

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Procesamiento de imágenes
Recibido: 03/09/2016 | Aceptado: 15/12/2016

Mapeo de imágenes digitales de fondo de ojo atendiendo a rasgos de textura

Mapping of digital images of eye fund attending to features of texture

Yainet García García¹, Reinier Rodríguez Guillén², Alberto Taboada Crispí³

¹ Hospital Provincial Docente “Mártires del 9 de Abril”, Sagua la Grande, Cuba, yainetgg@nauta.cu

² Centro de Ingeniería Clínica y Electromedicina, Sagua la Grande, Cuba, aleidags@uclv.edu.cu

³ Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Cuba, ataboada@uclv.edu.cu

Resumen

El presente trabajo tiene el interés de contribuir en el análisis automático de imágenes digitales de fondo de ojo. El estudio se realiza con el objetivo de definir una selección óptima de rasgos de textura que facilite la localización del disco óptico y la segmentación de los vasos sanguíneos. Se emplea el software MaZda que permite el mapeo de casi 300 rasgos de textura combinando 6 descriptores estadísticos: histograma, gradiente, matriz Run-Length, matriz de co-ocurrencia, modelo autorregresivo y transformada de Wavelet. Se efectúa el mapeo de 150 imágenes pertenecientes a las Bases de Datos DRIVE y DIARETDB0. Los resultados alcanzados resultan alentadores pues podrían permitir una segmentación de los vasos sanguíneos de un 100% de éxito y un 99.3 % de éxito para la localización del disco óptico. Por lo que se obtiene una selección de rasgos eficiente para el desarrollo o mejoramiento de algoritmos con un pre-procesamiento mínimo.

Palabras clave: Disco óptico, fondo de ojo, mapeo de imágenes digitales, MaZda, rasgos de textura, vasos sanguíneos.

Abstract

The present work has the interest to contribute in the automatic analysis of digital images of eye background. The aim of this study is to define an optimal selection of texture features that facilitate the location of the optic disc and the segmentation of blood vessels. The MaZda software allows the mapping of almost 300 texture features by combining 6 statistical descriptors: histogram, gradient, Run-Length matrix, co-occurrence matrix, Wavelet transform and autoregressive model. The mapping of 150 images belonging to the Databases DRIVE and DIARETDB0 is carried out. The results obtained are encouraging because they could allow blood vessel segmentation to be 100% successful and 99.3% successful for the location of the optic disc. Thus we

obtain an efficient selection of traits for the development or improvement of algorithms with a minimum pre-processing.

Keywords: *Optical disc, eye background, mapping of digital images, MaZda, texture features, blood vessels.*

Introducción

Las retinografías digitales o imágenes de fondo de ojo se obtienen mediante un oftalmoscopio. Esto es posible debido a las características del ojo humano, el cual actúa de forma similar a una cámara fotográfica. La transparencia de la córnea, el cristalino y el humor vítreo permiten ver de forma directa las estructuras del fondo. El fondo de ojo es la porción posterior del interior del globo ocular que se observa a través de la pupila y está conformado por la retina, los vasos sanguíneos (VS), la papila o disco óptico (DO), la mácula y la fovea (Velázquez J., 2011). El estudio de estas estructuras tiene singular importancia para el diagnóstico de enfermedades no solo oculares, sino en el organismo de manera general. Por ejemplo, la Hipertensión Arterial, la Retinopatía Diabética, el Glaucoma, entre otras.

La existencia de sistemas para el análisis automático de imágenes de fondo de ojo a través de ordenadores o dispositivos móviles traería amplias ventajas en el diagnóstico de patologías. Permitiría reducir el tiempo de realización de los procedimientos médicos. Proveería de mecanismos modernos para evaluaciones periódicas de la retina y podría convertirse en un método de evaluación de la retina para determinar el momento óptimo de los tratamientos (Leiva M, 2014). Además, brindaría la posibilidad a cualquier persona de hacerse una revisión rápida y bastante precisa acerca de la presencia de alguna patología o indicios de su posible desarrollo.

Numerosas son las técnicas y algoritmos propuestos, pero no existe concretamente uno que sea robusto para este fin. Por este motivo, el siguiente estudio se propone como objetivo fundamental definir los rasgos de textura que permitirían una buena localización del DO y la segmentación de los VS. El estudio se realiza mediante el mapeo de imágenes digitales de fondo de ojo y pretende servir de base y guía en el desarrollo de algoritmos en esta rama.

En las imágenes de fondo de ojo, el DO constituye el reflejo de la cabeza del nervio óptico y es la región de convergencia de toda la red ocular de VS. Como se aprecia en la Figura. 1, el DO aparece en las imágenes normales de fondo de ojo como una zona más brillante que el resto (Leiva M, 2014). Se observa como un disco oval o circular, cuyo color varía en dependencia de la persona, de color rojo amarillento o ligeramente rosado. En su centro se encuentra la excavación fisiológica (cúpula o copa óptica) de color blanquecino. El color del DO es más claro hacia el sector temporal que no tiene vasos y está determinado por la resultante del color blanco de la lámina cribosa de la esclerótica, el color gris de

la mielina del nervio óptico, el color rojizo de los vasos y por la luz incidente del oftalmoscopio (Villalobos F., 2014). Debido a la ausencia de fotorreceptores, el DO es conocido también como punto ciego (Aquino A., 2006).

La red vascular, ver Figura. 1, tiene estructura de árbol; la estructura arterial y la venosa son cada una un árbol perfecto. Esto significa que existe una ruta única a lo largo de los vasos desde el corazón a cada capilar y de regreso, así todos los tejidos son alimentados y ordenados por una vena o arteria específica. Todos los VS del mismo tipo (arteria o vena) están interconectados y se originan a partir de un mismo punto, el nervio óptico (Villalobos F., 2014). Éstos suministran sangre y oxígeno siguiendo patrones estructurales sencillos. Normalmente, la arteria y la vena central de la retina se dividen en dos troncos (superior e inferior), en cuanto pasa a través del nervio óptico al interior del ojo. Estos troncos se dividen en dos ramas principales (temporal y nasal). De este modo cada cuadrante de la retina se encuentra irrigado por un vaso significativo. De ahí que la distribución de la red vascular retiniana tome forma radial, partiendo del nervio óptico y extendiéndose por todo el fondo de ojo (Espona L., 2008). La sangre oxigenada de las arterias es de color rojo más brillante que la no oxigenada en las venas, esto justifica la diferencia de color entre ambas. Otra diferencia visible es que las venas son más gruesas que las arterias. Lejos del DO (más de 3 diámetros), las venas y las arterias pueden confundirse por su color. Vale destacar la presencia de (cruces arterio-venosos), donde se involucran solamente VS de diferente tipo, o sea, sólo ocurren entre una arteria y una vena. En un punto de cruce uno de ellos debe pasar por debajo del otro. En estos casos la red vascular venosa usualmente pasa por debajo de la red vascular arterial (Villalobos F., 2014).

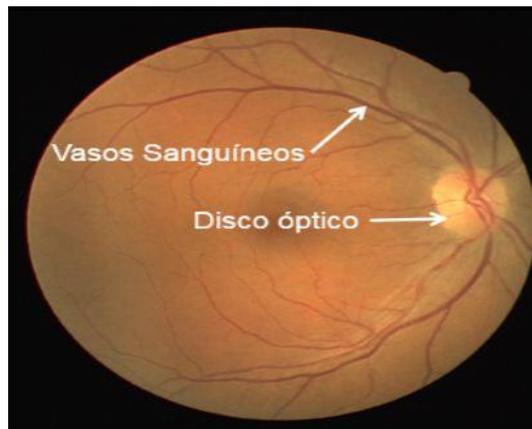


Figura 1: Imagen de fondo de ojo

La localización y detección del DO resulta una tarea crucial para los sistemas de análisis automático de imágenes de fondo de ojo (Vidya, A., 2007). Esto se debe a que facilita la extracción automática del resto de estructuras anatómicas

y patológicas. Además, su posición y diámetro pueden utilizarse como referencia de posición de otras estructuras de la retina (Salvatelli, A., 2013). Todo esto basado en las siguientes características:

La distancia aproximadamente constante entre el DO y la fovea se puede utilizar para estimar la ubicación de la mácula (Leiva M, 2014). Es información útil para la segmentación capilar, ya que el árbol vascular nace de él; junto con el árbol capilar sirve para identificar el ojo (derecho o izquierdo) al que se le ha hecho la retinografía digital (Aquino A., 2006). El cambio en su forma o color es un indicador de diversas patologías, por lo que sus dimensiones se utilizan para medir características anormales causadas por ciertas enfermedades, tales como el glaucoma y la retinopatía diabética. Su identificación y eliminación en la imagen mejora la clasificación de los exudados (Leiva M, 2014) y la segmentación de los VS.

Teniendo en cuenta las características expuestas del DO se llega a la conclusión de que puede ser segmentado fácilmente. En la práctica esto no ocurre así, pues el DO suele sufrir cambios en su estructura debido a la presencia de patologías; o puede ser confundida su tonalidad con exudados o con zonas más brillantes asociadas a problemas en la calidad de imagen. Por otra parte, el DO se encuentra surcado por vasos que lo dividen y es necesario ignorarlos para considerarlo como un todo (Salvatelli, A., 2013).

Entre los métodos empleados para su localización se encuentra (Walter, T., 2001). donde utilizan un filtro simple de promediado sobre la varianza de la intensidad. Basándose en la forma redondeada y el brillo que presenta el DO; aproximan el centro del mismo como el centro de la región más brillante y extensa. Además, detectan el contorno del DO aplicando la transformada Watershed al gradiente de la imagen filtrada. En (Osareh, A., 2002) se propone la segmentación del disco utilizando modelos deformables. Autores como Niemeijer y Abràmoff en (Abràmoff M., 2009) emplean características de los VS como es su orientación y forma para localizar el DO. En este artículo se comienza haciendo un modelo de regresión de la posición del DO usando primeramente la segmentación de los VS. Luego utilizan el método de clasificación kNN. En (Ruggeri, M., 2004) se aproximan los principales VS geoméricamente mediante dos parábolas, para identificar la posición del DO que va a ser el punto de convergencia entre ambas.

Por otra parte, la segmentación de los VS es un paso esencial en el diagnóstico médico de enfermedades oculares. Además de utilizarse como medio biométrico de identificación de personas (Vidya, A., 2007). Algunas de las características de los VS que facilitan su segmentación son: su conectividad y linealidad. La dirección y escala de grises de un VS no cambia abruptamente, son continuas. Los VS tienen un origen común. Los vasos arteriales y venosos no se cruzan, todos los cruces son entre ramas arteriales y venosas. Existen también factores que dificultan la segmentación como es el hecho de que no todos los vasos de un tipo tienen igual tamaño, forma o color. Cuando el contraste es bajo,

el color de los VS puede confundirse con el fondo. Algunas características del fondo son similares a las de los VS. La segmentación incorrecta del DO conlleva a que su borde se confunda con un VS (Villalobos F., 2014). Otro motivo de error lo constituye la presencia de lesiones que pueden ser morfológicamente similares a las estructuras vasculares (Espona L., 2008).

De manera general, los métodos de segmentación de los VS se pueden clasificar en los siguientes grupos:

- Técnicas de reconocimiento de patrones: se enfocan en la detección automática de las estructuras de los vasos y sus características. Por ejemplo, en (Vidya, A., 2007), (Abràmoff M., 2009) y (Villalobos F., 2018).
- Enfoques basados en el rastreo: cortan el vaso en dos puntos, se trabaja al nivel de un solo vaso en lugar de trabajar con la vascularización completa.
- Enfoques basados en inteligencia artificial: este método emplea el conocimiento de un experto con el fin de guiar el proceso de segmentación.
- Enfoques basados en modelos: incluye los modelos deformables que se basan en técnicas que destacan los contornos de objetos a través de curvas paramétricas que se deforman bajo la influencia de fuerzas internas o externas. Un ejemplo lo constituye (Pose-Reino, A., 2010) donde emplean los modelos de contornos activos o de serpientes (snakes) (Villalobos F., 2014).

Materiales y métodos

Para el desarrollo del experimento se empleó como herramienta de trabajo el software MaZda. Éste brinda facilidades para el análisis de imágenes médicas; ya sea en escala de grises o en imágenes a color. Para estas últimas, el usuario puede seleccionar el espacio de color que prefiere analizar. Mazda ofrece dos opciones para trabajar en la imagen: la primera basada en la selección de rasgos en una región de interés (ROI), y la segunda mediante mapas de rasgos.

El software permite generar alrededor de 300 rasgos de textura los cuales derivan de 6 descriptores estadísticos específicos: histograma de la imagen, gradiente absoluto, el histograma de segundo orden de la imagen que se define como la matriz de co-ocurrencia (COM), matriz *Run-length* (RLM), modelo autorregresivo (AR) y parámetros derivados de la Transformada Wavelet. Las técnicas estadísticas se basan en la relación de la intensidad de los píxeles en funciones estadísticas (Velázquez J., 2011).

Los parámetros de RLM se calculan 4 veces para cada ROI en las direcciones (Vertical, Horizontal, 45° y 135 °). De esta matriz se derivan cinco parámetros descritos por las siguientes ecuaciones: la ecuación (1) calcula (*run-length*

nonuniformity), en la ecuación (2) se calcula (*short run emphasis*), la ecuación (3) calcula (*long run emphasis*), con la ecuación (4) se determina (*fraction of image is runs*); en la ecuación (5) (*grey level nonuniformity*) y la ecuación (6) representa el coeficiente C empleado en las ecuaciones anteriores.

$$RLNonUni = \left(\sum_{i=1}^{N_g} \left(\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j) \right)^2 \right) / C \quad (1) \quad \text{Fraction} = \sum_{j=1}^{N_r} \sum_{i=1}^{N_g} p(i,j) / \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} jp(i,j) \quad (4)$$

$$\text{ShrtREmp} = \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i,j) \right) / C \quad (2) \quad \text{GLvNonU} = \left(\sum_{j=1}^{N_r} \left(\sum_{i=1}^{N_g} p(i,j) \right)^2 \right) / C \quad (5)$$

$$\text{LngREmp} = \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} j^2 p(i,j) \right) / C \quad (3) \quad C = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i,j) \quad (6)$$

donde:

$p(i, j)$: número de veces que se realiza la corrida (matriz *Run-length*),

j : largo de la corrida,

i : nivel de gris,

N_g : número de niveles de gris,

N_r : número de corridas,

La COM $h_{d\theta}(i, j)$ cuando se divide por la vecindad de píxeles de la ROI ($R_{d\theta}$), se convierte en la estimación de la probabilidad de unión $p_{d\theta}(i, j)$ de dos píxeles, una distancia d en las direcciones θ para los valores j e i . Los parámetros son calculados hasta 20 veces, para $(d, 0)$, $(0, d)$, (d, d) , $(d, -d)$, donde d puede tomar valores de $[1, 2, 3, 4$ y $5]$ con ángulos $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ y 135° . Teniendo entonces una imagen $f(x, y)$ con un conjunto de N_g niveles discretos de intensidad, la matriz $h_{d\theta}(i, j)$ se define como la ecuación (7) y (8) donde se cumple lo planteado en la ecuación (9). El cálculo del segundo momento angular se muestra en la ecuación (10), la suma de entropías y la entropía se calculan como en las ecuaciones (11) y (12) respectivamente.

$$f(x_1, y_1) = i \quad (7) \quad \text{AngScMom} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)^2 \quad (10)$$

$$f(x_2, y_2) = j \quad (8) \quad \text{SumEntrp} \quad (11)$$

$$= - \sum_{i=1}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i))$$

$$(x_2, y_2) = (x_1, y_1) + d \cos \theta, d \sin \theta \quad (9) \quad \text{Entropy} \quad (12)$$

$$= - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log(p(i, j))$$

Los parámetros de textura derivados de RLM y COM, así como los derivados de la imagen gradiente permiten ser normalizados inicialmente o no. La normalización incluye el rango de intensidad de selección y la cuantificación de la imagen, utilizando determinados números de bits por píxel seleccionados por el usuario.

Para seleccionar el rango de intensidad se cuenta con tres opciones de normalización:

- Valor predeterminado (*Default*), que es el rango de intensidad de la imagen en análisis que va de 1 a N_g donde $N_g = 2k$, siendo k el número de bits por píxel utilizado para codificar la imagen,
- ± 3 sigma, que es el equivalente del intervalo $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ donde μ es la media de la imagen y σ la desviación estándar (tanto μ como σ se calculan por separado para cada ROI),
- 1% - 99%, es la diferencia entre el nivel de brillo del histograma acumulado igual a 1% de su total a un nivel en el que el histograma acumulado es igual al 99% de su total.

Para el cálculo de los parámetros del modelo AR, éste se puede definir como en la ecuación (13); donde f_s es la intensidad de la imagen situada en la posición s denota una distribución del ruido, N_s representa la vecindad de píxeles de s , $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4]$ es un vector de parámetros.

$$f_s = \sum_{r \in N_s} \theta_r f_r + e_s \quad (13)$$

Sólo se emplea un método de normalización. En este caso, cada ROI está estandarizada, independiente de la configuración de los botones para seleccionar el tipo de normalización. Para hacer la normalización, el valor medio y la desviación estándar se calculan, teniendo en cuenta todos los puntos de la imagen dentro de la ROI. A continuación, a la intensidad de la imagen original se resta el valor medio y las diferencias son divididas por la desviación estándar. De esta manera, todos los parámetros del modelo AR se limitan a la gama de -1 a 1, independiente de la imagen real (Mazda, 2005).

En el estudio se emplearon las Bases de Datos de imágenes de fondo de ojo DRIVE (*Digital Retinal Image for Vessel Extractions*) y DIARETDB0 (*Standard Diabetic Retinopathy Database - Calibration level 0*) (Salvatelli, A., 2013). La primera cuenta con 40 imágenes de tamaño 565x584 píxeles con una profundidad de 24 bits y en formato TIF. Estas imágenes tienen por lo general muy buena calidad y la mayoría son de pacientes sanos. Mientras que la segunda base de datos consta de 130 imágenes, de las cuales 20 son normales y 110 muestran signos de retinopatía diabética, lo cual implica la presencia de numerosos exudados de gran tamaño y de hemorragias intrarretinales. Estas imágenes se encuentran en formato png con un tamaño de 1500x1152 a 24 bits. De este conjunto se trabajó con solo 110 imágenes debido a que las restantes no tienen buena calidad.

El estudio se desarrolló mediante mapas de rasgos, que exponen en una pequeña ventana corrediza los rasgos de textura calculados en la imagen. Para obtener estos mapas se cuenta con una ventana de opciones que permite seleccionar los mapas de rasgos a determinar. El tamaño de la ventana y los valores de los pasos en las direcciones vertical y horizontal se puede ajustar. El cálculo de los mapas es un proceso que lleva tiempo, sobre todo para una "Máscara" grande y un valor pequeño de "paso"; de ahí que se seleccionó para el mapeo una máscara de 8x8, con un paso de 4x4 lo cual se determinó experimentalmente. Se cargaron individualmente las imágenes en el software para obtener los mapas de rasgos correspondientes. Debido al formato especificado por Mazda, las imágenes de las bases de datos fueron convertidas en formato bmp, manteniendo sus dimensiones originales. Esto no representó pérdida de información para el estudio.

Las imágenes no recibieron otro pre-procesamiento, pretendiendo encontrar los rasgos más robustos con el menor cambio. Se realizó el análisis de éstos en los distintos espacios de color, con normalización o no de la intensidad de la imagen y con una cuantificación de 8 bits por pixel. Primeramente, se analizaron en base a todos los rasgos un conjunto de imágenes hasta lograr discernir de manera subjetiva por dos expertos los rasgos que realmente cumplían el propósito del estudio. Para esto se escogieron los rasgos que permiten ver con mayor nitidez las distintas regiones. En el caso de los VS, se tuvo en cuenta que no solo queden bien marcados los de mayor tonalidad o calibre, sino que se pierda el menor número de datos posibles. Para el DO, los expertos consideraron como un buen resultado aquellos rasgos en los que el DO ocupa la mayor área respecto a las demás regiones que puedan aparecer, ya que este sería el factor determinante para diferenciar el DO del resto de las regiones al binarizar la imagen.

Resultados obtenidos

El primer paso de la mayoría de los algoritmos de procesamiento imágenes está relacionado con acciones para mejorar o estandarizar las imágenes de entrada. En este caso se decidió trabajar con el plano de color G (verde) pues brinda facilidades para un mejor análisis de la imagen coincidiendo con (Leiva M, 2014), (Salvatelli, A., 2013), (Ganesh, T., 2011), (Brandon. L, 2003).

Para el DO, los rasgos tuvieron un mejor desempeño al normalizar la imagen para un rango de intensidad de 1%-99% con una cuantificación de 8 bits por pixel. Los mejores resultados se obtuvieron con los siguientes rasgos:

- Gradiente: GrNonZeros (*percentage of pixels with nonzero gradient*).
- Matriz Run-Length (RLM): Fraction (*fraction of image in runs*); LngREmph (long run emphasis); ShrtREmp (*short run emphasis*); RLNonUni (*run length nonuniformity*) [Horizontal, Vertical, 45°, 135°]

La matriz de co-ocurrencia mostró buenos resultados, pero no comparables con los obtenidos con los rasgos anteriores.

Las imágenes siguientes muestran los mapas de rasgos obtenidos para el DO. En el caso de la matriz RLM, sólo se muestran las imágenes en una sola dirección pues las diferencias con las demás direcciones son prácticamente imperceptibles. La Figura. 2, muestra la forma más común de obtener el DO, esto ocurre generalmente en imágenes con buena calidad respecto a su adquisición y sin la presencia de grandes exudados con tonalidades muy brillantes o deformaciones del DO. Esta imagen al ser binarizada queda de la siguiente forma, ver Figura. 3. La Figura. 4, evidencia los resultados que se obtienen al procesar una imagen con mala adquisición, lo cual imposibilita la localización. Como se puede apreciar en esta imagen no se distingue el DO, mientras que existe una zona de mayor claridad (señalada con un óvalo amarillo), que será detectada.

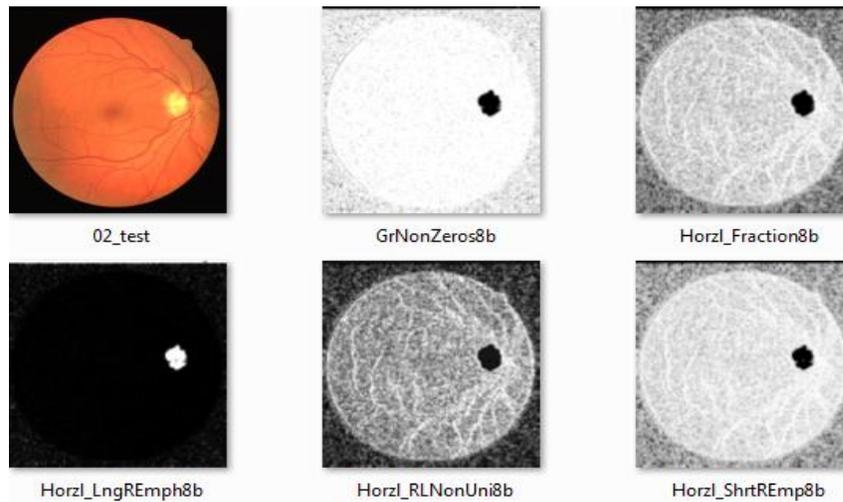


Figura 2: Mapas de rasgos obtenidos para DO en imágenes de buena calidad

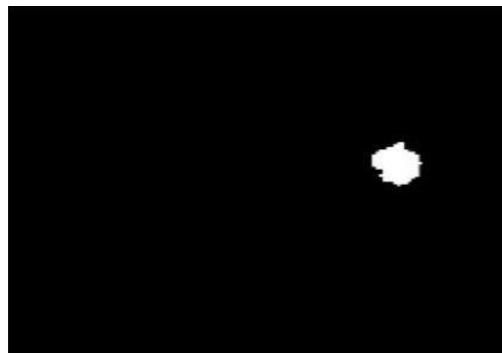


Figura 3: Imagen binarizada para localización del DO

Para los VS, se obtuvo buenos resultados al normalizar la imagen para un rango de intensidad de $\pm\sigma$, o al trabajar con ella con sus valores predeterminados. En aras de utilizar el menor pre-procesamiento, y teniendo en cuenta que esta normalización acentúa la región del DO, se decidió no normalizar las imágenes; la cuantificación fue de 8 bits por pixel.

Los rasgos que dieron buenos resultados fueron los siguientes:

- Matriz *Run-Length* (RLM): GLevNonU (*grey level nonuniformity*) en las direcciones [Horizontal, Vertical, 45°, 135°].
- Modelo Autorregresivo (AR): para el parámetro Sigma (σ).
- Matriz de co-ocurrencia: AngScMom (*angular second moment*), SumEntrp (*sum entropy*), Entropy (*entropy*), en las direcciones [Horizontal, Vertical, 45°, 135°].

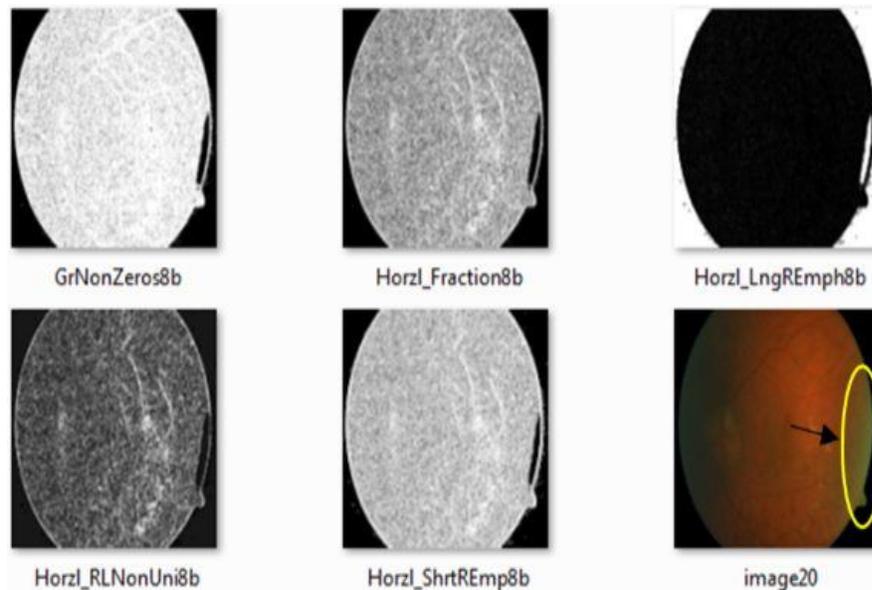


Figura 4: Mapas de rasgos obtenidos para imagen con mala calidad.

Considerando que la RLM es una mejora a la COM, este último rasgo se obvia de los resultados, aunque pudiera ser considerada esta matriz para la obtención de los VS como proponen en (Villalobos F., 2008).

En las figuras se muestran los resultados obtenidos para estos rasgos. Para el caso de la RLM, solo se muestran las imágenes obtenidas para una de sus direcciones, por no existir diferencias notables con el resto. La Figura. 5, evidencia el resultado en una imagen de buena calidad para una persona aparentemente sana. Aquí se ve cómo quedan bien delimitados los VS. La Figura. 6, muestra como en imágenes patológicas, se logra obtener los VS, pero los exudados quedan con una tonalidad similar a estos lo que podría representar un problema en la obtención de los mismos. Por este motivo es recomendable eliminar los exudados ante de aplicar los rasgos de segmentación de los VS; así como el DO que puede ser fácilmente confundido con un VS.

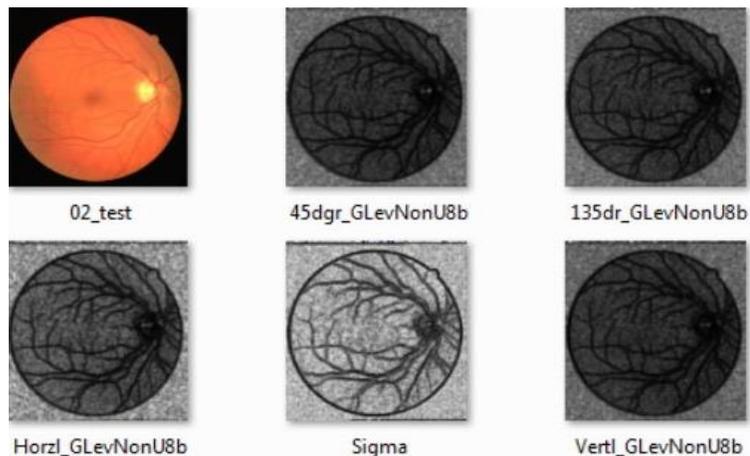


Figura 5: Mapas de rasgos obtenidos para VS en imagen de buena calidad

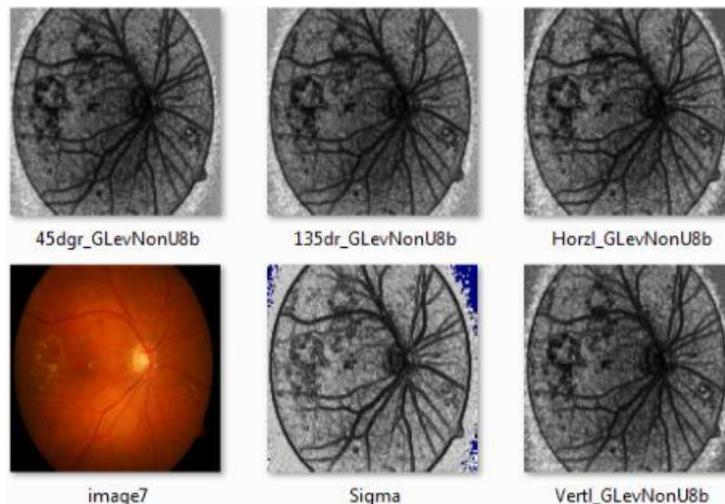


Figura 6: Mapas de rasgos para vs de imagen patológica

Los detalles comentados anteriormente acerca de los mapas de rasgos demuestran que existe un conjunto de rasgos de textura que facilitan el proceso de localización y detección de diversas estructuras. En el caso de la localización del DO, esta no se logra de forma directa, lo que se obtiene con exactitud es un punto de partida para localizarlo, lo cual se puede lograr aplicando métodos basados principalmente en la forma geométrica y el tamaño característico del mismo. En el caso de los VS, éstos se pueden segmentar con un umbralado. De ser necesario se puede realizar diversos tipos de pre-procesamiento a la imagen de entrada como filtrado gaussiano (Villalobos F., 2008), ecualización del histograma o suavizado de la imagen que según la bibliografía elimina ruido y suprime detalles que afectan el resultado (Leiva M,

2014). Para ambos casos (DO y VS), sería útil eliminar el fondo de la imagen generando una máscara como se propone en (Nabil, A. M, 2015).

Las siguientes tablas resumen los resultados del estudio para determinar los rasgos que ofrecen buenos resultados. La Tabla I muestra los resultados para el DO. Se evidencia como para la Base de Imágenes DRIVE, solamente una imagen no permitió posicionar el DO por mala calidad de la imagen. Para este caso en (Leiva M, 2014) recortan la parte brillante y trabajan solo con la parte derecha de la misma. De esta manera obtienen sin problemas la localización del DO. Esto también se realizó en el estudio dando un resultado correcto. Este paso no se tomó en cuenta en el resultado final de este estudio, pero es una opción en imágenes con esta dificultad. Para DIARETDB0, se posicionó el DO en todos los casos. Se alcanzó en total un 99.3% de éxito, se considera como éxito aquellos mapas donde queda ubicada la posición del DO con exactitud. Esto evidenció que la principal dificultad a la hora de trabajar con estos rasgos está en la calidad de la imagen. Se debe tener presente que el DO es por lo general la región más brillante y de mayor área en la imagen, cuando esto no se cumple el resultado no suele ser positivo.

La Tabla II resume el desempeño de los rasgos seleccionados para lograr la segmentación de los VS. Se alcanza un 100 por ciento (%) de éxito. Se considera como éxito, aquellas imágenes donde se distingan los VS con claridad para su segmentación. Teniendo en cuenta la presencia o no de exudados, hemorragias y demás padecimientos los cuales deben idealmente ser eliminados antes de aplicar estos rasgos de segmentación, o de lo contrario, eliminarlos en un paso posterior.

Tabla 1: Resultados del mapeo para localización del DO

Base de Datos	Cantidad Imágenes	Correctas	Incorrectas	%
DRIVE	40	39	1	97.5
DIARETDB0	110	110	0	100
Total	150	149	1	99.3

Tabla 2: Resultados del mapeo para segmentación de VS

Base de Datos	Cantidad Imágenes	Correctas	Incorrectas	%
DRIVE	40	40	0	100
DIARETDB0	110	110	0	100
Total	150	150	0	100

Futuras investigaciones

Lo abordado anteriormente evidencia lo novedoso e importante del estudio de imágenes de fondo de ojo, así como la necesidad de realizar su procesamiento de forma automática; por tanto, se propone continuar el desarrollo de algoritmos y métodos con este fin. Se debe tener presente que existen otras estructuras de interés para el diagnóstico de diversas patologías que pueden ser detectadas automáticamente, como es el caso de la mácula, los exudados y las hemorragias, de ahí que en próximas investigaciones se pretende automatizar la detección de las mismas. En el caso de la mácula, su detección en un primer momento puede facilitar la localización del disco óptico. Vale señalar que a pesar de ser los rasgos de textura una buena opción de trabajo por los resultados que ofrecen, los mismos, son sensibles ante problemas de iluminación; por lo que se pudiera combinar su uso con otro tipo de procesamiento o pre-procesamiento. Existen artículos donde primeramente realizan un pre-procesamiento de imagen como puede ser el filtrado, empleándose frecuentemente el filtrado gaussiano, el realce de la imagen mediante la ecualización del histograma o el trabajo en los distintos espacios de color. Entre los métodos que pudieran ser aplicados luego de obtener las estructuras en cuestión se encuentran los métodos morfológicos y la segmentación por crecimiento de regiones.

Por otra parte, existe evidencia de la eficiencia alcanzada con el empleo de distintos clasificadores como es el caso de las Redes Neuronales, Máquina de Soporte Vectorial, entre otros. Por tanto, se exhorta el uso de los mismos conjuntamente con los rasgos de textura de mejores resultados en el presente estudio. Nuestras investigaciones futuras están encaminadas a la búsqueda de rasgos invariantes en la imagen para lograr resultados robustos ante distintos parámetros como pueden ser el escalamiento o la rotación de la imagen. Con este fin, se analizan algoritmos como el SIFT (*Scale-invariant feature transform*) y el SURF (*Speed Up Robust Features*), que permiten encontrar características relevantes en la imagen y se emplean en la detección de objetos como pudiera ser la macula o el disco óptico. Estos métodos se destacan por su rapidez, que es uno de los parámetros que se tiene siempre en cuenta en las investigaciones. Se propone el desarrollo de aplicaciones con los distintos algoritmos implementados en lenguajes de programación tales como Python o Android, que son lenguajes ampliamente utilizados actualmente y permiten el uso de las mismas tanto en el computador como en dispositivos móviles.

Conclusiones

Los mapas de rasgos dan una valoración subjetiva de la calidad de los rasgos para distintos propósitos. Mediante el mapeo de imágenes de fondo de ojo atendiendo a rasgos de textura se obtuvo una selección de rasgos que facilitaría la segmentación de los VS y la localización del DO. Para una buena segmentación y localización de los parámetros seguidos es importante contar con una buena calidad en la adquisición de la imagen. Los rasgos de textura son sensibles ante problemas de iluminación. La selección de rasgos realizada permitiría obtener con un mínimo pre-procesamiento de la imagen una localización aproximada del DO de un 99.3% y una segmentación de los VS de un 100%.

Por último, se demostró que la COM ofrece buenos resultados, pero la RLM representa una mejora de los mismos. Por lo que se sugiere trabajar con la RLM, a pesar de su escaso uso según muestra la bibliografía. Se recomienda aplicar estos rasgos directamente en herramientas como el Matlab o Python para apreciar mejor los resultados.

Referencias

VELÁZQUEZ GOZÁLEZ, J.S.: "Diagnóstico Asistido por Computadora para la detección de la Retinopatía Diabética No Proliferativa usando la Red Neuronal de Retropropagación", Tesis de Maestría, Instituto Politécnico Nacional: Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica unidad profesional Adolfo López Mateos "Zacatenco": Mexico D.F, 2011.

LEIVA, M.: "Metodología para la localización del disco óptico", Revista Cubana de Ciencias Informáticas, **8**(2): p. 102-116, 2014.

VILLALOBOS CASTALDI, F. M.: "Uso de la red vascular de la retina como medio biométrico de identificación", Tesis de doctorado, Instituto Politécnico Nacional, Centro de Investigación en Computación, Mexico D.F, 2011.

AQUINO MARTÍN, A.; M. E. GEGÚNDEZ; D. MARÍN AND J. M. ANDUJAR: "Sistema experto para la detección precoz de la Retinopatía diabética mediante análisis de imágenes digitales de retina: primeros resultados", Huelva , 2006.

ESPONA PERNAS, L.: "Detección automática del árbol vascular retinal imágenes de fondo de ojo", Tesis de doctorado, Departamento de Electrónica y Computación, Universidad de Santiago de Compostela, Santiago de Compostela, 2008.

VIDYA, A.; S. BALASUBRAMANIAN AND V. CHANDRASEKARAN: Automatic Detection of Anatomical Structures in Digital Fundus Retinal Images, Conference on Machine Vision Applications, Tokyo, Japan, 2007.

SALVATELLI, A.; G. BIZAI; M. MARTINA; A. HADAD AND B. DROZDOWICZ: Detección Temprana de Patologías Diabéticas Oculares en Retinografías Utilizando un Sistema Multiagentes, 4to Congreso Argentino de Informatica y Salud, CAIS 2013, 263, 2013.

WALTER, T. AND J. C. KLEIN: "Segmentation of Color Fundus Images of the Human Retina: Detection of the Optic Disk and the Vascular Tree Using Morphological Techniques", 2001.

OSAREH, A.: Comparison of colour spaces for optic disc localisation in retinal images, 16th International Conference on Pattern Recognition, 2002.

ABRÀMOFF M. D. AND M. NIEMEIJER,: "The automatic detection of the optic disc location in retinal images using optic disc location regression", 2009.

RUGGERI, M.; E. GRISAN AND A. RUGGERI: "Detection of Optic Disc in Retinal Images by Means of a Geometrical Model of Vessel Structure",IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 23, No. 10, 2004.

VILLALOBOS CASTALDI, F. M. AND E. M. FELIPE: "Segmentación de la red vascular en imágenes de retina basado en la matriz de coocurrencia de niveles de gris", México, D.F., 2008.

POSE-REINO, A.; M. PENA; M. GONZÁLEZ AND M. ORTEGA: "Determinación del calibre vascular retiniano en hipertensos con un método semiautomático basado en el modelo de snakes", Medicina Clínica, Vol.135, No. 4, pp. 145–150, España, 2010.

Mazda user's manual. <http://www.eletel.p.lodz.pl/cost/download.html> 1998-2005.

GANESH BABU , T. R. AND S. SHENBAGADEVI: "Automatic Detection of Glaucoma Using Fundus Image", European Journal of Scientific Research, Vol.59, No. 1: pp.22-32,India, 2011.

PATWARI, M. B.; R. R. MANZA.; Y. M. RAJPUT; N. K. DESHPANDE AND M. SASWADE: "Extraction of the Retinal Blood Vessels and Detection of the Bifurcation Points", International Journal of Computer Applications, Vol 77, No. 2, 2013.

PRASANNA, P; S. JAIN; N. BHAGAT AND A. MADABHUSHI: Decision Support System for Detection of Diabetic Retinopathy Using Smartphones, 7th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare and Workshops , USA, 2013.

BRANDON, L AND A. HOOVER:" Drusen Detection in a Retinal Image Using Multi-level Analysis",pp.618–625, Berlin, 2003.

NABIL ALLAM, A. M.; HALIM, A. A. AND A. Z. GHALWASH: "Automatic Segmentation of Optic Disc in Eye Fundus Images: A Survey", Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis Vol.14, No. 1, pp.1-20,Barcelona, España, 2015.