

Segmentación de la Red Vascolar de Retinas Humanas

Edgardo M. Felipe Riverón¹, Noel García Guimeras²

¹ Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional,
Juan de Dios Bátiz s/n, C. P. 07038, México.

edgardo@ic.ipn.mx

¹ Instituto de Cibernética, Matemática y Física, Calle 15 No. 551, e/ C y D, Plaza de la Revolución, La Habana, Cuba.

edgardo@icmf.inf.cu

² Universidad de La Habana, La Habana Cuba.

noel@ghost.mateom.uh.cu guimaraez@hotmail.com

RESUMEN

Este trabajo presenta una estrategia para la segmentación de la red vascular en imágenes del polo posterior de la retina humana. Para lograr la segmentación de la red vascular se utilizaron herramientas de la morfología matemática, que permiten extraer las características de interés y son bastante inmunes al ruido. Las operaciones de adelgazamiento y poda, basadas en la transformación morfológica de pérdida o ganancia ("hit-or-miss"), fueron usadas para extraer el esqueleto de la red vascular a partir de las imágenes en colores directamente, sin necesidad de ninguna acción cruenta sobre el paciente. Los resultados obtenidos permiten inspeccionar la red venosa y arterial de la retina, y representan un punto de partida para futuros trabajos que apunten hacia la detección de anomalías en la red vascular o a su codificación con fines de identificación personal.

PALABRAS CLAVE

Segmentación de imágenes; Análisis de retinas; Morfología matemática; Red vascular.

I. Introducción

El análisis automático de las imágenes de fondo de ojo humano es una tarea de notable actualidad. Su objetivo fundamental es ayudar al oftalmólogo durante el diagnóstico de enfermedades que presentan manifestaciones más o menos visibles en la retina humana. Algunas de estas enfermedades son frecuentemente estudiadas, debido a que si no se detectan a tiempo, llegan a provocar en forma silenciosa la ceguera en el humano, a saber, el glaucoma, la retinopatía diabética y la degeneración macular dependiente de la edad. Su detección temprana constituye en la actualidad una tarea priorizada para los oftalmólogos, por la trascendencia de sus desfavorables consecuencias.

Son tres los elementos anatómicos estructurales visibles en el polo posterior de la retina o fondo del ojo, a saber, la mácula lútea, el disco óptico o papila y la red vascular, constituida por la red venosa, más gruesa y de un color rojo más oscuro, y por la red arterial, formada por vasos más delgados y de un tono rojizo más claro (Fig. 1).

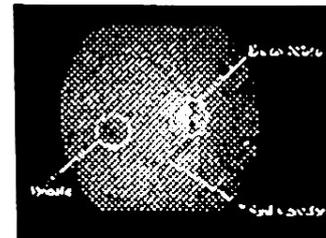


Fig. 1 Elementos anatómicos estructurales de la retina.

II. Planteamiento del problema

La tarea que se plantea en este trabajo es la segmentación o aislamiento de la red vascular de entre los demás elementos anatómicos estructurales de la retina. Debido a su normal distribución en toda ella y a la probable no uniformidad de la iluminación del campo que se observa capturar las imágenes de retina, la segmentación de la red vascular no es una tarea trivial. Cualquier estrategia que se acometa para lograr este propósito, debe ser independiente de la común falta de uniformidad de iluminación, e invariables a la traslación, la rotación y escala de las imágenes que se analizan. Sólo así puede justificarse la aceptable validez de la metodología utilizada.

En este proceso nos propusimos utilizar técnicas de morfología matemática, por su gran generalidad, cómodo uso e indudable actualidad.

III. Antecedentes

La extracción exitosa de la red vascular en las imágenes de retina humana ha sido tratada con anterioridad. Algunos de los métodos utilizados se detallan a continuación.

III.1. Filtrado por coincidencia

El *Filtrado por coincidencia* se usa para separar los vasos sanguíneos del fondo de la imagen. Como los vasos sanguíneos, en su sección transversal, tienen la forma una campana de Gauss invertida, para su segmentación

Este método, usado por Chaudbury, Chatterjee et al [0], es lento, ya que puede requerirse que el núcleo gaussiano que se use para la convolución sea bastante grande, y necesita ser rotado varias veces. Además, el núcleo seleccionado responde bien cuando presenta la misma desviación estándar (o típica) que los píxeles de los vasos sanguíneos, pero no responde de igual forma para vasos sanguíneos más pequeños ni más grandes.

III.2. Redes neuronales

Las redes neuronales artificiales han sido aplicadas con resultados prometedores en el análisis de imágenes oftalmológicas [2] [3] [4]. Han demostrado ser útiles, ya que pueden ser entrenadas para reconocer patrones como los de los vasos sanguíneos. De esta forma se logra extraer la red vascular. También se pueden extraer otras estructuras como las de los microaneurismas. Una desventaja de las redes neuronales es que realiza las clasificaciones sobre la base de métodos estadísticos y de razonamiento lógico [5].

III.3. Algoritmos de seguimiento de los vasos sanguíneos

Los algoritmos de seguimiento de vasos sanguíneos [6] segmentan un vaso sanguíneo entre dos puntos dados. El algoritmo trabaja al nivel de un solo vaso sanguíneo y no de toda la red vascular. Usualmente, mientras se mueve a través del vaso sanguíneo, calcula su ancho, lo cual representa una ventaja. También se pueden calcular otros parámetros como el ancho promedio y la tortuosidad del vaso sanguíneo. La mayor ventaja de este método es que brinda mediciones bastante exactas y puede dar información acerca de vasos sanguíneos individuales. Desdichadamente, requieren de un punto de partida y en la mayoría de los casos de un punto de llegada, lo cual conspira contra la automatización del proceso.

III.4. Métodos morfológicos

El procesamiento de imágenes mediante métodos morfológicos [7] es particularmente efectivo cuando se requiere extraer componentes de la imagen cuya forma es conocida *a priori*. La red vascular es lineal en pequeñas porciones, lo cual es ideal para el procesamiento morfológico. La morfología ha sido aplicada a la segmentación de la red vascular con bastante éxito y puede ser usada en la detección de microaneurismas. Las operaciones morfológicas tienen la ventaja de ser más eficientes e inmunes al ruido.

En particular, la morfología matemática ha sido aplicada en imágenes angiográficas de retina, las cuales son imágenes en niveles de gris tomadas después de habersele inyectado al paciente una sustancia fluorescente que destaca las zonas con sangre, entre ellas los vasos sanguíneos venosos y arteriales de la red vascular [5] [8]. Esto facilita su reconocimiento y la detección de zonas donde ha habido derramamientos de sangre, los que en la imagen original en colores se confunden con algunas de las zonas del fondo.

III.5. Otros métodos de segmentación usados

En la literatura abierta encontramos otros métodos de segmentación de la red vascular mediante filtros gaussianos pareados y filtros de Kalman [11], filtros gaussianos de segundo orden modificados por amplitud [12], umbralamiento por partes de la respuesta de un filtro pareado [13], mediante la transformada de Hough [14], y con la evaluación de curvaturas en patrones semejantes a vasos sanguíneos [15], los que también brindan soluciones satisfactorias. Todos estos resultados se orientan de una u otra forma al análisis automático de imágenes de retina humana [17], como la solución hallada por nosotros.

IV. La estrategia de segmentación

El método que se propone para la segmentación de la red vascular está basado principalmente en los métodos propuestos por Flynn [5] y por Zana y Klein [8]. La diferencia fundamental en nuestro trabajo es que aquellos métodos, así como lo realizado por Zana y Klein en [9], y Zhoue, Rzeszolarski, et al en [16], funcionan para imágenes fluoresceínicas de retina en niveles de gris, lo que hace que los vasos sanguíneos se destaquen con una intensidad mayor y que sus contornos se delimiten mejor. En este trabajo, las imágenes utilizadas fueron tomadas de pacientes que no requirieron ninguna preparación cruenta previa, excepto la dilatación de su pupila, es decir, en nuestro caso se ha hallado una solución con las imágenes en colores tomadas directamente.

Generalmente las imágenes originales presentan ruido aditivo, por lo que el fondo de la imagen no tienen un nivel de gris homogéneo. En lo adelante se llamará *fondo* a todas aquellas partes de la imagen que no brindan información útil. Por otra parte, la tonalidad de gris del fondo no es uniforme en todas las zonas de la retina por donde se distribuye la red vascular. En la región del disco óptico y en las regiones cercanas a él, el fondo de la imagen tiene una tonalidad de gris más clara, mientras que en las regiones cercanas a la mácula el fondo de la imagen se torna más oscuro. En este aspecto también influyen factores relacionados con la iluminación en el momento de capturar la imagen, lo cual propicia que existan zonas más iluminadas y zonas en las que apenas se pueden distinguir a simple vista los vasos sanguíneos del fondo donde están ubicadas (Fig. 2).



Fig. 2 Imagen en colores del polo posterior de una retina humana.

La red vascular presenta una intensidad de gris más oscura que el fondo, aunque existen zonas donde la red vascular se pierde por tener un color o nivel de gris similar al del fondo. El grosor de la red vascular es variable. En la zona del disco óptico, por donde surgen la vena y la arteria principales, es donde la red vascular alcanza su mayor grosor. Esta vena y esta arteria se bifurcan y de cada una

de ellas tiene lugar una nueva bifurcación; estas cuatro ramas son más delgadas, hasta llegar a regiones donde casi se pierden, al tener tan solo el grosor de un píxel en la imagen digitalizada. La última característica interesante de la red vascular es su estructura lineal por pedazos. Se puede decir que la red vascular está compuesta por pequeñas formas lineales conectadas entre sí [5]. Estas características de la red vascular son las que van a ser tenidas en cuenta por el algoritmo que proponemos para segmentar con éxito la red vascular. La zona donde se halla la mácula lútea es completamente avascular.

Antes de iniciar la segmentación es necesario preprocesar la imagen. Los objetivos principales que se persiguen con el preprocesamiento de la imagen son:

1. Disminuir el ruido aditivo del fondo de la imagen, lo cual ayudará a mejorar la detección de los vasos sanguíneos y evitará un gran número de detecciones falsas. Sin embargo, a la vez que se disminuya el ruido, es necesario no perder información útil, es decir, debe preservarse toda la red vascular.
2. Mejorar el contraste de la imagen para que los vasos sanguíneos aparezcan más diferenciados del fondo de la imagen.

En nuestro caso, las imágenes originales de retina utilizadas son en colores, aunque en el caso que eventualmente fueran en tonos de gris, el primer paso que explicaremos a continuación no tendría ningún efecto sobre la imagen.

El primer paso es precisamente llevar la imagen a tonos de gris. Lo que puede parecer a primera vista un asunto trivial, todavía presenta cierto grado de complejidad. Experimentalmente se ha comprobado que, de los tres canales de color que crean la imagen en colores en el modelo RGB (Rojo, Verde y Azul), es el canal verde el que brinda la mayor cantidad de información. El canal rojo da alguna información importante y el azul muy poca, en ocasiones ninguna. Por ello, al convertir la imagen a tonos de gris promediando los aportes de los tres canales, se pierde parte de la información del canal verde, ya que relativamente a este canal se le da el mismo peso (1/3) que a los canales rojo y azul, que aportan poca o ninguna información. Por lo tanto, para evitar esto, la conversión a tonos de gris que se propone es a partir de la información de este canal solamente.

La imagen resultante según este método, a la que llamaremos I_a , presenta mucho mejor contraste que la imagen en tonos de gris calculada a partir de los tres canales, por lo que los vasos sanguíneos aparecen mejor diferenciados del fondo de la imagen (Fig. 3).



Fig. 3 (a) Imagen en tonos de gris a partir de la información de los tres canales; (b) Imagen en tonos de gris a partir de la información del canal verde solamente.

Seguidamente, se aplica un operador morfológico propuesto por Flynn [5] y por Zana y Klein [8], que al mismo tiempo permite disminuir el ruido del fondo de la imagen y preservar los vasos sanguíneos. Este operador, al que se le llama *máximo de aperturas*, se define de la siguiente forma:

$$I_C = \max_{i=1..16} \{I_0 \circ B_i\}$$

donde I_C es la imagen "limpia de ruidos" con el máximo de aperturas aplicado a la imagen original I_0 y B_i es un elemento de estructura de forma lineal y altura 0, rotado 16 veces. El tamaño (largo) del elemento de estructura debe ser escogido de forma tal que preserve los vasos sanguíneos y elimine el ruido aditivo presente en las imágenes.

Nótese que después del uso de este filtro, queda una imagen en la que se preservan los vasos sanguíneos y donde el fondo se ha uniformizado por regiones (Fig. 4).



Fig. 4 Efectos de la operación de máximo de aperturas sobre el fondo de la imagen. (a) Imagen original; (b) Uniformización del fondo, mientras se mantiene la estructura de los vasos sanguíneos.

IV.1. Detección primaria de los vasos sanguíneos

Una vez realizado el preprocesamiento, se procede a una detección primaria de los vasos sanguíneos. Le llamamos primaria debido a que en esta etapa aún se conserva parte del ruido, el cual finalmente se eliminará en una etapa posterior.

La operación de detección se llama *suma de valles* y se define como el dual de la operación propuesta por Zana y Klein [8]:

$$I_{SUM} = \sum_{i=1}^{16} BOTHAT(I_C, B_i)$$

donde I_{SUM} denota la operación de suma de valles sobre la imagen I_C anterior, y B es un elemento de estructura lineal de altura 0, rotado $i = 16$ veces (Fig. 5(a)).

La imagen resultante de esta operación conserva los vasos sanguíneos en una intensidad de gris más clara, mientras que el fondo tiende a ser oscuro. El objetivo de los siguientes pasos es hacer negro todo el fondo de la imagen, así como eliminar el ruido aditivo que aún se mantiene. Nótese que se puede diferenciar el ruido de los vasos sanguíneos, primeramente porque su intensidad de gris es en general más clara, aunque en algunos casos es

menor o igual a la del ruido en los casos de vasos sanguíneos cuyo ancho es muy pequeño y se confunden con el fondo; y en segundo lugar por la estructura continua lineal por pedazos que presentan los vasos sanguíneos, mientras que los artefactos se aprecian como pequeños puntos o zonas aisladas cuyo tamaño puede variar de acuerdo a la calidad de la captura de la imagen original, y a los elementos de estructura usados en la operación de suma de valles.

Estas dos características se van a tener en cuenta para suprimir totalmente el ruido y obtener una imagen con el fondo completamente negro, junto con los vasos sanguíneos con intensidades de gris diferentes y más claras.

IV.2. Extracción de la red vascular

Los siguientes pasos tienen como objetivo suprimir aún más los artefactos, conservar la red vascular y preparar la imagen para su binarización.

Nuevamente se realiza un máximo de aperturas con el objetivo de limpiar el ruido y no perder información útil. El conjunto de elementos de estructura usado para esta operación está formado por un elemento de estructura lineal rotado $i=16$ veces. Como en las operaciones anteriores, su longitud está sujeta al tamaño de los vasos sanguíneos en la imagen de entrada. Una característica interesante en este paso es la altura de los elementos de estructura usados. De forma experimental se pudo notar que la intensidad de gris del ruido suele ser inferior a la de la mayor parte de la red vascular, y cercana al 0. Por ello proponemos usar elementos de estructura de altura $h > 0$, pero cercana a 0.

$$I_{OP} = \max_{i=1..16} \{I_0 \circ B_i\}$$

Este detalle se sustenta en el hecho de que la apertura morfológica está formada por una erosión seguida de una dilatación. Al realizar la erosión, las intensidades de gris son acotadas inferiormente a 0, lo cual significa que cualquier pixel con intensidad menor o igual que h será suprimido y no volverá a aparecer en la imagen resultante realizar la dilatación (Fig. 5(b)).

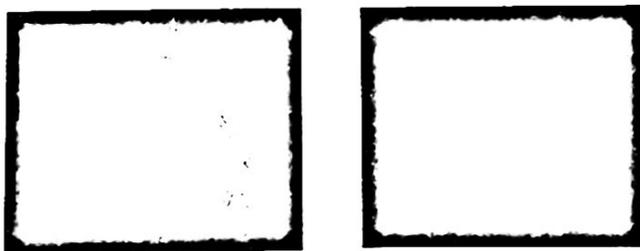


Fig. 5 (a) Imagen después de aplicar el operador de suma de valles. (b) Imagen después de haber suprimido la mayor parte del ruido.

Durante la implementación del algoritmo se realizan dos máximos de aperturas con conjuntos de elementos de estructura de tamaños y alturas distintos, con el objetivo de mejorar el reconocimiento de la red vascular en algunas

imágenes. Denotemos a estas imágenes I_{OP}^1 e I_{OP}^2 . La imagen I_{OP}^1 se obtuvo al operar con elementos de estructura de mayor tamaño y mayor altura que los usados para obtener I_{OP}^2 .

IV.3. Binarización

No obstante lo hecho hasta ahora, en las imágenes resultantes aun persiste parte del ruido en forma de artefactos. Este ruido lo podemos eliminar mediante un proceso de umbralamiento por histéresis. De esta forma, al escoger los umbrales adecuados, se logra la imagen binaria de la red vascular segmentada. Para ello aprovechamos el hecho de que el ruido nunca alcanza intensidades de gris relativamente altas, y que la red vascular está conectada. El uso del umbralamiento por histéresis, con una adecuada selección de los umbrales mínimo y máximo, permite eliminar el ruido que aún persiste en la imagen, y al mismo tiempo obtener una imagen de la red vascular aislada (Fig. 6). En la Fig. 6(a) se muestra la imagen umbralada con umbral 11. Nótese la ausencia de ruido y que la red vascular no está completa. La Fig. 6(b) muestra la imagen umbralada con umbral 6. Aquí la red vascular se encuentra completa, aunque también hay ruido. La Fig. 6(c) muestra la imagen después de ser umbralada por histéresis con los umbrales 6 y 11. Nótese cómo se eliminan los artefactos y se completa la red vascular.

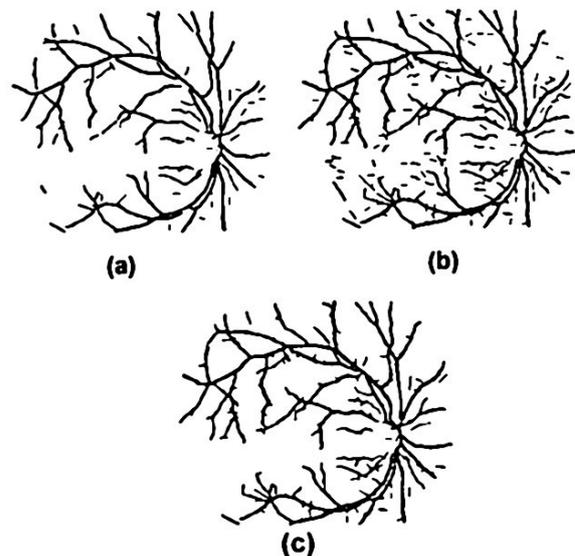


Fig. 6 (a) Imagen umbralada con umbral 11. (b) Imagen umbralada con umbral 6. (c) Imagen después de ser umbralada por histéresis, con los umbrales 6 y 11.

En la implementación del algoritmo, las dos imágenes obtenidas del paso anterior son umbraladas con umbrales distintos. Denotemos I_{HYST}^1 e I_{HYST}^2 a las imágenes resultantes de aplicar este proceso a las originales I_{OP}^1 e I_{OP}^2 , respectivamente. Con el objetivo de mejorar la calidad del reconocimiento en algunas imágenes, se

realiza una reconstrucción por dilatación de I_{OP}^2 a partir de I_{OP}^1 y se obtiene una imagen I_{FINAL} con la red vascular completamente segmentada.

$$I_{FINAL} = P_{I_{HIST}^1} (I_{HIST}^1)$$

En este punto ya tenemos una máscara binaria de la red vascular. Dicha máscara se usará para obtener el esqueleto de la red vascular. El esqueleto se corresponde con las líneas centrales de los vasos sanguíneos y podrá ser utilizado en trabajos posteriores para detectar puntos de bifurcación y de cruce de los vasos sanguíneos, para medir el grosor de la red vascular, y para su codificación con fines de reconocimiento.

El esqueleto de la red vascular se logra mediante la operación morfológica de adelgazamiento. Después de ello la imagen aún no está lista, pues es común que presente algunas protuberancias no deseables que aparecen al realizar dicha operación. Estas se eliminan con varias iteraciones de la operación morfológica de poda. En nuestro caso, con 2 iteraciones fue suficiente, ya que la operación de poda suele ser muy agresiva, y más iteraciones podrían representar una pérdida sustancial de detalles (Fig. 7). Por último, en la Fig. 8 se muestra el esqueleto de la red vascular sobrepuesto a la imagen original.

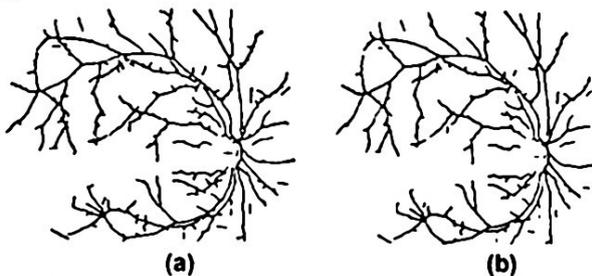


Fig. 7 Imágenes obtenidas en la fase final del proceso. (a) Después de la esqueletización. (b) Después de la poda.



Fig. 8 Imagen de la red vascular segmentada sobrepuesta a la imagen original.

V. Resumen de las operaciones realizadas

- 1) Conversión de la imagen de color a niveles de gris y selección del canal verde.
- 2) Máximo de aperturas para limpiar ruido y homogenizar el fondo.
- 3) Suma de valles para limpiar ruido y poner el fondo en negro.
- 4) Limpiar ruido (artefactos) sin perder información útil.
- 5) Apertura morfológica.
- 6) Umbralamiento por histéresis, para obtener una imagen binaria y completar la red vascular.
- 7) Reconstrucción por dilatación.
- 8) Esqueletización por adelgazamiento, para obtener el esqueleto.
- 9) Iteraciones de poda, para finalmente obtener la red vascular mejorada.

VI. Discusión de los resultados

El problema de la segmentación automática es un problema aún no resuelto completamente. En ocasiones es necesario que el hombre, como especialista al fin, sea el que determine hasta qué punto una segmentación es correcta o no.

La estrategia que se presenta en este trabajo se basa en la morfología de la red vascular. Como ya se explicó, la red vascular tiene un tono de gris más oscuro que el fondo donde se encuentra, y la intensidad del fondo varía de una región a otra de la imagen. El ancho de la red vascular también es variable y tiene una estructura lineal por pedazos. Por lo tanto, el método de segmentación propuesto detecta regiones dentro de la imagen con estas características.

La eliminación total del ruido es muy difícil de lograr, ya que al mismo tiempo que se elimina el ruido del fondo, es decir, cuando se trata de homogenizar el fondo de la imagen, se pierden detalles de la red vascular en aquellos lugares donde es más estrecha (del ancho de un pixel) y donde su intensidad de gris se confunde con el nivel del fondo. Por lo tanto, la homogenización del fondo sólo se logra en entornos pequeños o medianos mediante la operación de máximo de aperturas, pero al aplicar la operación de suma de valles, una parte del ruido aún persiste. Esta situación es similar a la que se presenta con la visión humana: si el objeto es pequeño, presenta poco contraste con el fondo y está en un ambiente con una cierta cantidad de ruido aditivo, es imposible verlo.

Durante la detección de los vasos sanguíneos mediante la suma de valles, pueden ocurrir errores o detecciones incompletas, fundamentalmente en zonas donde la iluminación al capturar la imagen fue deficiente y a simple vista no se puede sacar una información precisa de ellas. También puede ocurrir en zonas donde las intensidades de gris del vaso sanguíneo y el fondo de la imagen son muy similares.

Es muy importante destacar que, a pesar de que esto ocurre en algunas partes de la imagen, no debe obviarse hecho de que la zona de la mácula, que se presenta más oscura en las retinas normales, por naturaleza completamente avascular, es decir, es una zona que no presenta vasos sanguíneos. En ese caso, no se detectarían vasos sanguíneos en esa zona. En la Fig. 9 se puede apreciar que la zona de la mácula es precisamente aquella que no presenta vasos sanguíneos en la imagen resultante de la segmentación.



Fig. 9 (a) Imagen original. (b) Red vascular segmentada.

También se pueden presentar problemas en la detección la red vascular debido a la relación entre su grosor y el tamaño de los elementos de estructura usados. Cuando la red vascular es más gruesa que los elementos de estructura usados, puede ocurrir que no se detecte. Es imposible lograr una buena segmentación si no se ajustan estos tamaños. Esta situación no presenta problemas serios, pues es común que la procedencia de todas las imágenes sea la misma, por lo que una vez determinados sus tamaños sirven para todas las imágenes.

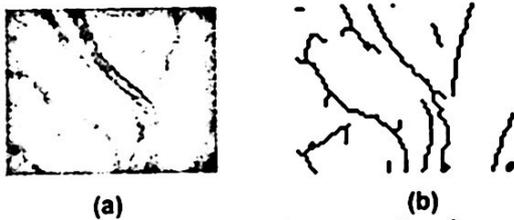


Fig. 10 (a) Fragmento de imagen donde aparecen dos vasos sanguíneos unidos. (b) Detección deficiente.

Por otra parte, puede ocurrir que, una vez ajustados los tamaños de los elementos de estructura, haya regiones en que dos vasos sanguíneos por estar muy cercanos hagan recorrido casi paralelo y se unan. En este caso es como hubiera un vaso sanguíneo del doble del tamaño normal, por lo que no se logra una segmentación adecuada (Fig. 10).

Otro problema presentado es la falsa detección del borde disco óptico. En un ojo sano este borde se presenta con una transición normal de tonos de gris más claros a tonos de gris más oscuros. Sin embargo, debido a enfermedades como el glaucoma, pueden presentarse atroñas en el borde del disco óptico [10].



Fig 11. (a) Parte de una imagen donde se observa una zona de atrofia en el borde inferior izquierdo del disco óptico. (b) Falsa detección de esta zona

la imagen digital en tonos de gris, estas atroñas se muestran como zonas con intensidades de gris más oscuras que el fondo, por lo que al segmentarlas se confunden en ocasiones con los vasos sanguíneos. La

Fig. 11 muestra un ejemplo de falsa detección del borde del nervio óptico.

VII. Implementación

Desde el punto de vista de la programación, se crearon cuatro clases principales. Las tres primeras se encargan de todo el trabajo con imágenes: MImage, una clase abstracta que implementa métodos comunes a imágenes binarias y en tonos de gris; MBinImage, que implementa métodos propios de imágenes binarias; y MGrayImage, que implementa métodos propios de imágenes en tonos de gris. La cuarta clase, MOperations, se encarga de implementar algunas funciones de mayor complejidad. Los elementos de estructura se trataron como imágenes en tonos de gris.

En la implementación se proponen cuatro juegos de elementos de estructura distintos para realizar la segmentación de la red vascular. La única variación entre estos juegos está en el conjunto de elementos de estructura usado para realizar la operación de máximo de aperturas durante la etapa de preprocesamiento. Aquí se da la opción de limpiar el ruido con conjuntos de elementos de estructura lineales de 7, 9, 11 o 13 píxeles de longitud, rotados en 16 direcciones.

La operación de suma de valles se realiza con un conjunto de elementos de estructura formado por líneas de 5 píxeles de longitud. En la operación de máximo de aperturas realizada durante la extracción de la red vascular, se usan líneas de 9 píxeles de longitud con altura 5; y líneas de 7 píxeles de longitud con altura 8, en ese orden. A las imágenes resultantes se les realiza el proceso de umbralamiento por histéresis con umbral mínimo 6 y umbral máximo 11 para la primera imagen; y umbral mínimo 9 y umbral máximo 11 para la segunda. De las dos imágenes binarias obtenidas, la más limpia de ruido es la primera. A partir de esta imagen se reconstruye por dilatación la segunda y se obtiene la imagen final, lista para pasar a la fase de esqueletización y poda.

Estos últimos pasos (el uso de una segunda imagen suavizada con elementos de estructura de menor longitud —líneas de 7 píxeles—, y la posterior reconstrucción por dilatación), se realizan con el objetivo de mejorar la calidad de la detección en algunas imágenes, aunque en otras imágenes basta con la umbralamiento por histéresis realizado a la imagen obtenida con los elementos de estructura de 9 píxeles.

VIII. Resultados

En la Fig. 12 se muestran algunos resultados obtenidos. La columna (a) muestra las imágenes originales, mientras la columna (b) muestra las imágenes del esqueleto de la red vascular obtenidas según la estrategia propuesta. Las primeras dos imágenes son reales, tomadas con una cámara de fondo de ojo modelo Visucam-Lite, de la firma Karl Zeiss, en formato de mapa de bits con 24 bits por píxel sin ningún tipo de procesamiento previo. La última imagen fue tomada de la red, por lo que puede ya presentar algún tipo de preprocesamiento.

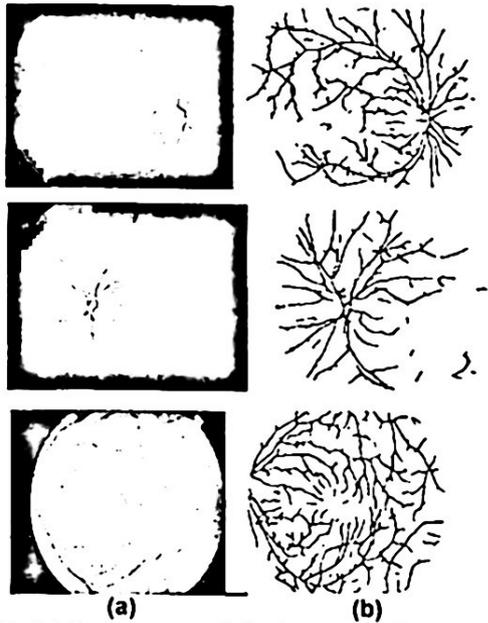


Fig. 12. (a) Imágenes originales y (b) Esqueleto de la red vascular segmentada

IX. Conclusiones

En este trabajo se logró implementar una estrategia que permite la segmentación de la red vascular en imágenes reales *en colores* del polo posterior de la retina humana. Dicha estrategia usa métodos de la morfología matemática. Las imágenes que se procesan pueden ser en colores o en tonos de gris, y sin ningún tipo de preparación cruenta previa de los pacientes, al inyectarles líquidos fluorescentes en su torrente sanguíneo para obtener imágenes fluoresceínicas que destaquen la red vascular. Por lo general, sólo presentan ruido aditivo.

La estrategia de segmentación de la red vascular muestra una respuesta favorable en la detección de los vasos sanguíneos, aunque la presencia de ruido puede afectar en algunos casos la detección. La segmentación se trata de solucionar mediante varios juegos distintos de elementos estructurales, cada uno de los cuales brinda una segmentación diferente de la red vascular.

Se implementó, además, un algoritmo que una vez segmentada la imagen mediante adelgazamiento, devuelve el esqueleto de la red vascular. Los dos algoritmos implementados se unieron en una sola aplicación, lo cual facilita el trabajo de los usuarios al poder realizar fácilmente la segmentación y la esqueletización en un entorno amigable.

Referencias

- [1] Chaudhury, S; Chatterjee, S; Katz, N; Nelson, M; Goldbaum, M: "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters". IEEE Transactions on medical imaging, Vol. 8, No. 3, 1989.
- [2] Gardner, G.G; Keating, D; Williamson, T.H; Elliot, A.T: "Automatic detection of diabetic retinopathy

- using an artificial neural network: a screening tool". British Journal of Ophthalmology, 1996.
- [3] The Hypermedia Image Processing Reference. En www.dai.ed.ac.uk/HIPR2
- [4] Zana, F; Klein, J.C: "A multimodal algorithm of eye fundus images using vessels detection and Hough transform". IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 18, No. 5, 1999.
- [5] Flynn, J: "Automated vessel extraction in digital ophthalmic images".
- [6] Zhoue, I; Rzeszotarski, M; Singerman, L; Cokreff, J: "The detection and quantification of retinopathy using digital angiograms". IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 13, No. 4, 1994.
- [7] Zana, F; Klein, J.C: "Robust segmentation of vessels from retinal angiography". Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing, Santorini, Greece, 1997.
- [8] Zana, F; Klein, J.C: "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation". IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10, No. 7, 2001.
- [9] Zana F., Klein J. C., Robust segmentation of vessels from retinal angiography. Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing, Santorini, Greece, 1997.
- [10] Lugo, Nieves, comunicación personal, febr. 2003.
- [11] Chutatape, O; Zheng, L; Krishnan, S.M: "Retinal blood vessel detection and tracking by matched gaussian and Kalman filters". Proceedings in the 20th Annual International Conference of the IEEE, Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 20, No. 6, 1998.
- [12] Gang, L; Chutatape, O; Krishnan, S. M: "Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order gaussian filter". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 49, No. 2, 2002.
- [13] Hoover, A; Kouznetsova, V; Goldbaum, M: "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response". IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 19, No. 3, 2000.
- [14] _____: A Multimodal algorithm of eye fundus images using vessels detection and Hough transform. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 18, No. 5, 1999.
- [15] _____: Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10, No. 7, 2001.
- [16] Zhoue, I., Rzeszotarski, M., Singerman, L., Cokreff, J., The detection and quantification of retinopathy using digital angiograms. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 13, No. 4, 1994.
- [17] Undrill, P: "Towards the automatic interpretation of retinal images". British Journal of Ophthalmology, 80, 973, 1996.