixteca, Carretera a Acatlima Km. 2.5, México, Oaxaca, 69000.

Fecha de recepción: 15 de julio de 2019

Fecha de aceptación: 30 de agosto de 2019

**Resumen.** En este artículo se presenta una metodología para la segmentación de disco óptico de imágenes del fondo de la retina, donde la aportación principal reside en el preprocesamiento de las imágenes. El modelo se divide en dos fases. En la primera se realiza un preprocesamiento de la imagen realizando correcciones de iluminación, removido de venas y reconstrucción de la imagen. En la segunda fase se realiza la localización del disco óptico y la segmentación de este. Los resultados de la segmentación automática se comparan con la segmentación de un experto en oftalmología dando como resultado un índice de coincidencia alto para las imágenes del conjunto utilizado.

**Palabras Clave:** Procesamiento Digital de Imágenes, Segmentación de Disco Óptico, Glaucoma.

**Summary.** This article presents a methodology for the segmentation of the optic disc of images of the retina fundus, where the main contribution resides in the preprocessing of the images. The model is divided into two phases. In the first, image preprocessing is performed by performing lighting corrections, vein removal, and image reconstruction. In the second phase, the location of the optic disc and its segmentation are performed. The results of the automatic segmentation are compared with the segmentation of an ophthalmology expert resulting in a high coincidence index for the images of the set used.

**Keywords:** Digital Image Processing, Optic Disc Segmentation, Glaucoma.

## 1 Introducción

El glaucoma puede definirse como una neuropatía óptica crónica progresiva que genera un problema de ceguera irreversible. Esta patología se asocia a defectos característicos del campo visual como consecuencia del deterioro gradual de la cabeza del nervio óptico, la pérdida de la capa de fibras nerviosas y puede o no relacionarse con hipertensión ocular. Cuando la presión intraocular está elevada, se comprime el nervio óptico y disminuye el flujo sanguíneo hacia sus fibras nerviosas, las que se lesionan de manera progresiva e irreversible a medida que van desapareciendo, se forma la excavación del nervio óptico y se genera el glaucoma [1]. Dichos cambios se ven reflejados principalmente en la retina, disco y copa óptica, por tanto, al analizarlos es posible determinar si se trata de un ojo sano o un ojo con glaucoma.

El Procesamiento Digital de Imágenes (PDI) se ha aplicado a diversos problemas a través de los años, por ejemplo un área de aplicación es en el diagnóstico médico, el cual a través de técnicas y procesos produce información relevante para los expertos [2]. Aquí, un ejemplo es la detección de glaucoma por medio de imágenes de fondo de retina donde una tarea es la segmentación de disco óptico. En este artículo se propone una metodología para dicha segmentación donde la clave reside en el preprocesamiento de las imágenes.

## 2 Estado del arte

Existen varios trabajos en la literatura que ayudan a la tarea de segmentar el disco óptico de imágenes de retina. Por ejemplo, en [1] se describen varios de los cambios estructurales que el glaucoma puede ocasionar al fondo de la retina y que sirven para diagnosticar la presencia de glaucoma en sus diferentes etapas. Los síntomas del glaucoma afectan en gran medida a la cabeza del nervio óptico (*ONH*, por sus siglas en inglés) donde se encuentran estructuras como el disco óptico, la copa óptica y la entrada de los vasos sanguíneos al globo ocular [3]. También existen otros síntomas que afectan a la capa de fibras nerviosas del fondo de la retina (*RNFL*, por sus siglas en inglés) en donde los tejidos neurorretinianos se pierden progresivamente. La mayoría de trabajos

sobre segmentación de estructuras de la retina, consideran importante localizar la ONH y tomarlo como punto de partida para realizar la segmentación del disco óptico. Por ejemplo, en [4] se considera a la localización del ONH como una primera opción de segmentación, mientras que como segunda opción, sería localizar la región más brillante y después de aplicar operaciones morfológicas se generaría la máscara que segmenta el disco óptico. Otra opción que se propone es el uso de una plantilla. Por otro lado, en [5] se propone realizar un preprocesamiento a las imágenes de entrada, posteriormente realizar una remoción de vasos sanguíneos y finalmente normalizar la cabeza del nervio óptico, con lo cual queda aislado el disco óptico del fondo. Por otra parte en [6] se proponen distintos métodos de segmentación de disco y de copa óptica, siendo el primero la umbralización donde la parte más importante es el cálculo del umbral, un segundo método que presenta es el uso de un modelo de aproximaciones por contornos activos, mientras que el tercero es haciendo uso de un modelo de aproximaciones con formas activas. Es decir, en el tercer método las formas ya son establecidas mientras que en el segundo de contornos activos, estos son adaptativos. Otros métodos que se mencionan son los agrupamientos basados en aproximaciones, componentes basados en aproximaciones o un modelo híbrido de aproximaciones.

### 3 Metodología

En esta sección se presenta el conjunto de datos utilizado y se describe el proceso que se sigue para llevar a cabo la segmentación del disco óptico.

#### 3.1 Conjunto de datos: RIM-ONE Release 3

El conjunto utilizado es la tercera entrega de RIM-ONE, el cual es un conjunto de imágenes del fondo de la retina para la evaluación del nervio óptico. Este *dataset* contiene 159 imágenes estereoscópicas RGB (*Red, Green, Blue*) del fondo de la retina con dimensiones de 2144 x 1424 píxeles cada una. Además, contiene máscaras de las segmentaciones del disco y de la copa óptica proporcionadas por dos expertos en oftalmología del Hospital Universitario Canarias. El motivo principal por el que se seleccionó este conjunto de datos en particular, es debido a que se cuenta con la segmentación de disco y copa óptica realizada por dos expertos en oftalmología, las cuales se pueden utilizar para verificar la eficacia de la segmentación automática propuesta. De igual forma, cada imagen tiene la etiqueta de clasificación, las cuales pueden ser: glaucoma, sospecha y sano.

#### 3.2 Fase 1: Preprocesamiento

Debido a que las máscaras de los expertos son utilizadas para comparar el porcentaje de emparejamiento con la segmentación generada por el algoritmo propuesto, el primer paso del preprocesamiento fue recortar y obtener sólo la parte izquierda de cada imagen estereoscópica del dataset. Esto se debe a que las máscaras de los expertos proporcionadas por RIM-ONE segmentan únicamente la parte izquierda de cada imagen. El preprocesamiento realizado se divide en 3 etapas: (Ver Figura 1)

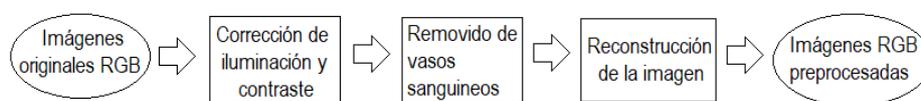


Figura 1. Etapas del preprocesamiento.

##### 3.2.1 Corrección de iluminación y contraste

Las imágenes del *dataset* pueden variar en la cantidad de iluminación global; algunas son demasiado oscuras o muy brillantes, teniendo una iluminación variada entre las imágenes. Lo anterior afecta la detección de estructuras como los vasos sanguíneos. Para solucionar este problema, se optó por normalizar la iluminación de las imágenes del *dataset*. Esto se puede lograr utilizando técnicas de corrección de iluminación globales aplicada a toda la imagen [5]. En este caso se utiliza el filtro homomórfico, el principal parámetro requerido es la función de transferencia  $H(u,v)$  la cual trabaja sobre los componentes de alta y baja frecuencia [2]. Esta función está conformada por un filtro pasa altas *Butterworth* ( $H$ ) de orden dos y distancia al origen con valor de 10. Los componentes de baja y alta frecuencia fueron definidos con los valores de 0.99 ( $\alpha_L$ ) y 1.0 ( $\alpha_H$ ) respectivamente.

### 3.2.2 Removido de vasos sanguíneos

Después de realizar la corrección de iluminación, se redimensiona la imagen a un tamaño de 500x500 píxeles y después se pasa al espacio LAB [7] para realizar un Análisis de Componentes Principales (*PCA*, por sus siglas en inglés). Después del *PCA*, se resaltan las venas removiendo el fondo de la retina utilizando un filtro de mediana y una operación morfológica *tophat*. Para obtener la imagen binaria con la información de las venas, se realiza una segmentación por umbralización, y para obtener el umbral, se utiliza el método *Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique Algorithm* (*ISODATA*) [8]. El resultado de la segmentación por umbralización es una máscara de los vasos con ruido. Para remover los píxeles que forman el ruido se utiliza una operación de cierre morfológico, obteniendo así la máscara final para remover los vasos sanguíneos.

### 3.2.3 Reconstrucción de la imagen

Para la reconstrucción de la imagen se utilizó un método de reconstrucción llamado *Fast Marching Method* [9]. Este necesita de dos parámetros para poder llevarse a cabo, la imagen RGB sin los vasos sanguíneos y la máscara (imagen binaria) que muestra las posiciones de los píxeles correspondientes a los vasos sanguíneos. El método de reconstrucción consiste en pintar un solo píxel haciendo uso de proximidades ponderadas, para lo cual se examina una vecindad de tamaño  $n \times n$ , en nuestro caso  $n=5$ . El *Fast Marching Method* está diseñado para imágenes en escala de grises, por lo cual, las imágenes RGB del *dataset* se dividieron en sus tres respectivos canales y se les aplicó el método a cada uno.

## 3.3 Fase 2: Segmentación

A continuación se describe el proceso de segmentación que fue realizado para extraer el disco óptico de cada una de las imágenes del *dataset*.

### 3.3.1 Localización del Disco Óptico

El Disco Óptico (OD, por sus siglas en inglés) es una región circular de la retina del ser humano [10]. En esta parte de la retina humana es donde el nervio óptico y los vasos sanguíneos convergen [3]. La localización del OD es el paso inicial para poder encontrar otras estructuras de la retina. También restringe el área donde se puede encontrar la ONH. Si algún píxel dentro de los límites del OD es localizado, entonces este puede facilitar la extracción del OD. En el caso de este artículo, se optó por utilizar el algoritmo propuesto en [10], el cual pertenece a la categoría de localización del OD tomando a la ONH como el punto más brillante. La ventaja de éste algoritmo es que también toma en cuenta la densidad vascular en el caso de que se presenten dos o más regiones pertenecientes a objetos tan brillantes como la ONH.

### 3.3.2 Segmentación de disco óptico

Para la segmentación de OD, se utilizó el método propuesto en [10]. A partir de la localización del OD, en este trabajo se propone eliminar la periferia del OD utilizando una máscara tipo Butterworth. Después se realiza un suavizado y un cierre morfológico para resaltar el OD y eliminar los detalles para obtener una representación gruesa del disco. Una vez obtenida esta representación gruesa, sólo se realiza una umbralización utilizando un umbral de 0.93.

## 4 Resultados experimentales

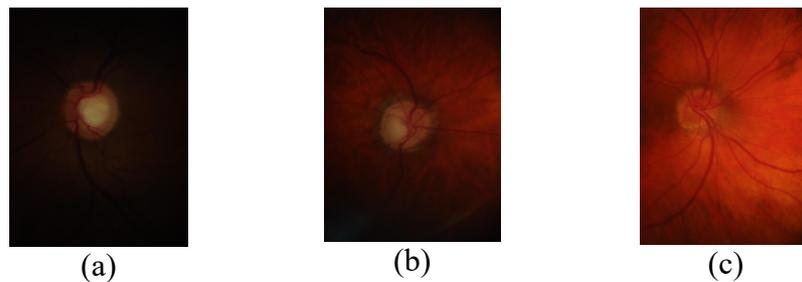
En esta sección se muestran los resultados de los experimentos realizados a tres imágenes de diferentes calidades de acuerdo a su contraste y se describen los resultados del preprocesamiento del fondo de la retina y de la segmentación de disco óptico. Posteriormente, se muestran los resultados generales utilizando todo el *dataset* para mostrar la eficacia de la metodología propuesta en este artículo.

#### 4.1 Selección de las imágenes para los experimentos.

Se seleccionaron tres imágenes del *dataset* con calidades diferentes en base al contraste como: calidad alta, calidad media y calidad baja. Para calcular el contraste de todas las imágenes se utilizó la siguiente fórmula usada en [11]:

$$C = \frac{f-b}{f+b},$$

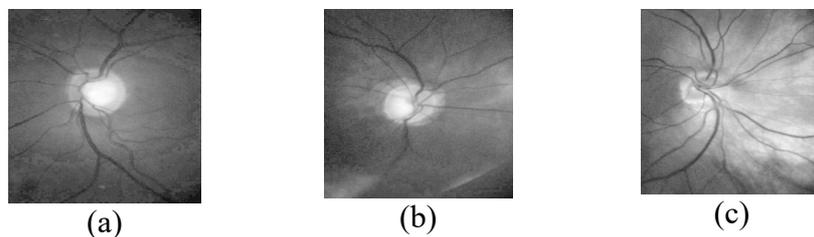
donde  $f$  es el promedio de intensidad de los píxeles pertenecientes al OD y  $b$  es el promedio de intensidad de los píxeles que no pertenecen al OD. De todo el *dataset* se obtuvieron las imágenes que se muestran en la Figura 2, a las cuales llamaremos *imágenes de prueba*.



**Figura 2.** Imágenes de prueba. (a) imagen de calidad alta con  $C=0.723202$  (b) imagen de calidad media  $C=0.461196$ . (c) imagen de calidad baja  $C=0.105574$ .

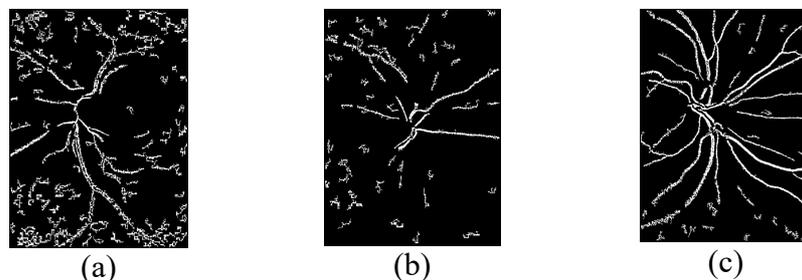
#### 4.2 Resultados de preprocesamiento y segmentación de disco óptico

Para el preprocesamiento, se puede observar en la Figura 3 que el filtro homomórfico normaliza la iluminación y el contraste sobre todas las imágenes sobre el canal verde, lo cual ayuda a la segmentación de venas.



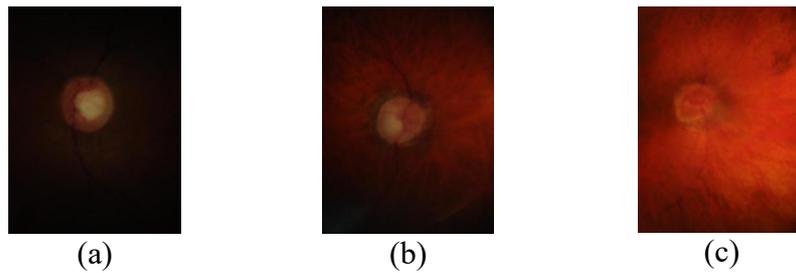
**Figura 3.** Corrección de iluminación con filtro homomórfico. (a) imagen de calidad alta. (b) imagen de calidad media. (c) imagen de calidad baja.

En la figura 4 se observan las máscaras para segmentar los vasos sanguíneos, en este caso aunque es una buena segmentación, aún hay ruido en las máscaras.



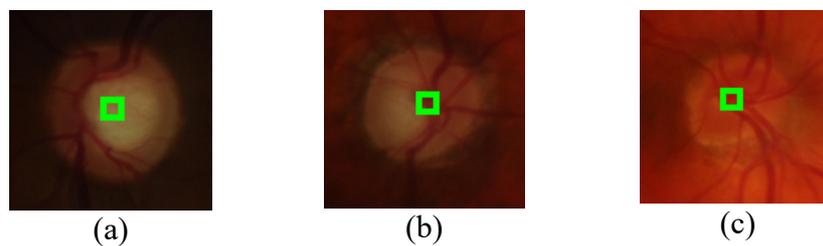
**Figura 4.** Máscara del removido de vasos sanguíneos. (a) imagen de calidad alta. (b) imagen de calidad media. (c) imagen de calidad baja.

En la figura 5 la reconstrucción de la imagen RGB se muestra reescalada debido a que el algoritmo utilizado tiene una complejidad  $O(2^n)$  la cual depende de la cantidad de píxeles de la imagen.



**Figura 5.** Reconstrucción de la imagen RGB. (a) imagen de calidad alta. (b) imagen de calidad media. (c) imagen de calidad baja.

La Figura 6 muestra la localización del OD. En este caso la información RGB y de la segmentación de vasos sanguíneos como la densidad vascular ayudan a encontrar la región correcta [10] sin importar que el canal rojo tenga poco contraste como en el caso de la imagen de calidad baja.



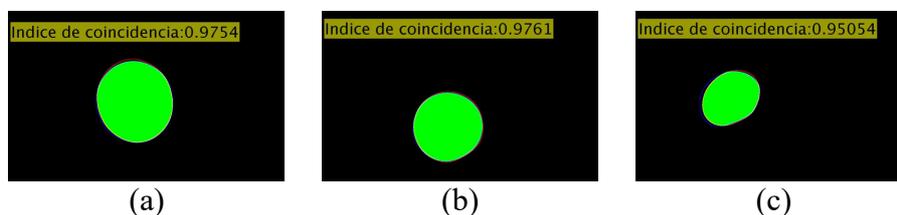
**Figura 6.** Localización del OD. (a) imagen de calidad alta. (b) imagen de calidad media. (c) imagen de calidad baja.

En la segmentación de disco, se utilizan las máscaras de los expertos para comparar el porcentaje de coincidencia entre ambas segmentaciones. Para el cálculo de coincidencia se utilizó la siguiente fórmula de correlación [12]:

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2}}$$

donde  $\bar{A}$  es la matriz de medias de la máscaras de los expertos y  $\bar{B}$  la matriz de medias de las máscaras generadas.

En la figura 7 se hace la comparación de similitud entre la máscara de los expertos y la máscara generada automáticamente. Para las tres imágenes de prueba con diferentes calidades, se observa que nuestra metodología obtiene segmentaciones bastantes parecidas a las del experto, según el índice de coincidencia. En la Tabla 1 se observan los resultados de la correlación entre las máscaras para el conjunto completo.



**Figura 7.** Comparación entre las máscaras generadas automáticamente y las de los expertos. La zona verde es la región donde ambas máscaras coinciden.

**Tabla 1.** Resultados de la comparación de segmentación de disco entre la técnica propuesta en este trabajo y la de los expertos.

Comparación del índice de coincidencia de la segmentación de disco óptico con el experto				
Coincidencia	81% - 85%	86% - 90%	91% - 95%	96% - 100%
Cantidad de imágenes	2	8	101	58

Cabe mencionar que este trabajo fue comparado también utilizando la medida de exactitud (descrita en [13]) con trabajos relacionados como en [13] y [14] los cuales usan el mismo conjunto RIM-ONE. Los resultados alcanzados son similares con dichos trabajos, con la diferencia de que nuestra metodología es mucho más sencilla al incluir solamente una mejora en el preprocesamiento de las imágenes.

## 5 Conclusiones y trabajo futuro

Dado que la segmentación de disco óptico se dificulta dependiendo de la calidad de la imagen a utilizar, en este trabajo se propone una fase previa de preprocesamiento que facilita realizar la segmentación automática. Con base en los resultados obtenidos en este trabajo, se observa que la gran mayoría de las regiones segmentadas usando nuestra propuesta presentan una alta coincidencia con las regiones segmentadas manualmente por los expertos. Para estos resultados, la fase de preprocesamiento es crucial.

Este trabajo puede ser ocupado para ser utilizado en conjunto con algún método de extracción de características para obtener información relevante del disco óptico.

## Referencias

- [1] Instituto de Microcirugía Ocular. El glaucoma a través de la historia. Soluciones Avanzadas. Rev. 20 IMO, 2012.
- [2] R. C. González y R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Ed. 3. Pearson, 2007.
- [3] D.A. Godse and D.S. Bormane. Automated Localization of Optic Disc in Retinal Images. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4(2), 2013.
- [4] M. S. Haleem, et. al. Automatic extraction of retinal features from colour retinal images for glaucoma diagnosis: a review. *Computerized medical imaging and graphics*, 37(7-8), pp. 581-596, 2013.
- [5] R. Bock, et. al. Glaucoma risk index: automated glaucoma detection from color fundus images. *Medical image analysis*, 14(3), pp. 471-48, 2010.
- [6] N. Thakur and M. Juneja. Survey on segmentation and classification approaches of optic cup and optic disc for diagnosis of glaucoma. *Biomedical Signal Preprocessing and Control*, 42(1), 162-189, 2018.
- [7] Hunter Lab. Application notes (2018). Recuperado el 21 de abril de 2019, de: <https://www.hunterlab.com/application-notes.html>
- [8] A. El-Zaart, Images thresholding using ISODATA technique with gamma distribution. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 20(1), 29-41, 2010.
- [9] A. Telea. An image inpainting technique based on the fast marching method, *J. Gr. Tools*, 9(1), pp. 23-34, 2004.
- [10] A. Usman, et. al. A robust algorithm for optic disc segmentation from colored fundus images. In *International Conference Image Analysis and Recognition*, pp. 303-310, 2014.
- [11] A. Rojas-Domínguez and A. K. Nandi. Detection of masses in mammograms via statistically based enhancement, multilevel-thresholding segmentation, and region selection. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 32(4), 304-315, 2008.
- [12] S. M. A. Bashir. Font acknowledgment and character extraction of digital and scanned images. E-print arXiv:1305.4064, 2013.
- [13] A. M. Nur, et al. On analyzing various density functions of local binary patterns for optic disc segmentation, *Proceedings of IEEE Symposium on Computer Applications & Industrial Electronics*, 37-41, 2015.
- [14] C. V. Stella, et. al. An empirical study on optic disc segmentation using an active contour model, *Biomed. Signal Process. Control* 18(1), 19-29, 2015.