

Determinación de la parábola de la vasculatura de la retina mediante un algoritmo computacional de segmentación

Determination of the parabola of the retinal vasculature using a segmentation computational algorithm

David Jaime Giacinti¹

Fernando Cervantes Sánchez²

Iván Cruz Aceves²

Martha Alicia Hernández González¹

Luis Miguel López Montero¹

¹ Instituto Mexicano del Seguro Social, Unidad Médica de Alta Especialidad T1. León, Guanajuato

² Centro de Investigación en Matemáticas A.C. (CIMAT). Guanajuato, Guanajuato

Autor para correspondencia: Iván Cruz Aceves, E-mail: ivan.cruz@ciamat.mx

Resumen

El análisis cuantitativo de la arquitectura de las venas temporales superior e inferior y su monitoreo sobre el tiempo puede facilitar el diagnóstico y tratamiento oportuno de la retinopatía diabética. En este trabajo se presenta un novedoso método que consiste de dos etapas correspondientes a la segmentación automática y modelado parabólico de las venas temporales superior e inferior en imágenes de fondo de ojo. En la primera etapa, el detector lineal multiescala (DLM) es empleado para detectar estructuras de tipo arterial en imágenes de la retina. Debido a que DLM es un método de realzado arterial, es necesario aplicar una estrategia de umbralización para clasificar píxeles de tipo arterial con respecto al fondo de la imagen, donde un valor de umbral determinado de forma experimental es comparado con cinco métodos de umbralización del estado del arte. En esta etapa, el método de segmentación propuesto es comparado con seis métodos especializados del estado del arte en términos de eficiencia de

segmentación. En la segunda etapa, se desempeña un modelado parabólico mediante una estrategia de optimización utilizando un Algoritmo de Distribución Marginal Univariada sobre las arterias previamente segmentadas, y los resultados son comparados con dos métodos paramétricos del estado del arte y con las delineaciones realizadas por especialistas. Los resultados de segmentación arterial utilizando el detector lineal multiescala demostraron una alta eficiencia de segmentación obteniendo un valor de 0.9618 utilizando la base de datos DRIVE de imágenes de fondo de ojo. De igual forma, los resultados de modelado parabólico entregaron una eficiencia promedio de 0.825 con respecto a las delineaciones realizadas por especialistas oftalmólogos de las venas temporales superior e inferior. En base a los resultados de eficiencia y al tiempo computacional (5.62 segundos), el método propuesto puede considerarse como altamente apropiado para desempeñar diagnóstico asistido por computadora en el área de oftalmología.

Palabras clave: algoritmo de estimación de distribución; diagnóstico asistido por computadora; imágenes de fondo de ojo; modelado parabólico; segmentación automática

Abstract

Quantitative analysis of the architecture of the superior and inferior temporal retinal veins and their monitoring over time could facilitate the diagnosis and timely treatment of diabetic retinopathy. This paper presents a novel method consisting of two stages for automatic segmentation and parabolic modeling of the superior and inferior temporal arcade vessels in retinal fundus images. In the first stage, the Multiscale Line Detector (MLD) is used to detect vessel-like structures in the retinal images. Since the MLD, is a vessel enhancement method, a thresholding strategy has to be used to classify vessel and non-vessel pixels, where an experimental threshold value is compared with five state-of-the-art thresholding methods. In this stage, the proposed segmentation method is compared with six state-of-the-art specialized methods in terms of segmentation accuracy. In the second stage, a parabolic modeling using an optimization strategy based on the Univariate Marginal Distribution Algorithm (UMDA) is performed over the segmented vessels and the results are compared with two state-of-the-art parametric methods and with the ground-truth images outlined by specialists. The results of vessel segmentation using the multiscale line detector demonstrated a high segmentation accuracy with a 0.9618 value using the DRIVE database of retinal fundus images. In addition, the

parabolic modeling results provided an average accuracy of 0.825 with the ground-truth of the superior and inferior temporal arcade vessels outlined by ophthalmologists. According to the accuracy and the computational time (5.62 seconds) results, the proposed method can be considered as highly appropriate to perform computer-aided diagnosis in Ophthalmology.

Keywords: estimation of distribution algorithms; computer-aided diagnosis; retinal fundus images; parabolic modeling; automatic segmentation

Recibido en: 11/03/2019

Aceptado en: 02/07/2019

Introducción

La afección de la vasculatura de la retina puede obedecer a diferentes causas, entre ellas las congénitas, adquiridas por trombosis, enfermedad vascular cerebral, hipertensión arterial o retinopatía diabética (RD). Esta última representa la principal causa de pérdida visual no recuperable en los países industrializados, prevaleciendo en pacientes entre los 20 y 64 años de edad, siendo responsable del 10% de nuevos casos de ceguera anualmente a nivel mundial (Tenorio y Ramírez-Sánchez, 2010).

En México, la prevalencia de Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) en adultos mayores de 20 años de edad aumentó de 6.7 % en 1993 a 7.5 % en el año 2000, y se calcula que podrá llegar a 12.3 % (11.7 millones) para el año 2025 (Cervantes-Castaneda *et al.*, 2014; Rodríguez-Villalobos *et al.*, 2005). Adicionalmente, Barraza-Lloréns *et al.* (Barraza Lloréns *et al.*, 2015) en el año 2013, reportaron que la carga económica de la DM2 en México ascendió a 362.8 miles de millones de pesos, representando el 2.25% del Producto Interno Bruto (PIB) de ese año. De aquí la importancia del desarrollo de sistemas expertos para realizar diagnóstico asistido por computadora que coadyuve a incrementar la eficiencia en la prevención, diagnóstico y monitoreo de diversas patologías relacionadas con los cambios en la morfología de la retina humana.

Por otra parte, el método clínico más empleado para el análisis morfológico de la vasculatura de la retina es mediante imágenes de fondo de ojo, las cuales son por naturaleza una proyección de dos dimensiones de una estructura tridimensional. En dichas imágenes, la arquitectura de la red vascular (topología) representa el patrón de interconexiones de los vasos sanguíneos, la cual puede ser cuantificada si se emplea un esquema de clasificación que permita realizar un etiquetado único de cada segmento de vaso de acuerdo a su posición en la red. A pesar de la importancia clínica, los cambios en la arquitectura de la retina son observados únicamente de forma cualitativa, por lo cual una valoración cuantitativa y eficiente representaría un gran avance para el diagnóstico y tratamiento de enfermedades. En la Fig. 1, se presenta la caracterización de la retina de un paciente mostrando el trazado sobre la vena retiniana central y sus ramificaciones.

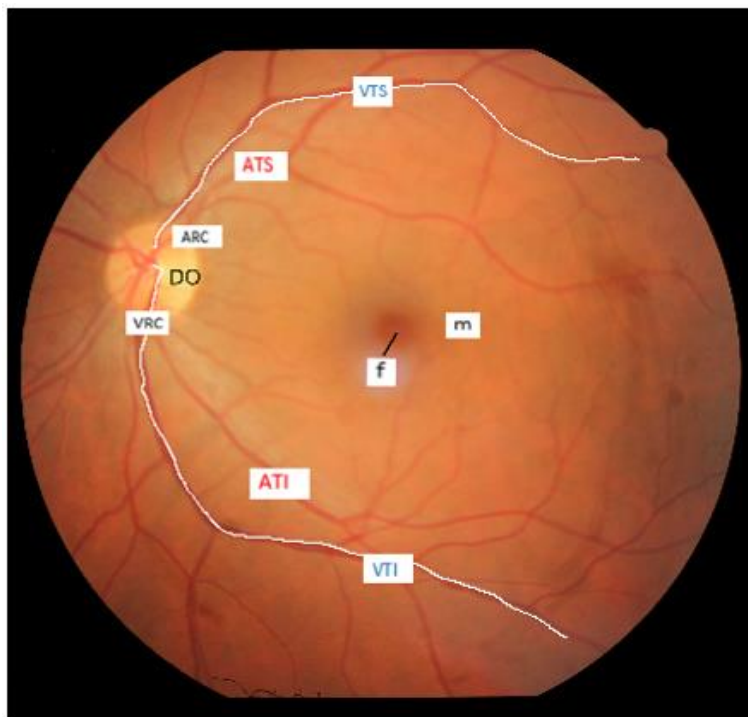


Fig. 1. Caracterización de la retina izquierda de un paciente sin enfermedad. Disco óptico (DO), mácula (m), fóvea (f), Arteria retiniana central (ARC) con sus ramas arteriola temporal superior (ATS) e inferior (ATI). Se muestra el trazado sobre el trayecto de la vena retiniana central (VRC) con sus ramas vénula temporal superior (VTS) e inferior (VTI).

Dentro de las principales desventajas para el análisis automático de la red vascular en imágenes de fondo de ojo se encuentran la iluminación no uniforme y el bajo contraste entre las arterias y el fondo de la imagen. Debido a ambas desventajas, una gran cantidad de métodos computacionales se han introducido en la literatura para abordar el problema de la detección y segmentación automática de estructuras arteriales. Algunos de los métodos reportados se basan en técnicas espaciales de grafos (Zhao *et al.*, 2015), crestas (Staal *et al.*, 2004), plantillas de correspondencia Gaussiana (Chaudhuri *et al.*, 1989; Chanwimaluang *et al.*, 2006; Li *et al.*, 2012), filtros lineales de escala simple y múltiple (Ricci y Perfetti, 2007; Nguyen, 2013), filtros basados en la matriz de segundas derivadas parciales de un núcleo Gaussiano (Frangi *et al.*, 1998; Salem *et al.*, 2007; Wang *et al.*, 2012), umbrales adaptativos (Jiang y Mojon, 2003) y filtros de Gabor en el dominio frecuencial (Soares *et al.*, 2006). En general, los métodos previamente mencionados obtienen altas eficiencias de segmentación, aunque a excepción del filtrado lineal multiescala, todos los métodos son paramétricos y requieren de una etapa de ajuste de parámetros generalmente empleando un conjunto de imágenes de entrenamiento que en la práctica puede presentar diversos inconvenientes.

Posterior a la etapa de segmentación, se pueden desempeñar diversos análisis computacionales involucrando la arquitectura de las estructuras arteriales resultantes. En el estado del arte, el modelado de la vena retiniana central ha sido poco explorado, en donde los estudios más sobresalientes para realizar su modelado numérico son los trabajos publicados por Oloumi *et al.* (Oloumi *et al.*, 2012; Oloumi *et al.*, 2012) utilizando la transformada de Hough (Ballard, 1981) para obtener el modelado parabólico de dicha vena. A pesar de que el algoritmo de Hough es la técnica más empleada en la literatura para detectar objetos geométricos paramétricos en imágenes, su gran desventaja en la detección de parábolas es el tiempo computacional, ya que su estrategia de búsqueda es exhaustiva. En este sentido, se han introducido recientemente en la literatura métodos de detección de parábolas que superan en un alto porcentaje el tiempo computacional de la transformada de Hough mediante el empleo de algoritmos evolutivos (Guerrero-Turrubiates *et al.*, 2017; Cruz-Aceves *et al.*, 2017). Lo cual, resulta prometedor para aplicaciones que buscan soluciones en tiempo real como se desea en clínica práctica.

En este trabajo, se propone un novedoso método para desempeñar el modelado parabólico de las venas temporales superior e inferior, mediante un algoritmo de segmentación no

paramétrico y un algoritmo de estimación de distribución. El método de modelado parabólico es evaluado en términos de eficiencia de detección y tiempo computacional sobre una base de datos de 40 imágenes en color de la retina, la cual se encuentra delineada por expertos tanto en detección arterial como en estimación parabólica. Además, el método propuesto es comparado en las diferentes etapas de segmentación automática y modelado parabólico con diversos métodos especializados del estado del arte. Finalmente, derivado de los resultados experimentales, el método propuesto es capaz de detectar estructuras arteriales con una alta eficiencia y modelar numéricamente las venas temporales superior e inferior con una alta precisión en un tiempo computacional bajo, lo que lo convierte en un método apto para su implementación en la práctica médica en el área de oftalmología.

La organización del presente artículo se describe a continuación: en la sección 2, se presentan los fundamentos del método de segmentación automática arterial, así como el algoritmo de detección parabólica y el método propuesto para el modelado parabólico de las venas temporales superior e inferior. Los resultados experimentales se analizan en la sección 3, y las conclusiones se presentan en la sección 4.

Metodología

El problema del modelado numérico de las venas temporales superior e inferior sobre imágenes de fondo de ojo ha sido muy poco explorado en la literatura principalmente por la ausencia de bases de datos que contengan la delineación o etiquetado específico de dichas venas. En el estado del arte, pocos trabajos han avanzado en el modelado numérico de la vasculatura de la retina como las investigaciones de (Oloumi *et al.*, 2012; Oloumi *et al.*, 2012), en donde el problema ha sido abordado en las dos etapas independientes de segmentación arterial y la etapa de modelado numérico vascular. En la etapa de segmentación, el principal objetivo es superar las desventajas de iluminación no uniforme y el bajo contraste entre las arterias y el fondo de la imagen, logrando a su vez la extracción exclusiva de las estructuras de tipo arterial. Mientras que en la etapa de modelado numérico, al disponer de las arterias previamente segmentadas, se trabaja con

la premisa de que las venas temporales pueden determinarse de forma visual como las venas de mayor amplitud partiendo del disco óptico. En esta última etapa, los principales trabajos en la literatura han utilizado la transformada de Hough como herramienta de modelado paramétrico, aunque su principal desventaja es el tiempo computacional ya que es una técnica de búsqueda exhaustiva.

Debido a las desventajas de trabajar con imágenes de fondo de ojo para el análisis numérico de estructuras arteriales, el método de segmentación lineal multiescala y el algoritmo de modelado parabólico son de interés en el presente trabajo; ambos métodos son descritos a detalle en la presente sección.

Segmentación Automática Vascul

El principal reto para un sistema asistido por computadora es la detección misma de las venas y arterias de la retina en una imagen de fondo de ojo. Este problema ha sido ampliamente abordado en la literatura, donde los métodos más precisos coinciden en el uso de dos etapas para llevar a cabo esta tarea. La primera consiste en incrementar el contraste entre las estructuras tubulares y el fondo de la imagen, de esta forma los píxeles de las venas y arteria son realzados facilitando su identificación. La segunda etapa consiste en clasificar los píxeles en dos grupos, obteniendo así una imagen binaria con las venas y arterias de la retina en blanco, y el fondo de la imagen en negro.

Uno de los métodos con mayor precisión en la etapa de detección es el basado en detectores de líneas. Dicho método considera que los vasos sanguíneos en imágenes médicas pueden ser modelados por segmentos que comparten una misma orientación y longitud. Para realizar la detección de cada segmento, se utiliza una plantilla de 1 píxel de ancho y L píxeles de largo, que a su vez es aplicada a diferentes orientaciones mediante una convolución con la imagen original (Ricci y Perfetti, 2007).

Debido a que la red vascular puede presentar segmentos de distintas longitudes, la detección con una sola escala presentará un desempeño bajo. Sin embargo, esta dificultad ha sido

abordada por Nguyen *et al.* (Nguyen *et al.*, 2013) proponiendo el uso de plantillas construidas con múltiples escalas de longitud L , incrementando así la precisión con la que los vasos sanguíneos son detectados. En la Fig. 2, se ilustran dos plantillas construidas a diferentes escalas. El área sombreada en negro se refiere a la orientación original de las plantillas, mientras que el sombreado en gris indica el resultado de orientarlas a 45° y 90° .

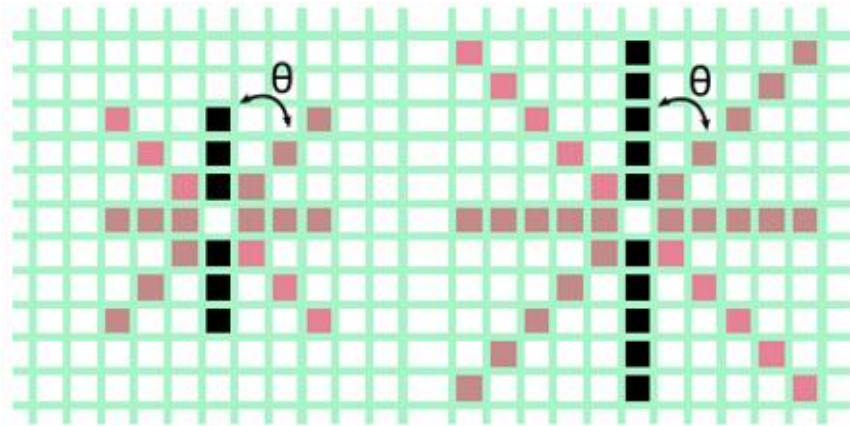


Fig. 2. Plantillas construidas a dos diferentes escalas. La plantilla de la izquierda fue construida con longitud $L = 7$. La plantilla de la derecha fue construida con longitud $L = 11$.

Modelado Parabólico de las Venas Temporales Superior e Inferior

La transformada de Hough es un método ampliamente utilizado para detectar figuras paramétricas dentro de imágenes binarias de forma automática. Éste método fue propuesto originalmente para la detección de líneas rectas (Ballard, 1981), y posteriormente su uso fue ampliado para la detección de círculos (Duda y Hart, 1972), elipses (Yip *et al.*, 1992) y parábolas (Oloumi *et al.*, 2012; Oloumi *et al.*, 2012). Por esta característica, la transformada de Hough puede ser empleada para el modelado parabólico de las venas temporales de manera automática.

La transformada de Hough posee una baja sensibilidad al ruido en las imágenes, lo cual es un problema que se presenta con frecuencia en las imágenes de fondo de ojo. Sin embargo, la

precisión con la que las figuras son detectadas está directamente relacionada con el nivel de discretización del espacio de búsqueda. Esto provoca que la precisión del modelo parabólico esté comprometida con el tiempo de ejecución del método. No obstante, existen métodos computacionales de optimización estocástica que permiten reducir dicho tiempo de búsqueda. Entre éstos se encuentran los métodos de estimación de la distribución (Estimation of Distribution Algorithm, **EDA**), que son capaces de encontrar valores promisorios sin la necesidad de explorar todo el espacio de búsqueda, enfocándose únicamente en las zonas que presentan una mayor probabilidad de éxito.

Los EDAs son algoritmos que emplean poblaciones de posibles soluciones x al problema de optimización, las cuales son mejoradas a lo largo de un proceso iterativo. Se caracterizan por construir modelos de probabilidad que determinan de manera estocástica los valores de las variables del problema. El éxito de los EDAs se debe a que la estimación de los modelos de probabilidad se realiza mediante un proceso de selección inspirado en la evolución natural, donde sólo los mejores candidatos son utilizados para su estimación. En este trabajo se propone el uso del algoritmo de distribución marginal univariado (Univariate Marginal Distribution Algorithm, **UMDA**) para la modelación parabólica de la venas temporales superior e inferior, debido a que ha demostrado tener un buen desempeño en la optimización de problemas cuyas variables no están fuertemente correlacionadas (Cervantes-Sanchez *et al.*, 2016), siendo el caso de los parámetros del modelo parabólico.

UMDA representa el valor de cada variable mediante un conjunto de nuevas variables binarias. Para cada nueva variable binaria se define una distribución de probabilidad marginal, independiente de las otras. Durante cada iteración t , los mejores candidatos son elegidos con la siguiente probabilidad.

$$P^S(X = x, t) = \frac{P(X=x,t)f(x)}{\sum_{x' \in \Omega} P(X=x',t)f(x')} \quad (1)$$

Donde:

$P^S(X=x, t)$ es la probabilidad de que el candidato x sea integrado al conjunto seleccionado S , utilizando el modelo estimado para la iteración t .

$f(x)$ es la aptitud del candidato x evaluado en la función objetivo del problema de optimización.

El símbolo Ω se refiere a la población entera de candidatos.

Dado que los candidatos son modelados con distribuciones de probabilidad marginales, la probabilidad de observar al candidato \mathbf{x} se calcula de la siguiente manera.

$$P(X = \mathbf{x}, t) = \prod_i P(X_i = x_i, t) \quad (2)$$

Donde:

x_i es el valor de la i -ésima nueva variable binaria de la representación del candidato \mathbf{x} .

Posteriormente, cada modelo marginal es actualizado estimando la probabilidad de que un candidato sea observado en la siguiente iteración $t+1$.

$$P(X_i = x_i, t + 1) = \frac{\sum_{\mathbf{x}' \in \Omega} x'_i}{|S|} \quad (3)$$

Donde:

$|S|$ es el tamaño del conjunto de candidatos seleccionados en la iteración t .

La nueva población Ω para la iteración $t+1$ se obtiene por muestreo de la distribución $P(X=\mathbf{x}, t+1)$, y cada nuevo candidato es evaluado en la función objetivo $f(\mathbf{x})$. La solución al problema \mathbf{x}^* en la iteración $t+1$ se define como el candidato \mathbf{x} con mejor aptitud $f(\mathbf{x})$ en dicha iteración.

Los procesos de selección, actualización de parámetros, y de remuestreo, son repetidos indefinidamente hasta que el criterio de paro se cumpla. Un ejemplo de dicho criterio es detener el proceso evolutivo cuando éste ha sido repetido más de una cantidad t_{max} de veces. Cuando el criterio de paro se cumple, la solución encontrada por UMDA será el valor del candidato \mathbf{x}^* con el mejor valor de aptitud encontrado a lo largo del proceso evolutivo.

Método Propuesto

El método propuesto consiste de las etapas de segmentación automática y modelado parabólico de las venas temporales tanto superior como inferior.

Para detectar las diferentes estructuras arteriales presentes en las imágenes de fondo de ojo, el método de detección lineal multiescala (DLM) propuesto por (Nguyen *et al.*, 2013) ha sido adoptado por su alta eficiencia y complejidad lineal en tiempo de cómputo. Este método trabaja con tres parámetros que permanecen fijos a lo largo de su ejecución. El ancho de la plantilla de correspondencia, el largo del segmento arterial a detectar y el número de filtros direccionales. Debido a que las arterias y venas presentes en la imagen pueden ser modeladas como estructuras tubulares, el parámetro de amplitud del método DLM se establece a 1 pixel de ancho detectando así todas las posibles estructuras. El parámetro de longitud trabaja a diferentes escalas. En el presente trabajo se estableció en el intervalo de [1,15] con un incremento cada 2 pixeles para mantener una simetría con respecto al pixel central en el cálculo de la convolución. El tercer parámetro correspondiente al número de orientaciones, se estableció en 15° en el intervalo de [0, 180°], resultando un banco de 12 filtros direccionales equidistantes. La determinación de los valores para los tres parámetros del método DLM, se encuentran en concordancia con el trabajo de Nguyen *et al.* (Nguyen *et al.*, 2013).

Finalmente, debido a las 8 escalas de longitud y 12 filtros direccionales, se desempeñan un total de 96 evaluaciones por pixel, por lo cual el método DLM tiene una complejidad lineal de acuerdo al tamaño de la imagen, lo cual es deseable en términos de tiempo computacional.

Por otra parte, para realizar el modelado parabólico de las venas temporales superior e inferior, se ha adoptado el método de computación evolutiva UMDA, puesto que el problema se ha establecido como optimización combinatoria sobre las estructuras arteriales resultantes de la primera etapa, lo cual permite superar en tiempo a cualquier técnica de búsqueda exhaustiva.

Para acoplar el método de cómputo evolutivo UMDA al problema del modelado parabólico de las venas temporales, es necesario establecer tres aspectos fundamentales; función de transformación, tipo de codificación y función de evaluación.

En un sistema de coordenadas Cartesianas, una parábola puede describirse por su forma general como:

$$Ay^2 + By + C = x \quad (4)$$

Donde:

A, B y C, representan valores constantes desconocidos, los cuales pueden ser determinados mediante la búsqueda de píxeles mutuamente diferentes en su posición espacial dentro de la imagen previamente segmentada (imagen binaria).

De acuerdo con el trabajo de (Cruz-Aceves *et al.*, 2017), una función de transformación dependiente de una terna combinada de puntos espaciales en el dominio de una imagen, permite modificar mediante optimización combinatoria una parametrización parabólica. Dicha función de transformación puede ser definida en base a los valores espaciales del vértice (x_{vertex}, y_{vertex}) y la apertura ($4p$) de la parábola de la siguiente manera:

$$x_{vertex} = -\frac{B}{2A} \quad (5)$$

$$y_{vertex} = C - \frac{B^2}{4A} \quad (6)$$

$$4p = \frac{1}{A}. \quad (7)$$

Una vez determinada la función de transformación, es importante determinar la forma de codificación para representar el conjunto de soluciones potenciales o población de individuos del algoritmo evolutivo. En el presente trabajo, se desempeñó una codificación binaria para representar la posición espacial de la terna de píxeles que determinan los valores constantes desconocidos (A, B y C) de la función de transformación. Esta forma de codificación permite trabajar de forma univariada asumiendo que cada característica es independiente, lo cual, ayuda a que los operadores de selección y remuestreo de población de UMDA se desempeñen de la mejor manera.

Finalmente, la función de evaluación también conocida como función de aptitud es empleada para cuantificar el desempeño de una parábola virtual en base a una permutación de píxeles con respecto a sus posiciones en el plano cartesiano. Durante el proceso evolutivo, cada individuo de UMDA es evaluado mediante esta función y la solución final (parábola que mejor modela las venas temporales) será aquella que obtenga el máximo valor de aptitud a lo largo de las generaciones. La función de aptitud está representada por la maximización de la sumatoria de píxeles superpuestos (compuerta AND) entre la parábola virtual que se obtiene mediante la

función de transformación y los píxeles de interés (píxeles arteriales) obtenidos de la etapa de segmentación del método.

Para evaluar la eficiencia tanto de la etapa de segmentación automática de las arterias de la retina, como de la etapa del modelado parabólico de las venas temporales, la métrica de exactitud ha sido adoptada por su amplia aplicación para cuantificar diversos resultados de análisis arterial en diferentes tipos de imágenes médicas. Además de considerar el hecho de que el patrón de referencia realizado por un único médico especialista puede mostrar una tendencia hacia una tasa de precisión variable. La métrica de exactitud está definida como:

$$Exactitud = \frac{VP+VN}{VP+FP+VN+FN} \quad (8)$$

Donde:

VP corresponde al total de casos verdaderos positivos, *VN* de verdaderos negativos, *FP* a falsos positivos y *FN* como falsos negativos. Los valores positivos y negativos son relativos a la correspondencia del modelo computacional encontrado, con respecto a la delineación manual desempeñado por un experto en nuestro caso. Esta métrica se encuentra definida en el intervalo $[0, 1]$, donde cero es el peor resultado posible y uno representa la eficiencia perfecta, por lo cual siempre se desea maximizar.

Resultados

En esta sección, se presenta la base de datos de imágenes de fondo de ojo utilizada durante el presente trabajo. De igual forma, debido a que el método propuesto consta de las etapas de segmentación y de modelado parabólico, éstas son analizadas en diferentes secciones. Los experimentos computacionales se desempeñaron en una computadora Intel Core i3, con un procesador de 2.13 GHz y 4 GB de memoria RAM mediante el software Matlab versión 2016b.

Imágenes de fondo de ojo

La base de datos empleada en el presente trabajo consiste del conjunto total de 40 imágenes de fondo de ojo (20 imágenes como subconjunto de entrenamiento y las 20 restantes conforman el subconjunto de prueba) de la base de datos internacional denominada DRIVE (Staal *et al.*, 2004, Niemeijer *et al.*, 2004). Dicho conjunto dispone de la delineación manual de las estructuras arteriales realizada por un experto. Sobre esta base de datos DRIVE, y con el objetivo de cuantificar el desempeño de la propuesta principal del presente trabajo, las venas temporales superior e inferior de cada una de las imágenes fueron manualmente etiquetadas por médicos especialistas del departamento de Oftalmología de la Unidad Médica de Alta Especialidad T1 del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS), una vez que fue autorizado por el Comité Local de Investigación y Ética con número de registro R-2018-1001-128.

Resultados de segmentación automática

La etapa de segmentación automática entrega como resultado una imagen binaria (dos niveles de intensidad) en donde, los píxeles de color blanco pertenecen a estructuras de tipo arterial y los píxeles en color negro pertenecen al fondo de la imagen. El método DLM entrega como resultado una imagen en niveles de gris, esto como resultado de la convolución de los diferentes filtros direccionales sobre la imagen de entrada permitiendo homogeneizar la iluminación de la imagen incrementando a su vez, el contraste de las estructuras de tipo arterial. En la Fig. 3, se presenta el resultado de la aplicación del método DLM sobre un subconjunto de imágenes.

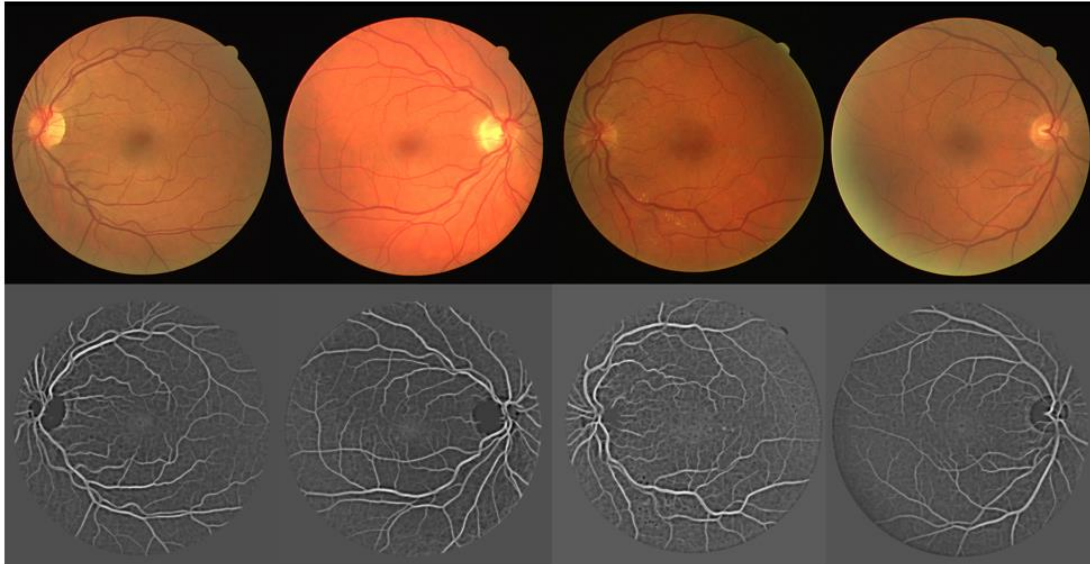


Fig. 3. Resultado de detección arterial mediante el método DLM con 12 filtros direccionales y longitud multiescala en el intervalo [1, 15] píxeles.

Para binarizar o clasificar la respuesta del filtro DLM que se encuentra en niveles de gris, el procedimiento más empleado en la literatura es el uso de una técnica de umbralización. En la Tabla 1, se presenta una comparativa de 5 métodos del estado del arte con respecto a un umbral fijo. Este umbral fijo se obtuvo mediante el conjunto de entrenamiento y fue aplicado directamente sobre el conjunto de prueba. Dicho valor de umbral (0.56) presenta el mejor desempeño en términos de eficiencia de segmentación concordando con lo propuesto por (Nguyen *et al.*, 2013), por lo cual fue seleccionado para formar parte de nuestro método propuesto y para futuros análisis.

Tabla 1. Comparativa de 5 métodos de umbralización del estado del arte con respecto a un umbral fijo utilizando el conjunto de 20 imágenes de prueba.

| Método de umbralización | Eficiencia |
|--|---------------|
| 0.56 (Umbral fijo) | 0.9618 |
| Otsu (Otsu, 1979) | 0.9610 |
| Entropía (Kapur <i>et al.</i> , 1985) | 0.8777 |
| Concavidad (Rosenfeld y De la Torre, 1983) | 0.9562 |
| Momentos estadísticos (Kittler <i>et al.</i> , 1985) | 0.9597 |
| Ridler y Calvard (Ridler y Calvard, 1978) | 0.8721 |

Para demostrar la eficiencia del método propuesto con respecto al estado del arte, en la Tabla 2 se presenta una comparativa en términos de eficiencia de segmentación con respecto a 6 métodos especializados. Además de la alta eficiencia de segmentación del método propuesto, otra gran ventaja es su bajo número de parámetros y el tiempo lineal de ejecución, lo que permite su rápida implementación y adecuación a diferentes tipos de imágenes de fondo de ojo.

Tabla 2. Comparativa del método propuesto con respecto a 6 métodos especializados en segmentación arterial utilizando el conjunto de prueba.

| Método | Eficiencia |
|--|---------------|
| Método Propuesto | 0.9618 |
| Zhao <i>et al.</i> (Zhao <i>et al.</i> , 2015) | 0.9530 |
| Staal <i>et al.</i> (Staal <i>et al.</i> , 2004) | 0.9442 |
| Jiang <i>et al.</i> (Jiang y Mojon, 2003) | 0.9212 |
| Soares <i>et al.</i> (Soares <i>et al.</i> , 2006) | 0.9466 |
| Li <i>et al.</i> (Li <i>et al.</i> , 2012) | 0.9310 |
| Chaudhuri <i>et al.</i> (Chaudhuri <i>et al.</i> , 1989) | 0.8773 |

Es importante señalar que existe una etapa de postprocesamiento sobre la segmentación. Para dicha etapa se emplea la técnica de morfología denominada como conjuntos conexos. En donde, todos los conjuntos de píxeles aislados de la estructura principal son eliminados, para de esta forma sólo mantener la estructura retiniana de mayor tamaño. En la Fig. 4, se presenta un subconjunto de imágenes de prueba de la retina, para una valoración cualitativa de la segmentación desempeñada por el método propuesto.

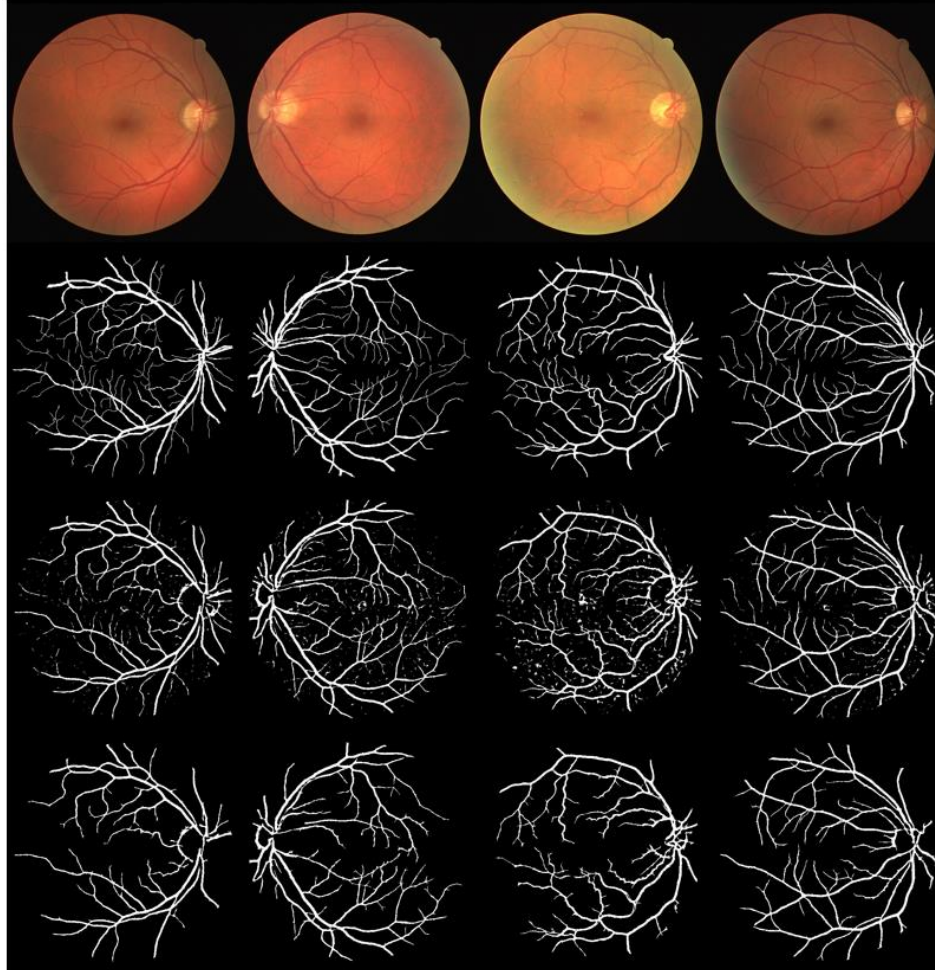


Fig. 4. Resultados de segmentación. En la primera fila se presenta un subconjunto de imágenes de la retina junto con su delineación manual en la segunda fila. Posteriormente se muestra la segmentación y la etapa de postprocesado en la tercera y cuarta fila respectivamente.

Resultados de modelado parabólico

En la segunda etapa correspondiente al modelado parabólico de las venas temporal superior e inferior. La estrategia propuesta está basada en el método UMDA, el cual está gobernado por los parámetros de número de individuos y porcentaje de selección. En nuestro caso, dichos

parámetros fueron determinados de forma experimental, estableciendo el número de individuos en 30 y en 0.7 el porcentaje de selección.

Para cuantificar la eficiencia del método propuesto, en la Tabla 3, se presenta una comparativa con respecto a 2 versiones del método del estado del arte más referenciado en la literatura como lo es la Transformada de Hough. La versión original al ser un método exhaustivo, presenta el más bajo desempeño en tiempo computacional, lo que dificulta su aplicación en problemas reales. La segunda versión implementada en el software MIPAV de acceso libre, la cual representa una versión optimizada de la transformada de Hough, presenta un mejor desempeño que la versión original en términos de eficiencia de detección parabólica a su vez de reducir en forma significativa el tiempo computacional de ejecución. Por otra parte, el método propuesto basado en UMDA presenta el menor tiempo computacional y la mayor eficiencia de detección parabólica sobre el conjunto de prueba. Con respecto al tiempo computacional, el método propuesto logra reducir en alrededor del 80% al método de Hough optimizado (MIPAV), esto debido al planteamiento de optimización combinatoria de encontrar las variables desconocidas que resuelven el sistema parabólico, en lugar de realizar una búsqueda exhaustiva sobre cada pixel resultante de la etapa de segmentación. En la eficiencia de detección parabólica, el método propuesto supera a ambos métodos del estado del arte, encontrando en un alto porcentaje la parábola correcta que modela las venas temporales superior e inferior. En la Fig. 5, se presenta el resultado de la aplicación del método propuesto para el modelado parabólico de las venas temporales sobre diferentes imágenes de fondo de ojo pertenecientes al conjunto de prueba.

Tabla 3. Comparativa del método propuesto con respecto a 2 métodos de modelado parabólico del estado del arte en términos de tiempo y eficiencia.

| Método | Eficiencia | Tiempo (seg) |
|--|------------|-----------------|
| Propuesto UMDA | 0.825 | 5.62 |
| MIPAV Software (Center for Information Technology, 2015) | 0.743 | 42.15 |
| Hough Transform (Ballard, 1981) | 0.682 | 6.3 (por pixel) |

Los resultados experimentales de segmentación arterial y modelado parabólico que se obtienen de los métodos del estado del arte son apropiados de acuerdo a su eficiencia. Sin embargo, los diferentes análisis comparativos sugieren que el método propuesto es más robusto y adecuado

para la modelación parabólica de las venas temporales superior e inferior en imágenes de fondo de ojo. De igual forma, los análisis comparativos han mostrado que el método propuesto al proveer las más altas eficiencias en el menor tiempo computacional, puede ser apropiado para formar parte o bien para conformar un sistema experto que desempeñe diagnóstico asistido por computadora en oftalmología.



Fig. 5. Modelado parabólico de las venas temporales superior e inferior sobre un conjunto de imágenes de prueba mediante el método propuesto.

Conclusión

En este trabajo se ha propuesto un novedoso método para realizar el modelado parabólico de las venas temporales superior e inferior en imágenes de fondo de ojo. El método propuesto consiste de las etapas de segmentación automática de estructuras de tipo arterial y de la determinación paramétrica de la parábola principal de la retina. En la etapa de segmentación, un detector lineal multiescala en combinación con un valor de umbral constante han demostrado una eficiencia superior al de seis métodos especializados en segmentación automática arterial del estado del arte. Esta eficiencia fue cuantificada en 0.9618 utilizando la base de datos internacional DRIVE de imágenes de fondo de ojo. En la segunda etapa correspondiente al modelado parabólico sobre

las arterias previamente segmentadas, se desempeñó una estrategia de optimización combinatoria basada en el Algoritmo de Distribución Marginal Univariada. Esta estrategia fue comparada en términos de eficiencia de detección y tiempo computacional con respecto a dos versiones de la transformada de Hough, la cual representa la técnica más referenciada en la literatura para la detección de formas geométricas. En esta etapa, las tres estrategias fueron probadas utilizando la segmentación obtenida de la primera etapa y comparadas con respecto a las delineaciones realizadas por especialistas oftalmólogos de las venas temporales superior e inferior. Los resultados del modelado parabólico demostraron que el método propuesto obtuvo la más alta eficiencia con un valor de 0.825 sobre el conjunto de prueba de la base de datos internacional denominada DRIVE. De igual forma, el método propuesto logró superar a los métodos de detección paramétrica del estado del arte en términos de tiempo computacional obteniendo resultados con un promedio de 5.62 segundos por imagen, lo cual convierte al método propuesto en una eficaz herramienta de información médica para desempeñar diagnóstico asistido por computadora en el área de oftalmología.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), bajo el convenio de Cátedras-CONACYT número: 3150-3097, y la Beca Nacional de estudios de doctorado número: 626949-332702.

Referencias

- Ballard, D. H. (1981). Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, XIII (2): 111–122.
- Barraza Lloréns, M., Guajardo Barrón, V. J., Hernández Viveros, C., Picó Guzmán, F. J., Crable, E., García González, R., Mora Alba, F., Althié Meza, J. y Urtiz Madrigal, A. (2015). Carga económica de la diabetes mellitus en México, 2013. México D.F.: Fundación Mexicana para la Salud, A.C. Recuperado de <http://funsalud.org.mx/portal/wp-content/uploads/2015/08/Carga-Economica-Diabetes-en-Mexico-2013.pdf>
- Center for Information Technology (2015). Medical Image Processing, Analysis and Visualization. National Institutes of Health. Recuperado de <http://mipav.cit.nih.gov/index.php>

- Cervantes-Castaneda, R. A., Menchaca-Díaz, R., Alfaro-Trujillo, B., Guerrero-Gutierrez, M. y Chayet-Berdowsky, A. S. (2014). Deficient prevention and late treatment of diabetic retinopathy in Mexico. *Gaceta Médica de México*, CL (6): 518–526.
- Cervantes-Sanchez, F., Cruz-Aceves, I., Hernández-Aguirre, A., Aviña-Cervantes, J. G., Solorio-Meza, S., Ornelas-Rodríguez, M. y Torres-Cisneros, M., (2016), Segmentation of coronary angiograms using Gabor filters and Boltzmann univariate marginal distribution algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2016, pp. 1–9.
- Chanwimaluang, T., Fan, G. y Fransen, S. R. (2006). Hybrid retinal image registration. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, X (1): 129–142.
- Chaudhuri, S., Chatterjee, S., Katz, N., Nelson, M. y Goldbaum, M. (1989). Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, VIII (3): 263–269.
- Cruz-Aceves, I., Guerrero-Turrubiates, J., Sierra-Hernández, J.M., (2017), Parametric object detection using estimation of distribution algorithms. *Hybrid intelligent techniques for pattern analysis and understanding*. CRC Press, Taylor and Francis Group: 69-92.
- Duda, R. O. y Hart, P. E. (1972). Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures. *Communications of the ACM*, XV (1): 11–15.
- Frangi, A., Niessen, W., Vincken, K. y Viergever, M. (1998). Multiscale vessel enhancement filtering. En *los procedimientos del Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'98*, 130–137. Springer Berlin Heidelberg.
- Guerrero-Turrubiates, J., Cruz-Aceves, I., Ledesma, S., Sierra-Hernández, J. M., Velasco, J., Avina-Cervantes, J. G., Ávila-García, M., Rostro-González, H. y Rojas-Laguna, R. (2017). Fast Parabola Detection Using Estimation of Distribution Algorithms. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, MMXVII: 1–13.
- Jiang, X. y Mojon, D. (2003). Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, XXV (1): 131–137.
- Kapur, J. N., Sahoo, P. K. y Wong, A. K. C. (1985). A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, XXIX: 273–285.
- Kittler, J., Illingworth, J. y Föglein, J. (1985). Threshold selection based on a simple image

statistic. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, XXX: 125–147.

- Li, Q., You, J. y Zhang, D. (2012). Vessel segmentation and width estimation in retinal images using multiscale production of matched filter responses. *Expert Systems with Applications*, XXXIX (9): 7600–7610.
- Nguyen, U., Bhuiyan, A., Park, L. y Ramamohanarao, K. (2013). An effective retinal blood vessel segmentation method using multi-scale line detection. *Pattern Recognition*, XLVI (3): 703–715.
- M. Niemeijer, J.J. Staal, B. van Ginneken, M. Loog, M.D. Abramoff, "Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database", in: *SPIE Medical Imaging*, Editor(s): J. Michael Fitzpatrick, M. Sonka, SPIE, 2004, vol. 5370, pp. 648-656.
- Oloumi, F., Rangayyan, R. M. y Ells, A. L. (2012). Computer-aided diagnosis of proliferative diabetic retinopathy. En los procedimientos del Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1438–1441.
- Oloumi, F., Rangayyan, R. M. y Ells, A. L. (2012). Parabolic Modeling of the Major Temporal Arcade in Retinal Fundus Images. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, LXI (7): 1825–1838.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, IX (1): 62–66.
- Ricci, E. y Perfetti, R. (2007). Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, XXVI (10): 1357–1365.
- Ridler, T. W. y Calvard, S. (1978). Picture thresholding using an iterative selection method. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, VIII: 630–632.
- Rodriguez-Villalobos, E., Cervantes-Aguayo, F., Vargas-Salado, E., Avalos-Munoz, M. E., Juarez-Becerril, D. M. y Ramirez-Barba, E. J. (2005). Retinopatía Diabética. Incidencia y progresión a 12 años. *Cirugía y cirujanos*, LXXIII (2): 79–84.
- Rosenfeld, A. y De la Torre, P. (1983). Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, XIII: 231–235.
- Salem, N. M., Salem, S. A. y Nandi, A. K. (2007). Segmentation of retinal blood vessels based on analysis of the hessian matrix and clustering algorithm. En los procedimientos del 15th European Signal Processing Conference 2007, 428–432.

- Soares, J. V. B., Leandro, J. J. G., Cesar, R. M., Jelinek, H. F. y Cree, M. J. (2006). Retinal vessel segmentation using the 2-d Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, XXV (9): 1214–1222.
- Staal, J., Abramoff, M., Niemeijer, M., Viergever, M. y van Ginneken, B. (2004). Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, XXIII (4): 501–509.
- Tenorio, G. y Ramírez-Sánchez, V. (2010). Retinopatía diabética; conceptos actuales. *Revista Médica Del Hospital General de México*, LXXIII (3), 193–201.
- Wang, S., Li, B. y Zhou, S. (2012). A segmentation method of coronary angiograms based on multi-scale filtering and region-growing. En los procedimientos del 2012 International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology, 678–681.
- Yip, R. K. K., Tam, P. K. S. y Leung, D. N. K. (1992). Modification of Hough transform for circles and ellipses detection using a 2-dimensional array. *Pattern Recognition*, XXV (9): 1007–1022.
- Zhao, Y., Liu, Y., Wu, X., Harding, S. P. y Zheng, Y. (2015). Retinal Vessel Segmentation: An Efficient Graph Cut Approach with Retinex and Local Phase. *PLOS ONE*, X (4): 1–22.