

Estudio de la vida real sobre el modelado numérico de las arcadas temporales superiores e inferiores en imágenes de fondo de retina

Real-Life study of the numerical modeling of the upper and lower temporal arcades in retinal fundus images

Ángel Jonathan Rodríguez-Villalobos ¹

Dora Elisa Alvarado-Carrillo ²  0000-0003-1984-7546

Iván Cruz-Aceves ²  0000-0002-5197-2059

Chrystian Irán Castellón-Lomelí ¹

Luis Miguel López-Montero ³

Martha Alicia Hernández-González ⁴

David Jaime Giacinti ¹

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

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

 dora.alvarado@cimat.mx

³ Instituto Mexicano del Seguro Social, Departamento de Oftalmología. Unidad Médica de Alta Especialidad T1, León, Guanajuato

⁴ Instituto Mexicano del Seguro Social, División de Investigación en Salud. Unidad Médica de Alta Especialidad T1. León, Guanajuato

Palabras clave: análisis de fondo de retina; arcada temporal principal; modelado de curvas; funciones splines; pacientes sanos; retinopatía diabética; filtros gaussianos de correspondencia; segmentación binaria; modelos; diabetes; atención médica; medicina oftalmológica; salud

Keywords: fundus image analysis; major temporal arcade; curve modeling; spline functions; healthy patients; diabetic retinopathy; gaussian matched filters; binary segmentation; models; diabetes; medical care; ophthalmic medicine; health

Recepción: 2-11-2020 / Aceptación: 30-04-2021 / © Revista Nova Scientia

Resumen

Introducción: La alta prevalencia de Diabetes Mellitus tipo 2 en México ha posicionado a la retinopatía diabética como la principal causa de ceguera en adultos en edad productiva en México. Por ello, la detección oportuna de este padecimiento es una tarea prioritaria para el sistema público de salud. En el presente artículo se estudia el desempeño de un nuevo algoritmo para la determinación de la forma de la arcada temporal mayor de la retina, mediante el uso de técnicas de segmentación de imágenes y modelado numérico de curvas.

Método: La metodología propuesta emplea Filtros Gaussianos de Correspondencia que realzan la geometría de los vasos sanguíneos. Posteriormente, la estructura vascular es segmentada mediante la umbralización global de la imagen realizada. Dicha segmentación es utilizada como entrada para

construir un modelo numérico de las arcadas temporales superior en inferior, utilizando funciones Spline.

Resultados: La evaluación de desempeño se realizó utilizando 136 imágenes de 6000×4000 pixeles. El algoritmo de segmentación automática de venas de la retina mediante el método GMF obtuvo un valor de *Accuracy* de 0.9852; el algoritmo de modelado numérico dio un resultado de 6.01 pixeles en la métrica de la distancia media al punto más cercano (MDCP). Otro estudio previo reportó 12.33 pixeles. Con respecto al tiempo, se reportó un tiempo promedio de 10.65 segundos por imagen.

Discusión: El método propuesto fue capaz de realizar eficientemente el modelado numérico de las arcadas temporales en imágenes de fondo de ojo. Los resultados demuestran que este método es una herramienta computacional útil para el diagnóstico de alteraciones en la anatomía del ojo.

Abstract

Introduction: The high prevalence of Diabetes Mellitus type 2 in Mexico has positioned diabetic retinopathy as the main cause of blindness in adults of productive age in Mexico. Therefore, the timely detection of this disease is a priority task for the public health system. This article studies the efficiency of a new algorithm for determining the shape of the Major Temporal Arcade of the retina, using image segmentation techniques and numerical modeling of curves.

Method: The proposed methodology uses Gaussian Matched Filters that enhance the geometry of the blood vessels. Subsequently, the vascular structure is segmented by global thresholding of the enhanced image. Said segmentation is used as input to build a numerical model of the Superior and Inferior Temporal Arcades, using Spline functions.

Results: The performance evaluation was carried out using 136 images of 6000×4000 pixels. The automatic retinal vein segmentation algorithm using the GMF method obtained an Accuracy of 0.9852; the numerical modeling algorithm gave a result of 6.01 pixels for the metric Mean Distance to the Closest Point (MDCP). Another previous study reported 12.33 pixels. Regarding time, the method reported an average time of 10.65 seconds per image.

Discussion: The proposed method was able to carry out the numerical modeling of temporal arches in fundus images efficiently. The results show that this method is an useful computational tool for the diagnosis of alterations in the anatomy of the eye.

Introducción

La retinopatía diabética es considerada la principal causa de pérdida visual no recuperable en los países industrializados. Prevalece en pacientes con edades entre 20 y 64 años y es responsable del 10 % de los nuevos casos de ceguera cada año (Teus, Arranz-Márquez, López-Guajardo y Jiménez-Parras, 2007; Tenorio y Ramírez-Sánchez, 2010). A nivel mundial, la Organización Mundial de la Salud (OMS) reportó un total de 422 000 000 de casos de diabéticos en el año 2014, con una prevalencia de 8.5 % mundial y una tendencia creciente en países en vías de desarrollo, por lo que se estima que esta enfermedad se incrementará en los próximos años de manera exponencial (Teus, Arranz-Márquez, López-Guajardo y Jiménez-Parras, 2007; World Health Organization, 2016). Además, el Centro de Control de Enfermedades y Prevención de los Estados Unidos de América (CDC) reportó que hasta 2018 se estimaba que 26 900 000 personas de todas las edades estaban diagnosticadas con diabetes mellitus (Centers for Disease Control and Prevention, 2020). Esta cifra representa el 12.2 % de la población adulta. Por otro lado, el 34.5 % de la población adulta se encuentra en un estatus de prediabetes (Ghanchi *et al.*, 2017, p. 13; Gupta *et al.*, 2016, p. 2402).

En México, la prevalencia de Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) en mayores de 20 años aumentó de 6.7 % en 1993 a 7.5 % en 2000, y se calcula que podrá llegar a 12.3 % (11 700 000 personas) para el año 2025 (Cervantes *et al.*, 2014, p. 511).

La prevalencia informada de la retinopatía diabética en mexicanos es de entre 42 y 50 %, superior a la informada en mexicoamericanos (33 %) y en blancos no hispanos (18 a 29 %) (Ghanchi, Bailey y Chakravarthy, 2013). Se ha publicado que la incidencia de la retinopatía diabética en México a tres años es de 23 %, y de 47.6 % a seis años (Shah *et al.*, 2018). La progresión de un grado de retinopatía diabética a uno más avanzado se ha informado de 21 y 70 % a cuatro y seis años, respectivamente (Tenorio y Ramírez-Sánchez, 2010).

La prueba de tamizaje es de gran relevancia para el diagnóstico de diferentes enfermedades en oftalmología, en especial aquellos padecimientos secundarios a enfermedades crónico-degenerativas. Por ello, es crucial que el tamizaje sea rápido, eficaz, práctico y económico.

En el trabajo de Oloumi *et al.* (2012, 2013) se propuso un método que diagnostica la retinopatía diabética de forma asistida por computadora, mediante la medición cuantitativa de los cambios en la apertura de la arcada temporal principal (MTA), los cuales ocurren comúnmente debido a la retinopatía diabética proliferativa (RDP). El método consiste en el modelado sencillo y doble parabólico de la MTA y de sus componentes (arcada temporal inferior [ITA] y arcada

Estudio de la vida real sobre el modelado numérico de las arcadas temporales superiores e inferiores en imágenes de fondo de retina

temporal superior [STA]), así como en la medición de ángulos de la arcada y las diferencias entre el valor absoluto de los parámetros de apertura de la MTA y la ITA (Oloumi, Rangayyan y Ells, 2012; Oloumi, Rangayyan y Ells, 2013). El estudio mostró diferencias altamente significativas de los casos de pacientes en comparación con los casos de pacientes con RDP. De manera similar, hubo diferencias muy significativas entre las medidas de ángulo para los casos normales en comparación con los casos de RDP. El bajo promedio obtenido para el valor absoluto del parámetro de apertura de los modelos STA para los casos normales pueden ser debido a la naturaleza de la vasculatura retiniana (Owens *et al.*, 1998; Cruz-Aceves, Guerrero-Turrubiates y Sierra-Hernández, 2017).

Giacinti *et al.* (2019) propusieron un método novedoso para la medición automática de las venas temporales superiores e inferiores en fondo de ojo (Giacinti, Cervantes Sánchez, Cruz Aceves, Hernández González y López Montero, 2019). En una primera etapa, se realizó la segmentación de estructuras de tipo arterial, obteniendo un valor de 0.9618 en la métrica *Accuracy*. Posteriormente, se construyó un modelado parabólico de las venas temporales superiores e inferior. Con base en los resultados de *Accuracy* y en el tiempo computacional, el método propuesto se consideró como alternativa para diagnóstico y tamizaje por método computacional.

En el presente trabajo se propone la determinación de la arcada temporal mayor de la vasculatura de la retina mediante un algoritmo de modelación numérica que pueda asistir al médico experto en el diagnóstico, la toma de decisiones y el seguimiento de la evolución de la patología del paciente, ayudando a pronosticar o anticipar futuras afectaciones que podrían derivar en una enfermedad severa. Además, se pretende acortar el periodo de acceso a la valoración mediante la detección automática e inmediata de alteraciones mayores, sin que ello requiera la intervención de personal experto, optimizando de este modo la consulta de oftalmología.

Método

Imágenes de fondo de ojo

Una vez que el proyecto fue aprobado por el Comité de Ética y por el Comité de Investigación de la Unidad Médica de Alta Especialidad HE 1 CMN Bajío, con número de registro R-2020-1001-128, se solicitó autorización a voluntarios sanos, adultos de ambos géneros, para tomar imágenes de fondo de ojo. Los participantes en el estudio firmaron el consentimiento informado y todas las imágenes fueron tomadas bajo la supervisión de los autores.

Se determinó que las imágenes a considerar dentro del estudio debían cumplir con un conjunto de condiciones que aseguraran una calidad suficiente para realizar el estudio. Los criterios considerados fueron los siguientes: 1) las imágenes debían capturar completamente el trayecto de la vasculatura retiniana temporal superior e inferior; 2) estar adecuadamente iluminadas, y 3) estar suficientemente nítidas, según el criterio de los especialistas. Los casos en los que se detectó alguna alteración en la vasculatura, mácula, fóvea o disco óptico, también fueron incluidos dentro de la base de datos, debido a que el futuro del protocolo es crear un método de escrutinio. Los criterios de no inclusión fueron imágenes de pacientes con enfermedades crónico-degenerativas —como diabetes mellitus e hipertensión arterial sistémica— así como imágenes de mala calidad que cortaban la trayectoria de los vasos sanguíneos y el disco óptico central.

Como parte de las buenas prácticas en la investigación clínica fueron incluidos en el estudio y, además, recibieron cita en oftalmología para seguimiento aquellos pacientes que presentaron patología oftalmológica sin tener conocimiento previo del padecimiento.

Las imágenes, en total 136 fotografías de 6000×4000 pixeles, fueron tomadas por una enfermera capacitada en la toma de fotos en fondo de ojo con una Cámara Topcon Medical Systems, Versión TRC-50Dx, y validadas y aprobadas por el Dr. Luis Miguel López Montero, especialista en oftalmología. Posteriormente, la base de datos obtenida fue enviada al Centro de Investigación en Matemáticas para la realización de la segmentación y el modelado numérico.

Segmentación binaria de estructura vascular

El problema de segmentación automática de estructuras arteriales consiste en extraer, a partir de una imagen, estructuras arteriales de diferentes amplitudes, longitudes y orientaciones, sin importar la anatomía o las relaciones entre ellas.

En la literatura, este problema ha sido abordado de forma exhaustiva, típicamente dividiendo la tarea en dos etapas: mejora de imagen y segmentación. En la etapa de mejora de imagen se suelen emplear todo tipo de filtros espaciales o frecuenciales, de tal forma que los filtros sean capaces de realzar las estructuras arteriales con respecto al fondo de la imagen, a la vez que hacen más homogénea la iluminación. Esta etapa entrega como salida una respuesta del filtro en niveles de gris, por lo que debe realizarse una etapa de segmentación para definir las clases (pixeles arteriales y pixeles de fondo) a las que pertenece cada píxel de imagen.

La etapa de segmentación suele utilizar algoritmos automáticos de umbralización global para definir el valor de umbral que es capaz de discriminar entre ambas clases de la imagen filtrada en la etapa de detección (Mapayi, Viriri y Tapamo, 2015; BahadarKhan, A-Khalil y Shahid, 2016).

En el presente trabajo, la fase de mejora de imagen se lleva a cabo mediante el uso de Filtros Gaussianos de Correspondencia (Chaudhuri, Chatterjee, Katz, Nelson y Goldbaum, 1989; Cruz-Aceves, Cervantes-Sánchez y Ávila-García, 2018), debido a los pocos parámetros de ajuste y a la eficiencia en capturar las venas de temporales, que son las de mayor amplitud y longitud a lo largo de la imagen de entrada.

Los Filtros Gaussianos de Correspondencia son especialmente útiles para detectar estructuras de tipo arterial en diferentes tipos de imágenes, mediante el empleo de una función Gaussiana predefinida que trata de aproximar estructuras lineales en el dominio espacial con una intensidad diferente al fondo. El método GMF está definido mediante la siguiente expresión:

$$G(x, y) = -\exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad |y| \leq L/2,$$

Donde: L representa la longitud del segmento con el que se trabajará en pixeles y la variable sigma representa el ancho arterial a ser detectado. Para detectar estructuras arteriales a diferentes grados de orientación, la función Gaussiana $G(x, y)$ es rotada a diversos ángulos igualmente espaciados utilizando $k = 180/\theta$, siendo k el número de filtros direccionales. Al aplicar la operación de convolución entre los k filtros y la imagen de entrada, se obtiene un banco de imágenes direccionales a partir del cual se conservan las máximas intensidades por cada posición de la imagen, siendo esta la respuesta final del filtro Gaussiano.

Dado que el interés de esta investigación es la detección de la Arcada Temporal Mayor y no la totalidad de las estructuras arteriales en la imagen, los parámetros del método GMF fueron ajustados de forma experimental a los siguientes valores: $\sigma = 2$; $L = 15$, y $k = 15$. De igual forma, el valor de umbral para binarizar la respuesta del filtro fue definida como $t = 0.54$, obteniendo resultados eficientes de forma cualitativa.

Para evaluar la eficiencia del método de segmentación, se utilizó la métrica *Accuracy*, que se refiere a la proporción de pixeles correctamente etiquetados, tanto positivos (pertenecientes a la estructura vascular) como negativos (pertenecientes al fondo de la imagen), sobre el conjunto total de pixeles examinados, es decir:

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN},$$

Donde: TP corresponde a la cantidad de verdaderos positivos, TN corresponde a la cantidad de verdaderos negativos, FP corresponde a la cantidad de falsos positivos y FN corresponde a la cantidad de falsos negativos. Un valor de ACC de 1 corresponde a un desempeño perfecto, mientras que un valor de 0 corresponde al peor desempeño.

Modelado numérico de la MTA

La segunda fase del método propuesto consiste en realizar el modelado numérico de las venas temporales, tomando como imagen de entrada la imagen binarizada obtenida en la fase de segmentación.

A diferencia del problema de segmentación, el problema de modelado ha sido abordado en sólo cuatro trabajos en la literatura (Oloumi, Rangayyan y Ells, 2012; Oloumi, Rangayyan y Ells, 2013; Cruz-Aceves, Guerrero-Turrubiates y Sierra-Hernández, 2017; Valdez, Espinoza-Pérez, Cervantes-Sánchez y Cruz-Aceves, 2018). En estos trabajos, el problema de modelado se ha realizado en dos grandes fases: la fase de preprocessamiento, incluyendo la detección y segmentación automática de arterias, y la fase de modelado numérico de las venas temporales mediante algoritmos basados en parametrización parabólica, en algunos casos utilizando la Transformada de Hough.

En este trabajo se propone utilizar curvas Splines de segundo grado para modelar las arcadas temporales superior e inferior. Las curvas Splines son funciones polinómicas definidas a trozos que tienen la capacidad de modelar curvas con formas complejas, evitando oscilaciones abruptas en su aproximación (Schumaker, 2007). Considerando un conjunto de $n + 1$ puntos ordenados y siendo $S(x)$ la función polinómica definida a trozos en el intervalo $[x_0, x_n]$, esta función puede escribirse como:

$$S(x) = \begin{cases} p_0(x), & x \in [x_0, x_1] \\ p_1(x), & x \in [x_1, x_2] \\ \dots \\ p_{n-1}(x), & x \in [x_{n-1}, x_n] \end{cases}$$

Donde: cada segmento p_i es una función polinómica de un grado definido. En el método propuesto, dicho grado es igual a 2, debido a la similitud no estrictamente simétrica de las venas temporales de la retina con una forma parabólica.

La cuantificación del resultado del modelado numérico con respecto a la delineación realizada por expertos se llevó a cabo mediante la métrica de la distancia media al punto más cercano (Mean Distance to the Closest Point, MDCP). Esta métrica calcula el promedio de las distancias de cada punto perteneciente al modelo computacional con respecto al punto más cercano del modelo delineado. Esta distancia puede ser definida como se presenta a continuación:

$$\text{MDCP}(A, B) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{DCP}(a_i, B),$$

Donde: N representa la cardinalidad del conjunto modelado y DCP representa la medida de distancia, la cual en el presente problema es la distancia Euclídea. MDCP es una medida de distancia que no dispone de una cota superior, sin embargo, mientras más cercano a cero sea su valor, más parecidos serán los conjuntos de puntos en evaluación.

Resultados

En esta sección se presenta una descripción detallada de las características de las imágenes que conforman la base de datos elaborada en este estudio, así como las comparaciones de desempeño de las dos fases del método propuesto, segmentación y modelado numérico.

Los experimentos computacionales se desempeñaron en una computadora Intel Core i3, con un procesador de 2.13 GHz y 4 GB de memoria RAM. El *software* utilizado fue desarrollado en el lenguaje de programación Python versión 3.7.3.

Imágenes de fondo de ojo

La base de datos elaborada para en el presente trabajo consta de 136 imágenes de fondo de ojo, capturadas mediante una Cámara Topcon Medical Systems, Versión TRC-50Dx. Las imágenes fueron tomadas a 68 pacientes, distribuidos en 58 % de sexo masculino y 42 % de sexo femenino, con una edad promedio de 29 años. Las imágenes fueron tomadas a pacientes sanos, bajo previo consentimiento informado. Se descartaron todos aquellos pacientes de los que se conociera alguna enfermedad crónico-degenerativa.

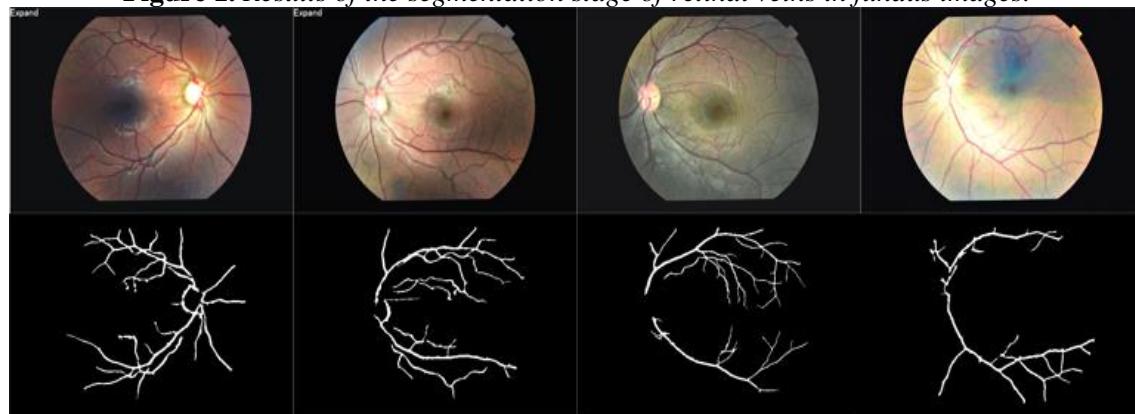
Con el objetivo de cuantificar el desempeño de la propuesta principal del presente trabajo, las arcadas temporales superior e inferior de cada una de las imágenes fueron manualmente etiquetadas por médicos especialistas del Departamento de Oftalmología de la Unidad Médica de Alta Especialidad T1 del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS), una vez que fue autorizado por el Comité Local de Investigación y Ética con número de registro R-2020-1001-128. Del total de imágenes capturadas, 119 imágenes fueron catalogadas como adecuadas y 17 como inadecuadas o limítrofes, de acuerdo con el criterio del especialista.

Segmentación Binaria de Estructura Vascular

La etapa de segmentación automática de venas de la retina se llevó a cabo mediante el método de Filtros Gaussianos de Correspondencia (Gaussian Matched Filters, GMF). En la figura 1, se presenta el resultado de la segmentación binaria de venas de la retina a través del método GMF sobre un subconjunto de imágenes de fondo de ojo.

Figura 1. Resultados de la etapa de segmentación de venas de la retina en imágenes de fondo de ojo.

Figure 1. Results of the segmentation stage of retinal veins in fundus images.



Nota: Primera fila: imágenes originales; Segunda fila: segmentación automática obtenida mediante el método GMF.

Note: First row: original images; Second row: automatic segmentation obtained using the GMF method.

Para la evaluación de la segmentación, se utilizó la métrica *Accuracy* como medida de eficiencia, para la cual se obtuvo un valor de 0.9852.

Modelado numérico de la MTA

Para la evaluación de la segunda etapa, correspondiente al modelado numérico, se utilizó la medida de distancia MDCP. Los resultados fueron comparados numéricamente con el modelo parabólico

Estudio de la vida real sobre el modelado numérico de las arcadas temporales superiores e inferiores en imágenes de fondo de retina

propuesto por Oloumi y colaboradores (Oloumi, Rangayyan y Ells, 2012). El método utilizado en este trabajo tuvo un desempeño de 6.01 pixeles, con una varianza de 1.49 pixeles, mientras que el modelo parabólico reporta un resultado de 12.33 pixeles, como se muestra en la tabla 1. Por otro lado, la figura 2 muestra la comparación visual de los resultados del modelado numérico (línea azul) con las delineaciones manuales realizadas por expertos (línea verde).

Figura 2. Resultados del modelado numérico computacional (línea azul) sobre puesto sobre la delineación manual desempeñada por médicos expertos (línea verde).

Figure 2. Results of computational numerical modeling (blue line) superimposed on manual delineation performed by expert clinicians (green line).

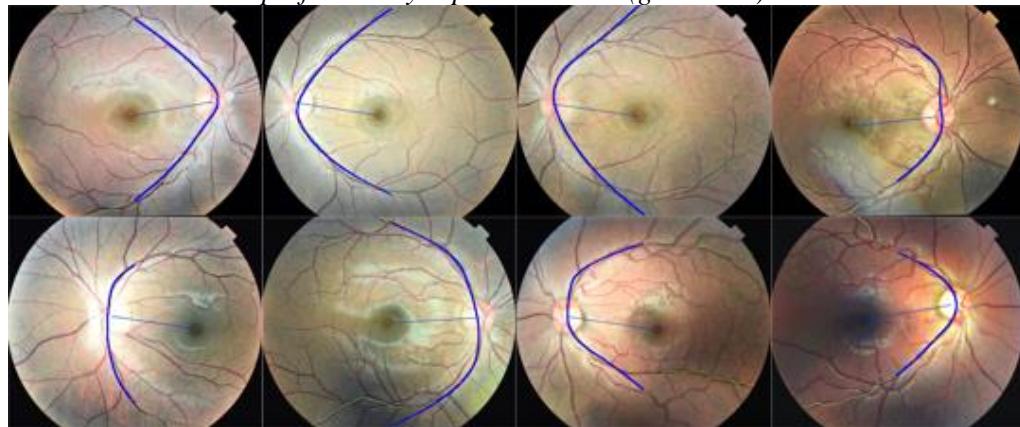


Tabla 1. Análisis cuantitativo de los resultados de modelado del método propuesto con respecto a las delineaciones realizadas por médicos expertos en términos de la métrica distancia media al punto más cercano (MDCP).

Table 1. Quantitative analysis of the modeling results of the proposed method with respect to delineations made by expert clinicians in terms of the mean distance to nearest point (MDCP) metric.

Método	Base de Datos	Cantidad de Imágenes en la Base de Datos	Cantidad de Imágenes en el Conjunto de Entrenamiento	Cantidad de Imágenes en el Conjunto de Prueba	MDCP promedio
Modelo parabólico (Oloumi, Rangayyan y Ells, 2012)	DRIVE	40	20	20	12.33 pixeles
Método propuesto	IMSS	136	100	36	6.01 pixeles

Nota: El valor MDCP reportado corresponde al valor promedio obtenido en las imágenes en la Base de Datos.

Note: The reported MDCP value corresponds to the average value obtained in the images in the Database.

Con respecto al tiempo computacional, se hizo una comparación de desempeño con el modelo implementado en el *software* MIPAV (McAuliffe *et al.*, 2001) y la implementación del modelo

parabólico con la Transformada General de Hough (Sánchez, 2007). Para este experimento se utilizó la base de datos DRIVE, pues es la utilizada en los métodos mencionados para reportar sus resultados. El método propuesto tiene un rendimiento de 10.65 segundos por imagen, frente a 6.3 y 42.15 segundos por imagen que reportan los modelos de MIPAV y la Transformada General de Hough, como se muestra en la tabla 2.

Tabla 2. *Análisis comparativo del tiempo de procesamiento por imagen para la base de datos DRIVE, comparado con otros métodos previamente propuestos.*

Table 2. *Comparative analysis of processing time per image for the DRIVE database, compared to other previously proposed methods.*

Método	Tiempo (segundos por imagen)
Método propuesto	10.65
Transformada General de Hough (Sánchez, 2007)	6.3 (*)
MIPAV software (McAuliffe <i>et al.</i> , 2001)	42.15

(*) El método de la Transformada General de Hough requiere que se tenga previamente identificado el vértice de la parábola, de lo contrario se debe realizar una búsqueda exhaustiva sobre todos los pixeles de la imagen, lo cual hace que el tiempo computacional incremente de manera proporcional al tamaño de la imagen.

(*) The Hough General Transform method requires that the vertex of the parabola be previously identified, otherwise an exhaustive search must be carried out on all the pixels of the image, which causes the computational time to increase proportionally to the size. from image.

Discusión

Se propuso un novedoso método para realizar el modelado numérico de las arcadas temporales superior e inferior en imágenes de fondo de ojo. En los últimos años, la medicina le ha estado apostando a este tipo de técnicas de procesamiento automático de imágenes, en especial a aquellas que son de escrutinio y prevención, debido a que ayudan a tener un diagnóstico en etapas tempranas, así como un tratamiento oportuno. Con ello, se evita la progresión de las enfermedades, mejorando la calidad de vida de los pacientes y disminuyendo la carga laboral en consultas no necesarias para el especialista oftalmólogo, pudiendo otorgar mayor tiempo aquellas consultas que si lo requieren y de esta forma también mejorar la calidad de atención médica dirigida.

El análisis se realizó en personas con enfermedades crónicas no reportadas o consideradas sanas, cuya distribución de sexo, etnia y raza fue homogénea. La edad se mantuvo en un rango cerrado de una edad media de 29 años con una desviación estándar de 3 años. El estudio fue diseñado en una etapa inicial para la detección de cualquier anomalía retiniana sin integrar diagnóstico, con el fin de realizar el escrutinio de quien requiere una atención por parte del

especialista oftalmólogo. No obstante, la metodología seguida fue planteada considerando que el objetivo siguiente es implementar el método desarrollado en la consulta diaria de atención primaria, es decir en la consulta de medicina familiar y medicina preventiva.

La evaluación se realizó para las dos etapas del método presentado. Para la etapa de segmentación automática de estructuras vasculares se obtuvo un rendimiento del 0.9852 en la métrica *Accuracy*, mientras que para la etapa de modelado numérico de la MTA se obtuvo un rendimiento de 6.01 pixeles en la métrica MDCP y 10.65 segundos en tiempo computacional por imagen. Los resultados obtenidos confirman la utilidad del método propuesto en la caracterización de las arcadas superiores e inferiores de la retina, lo cual puede asistir a los médicos de atención primaria en el diagnóstico de enfermedades de la retina.

En las siguientes etapas de este método, se pretende integrar algoritmos para identificar automáticamente las principales enfermedades de la retina. Además, para la implementación de este proyecto en las clínicas de atención primaria, es necesario considerar las siguientes adecuaciones para el procedimiento de recolección de imágenes de fondo de ojo, con el fin de tener una adecuada sensibilidad y especificidad:

1. El uso de fotografía de campo amplio, que cubre un área de la retina con más del doble del tamaño de la imagen para su análisis por el sistema de inteligencia artificial. La fotografía amplia permite ver adecuadamente las estructuras y proporciona una mejor calidad fotográfica, incluso en ausencia de otras lesiones retinianas, como exudados. En el caso de los otros estudios similares controlados en laboratorio (Abràmoff *et al.*, 2013), el estándar de referencia se determinó a partir de las mismas imágenes que no eran amplias, disponibles para el sistema de inteligencia artificial, lo que no permite a los lectores expertos estimar el edema mácula diabético en ausencia de exudados.

2. El uso de fotógrafos oftálmicos experimentados para obtener fotografías de campo amplio estándar de referencia. Esto da como resultado una calidad de imagen, en general, más alta que la obtenida por el personal no profesional. Esta situación puede mejorar con una capacitación corta de 4 a 6 horas de entrenamiento, que se tendrá que realizar en las clínicas de atención primaria.

3. Los sistemas de inteligencia artificial son «fisiológicamente plausibles» hasta cierto punto, dados sus detectores múltiples, redundantes y específicos de lesiones para biomarcadores (Abràmoff *et al.*, 2016), lo que conduce a una mayor robustez de pequeñas perturbaciones en las imágenes de

entrada (Shah *et al.*, 2018); los biomarcadores se basan en más de un siglo de experiencia clínica y muestran menor riesgo esperado de prejuicios étnicos o raciales.

4. En la cuestión de la edad es necesario ser muy juiciosos y ajustar los algoritmos matemáticos tomando en cuenta la membrana limitante interna, altamente reflectante en personas más jóvenes, que pueden confundirse con exudados y llevar a un falso diagnóstico o a un subdiagnóstico en cualquier retinopatía (Age-Related Eye Disease Study Research Group, 2001). Esta situación es un desafío para la técnica de inteligencia artificial que se plantea en este estudio, que se basa fuertemente en fotografías. La principal complicación sería, para casos con enfermedades crónicas, encontrar la presencia de opacidades en el cristalino debido a cataratas. Para lo cual sería necesario aumentar significativamente el número de intentos necesarios para obtener imágenes de calidad suficiente, así como el requisito de dilatación. Otros estudios ya se encontraron con esta complicación y al final se obtuvo una calidad de imagen suficiente en el 96.1 % de los casos (Abràmoff, Lavin, Birch, Shah y Folk, 2018).

Conclusiones

Se mostró que el método propuesto es una herramienta útil para el personal de salud que se encuentra en atención médica primaria y preventiva, donde se cuenta con un tiempo limitado para la evaluación integral del paciente. La herramienta propuesta también puede ser utilizada como apoyo para la confirmación del diagnóstico en caso de que el personal no esté capacitado para interpretar adecuadamente un fondo de ojo.

Los resultados obtenidos muestran que es factible llevar este tipo de métodos a la práctica clínica, a fin de elevar la calidad de las consultas y mitigar la saturación del servicio del especialista. Con ello sería posible lograr una disminución en el monto del costo anual del sistema de salud nacional, al tener diagnósticos oportunos y con menos complicaciones.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido apoyada por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (Conacyt), bajo el convenio de Cátedras-Conacyt: 3150-3097 y por el Fondo de Investigación en Salud de la Coordinación de Investigación en Salud para el Desarrollo de Investigación en Temas Prioritarios con número FIS/IMSS/PROT/PRIO/10/120.

Referencias

- Abràmoff, M. D., Folk, J. C., Han, D. P., Walker, J. D., Williams, D. F., Russell, S. R., Pascale, M., Cochener, B., Gain, P., Tang, L., Lamard, M., Moga, D. C., Quellec, G. y Niemeijer, M. (2013). Automated Analysis of Retinal Images for Detection of Referable Diabetic Retinopathy. *JAMA Ophthalmol*, 131(3), 351-357. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2013.1743>
- Abràmoff, M. D., Lavin, P. T., Birch, M., Shah, N. y Folk, J. C. (2018). Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices. *NPJ digital medicine*, 1(1), 1-8. <https://doi.org/10.1038/s41746-018-0040-6>
- Abràmoff, M. D., Lou, Y., Erginay, A., Clarida, W., Amelon, R., Folk, J. C. y Niemeijer, M. (2016). Improved automated detection of diabetic retinopathy on a publicly available dataset through integration of deep learning. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 57(13), 5200-5206. <https://doi.org/10.1167/iovs.16-19964>
- Age-Related Eye Disease Study Research Group. (2001). A randomized, placebo-controlled, clinical trial of high-dose supplementation with vitamins C and E, beta carotene, and zinc for age-related macular degeneration and vision loss: AREDS report no. 8. *Archives of Ophthalmology*, 119(10), 1417-1436. <https://doi.org/10.1001/archopht.119.10.1417>
- Bahadar Khan, K., A-Khalil, A. y Shahid, M. (2016). A morphological hessian based approach for retinal blood vessels segmentation and denoising using region based otsu thresholding. *PloS One*, 11(7), e0158996. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158996>
- Centers for Disease Control and Prevention. (2020). *National diabetes statistics report*.
- 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*, 8(3), 263–269. <https://doi.org/10.1109/42.34715>
- Cruz-Aceves, I., Cervantes-Sánchez, F. y Ávila-García, M. S. (2018). A novel multiscale Gaussian-matched filter using neural networks for the segmentation of X-ray coronary angiograms. *Journal of Healthcare Engineering*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/5812059>
- Cruz-Aceves, I., Guerrero-Turrubiates, J. y Sierra-Hernández, J. M. (2017). Parametric Object Detection Using Estimation of Distribution Algorithms. In S. Bhattacharyya, A. Mukherjee, I. Pan, P. Dutta y A. K. Bhaumik (Eds.). *Hybrid intelligent techniques for pattern analysis and understanding* (pp. 69-92). <https://doi.org/10.1201/9781315154152>

- Ghanchi, F., Bailey, C. y Chakravarthy, U. (2013, July 14). *Diabetic Retinopathy Guidelines*. Retrieved from The Royal College of Ophthalmologists: <https://www.rcophth.ac.uk/wp-content/uploads/2014/12/2013-SCI-301-FINAL-DR-GUIDELINES-DEC-2012-updated-July-2013.pdf>
- Giacinti, D. J., Cervantes Sánchez, F., Cruz Aceves, I., Hernández González, M. A. y López Montero, L. M. (2019). Determinación de la parábola de la vasculatura de la retina mediante un algoritmo computacional de segmentación. *Nova Scientia*, 11(23). <https://doi.org/10.21640/ns.v11i23.1902>
- Mapayi, T., Viriri, S. y Tapamo, J. R. (2015). Comparative study of retinal vessel segmentation based on global thresholding techniques. *Computational and mathematical methods in medicine*. <https://doi.org/10.1155/2015/895267>
- McAuliffe, M. J., Lalonde, F. M., McGarry, D., Gandler, W., Csaky, K. y Trus, B. L. (2001). Medical image processing, analysis, and visualization in clinical research. *14th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems CBMS* (pp. 381-386). IEEE.
- 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*, 61(7), 1825-1838. <https://doi.org/10.1109/TIM.2012.2192339>
- Oloumi, F., Rangayyan, R. M. y Ells, A. L. (2013). Computer-aided diagnosis of proliferative diabetic retinopathy via modeling of the major temporal arcade in retinal fundus images. *Journal of Digital Imaging*, 26(6), 1124-1130. <https://doi.org/10.1007/s10278-013-9592-9>
- Owens, D. R., Gibbins, R. L., Lewis, P. A., Wall, S., Allen, J. C. y Morton, R. (1998). Screening for diabetic retinopathy by general practitioners: ophthalmoscopy or retinal photography as 35 mm colour transparencies? *Diabetic Medicine*, 15(2), 170-175. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9136\(199802\)15:2<170::AID-DIA518>3.0.CO;2-H](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9136(199802)15:2<170::AID-DIA518>3.0.CO;2-H)
- Sánchez, C. I. (2007). *Parabola detection using Hough Transform*. MATLAB Central File Exchange. Retrieved April 16, 2021, from <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/15841-parabola-detection-using-hough-transform>
- Schumaker, L. (2007). *Spline functions: basic theory*. Cambridge University Press.
- Shah, A., Lynch, S., Niemeijer, M., Amelon, R., Clarida, W., Folk, J., . . . Abràmoff, M. D. (2018). Susceptibility to misdiagnosis of adversarial images by deep learning based retinal image

Estudio de la vida real sobre el modelado numérico de las arcadas temporales superiores e inferiores en imágenes de fondo de retina

analysis algorithms. *IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging* (pp. 1454-1457). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISBI.2018.8363846>

Tenorio, G. y Ramírez-Sánchez, V. (2010). Retinopatía diabética: conceptos actuales. *Revista Médica Del Hospital General de México*, (73), 193-201.

Teus, M. A., Arranz-Márquez, E., López-Guajardo, L. y Jiménez-Parras, R. (2007). Fondo de Ojo. *Anales de Pediatría Continuada*, 5(3), 163-166.

Valdez, S. I., Espinoza-Pérez, S., Cervantes-Sánchez, F. y Cruz-Aceves, I. (2018). Hybridization of the Univariate Marginal Distribution Algorithm with Simulated Annealing for Parametric Parabola Detection. En S. Bhattacharyya (Ed.). *Hybrid Metaheuristics for Image Analysis* (pp. 163-186). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-77625-5_7

World Health Organization. (2016). *Global report on diabetes*. World Health Organization.