

Detección Automática de Retinopatía Diabética basada en Técnicas de Procesamiento de Imágenes

Humberto Chamorro Torres y José Santiago Encina Melgarejo
Facultad Politécnica
Ingeniería en Informática
Universidad Nacional de Asunción
{humber.cde.91,cheito.en}@gmail.com

Resumen—La retinopatía diabética es una condición que ocurre en personas con diabetes, la cual causa daño progresivo a la retina y como consecuencia en etapas avanzadas, la ceguera. Su detección temprana, con un tratamiento apropiado y monitoreo de los ojos puede reducir los riesgos. En este trabajo se propone, un detector automático de retinopatía diabética basada en la combinación de segmentación de imágenes, extracción de características y clasificación binaria. Básicamente dada una imagen de Retina, el algoritmo propuesto detecta la presencia de o no de la Retinopatía Diabética. El enfoque utilizado da una exactitud de 97.65 %, resultando en un detector de retinopatía diabética válido.

Keywords—Imágenes de retina, Retinopatía Diabética, Segmentación de Imágenes, Extracción de Características, Vasos Sanguíneos, Exudados Duros, Micro aneurisma, Support Vector Machine.

I. INTRODUCCIÓN

La diabetes puede causar daños a los ojos, entre ellos cataratas, glaucoma y la más peligrosa por dañar los pequeños vasos sanguíneos de la retina, en la parte posterior del ojo, conocida como Retinopatía Diabética (DR). La Retinopatía diabética frecuentemente no provoca síntomas hasta que el daño a los ojos es grave. Es considerada como la principal causa de ceguera en la población económicamente activa, ya que afecta a personas entre los 20 y 74 años de edad [1], [2].

Al cabo de 15 años con diabetes, aproximadamente un 2 % de los pacientes se quedan ciegos, y un 10 % sufren un deterioro grave de la visión [3]. La exploración de fondo de ojo con la cámara digital, realizada a los pacientes proporciona un gran número de imágenes, las mismas deben ser revisadas por los profesionales de la salud visual, empleando una gran cantidad de tiempo por paciente, limitando el número de consultas por día [4].

El método de *screening* en pacientes diabéticos para la detección de retinopatía diabética puede reducir el riesgo de ceguera en un 50 % [5].

La guía de diabetes de Reino Unido establece que cualquier procedimiento usado para *screening* de retinopatía diabética debe tener al menos 80 % de sensibilidad y 95 % de especificidad [6].

La RD es la presencia de lesiones microvasculares típicas en la retina de una persona con diabetes microaneurismas, hemorragias, exudados duros, manchas algodonoras, alteraciones microvasculares, arrosamiento venoso, neovasos y tejido

fibroso. Dichas lesiones aparecen como complicación crónica de la diabetes [7].

Los vasos de la retina derivan de la arteria central de la retina, el cual se halla en el nervio óptico. Los exudados duros (ED) son encontrados en diversos tamaños desde manchas insignificantes a zonas en auge con periferias claras y los micro aneurismas (MA) que son los síntomas vitales de retinopatía diabética y una pequeña zona de la cual sobresale sangre de una arteria y vena.

Varios métodos han sido propuestos en el diagnóstico automático de RD a partir de imágenes de retina [8], [9] y [10]. Estos enfoques están basados en segmentaciones basadas en técnicas de procesamiento de imágenes.

Diversas publicaciones describen métodos que hacen uso de aprendizaje supervisado para la clasificación de las imágenes de retina [11], [12], [13], [14], [15]. Algunos clasificadores además de diagnosticar la presencia de RD, clasifican el nivel en que la misma se encuentra [16], [17].

Las segmentaciones serán realizadas sobre los vasos sanguíneos, exudados duros y microaneurismas contenidos en las imágenes de retina. Entre las características utilizadas se incluyen las áreas de estas estructuras segmentadas. El proceso de clasificación se realiza usando el clasificador binario *support vector machine* (SVM), proponemos un sistema automático que clasifica las imágenes de retina en enfermas o sanas.

II. METODOLOGÍA PROPUESTA

El esquema para la metodología propuesta es presentado en la Figura 1. Como primer paso, se segmentan los vasos sanguíneos, exudados duros y micro aneurismas para cada imagen de fondo de ojo. Como paso siguiente, se extraen el área de los vasos sanguíneos, exudados duros y microaneurismas de manera que puedan ser utilizadas en el tercer paso para la clasificación utilizando el clasificador Support vector machine (SVM).

II-A. Detección y segmentación

1) *Detección y Segmentación de Vasos sanguíneos*: Esta primera parte consiste en la extracción del canal verde de la imagen de retina I_{in} debido a que la sangre contiene características que aparecen más contrastadas en este canal. Sobre el canal verde se aplica la ecualización adaptativa del histograma de contraste limitado (CLAHE) [18] para suavizar el fondo de la imagen. Luego se normaliza la intensidad de

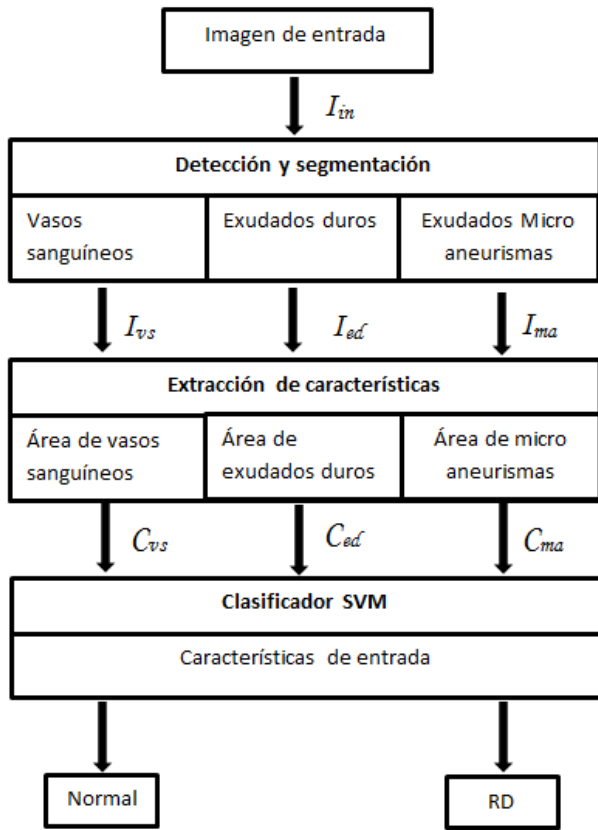


Figura 1. Metodología Propuesta.

tal manera que la misma se expanda a través del rango de intensidad obteniendo I_{me} , sobre esta imagen se aplica el filtro de la mediana para obtener una imagen de fondo que será sustraída de I_{me} dando como resultado una imagen con vasos resaltados. Esta imagen es umbralizada por el método de entropía máxima [19] y se obtienen los vasos sanguíneos en una imagen binaria. Luego, se aplica un cierre con elemento estructurante con forma de línea para acentuar los vasos, para remover los ruidos contenidos en la imagen binaria eliminamos los elementos conectados pequeños resultando en la imagen final I_{vs} . El método propuesto puede verse en la Figura 2, y la secuencia de imágenes generadas son desplegadas en la Figura 3.

2) *Detección y segmentación de exudados duros:* Para la detección y segmentación de los exudados duros es necesaria la detección del disco óptico y el borde circular.

Detección del borde circular: Para delimitar correctamente el área en la cual se encuentran los exudados duros, es necesaria la creación de un borde circular de las imágenes de retinas, ya que en algunas imágenes, los bordes circulares son más claros y estos pueden ser confundidos por exudados duros. El proceso para delimitar esta área es la siguiente:

Sobre la imagen original I_{in} en RGB se procede a la umbralización por el método de Otsu [20], en esta imagen I_{um} umbralizada se realiza la operación de gradiente morfológico con un elemento con forma de disco para obtener el borde circular de la imagen. El método propuesto puede verse en la Figura 4 y la secuencia de imágenes generadas son desplegadas

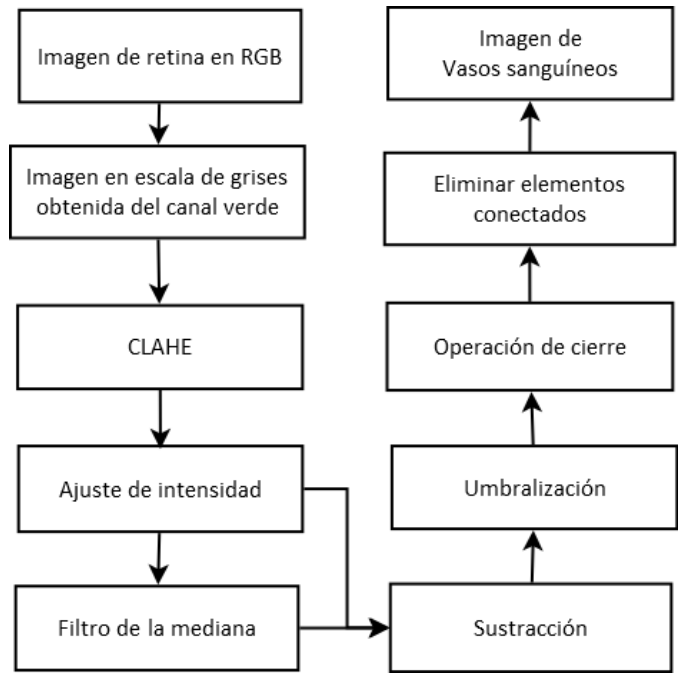


Figura 2. Diagrama de bloques de detección y segmentación de vasos sanguíneos.

en la Figura 5.

Detección de disco óptico: Uno de los mayores problemas a la hora de detectar exudados duros es la similaridad de coloración que los mismos poseen con el disco óptico [21] para resolver este problema realizamos la detección del disco óptico.

La imagen original I_{in} en RGB es pasada a escala de grises sobre la cual se realiza CLAHE y ajuste de intensidad. Como siguiente paso, se procede a la umbralización, sobre esta imagen I_{um} umbralizada se realiza tres operaciones en secuencia erosión, relleno de hoyos y erosión nuevamente, con el fin de acentuar la forma circular del disco óptico. Por último se elimina elementos conectados de la imagen, luego dilatamos esta imagen. Como paso final eliminamos todos los elementos conectados a excepción del mayor que se trata del disco óptico I_{do} . El método propuesto puede verse en la Figura 6 y la secuencia de imágenes generadas son desplegadas en la Figura 7.

Exudados duros: Los ED son lesiones claras, es más fácil detectarlos en el canal de intensidad. Como primer paso del algoritmo, se obtiene el canal de intensidad de la imagen original I_{in} , luego sobre esta imagen se aplica un cierre morfológico con un elemento estructurante en forma de disco, eliminando pequeñas zonas que pueden ser identificadas como exudados debido a su variación de intensidad. Seguidamente, obtenemos las componentes brillantes aplicando la transformada de Top-Hat utilizando un elemento estructurante en forma de disco, la imagen resultante es umbralizada por el método de entropía máxima, de esta imagen se extraen las partes restantes de los vasos sanguíneos. Seguidamente el borde circular y el disco óptico son eliminados de la imagen, obteniendo así la imagen final I_{ed} . El método propuesto puede verse en la Figura 8, y la secuencia de imágenes generadas son desplegadas en la Figura

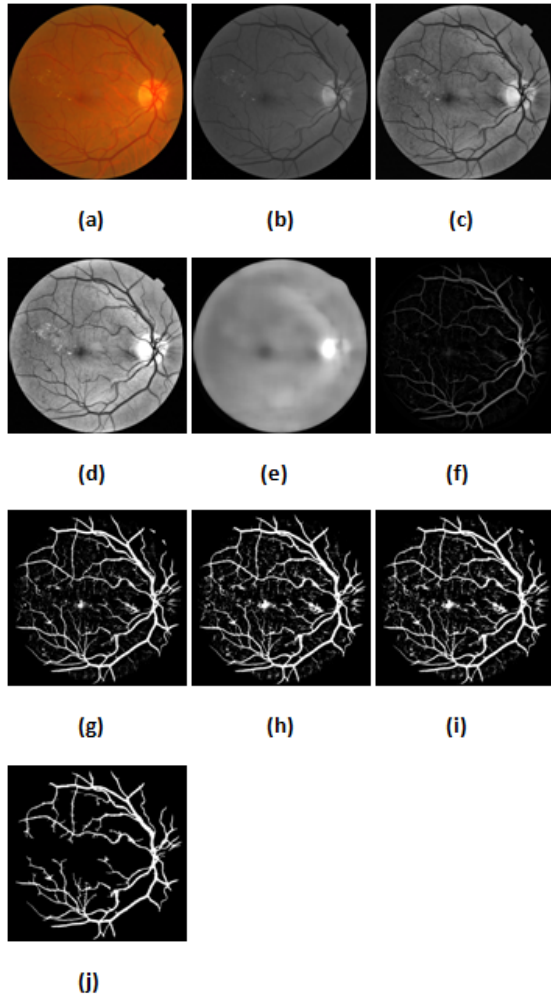


Figura 3. Secuencia de imágenes de detección y segmentación de vasos sanguíneos (a) Imagen de retina, (b) Canal verde, (c) Imagen ecualizada, (d) Imagen con intensidad Ajustada, (e) Imagen generada por el filtro de la mediana , (f) Resta de imágenes, (g) Imagen umbralizada, (h) Cierre de la imagen, (i) Imagen sin componentes conectados, (j) Imágenes segmentada I_{vs} .

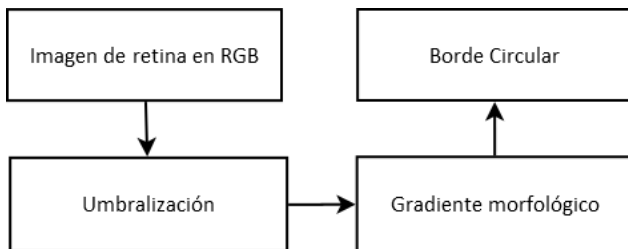


Figura 4. Diagrama de detección del Borde circular.

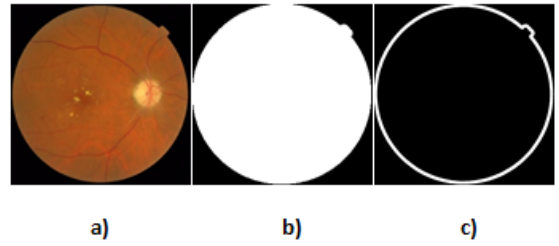


Figura 5. Secuencia de imágenes de detección y segmentación del borde circular (a) Imagen de Retina, (b) Imagen umbralizada y (c) Gradiente morfológico.

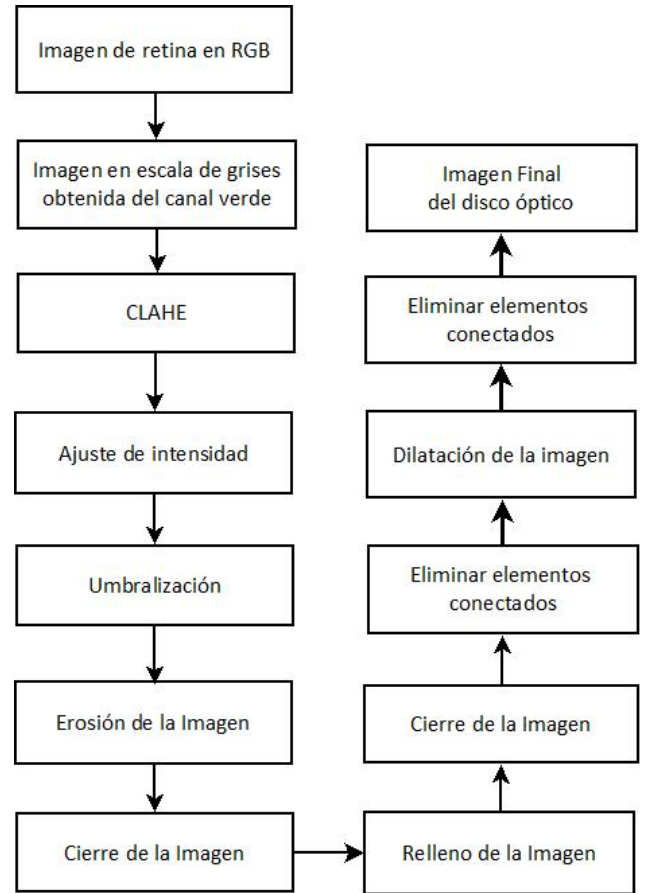


Figura 6. Diagrama de detección de disco óptico.

9.

3) *Detección y segmentación de microaneurismas:* Los microaneurismas son difíciles de detectar en imágenes de retina. Primeramente se aplica el filtro de la mediana sobre el canal verde I_{in} para reducir el ruido en la imagen, luego se aplica normalización de la intensidad y CLAHE para mejorar la imagen. Luego esta imagen mejorada es erosionada por un elemento estructural en forma de disco. Después de esto se obtiene el borde interno, haciendo la diferencia entre la imagen mejorada y la erosionada. Esta imagen es umbralizada por el método de entropía máxima para generar una nueva imagen conteniendo los posibles micro aneurismas, de esta imagen se mantienen los elementos conectados en un rango de área. Finalmente, se aplica cierre con un disco para sobresaltar la

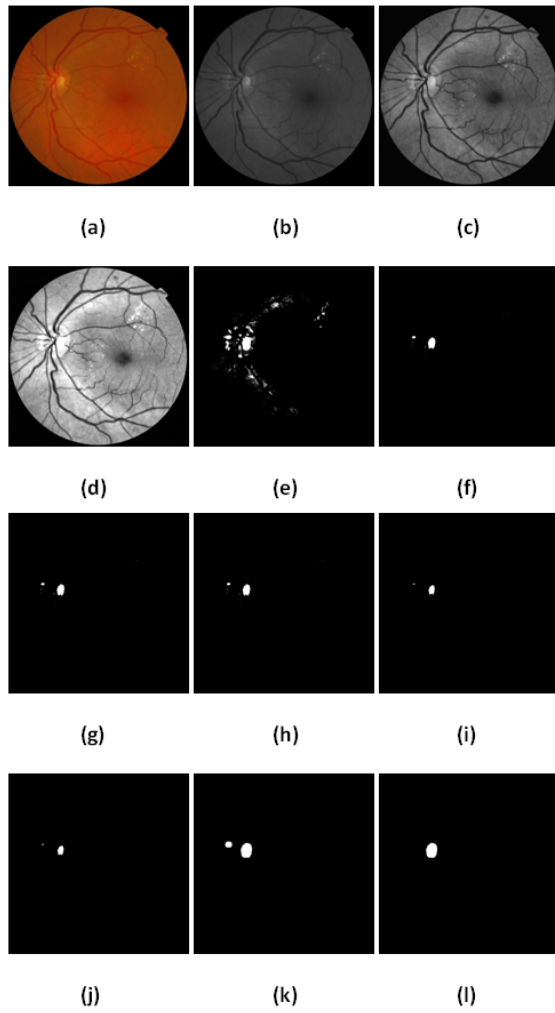


Figura 7. Secuencia de imágenes de detección y segmentación del disco óptico (a) Imagen de Retina, (b) Imagen en escala de grises, (c) CLAHE, (d) Imagen ajustada, (e) Imagen umbralizada, (f) Imagen erosionada, (g) Cierre de imagen, (h) Relleno de imagen, (i) Cierre de imagen, (j) Imagen con elementos conectados eliminados, (k) Imagen dilatada, (l) Imagen final del disco óptico con elementos conectados eliminados.

forma circular de los elementos conectados, de esta imagen los elementos conectados de forma circular son los micro aneurismas detectados I_{ma} . El método propuesto puede verse en la Figura 10, y la secuencia de imágenes generadas son desplegadas en la Figura 11.

II-B. Extracción de características

El vector usado en la clasificación almacena tres características de las imágenes segmentadas:

- Área de vasos sanguíneos (C_{vs})
- Área de exudados duros (C_{ed})
- Área micro aneurismas (C_{ma})

La cuales se obtienen sumando la cantidad de píxeles blancos en I_{vs} , I_{ed} y I_{ma} .

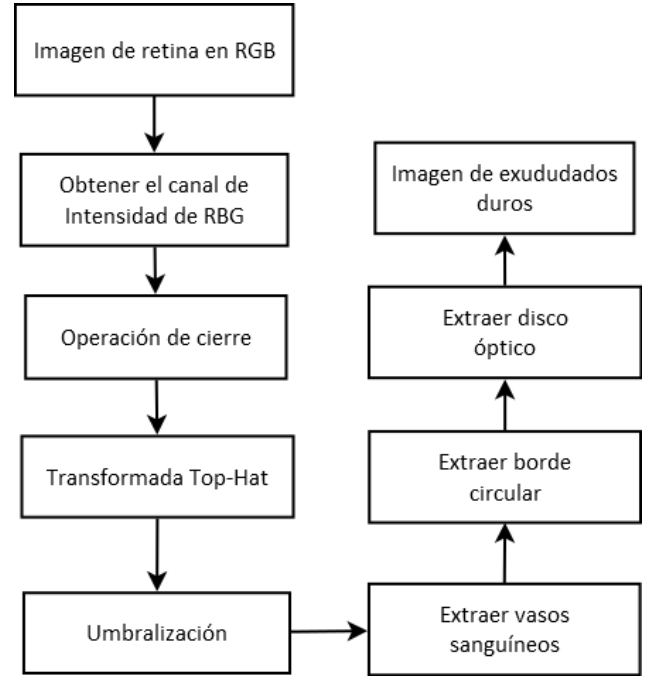


Figura 8. Diagrama de bloques de detección y segmentación de exudados duros.

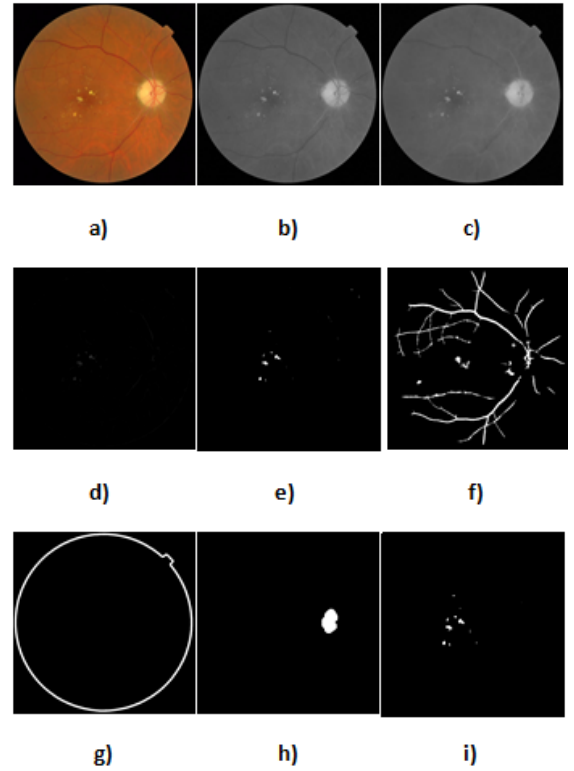


Figura 9. Secuencia de imágenes de detección y segmentación de Exudados duros (a) Imagen de retina, (b) canal de intensidad de la imagen, (c) Cierre de imagen, (d) Transformada Top-Hat de imagen, (e) Imagen umbralizada, (f) Imagen de vasos sanguíneos, (g) Imagen de borde circular, (h) Imagen de disco óptico y (i) Imagen de exudados duros segmentada I_{ed}

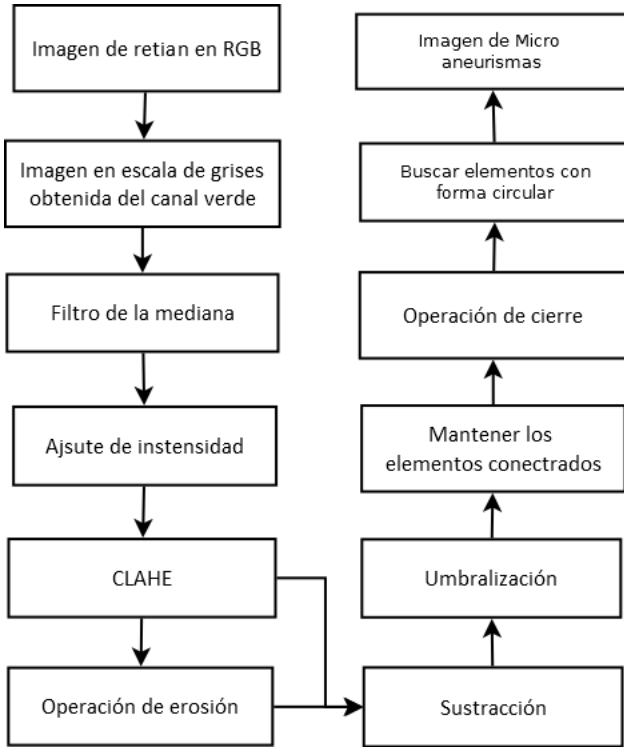


Figura 10. Diagrama de bloques de detección y segmentación de microaneurismas.

II-C. Clasificador SVM

La clasificación es realizada por el clasificador binario Support Vector Machine (SVM)[22], el mismo ya alcanza una buena exactitud en la clasificación de imágenes luego de tres o cuatro rondas de buena retroalimentación. Básicamente el clasificador SVM recibe un conjunto de características de entrenamiento, cada una etiquetada a una de dos categorías, en nuestro caso 0 en caso de ser una retina sana y 1 en caso de ser una retina con RD, a partir de estas características se construye un modelo que posteriormente será usado para clasificar las imágenes de prueba.

III. PRUEBAS EXPERIMENTALES

Para estos experimentos, se han utilizado 200 imágenes de la base de datos MESSIDOR. La resolución de estas imágenes son 2240 x 1488 píxeles. Para más información acerca de la base de datos ver en [23]. Las imágenes seleccionadas para las pruebas incluyen imágenes borrosas y con poca iluminación con el fin de probar la robustez del detector. Los diagnósticos han sido proporcionados por expertos médicos para cada imagen.

Los parámetros utilizados para evaluar el rendimiento de la clasificación son la sensibilidad, especificidad y exactitud. Sensibilidad mide el porcentaje de imágenes de la retina anormales clasificadas como enfermas, la especificidad, el porcentaje de imágenes de retinas normales clasificadas como normales y la exactitud es el porcentaje de imágenes diagnosticadas correctamente de la cantidad total de imágenes. Como imágenes de entrenamiento, fueron utilizadas 30 imágenes (15 normales y 15 imágenes con RD), junto con sus diagnósticos

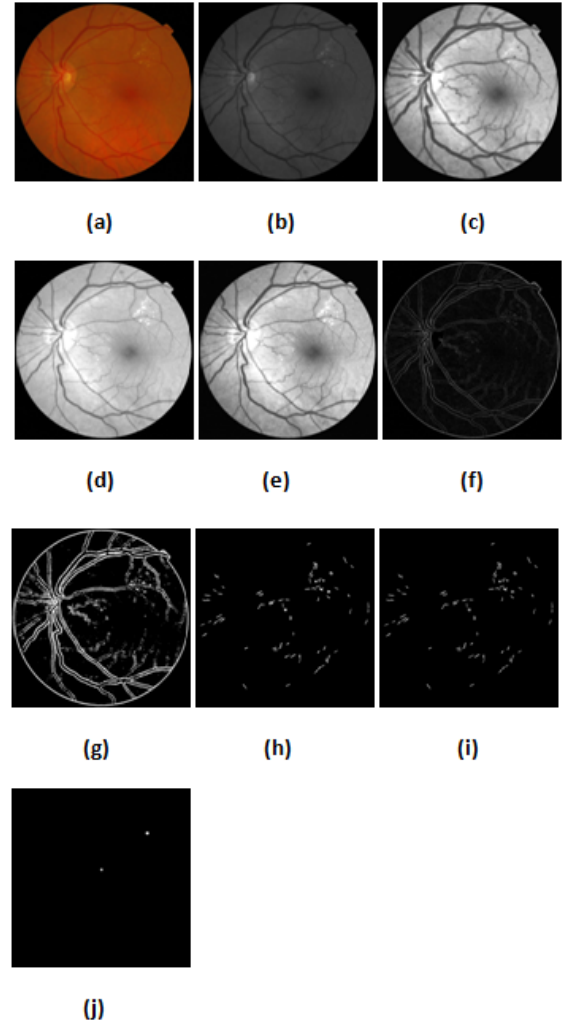


Figura 11. Secuencia de imágenes de detección y segmentación de Microaneurismas (a) Imagen de Retina, (b) Canal verde de la imagen, (c) Imagen generada por el filtro de la mediana, (d) Imagen con intensidad ajustada, (e) Imagen ecualizada, (f) Imagen erosionada, (g) Resta de imágenes, (h) Imagen umbralizada, (i) Imagen sin elementos conectados y (j) Imágenes con componentes de forma circular I_{ma} .

correspondientes. Como imágenes de prueba, se tomaron 170 imágenes (85 imágenes normales y 85 imágenes con RD) y se calcularon sus características.

Métricas	Entrenamiento	Prueba	Correctos	Exactitud
Sensibilidad	15	85	84	98.82
Especificidad	15	85	82	96.47
Exactitud	30	170	166	97.65

Tabla I. RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN

Métricas	Entrenamiento	Prueba	Correctos	Exactitud
Sensibilidad	25	75	71	95
Especificidad	25	75	68	91
Exactitud	50	150	139	93

Tabla II. RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN DE SELVATHI 2012 [4].

De la Tabla I, se observa que de 85 imágenes con RD, solamente 1 no fue clasificada correctamente, dando una tasa de sensibilidad 98.82%, mientras que 3 de 85 imágenes con RD

Métricas	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
Selvathi 2012 [4]	95	91	93
Método propuesto	98.82	96.47	97.65

Tabla III. COMPARACIÓN DE CLASIFICACIÓN.

fueron mal diagnosticados, es decir una tasa de especificidad del 96,47 %, para dar un total de 166 imágenes correctamente diagnosticada de 170 imágenes de prueba logrando una tasa de exactitud del 97.65 %.

Selvathi et al. [4] proponen un sistema de detección cuyos resultados se muestran en la Tabla II, de 75 imágenes con RD, 4 no fueron clasificadas correctamente, dando una tasa de sensibilidad 95 %, mientras que 7 de 75 imágenes con RD fueron mal diagnosticados, es decir una tasa de especificidad del 91 %, para dar un total de 139 imágenes correctamente diagnosticada de 150 imágenes de prueba logrando una tasa de exactitud del 93 %.

De la Tabla III se puede observar que el método propuesto ha superado en sensibilidad y especificidad al clasificador propuesto por Selvathi et al. [4] obteniendo así mejor exactitud final.

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo, el proceso de detección y segmentación se realiza mediante el uso de técnicas de procesamiento de imágenes. Esta primera parte realiza la segmentación de imágenes que incluye el aislamiento de los vasos sanguíneos, exudados duros y microaneurismas, luego el clasificador SVM es entrenado de manera supervisada con las características extraídas permitiendo la clasificación de las imágenes de retina en sanas o enfermas. A partir de los resultados obtenidos podemos afirmar que se superó el estándar mínimo para un sistema de screening de RD, constituyéndose en una herramienta válida en la detección temprana de RD.

Además se comparó la metodología con la propuesta en Selvathi et al. [4] y se pudo notar una mejora con respecto a las métricas de especificidad, sensibilidad y exactitud.

Entre las características utilizadas en la detección de RD, la de mayor relevancia fueron los microaneurismas debido a que su presencia o ausencia en la imagen de retina es determinante en el diagnóstico realizado [24] por el clasificador SVM.

Durante el proceso de desarrollo se comprobó que existe una relación de costo entre la sensibilidad y la especificidad del detector, las mismas son inversamente proporcionales, lo que significa que a medida que aumenta la sensibilidad, la especificidad disminuye y viceversa. [25].

REFERENCIAS

- [1] D. S. Fong, L. Aiello, T. W. Gardner, G. L. King, G. Blankenship, J. D. Cavallerano, F. L. Ferris, and R. Klein, "Retinopathy in diabetes," *Diabetes care*, vol. 27, no. suppl 1, pp. s84–s87, 2004.
- [2] D. J. Browning, *Diabetic Retinopathy: Evidence-Based Management*. Springer, 2010.
- [3] S. Resnikoff, D. Pascolini, D. Etya'ale, I. Kocur, R. Pararajasegaram, G. P. Pokharel, and S. P. Mariotti, "Global data on visual impairment in the year 2002," *Bulletin of the World Health Organization*, vol. 82, no. 11, pp. 844–851, 2004.

- [4] D. Selvathi, N. Prakash, and N. Balagopal, "Automated detection of diabetic retinopathy for early diagnosis using feature extraction and support vector machine," 2012.
- [5] F. T. Shaya and M. Aljawadi, "Readers of this article also read."
- [6] Kuivalainen, M., "Retinal image analyzing machine vision," Master's thesis, 2005.
- [7] M. S. de Saluds, *Diagnóstico y Tratamiento de Retinopatía Diabética*. CENETEC, 2009.
- [8] Sopharak, A., Uyyanonvara, B., Barman, S., Williamson, TH., "Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 32, no. 8.
- [9] J. Nayak, P. S. Bhat, R. Acharya, C. Lim, and M. Kagathi, "Automated identification of diabetic retinopathy stages using digital fundus images," *Journal of medical systems*, vol. 32, no. 2, pp. 107–115, 2008.
- [10] X. Zhang and G. Fan, "Retinal spot lesion detection using adaptive multiscale morphological processing," in *Advances in Visual Computing*. Springer, 2006, pp. 490–501.
- [11] A. Osareh, "Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc," Ph.D. dissertation, University of Bristol, 2004.
- [12] T. Walter and J.-C. Klein, "Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques," in *Medical Data Analysis*. Springer, 2001, pp. 282–287.
- [13] S. S. Basha and K. S. Prasad, "Automatic detection of hard exudates in diabetic retinopathy using morphological segmentation and fuzzy logic," *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 8, no. 12, pp. 211–8, 2008.
- [14] V. V. Kumari and N. S. Narayanan, "Diabetic retinopathy-early detection using image processing techniques," *International Journal on Computer Science & Engineering*, vol. 2, no. 2, 2010.
- [15] B. F. Zohra and B. Mohamed, "Automated diagnosis of retinal images using the support vector machine (svm)," *Faculte des Science, Department of Informatique, USTO, Algerie*, 2009.
- [16] D. Usher, M. Dumskyj, M. Himaga, T. Williamson, S. Nussey, and J. Boyce, "Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening," *Diabetic Medicine*, vol. 21, no. 1, pp. 84–90, 2004.
- [17] S. Philip, A. D. Fleming, K. A. Goatman, S. Fonseca, P. McNamee, G. S. Scotland, G. J. Prescott, P. F. Sharp, and J. A. Olson, "The efficacy of automated "disease/no disease" grading for diabetic retinopathy in a systematic screening programme," *British Journal of Ophthalmology*, vol. 91, no. 11, pp. 1512–1517, 2007.
- [18] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," in *Graphics gems IV*. Academic Press Professional, Inc., 1994, pp. 474–485.
- [19] A. K. Wong and P. K. Sahoo, "A gray-level threshold selection method based on maximum entropy principle," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 19, no. 4, pp. 866–871, 1989.
- [20] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *Automatica*, vol. 11, no. 285–296, pp. 23–27, 1975.
- [21] N. K. El Abbadi and E. H. Al-Saadi, "Automatic detection of exudates in retinal images," *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, vol. 10, no. 2, 2013.
- [22] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [23] (2014, Jun.) Messidor Database. <http://messidor.crihan.fr/download.php>.
- [24] D. Veritti, "Microaneurysms key in detecting diabetic retinopathy."
- [25] R. Parikh, A. Mathai, S. Parikh, G. C. Sekhar, and R. Thomas, "Understanding and using sensitivity, specificity and predictive values," *Indian journal of ophthalmology*, vol. 56, no. 1, p. 45, 2008.