

# Metodología de Segmentación de la Estructura Ocular en Imágenes de Fondo de Ojo de Pacientes con Retinopatía Diabética

## Methodology of Segmentation the Main Retinal Anatomical Structures in Fundus Images from Patients with Diabetic Retinopathy

Natasha Madera Samper<sup>1</sup>, José Escorcía-Gutiérrez<sup>2,3</sup>, Margarita Gamarra Acosta<sup>4</sup>, Melitsa Torres Torres<sup>5</sup>, Evert de los Ríos Trujillo<sup>6</sup>

<sup>1</sup> MEng. Ingeniera Electrónica, Universidad Autónoma del Caribe, Grupo de investigación IET-UAC, Barranquilla, Colombia

<sup>2</sup> MSc. Ingeniería Electrónica, Universidad Autónoma del Caribe, Grupo de investigación IET-UAC, Barranquilla, Colombia

<sup>3</sup> MSc. Ingeniería Electrónica, Escuela Naval de Suboficiales A.R.C. "Barranquilla", Grupo de investigación GITIN, Barranquilla, Colombia

<sup>4</sup> PhD. Ingeniería de Sistemas, Universidad de la Costa, CUC, Grupo Ingeniería del Software y Redes, Barranquilla, Colombia

<sup>5</sup> MSc. Ingeniería Mecánica, Universidad Autónoma del Caribe, Maestría en ingeniería Electrónica, Barranquilla, Colombia

<sup>6</sup> MEng. Telemática, Universidad Autónoma del Caribe, Grupo de investigación IET-UAC, Barranquilla, Colombia

[natashaisabel.madera.@uac.edu.co](mailto:natashaisabel.madera.@uac.edu.co)

Recibido: 01/06/2020

Aceptado: 04/07/2020

Cite this article as: N. Madera Samper, J. Escorcía-Gutiérrez, M. Gamarra Acosta, M. Torres Torres and E. de los Ríos Trujillo, "Methodology of Segmentation the Main Retinal Anatomical Structures in Fundus Images from Patients with Diabetic Retinopathy". *Prospectiva*. Vol 18. N° 2. 2020

<http://doi.org/10.15665/rp.v18i2.2401>

### RESUMEN

La retinopatía diabética (RD) es una complicación producto de la diabetes. Esta puede llegar a causar ceguera, convirtiéndose en una amenaza a nivel mundial por la afectación de personas a temprana edad y vinculadas al campo laboral. El rol de la medicina en el diagnóstico de esta enfermedad está asociado al análisis de patologías (micro aneurismas, hemorragias y exudados) presentes en imágenes de fondo de ojo. Esta tarea es tediosa, costosa en tiempo para el personal médico y repercute en demoras en el diagnóstico debido a la alta demanda de pacientes con RD. Desde la ingeniería de diseños de sistemas CAD (Computer-Aided Design) se propone un método automatizado para la identificación de características de referencia como el disco óptico, la fovea y los vasos sanguíneos. En este artículo se presenta una metodología para la detección y segmentación del disco óptico y los vasos sanguíneos. En primera instancia se propone una etapa de preprocesamiento basada en los algoritmos de CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) y BPDFHE (Brightness Preserving Dynamic Fuzzy Histogram Equalization) con el objetivo de mejorar la imagen de fondo de ojo y resaltar los vasos

sanguíneos para su posterior eliminación. Seguidamente, se propone la metodología de segmentación de los vasos sanguíneos a través de redes neuronales que a posteriori contribuirá información para la correcta segmentación del disco óptico, el cual es localizado a través de operaciones morfológicas iterativas de opening y closing demostrando su invariabilidad ante las lesiones patológicas de los exudados que coinciden en información de color con la estructura ocular de interés. Localizado el disco óptico se procede a la remoción de los vasos sanguíneos en su interior por medio del algoritmo de inpainting (funcional Mumford-Shah), el cual reemplaza la presencia de los vasos sanguíneos con información estadística de discriminación de color del disco óptico. Finalmente, el algoritmo de Graph Cut es implementado para la segmentación del disco óptico.

**Palabras clave:** Disco óptico, Graph Cut algorithm, inpainting algorithm, imágenes médicas, retinopatía diabética, vasos sanguíneos.

### ABSTRACT

*Diabetic retinopathy (RD) is a complication caused by diabetes. This can cause blindness, becoming a worldwide threat due to the affection of people at an early age and linked to the labor field. The role of medicine in the diagnosis of this disease is associated to the analysis of pathologies (micro aneurysms, hemorrhages and exudates) presented in fundus images. This task is tedious, time-consuming for medical personnel and it makes delays in diagnosis because of the high demand of RD patients. From the engineering of CAD system designs (Computer-Aided Design) an automated method is proposed for the identification of reference characteristics such as the optical disc, the fovea and the blood vessels. This article presents a methodology for the detection and segmentation of the optical disc and blood vessels. first, a preprocessing stage based on the algorithms of contrast-adaptive histogram equalization (CLAHE) and dynamic diffuse histogram equalization that preserve brightness (BPDFHE) is proposed aiming of improving the fundus image and highlighting the blood vessels for later removal. Next, it is proposed the methodology of segmentation of blood vessels through neural networks that a posteriori, it is going to contribute information for the correct segmentation of the optical disc, which is located through iterative opening and closing morphological operations, demonstrating that it is invariability against pathological lesions of the exudates that coincide in color information with the ocular structure of interest. Once the optic disc is located, the blood vessels inside are removed by inpainting algorithm (Functional Mumford-Shah), which replaces the presence of the blood vessels with statistical information of color discrimination of the optical disc. Finally, the Graph Cut algorithm is implemented for the segmentation of the optical disc.*

### 1. INTRODUCCIÓN

La Retinopatía Diabética (RD) es reconocida como una enfermedad de ceguera irreversible debido al daño progresivo de los vasos sanguíneos por el aumento de los niveles de glucosa [1] En su diagnóstico se pueden encontrar: microaneurismas en fase prematura, son coágulos pequeños de sangre y de características de color oscuros. En una fase más avanzada, surgen vasos sanguíneos anormales conocidos como proceso de neovascularización, que, al explotar y sangrar, resultan en hemorragias vítreas, que también trae consigo la pérdida de lípidos y proteínas (esparcida en la superficie de las imágenes de fondo de ojo) conocidos como exudados [2][3]. La RD afecta con gran impacto a países industrializados y en vía de desarrollo debido a su afectación a personas en edad laboral deteriorando la calidad de vida y su economía. Se estima que el 30% de personas diabética presentaran RD después de 15 años de progresión y se espera un incremento anual del 1% [4].

La diabetes o diabetes mellitus es una enfermedad crónica que ocurre cuando el páncreas no genera insulina, la elabora de forma insuficiente o no es capaz de utilizarla con eficacia. Al no estar controlados estos niveles glucosa en el cuerpo por largo plazo, los órganos se deterioran, originándose complicaciones de la salud y

algunas veces la muerte. Esta patología es un problema de salud a nivel mundial, pues al menos 463 millones de personas hoy la padecen y se espera que aproximadamente se aumente a 700 millones de enfermos en el 2045. La mayoría de estos casos tendrán lugar en países con economías bajas o medianas.[5].

la presente investigación está orientada al desarrollo de un sistema CAD que brinde soporte médico en el diagnóstico temprano de las patologías para discriminar el grado de RD. Las imágenes de fondo de ojo que son fotografías digitales de la parte posterior del globo ocular muestra la mácula, los vasos sanguíneos y el disco óptico.

Para el desarrollo de la segmentación de la estructura ocular es necesario aislarla de las lesiones causadas por la RD, las imágenes muestran al disco óptico como una región amarillenta con características similares en color a los exudados, su segmentación es importante porque además de reducir los falsos positivos en las detecciones patológicas es el punto de partida para la localización de la fovea de acuerdo a los informes ETDRS (*Early Treatment Diabetic Retinopathy Study*) [6]. La zona perifoveal es un hito médico en el diagnóstico del edema macular (desprendimiento de la retina), fase crítica de la RD. En la segmentación del disco óptico es necesario segmentar la red vascular (vasos sanguíneos) siendo está directamente relacionada con los microaneurismas y hemorragias.

Este artículo se encuentra organizado en 6 secciones, donde la sección 2 se presentan las contribuciones de la investigación desarrollada, siguiendo con la sección 3 con el estado del arte estructurado en dos apartados relacionados a la segmentación de disco óptico y vasos sanguíneos, respectivamente. La propuesta metodológica se detalla en la sección 4, seguida de la sección 5 que consolida los resultados y su discusión. Finalmente, la sección 6 expone las conclusiones y trabajos futuros a seguir desarrollando en pro del diseño del sistema CAD de soporte para el temprano diagnóstico de la RD.

## 2. CONTRIBUCIONES

En la presente investigación se diseñó una metodología para la segmentación de los vasos sanguíneos y disco óptico en imágenes de fondo de ojo. Las principales contribuciones de la investigación son:

1. Segmentación de los vasos sanguíneos a través de una red neuronal capaz de clasificar los píxeles de la imagen en información de vaso sanguíneo o no. El vector característico de la red está basado en información del contraste de los vasos en escala de grises y momentos invariantes de los mismos. El enfoque de esta idea está basado en el trabajo presentado por Marin et. al. [7] y se pretende como investigación futura verificar la ortogonalidad de las características de entrenamiento de la red con miras a reducir el tiempo de cómputo en las fases de entrenamiento y prueba. En este punto se consideraron los tópicos principales de Marin et. al. [7] con áreas de validar la reproducción de la metodología propuesta.
2. Segmentación del disco óptico que se desarrolla bajo la metodología de dos técnicas ampliamente conocidas en la literatura: 1. Algoritmo de *inpainting* implementado para la interpolación de información de color del interior del disco óptico en reemplazo por los vasos sanguíneos sobrepuestos. Es necesario la remoción de estos con el objetivo de definir una estructura homogénea en color que sea computacionalmente menos costosa en segmentar[8]–[10]; y 2. Algoritmo interactivo de *graph cuts* basado en la minimización de la función de energía de la región de interés. El enfoque es el implementado por Escorcia-Gutierrez et. al. [11] y considerando una de sus recomendaciones basada en la implementación de un método robusto de segmentación de vasos sanguíneos.
3. La metodología propuesta alcanza resultados comparables con trabajos existentes para la segmentación de vasos sanguíneos. En concordancia, se muestra el enfoque tiene una alta precisión (Acc) de 95% y una especificidad (Sp) de 98% como se observa en la sección 5. Además, el disco óptico se segmenta y detecta con un porcentaje de éxito del 94,6% de precisión (Acc) y 97.8% en

especificidad (Sp) con la información de los vasos y operaciones morfológicas para las 20 imágenes de prueba de la base Drive.

### 3. ESTADO DE ARTE.

La presente investigación se soporta en tres enfoques discriminados desde la segmentación de vasos sanguíneos con redes neuronales, localización del disco óptico por operaciones morfológicas e información de vasos sanguíneos, remoción de estos a través del método de *inpainting* basado en PDE (*Partial Differential Equation*) para la interpolación de color dentro de la estructura del disco óptico, definiéndose como homogénea para su segmentación a través del algoritmo de *Graph Cuts*.

La segmentación de vasos sanguíneos se trabaja desde el enfoque de algoritmos supervisados [17], [18] y no supervisados [19]–[21], es de interés para esta investigación el primero de ellos. Fundamentándose en la regla de par de vectores de entrenamiento identificados uno para cada píxel, que consiste en un vector de entrada de características y un valor de salida, que establece si el píxel pertenece o no a vaso sanguíneo. En Marin et. Al. [7] se utiliza una red neuronal para segmentar vasos sanguíneos mediante características basadas en nivel de grises e invariantes de momento. La estructura de la red es de múltiples capas con tres ocultas y quince neuronas por cada una. La capa de salida contiene una sola neurona unida a una función de activación sigmoidea, limitando dicha función se obtiene la imagen binaria de los vasos sanguíneos.

Vega et. Al. [14], desarrolló una metodología basada en [7], la cual realiza una mejora considerando características basadas en intensidad y momentos invariantes para segmentar los vasos sanguíneos, a través de la red neuronal por medio de un procesamiento dendrítico LNND (*Lattice Neural Network with Dendritic*). Esta metodología no requiere crear el número de capas ocultas en la red lo que permite una fase de entrenamiento con una menor complejidad computacional.

Sarathi et. Al. [8], propone un método de segmentación automático usando la información del disco óptico para poder remover e interpolar la información de color a través de la técnica de *inpainting*. Previamente el disco óptico es localizado mediante el enfoque de crecimiento regional de manera automática usando los píxeles como punto de semilla para crecer.

En la misma línea Escorcia-Gutierrez et. al. [11], trabaja con el algoritmo de Convexity Shape Prior para segmentar el disco óptico. Por otro lado, los vasos sanguíneos se extraen a través de una fusión de los filtros wavelet promedio, mediano, gaussiano y Gabor. Finalmente, la mácula se detecta usando un algoritmo de Retinex basado en la corrección de imágenes no homogéneas.

Marín et. al. [12], presenta una metodología para la segmentación y ubicación del disco óptico sin información a priori de los vasos sanguíneos. Su trabajo se centra en la caracterización en color del disco óptico y su similitud con los exudados. para evitar una falsa detección. Propone operaciones morfológicas iterativas de *opening* y *closing* implementados con un elemento estructural de disco incrementándose en cada iteración en un factor de 4. La segmentación del disco óptico finalmente es llevada a cabo por la transformada de Hough.

Zhao et. al. [22], su aplicación se refiere a la detección automatizada de vasos en imágenes de fondo de ojo, mediante el uso de la técnica *Graph Cut* mejora los vasos por su superioridad en la preservación de los bordes del mismo y mediante el método de contorno activo implementado para segmentar los vasos de las imágenes mejoradas con el filtro de fase local.

Popescu et. al.[23] propone un sistema de detección y localización del disco óptico conformado por tres pasos. primeramente, se aplica el algoritmo de *gliding box* obteniendo una imagen y un conjunto sub-imágenes dependiente de un umbral preestablecido que concentra la mayor densidad de vasos sanguíneos, se

reconoce que en el disco óptico es donde se originan los vasos sanguíneos. Luego, se realiza la caracterización del disco óptico a partir de diez características de textura y el uso de la matriz de coocurrencia. Finalmente, el disco óptico es localizado mediante el cálculo de valores mínimos y máximos de las características seleccionadas en cada sub-imagen.

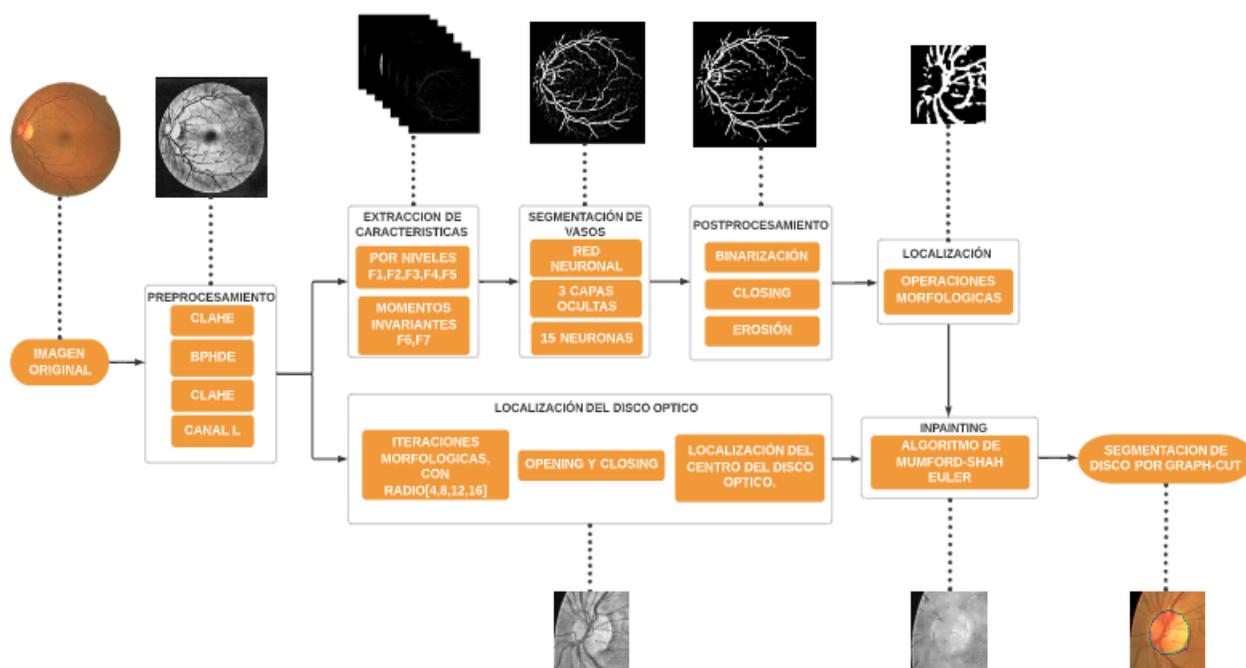
De igual forma Gopalakrishnan et. al. [24], presentan una técnica para segmentar el límite del disco óptico a partir de una imagen en color del fondo de la retina. La técnica utilizada implica la extracción de vasos sanguíneos utilizando la transformada de *top hat* y un proceso *inpainting*. Luego, aplican una transformada circular de Hough a los bordes detectados para obtener un límite grueso del disco óptico y seguir los puntos probables del disco óptico, ingresan al algoritmo de ajuste de curvas que utiliza un polinomio de orden superior para dibujar el límite final del disco óptico.

#### 4. METODOLOGÍA PROPUESTA

En este artículo se desarrolla una metodología de segmentación de los vasos sanguíneos y disco óptico en imágenes de fondo de ojo con patología de RD. A continuación, se presenta paso a paso del presente trabajo:

1. *Preprocesamiento*: se implementan algoritmos de mejoramiento de las características de color y contraste de las imágenes con el objeto de reducir artefactos presentes al momento de la adquisición de las imágenes y variación de los niveles de luminosidad, sobre la componente de color L (*lightness*) del espacio de color CIELAB; 2. Segmentación vasos sanguíneos: se entrena una red neuronal de tipo *feedforward* y estructura de 1 capa oculta, y 15 neuronas en la entrada; con el fin de entrenar la red en total se trabajó con 4.082.400 píxeles de información; 3. Segmentación disco óptico: se localiza la región de interés a través de operaciones morfológicas y soporte de decisión con información de vasos sanguíneos. Seguidamente se interpola información de color del disco óptico para una rápida segmentación en función de energía del reconocido algoritmo de *Graph Cut*. En la figura 1 se muestra el flujograma de la propuesta metodológica.

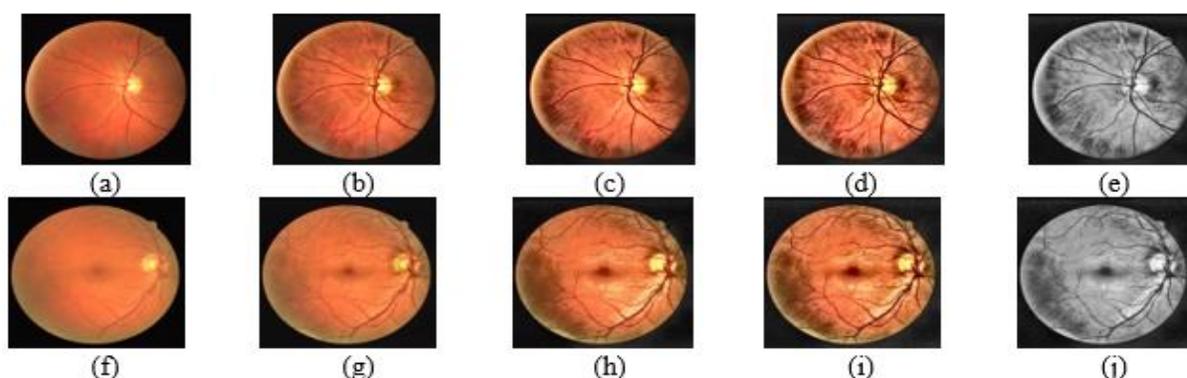
figura 1. Diagrama del método de segmentación de la estructura ocular de vasos sanguíneos y disco óptico  
figure 1. Block diagram of the segmentation method of the ocular structure of blood vessels and optic disc



#### 4.1. Preprocesamiento

Las imágenes de fondo de ojo generalmente tienen variaciones de iluminación, poco contraste y ruido. Es por ello que se hace necesario su acondicionamiento para el desarrollo de la metodología propuesta. Para compensar el efecto de iluminación no uniforme se implementa el algoritmo CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*), seguidamente se concatena el algoritmo BPDFHE (*Brightness preserving Dynamic Fuzzy Histogram Equalization*) para aumentar el contraste de los vasos sanguíneos haciéndolos más distinguibles al resto de las estructuras y patologías de RD presente en las imágenes de fondo de ojo. Para compensar las variaciones de color que induce el algoritmo BPDFHE se ejecuta una vez más el algoritmo de CLAHE. En la figura 2 se muestra la etapa de preprocesada para una imagen seleccionada aleatoriamente de la base de datos Drive.

figura 2. Paso a paso algoritmos de preprocesamiento.  
figure 2. Step-by-step preprocessing algorithms.



Primera columna (a) y (f), imagen en su formato original en RGB. Segunda columna (b) y (g), resultado de CLAHE. Tercera columna (c) y (h), resultado de BPDFHE. Cuarta columna (d) y (i), resultado de CLAHE en segunda instancia. Quinta columna resultado (e) y (j), imagen preprocesada en el espacio de color L.

First column (a) and (f), image in its original format in RGB. Second column (b) and (g), result of CLAHE. Third column (c) and (h), result of BPDFHE. Fourth column (d) and (i), result of CLAHE in second instance. Fifth column result (e) and (j), preprocessed image in color space L.

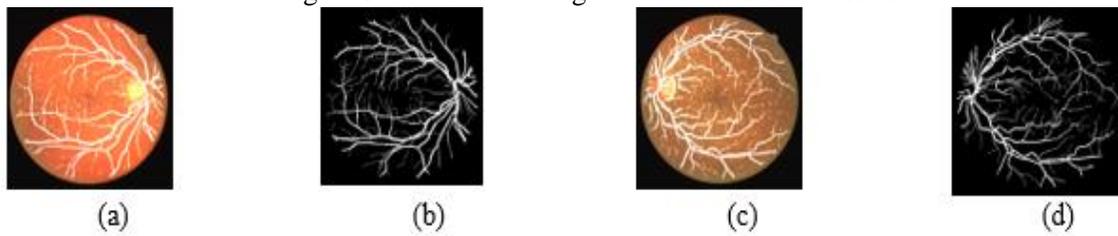
#### 4.2. Segmentación de los vasos sanguíneos

Una buena clasificación de la información de pertenencia o no a vasos sanguíneos a través de una red neuronal es la definición de un vector característico. Marín et.al [7] definió en su trabajo 7 características como entrada a la red neuronal de tipo *feedforward* con 3 capas ocultas, cada una con 15 neuronas en la entrada. La capa de salida contiene una sola neurona y está unida a una función de activación sigmoidea logística no lineal. De esta manera, sus valores de salida caen dentro del intervalo de valor real [0; 1], es decir, si el píxel es o no un vaso sanguíneo.

Las características para clasificar la información de vasos sanguíneos están enmarcadas en dos grandes grupos: 1. Niveles de grises de un píxel a analizar y el valor representativo de los píxeles vecinos. Aquí la importancia de aumentar los niveles de contraste de los vasos en la etapa de preprocesado; 2. Momentos invariantes permiten identificar características de los vasos independiente a su tamaño, posición y rotación. Esto debido a la tortuosidad y tubularidad de los vasos sanguíneos en toda la imagen.

Los resultados de la red neuronal son postprocesados con operaciones morfológicas de llenado de espacios producto del efecto reflex de los vasos sanguíneos, y remoción de píxeles aislados. En la figura 3, se muestran 3 imágenes procesadas seleccionadas aleatoriamente de la base de datos de Drive.

figura 3. Resultado de la segmentación de vasos sanguíneos.  
 figure 3. Result of the segmentation of blood vessels.



(a) y (c) imágenes en RGB superpuestas al resultado de segmentación. (b) y (d) *ground truth*.  
 (a) and (c) RGB images superimposed on the segmentation result. (b) and (d) ground truth.

### 4.3. Segmentación Disco Óptico.

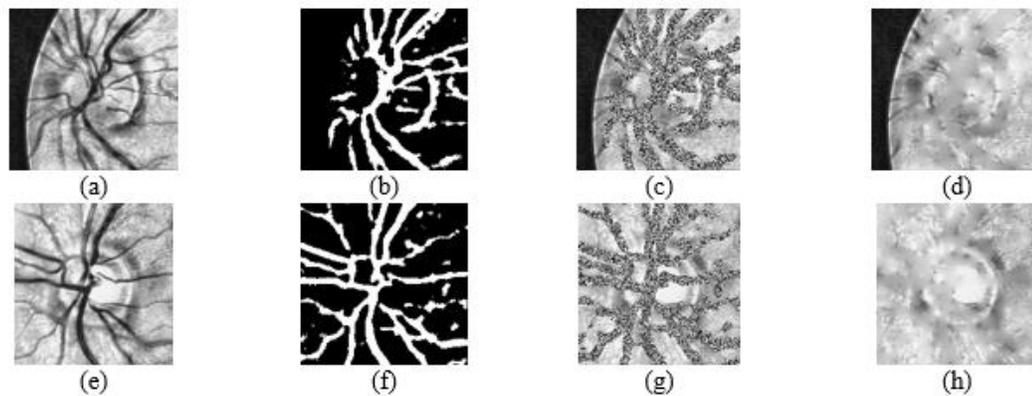
La característica de forma y color del disco óptico se describe como una estructura ovalada y amarillenta que coincide con la patología de los exudados, pero el tamaño de los mismo puede variar hasta el tamaño del disco óptico dependiendo del grado de avance de la RD. En primera instancia se desarrolló un procedimiento iterativo de reducción de las áreas de las regiones de interés para luego validar con información de vasos sanguíneos la localización del disco óptico. Esta validación se soporta en los informes ETDRS [referenciar] porque en el disco óptico se concentran los vasos sanguíneos de mayor densidad (arterias) definiéndose las arcadas de análisis médico para enfermedades asociadas al ojo.

El procedimiento iterativo está basado en las operaciones morfológicas de *opening* y *closing* con un elemento estructural radial, por las dimensiones de la base de datos de Drive se definió en un factor de 4 (4, 8, 12 y 16) para cuatro iteraciones. Las regiones candidatas resultantes son validadas por ventanas de igual dimensión acorde a la información de vasos sanguíneos que a priori se segmentó.

Localizado el disco óptico se procede a la remoción de los vasos sanguíneos con el propósito de definir una estructura ovalada homogénea en color para una rápida segmentación de la región de interés. La implementación del algoritmo de *inpainting* nos soporta en esta tarea. Escorcia-Gutierrez [11], implementó un trabajo previo esta metodología de trabajo y propuso como trabajo futuro una mejor y robusta segmentación de la información de vasos sanguíneos como también un método de interpolación de color diferencial. El algoritmo de *inpainting* aquí trabajado está basado en el modelo diferencial de [25], [26], (ver figura 4).

figura 4. Resultado del proceso de interpolación de color por el algoritmo de *inpainting* Mumford–Shah–Euler.

figure 4. Result of the color interpolation process by the Mumford – Shah – Euler *inpainting* algorithm.

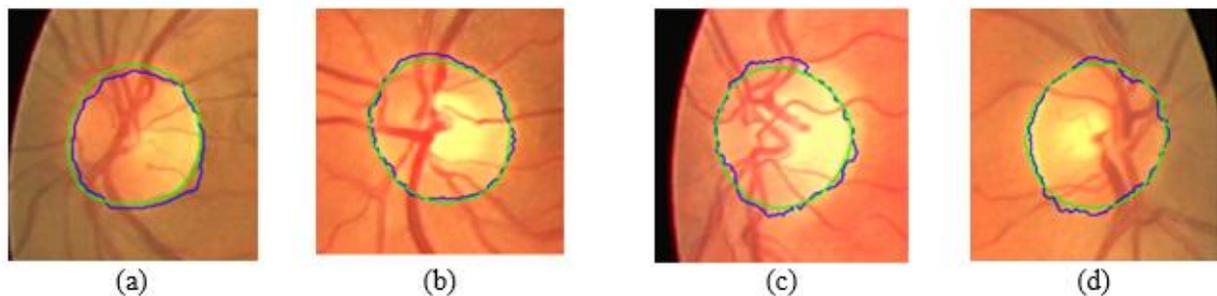


Primera columna (a) y (e), imagen de disco óptico detectado. Segunda columna (b) y (f), resultado de vasos sanguíneos segmentados (c) y (g), visualización de la interpolación de *inpainting* en información de color (d) y (h), resultado del *inpainting* con mayor definición estructural del disco óptico.

First column (a) and (e), detected optical disc image. Second column (b) and (f), result of segmented blood vessels (c) and (g), visualization of the interpolation of *inpainting* in color information (d) and (h), result of *inpainting* with greater definition of disk structure optical.

Con una estructura homogénea en color del disco óptico se implementa el algoritmo de *Graph Cut* para su segmentación, los resultados se muestran en la figura 5. *Graph Cut* es una técnica de optimización combinatoria basada en información previa como forma, separación de colores e interacciones geométricas. Este método está basado en la comparación de las intensidades de píxeles correspondientes a *foreground* (región de interés - disco óptico) versus píxeles de *background* mediante semillas que obtienen las distribuciones por los pesos para las dos clases descritas (*foreground* y *background*). Estas semillas son introducidas por el usuario por lo que este es un método asistido.

figura 5. Resultados de segmentación del disco óptico.  
figure 5. Segmentation results of the optical disc.



(a) - (d) corresponden a la imagen en RGB con la información de la segmentación por el algoritmo *Graph Cut*, semi-ovalos azules y su correspondiente *ground truth* de color verde  
(a) - (d) corresponds to the RGB image with the segmentation information by the *Graph Cut* algorithm, blue semi-ovals and their corresponding green *ground truth*

## 5. RESULTADOS Y DISCUSIONES

La metodología propuesta y validada se fundamentó en las imágenes de la base de datos pública DRIVE, la cual está compuesta por 40 imágenes dividida en dos grupos (*training* y *testing*). La adquisición de las imágenes fue desde una cámara Canon CR5 no midriática 3 CCD con un campo de visión de 45° (FOV) a 8 bits. El grupo de imágenes de *testing* proporciona máscaras FOV circulares con un diámetro de 540 píxeles

y dos segmentaciones manuales (*ground truth*) generadas por especialistas médicos en el área de la oftalmología.

Los resultados obtenidos del presente trabajo están basados en la segmentación de los vasos sanguíneos a través de una red neuronal capaz de clasificar los píxeles de la imagen en información de vaso o no y la segmentación del disco óptico interpolando su información de color para la remoción de los vasos sanguíneos para la definición homogénea de su estructura aumentando la eficiencia y tiempo de ejecución del algoritmo de *Graph Cuts* como tarea final del proceso de reconocimiento de la región de interés.

El resultado de la red neuronal desarrollada para la segmentación de los vasos sanguíneos está basada en el criterio de clasificación expuesta en la Tabla 1. TP (*True Positive*) es un píxel marcado como vaso sanguíneo en el *ground truth* al igual que en la imagen segmentada, TN (*True Negative*) es un píxel marcado como no vaso en la imagen resultante de la máquina de segmentación y en el *ground truth*, FP (*False Positive*) como un vaso en la imagen resultante de la segmentación pero corresponde a un no vaso en su *ground truth* y FN (*False Negative*) corresponde a un píxel de vaso en el *ground truth* y marcado como no vaso en la imagen resultante de la segmentación. Al interactuar los 4 valores anteriores se realizan las operaciones estadísticas de clasificación binaria que se observa en la Ecuación (1) y (2), especificidad (Sp) y precisión (Acc), respectivamente.

$$S_e = \frac{TP}{TP+FN} \tag{1}$$

$$S_p = \frac{TN}{TN+FP} \tag{2}$$

Tabla 1. Clasificación de vasos sanguíneos

Table 1. Classification of blood vessels

	<b>VASOS PRESENTES</b>	<b>VASOS AUSENTES</b>
<b>VASOS DETECTADOS</b>	Verdadero positivo (TP)	Falso positivo (FP)
<b>VASOS NO DETECTADOS</b>	Falso negativo (FN)	Verdadero negativo (TN)

En la Tabla 2 se muestran los resultados de validación de la propuesta metodológica desarrollada en referencia a la segmentación de vasos sanguíneos de las imágenes de la base de datos de Drive comparándose con diferentes trabajos en la literatura actual y más representativos en los avances de la temática de interés. De los resultados de la Tabla 2, se evidencia que la metodología desarrollada en esta investigación alcanza los resultados del estado del arte en referencia a técnicas supervisadas de segmentación. Además, es de notar que este trabajo se soportó en los avances de Marín et. al. [27] con modificaciones de fondo en las fases de preprocesamiento y postprocesamiento que conllevaron a una ligera mejora en la precisión.

Tabla 2. Consolidados de resultados de segmentación de vasos sanguíneos por metodologías supervisadas.

Table 2. Consolidation of blood vessel segmentation results by supervised methodologies.

<b>Propuesta</b>	<b>Especificidad (Sp)</b>	<b>Precisión (Acc)</b>
Luo et. al. [28]	-	0.95
Dasgupta et. al. [29]	-	0.95
Javidi et al.[30]	0.97	0.94
Maninis et al. [31]	0.96	0.95
Vega et al.[14]	0.96	0.94
Wang et al. [32]	0.98	0.95

Marín et.al. [7]	0.98	0.94
Soares et. al. [33]	-	0.95
Staal et. al. [34]	-	0.94
Mo et al.[35]	0.98	0.95
Fu et al. [18]	-	0.95
Li et al.[15]	0.98	0.96
Fraz et al.[16]	0.98	0.95
Roychowdhury et. al. [36]	-	0.95
Azzopardi et. al. [37]	-	0.94
Zhao et. al. [22]	-	0.95
<b>Madera et. al. (este trabajo)</b>	<b>0.98</b>	<b>0.95</b>

Para la validación de la localización y segmentación del disco óptico se basará en la medida de overlap o también conocida como IoU (Intersection-Over-Union) al tener una geometría definida. En la Tabla 3 se consolidan los resultados comparativos de la metodología propuesta versus los relacionados en el estado del arte.

Tabla 3. Consolidados de resultados de segmentación de vasos sanguíneos.  
Table 3. Consolidated results of blood vessel segmentation.

Propuesta	Especificidad (Sp)	Precisión (Acc)	IoU (%)
Walter et. al. [38]	<b>0.99</b>	-	29.32
Sopharak et. al. [39]	<b>0.99</b>	-	16.88
Seo et. al. [40]	<b>0.99</b>	-	31.09
Kande et. al. [41]	0.98	-	29.66
Stapor et. al. [42]	<b>0.99</b>	-	33.42
Lupascu et. al.[43]	<b>0.99</b>	-	30.95
Welfer et. al. [13]	<b>0.99</b>	-	39.40
Salazar-Gonzalez et. al. [27]	0.96	<b>0.96</b>	-
Wang et. al. [32]	<b>0.99</b>	-	<b>88.17</b>
Abdullah et. al. [44]	<b>0.99</b>	<b>0.96</b>	78.60
<b>Madera et. al. (este trabajo)</b>	0.98	0.95	49.94

Como se puede apreciar de la Tabla 3, los resultados alcanzados por la metodología propuesta alcanzan el estado del arte en referencia a especificidad y precisión lo que evidencia una buena reproducción de las técnicas adoptadas para la segmentación del disco óptico. En la literatura se encuentran resultados en 100% relacionados a la localización del disco óptico, nuestra detección también fue acertada en el mismo porcentaje asegurando la reproducción de la técnica de Marín et. al. [12]. Para el caso de la medida de IoU es de destacar que el estado del arte relaciona trabajos como los de Wang et. al. [32] y Abdullah et. al. [44] que superan en un 25% nuestros resultados lo que nos incentiva a seguir investigando para alcanzar mejores resultados. Del último trabajo mencionado es de resaltar que implementan una versión modificada de la *Graph Cut* denominada *Grow Cut*.

## 6. CONCLUSIONES Y LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN FUTURAS

Este artículo desarrolla desde diferentes enfoques la consecución exitosa de la segmentación de la estructura ocular en imágenes de fondo de ojo de pacientes con RD. En primera instancia la implementación de algoritmos como CLAHE y BPDFHE permiten la reducción de artefactos no deseados al momento de la adquisición de las imágenes, como también la homogenización en color por la variabilidad en iluminación,

aumentando el contraste de las estructuras de interés para facilitar su segmentación con información de color en ambos casos.

La segmentación de vasos sanguíneos está basada en 7 características (2 en color en grises y 5 en momentos invariantes) para la clasificación de píxel en dos clases (vaso o no vaso) a través de una red neuronal de tipo *feedforward* con 3 capas ocultas, cada una con 15 neuronas en la entrada y solo una a la salida unida a una función de activación sigmoidea logística no lineal. Los resultados de su implementación fueron exitosos y validados con el estado del arte actual en referencias a técnicas supervisadas como la aquí implementada. En total fueron 18 trabajos referenciados ampliamente citados en la literatura. Es de resaltar que la implementación de la red neuronal para la clasificación de los píxeles en vasos sanguíneos fue soportada del desarrollo de Marín et. al. con modificaciones en la etapa de preprocesamiento y postprocesamiento permitiendo una leve mejoría a nivel de rendimiento en precisión (Acc).

Con la información de los vasos sanguíneos y operaciones morfológicas se localizó el disco óptico con un porcentaje de éxito del 100%, es decir, para las 20 imágenes de prueba el disco óptico fue localizado correctamente en cada una de ellas. En este enfoque se complementó el soporte de Marín et. al. [7], [12] en relación con el procedimiento iterativo con la información de densidad de vasos sanguíneos en una ventana de píxeles de 75x75 píxeles (medida promedio del diámetro de un disco óptico en imágenes de fondo de ojo de la base de datos de Drive). Seguidamente se utilizó la información a priori obtenida de la segmentación de vasos sanguíneos para interpolar información de color del disco óptico en la remoción de los vasos y así obtener una figura homogénea en color para una rápida segmentación a través del algoritmo de *Graph Cut*. El tiempo de cómputo para la segmentación del disco óptico no fue mayor a los 30 ms en una máquina i7 de 3.5 GHz con 8 GB de RAM.

Este trabajo se fundamentó con el propósito de validar a nivel de reproducción las técnicas anteriormente descritas para la segmentación de vasos sanguíneos y disco óptico para proyectar mejoras en los resultados obtenidos. En el caso de los vasos sanguíneos se evaluará el principio de ortogonalidad de las características de clasificación y la evaluación de nuevas características a nivel de textura. Para el caso del disco óptico se proyectan modificaciones del algoritmo de *Graph Cut* como el trabajo desarrollado por Abdullah et. al. Finalmente, se deben evaluar diferentes algoritmos de *inpainting* que permitan una mejor interpolación de la información de color del disco óptico y así definir una estructura más homogénea.

## 7. REFERENCIAS

- [1] “What Is Diabetic Retinopathy? - American Academy of Ophthalmology.” [Online]. Available: <https://www.aao.org/eye-health/diseases/what-is-diabetic-retinopathy>. [Accessed: 01-Jun-2020].
- [2] P. Saeedi *et al.*, “Global and regional diabetes prevalence estimates for 2019 and projections for 2030 and 2045: Results from the International Diabetes Federation Diabetes Atlas, 9th edition,” *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 157, p. 107843, Nov. 2019, doi: 10.1016/j.diabres.2019.107843.
- [3] P. S. Washburn, Mahendran, Dhanasekharan, Periyasamy, and Murugeswari, “Investigation of severity level of diabetic retinopathy using adaboost classifier algorithm,” *Mater. Today Proc.*, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.matpr.2020.03.199.
- [4] J. Drankowska *et al.*, “MMP targeting in the battle for vision: Recent developments and future prospects in the treatment of diabetic retinopathy,” *Life Sciences*, vol. 229. Elsevier Inc., pp. 149–156, 15-Jul-2019, doi: 10.1016/j.lfs.2019.05.038.
- [5] A. Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas, and R. Markham, “Automated identification of diabetic retinal exudates in digital colour images,” *Br. J. Ophthalmol.*, vol. 87, no. 10, pp. 1220–1223, Oct. 2003, doi: 10.1136/bjo.87.10.1220.
- [6] “Detection of diabetic macular edema: ophthalmoscopy versus photography—Early Treatment Diabetic Retinopathy Study report number 5,” *Elsevier*.

- [7] D. Marín, A. Aquino, M. E. Gegúndez-Arias, and J. M. Bravo, “A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features,” *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 30, no. 1, pp. 146–158, Jan. 2011, doi: 10.1109/TMI.2010.2064333.
- [8] M. P. Sarathi, M. K. Dutta, A. Singh, and C. M. Travieso, “Blood vessel inpainting based technique for efficient localization and segmentation of optic disc in digital fundus images,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 25, pp. 108–117, Mar. 2016, doi: 10.1016/j.bspc.2015.10.012.
- [9] M. A. U. Khan, N. Mir, A. Sarirete, M. R. Nasir, M. M. Abdelazim, and M. Z. Yasin, “Optic Disc Detection and Segmentation with Vessel Convergence and Elliptical Symmetry Evidences,” in *Procedia Computer Science*, 2019, vol. 163, pp. 609–617, doi: 10.1016/j.procs.2019.12.143.
- [10] A. Colomer, V. Naranjo, K. Engan, and K. Skretting, “Assessment of sparse-based inpainting for retinal vessel removal,” *Signal Process. Image Commun.*, vol. 59, pp. 73–82, Nov. 2017, doi: 10.1016/j.image.2017.03.018.
- [11] J. Escorcia-Gutierrez, J. Torrents-Barrena, P. Romero-Aroca, A. Valls, and D. Puig, “Interactive optic disc segmentation via discrete convexity shape knowledge using high-order functionals,” in *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 2016, vol. 288, pp. 39–44, doi: 10.3233/978-1-61499-696-5-39.
- [12] D. Marin, M. E. Gegundez-Arias, A. Suero, and J. M. Bravo, “Obtaining optic disc center and pixel region by automatic thresholding methods on morphologically processed fundus images,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 118, no. 2, pp. 173–185, 2015, doi: 10.1016/j.cmpb.2014.11.003.
- [13] D. Welfer, J. Scharcanski, C. M. Kitamura, M. M. Dal Pizzol, L. W. B. Ludwig, and D. R. Marinho, “Segmentation of the optic disk in color eye fundus images using an adaptive morphological approach,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 40, no. 2, pp. 124–137, Feb. 2010, doi: 10.1016/j.compbiomed.2009.11.009.
- [14] R. Vega, G. Sanchez-Ante, L. E. Falcon-Morales, H. Sossa, and E. Guevara, “Retinal vessel extraction using Lattice Neural Networks with dendritic processing,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 58, pp. 20–30, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.compbiomed.2014.12.016.
- [15] Q. Li, B. Feng, L. Xie, P. Liang, H. Zhang, and T. Wang, “A cross-modality learning approach for vessel segmentation in retinal images,” *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 35, no. 1, pp. 109–118, Jan. 2016, doi: 10.1109/TMI.2015.2457891.
- [16] M. M. Fraz, A. R. Rudnicka, C. G. Owen, and S. A. Barman, “Delineation of blood vessels in pediatric retinal images using decision trees-based ensemble classification,” *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 9, no. 5, pp. 795–811, Sep. 2014, doi: 10.1007/s11548-013-0965-9.
- [17] M. Schaap *et al.*, “Robust Shape Regression for Supervised Vessel Segmentation and its Application to Coronary Segmentation in CTA,” *ieeexplore.ieee.org*, 2011, doi: 10.1109/TMI.2011.2160556.
- [18] H. Fu, Y. Xu, S. Lin, D. Wing, K. Wong, and J. Liu, “DeepVessel: Retinal Vessel Segmentation via Deep Learning and Conditional Random Field.”
- [19] A. Hamza Asad, A. Taher Azar, I. Senior Member, and A. Ella Hassanien, “A New Heuristic Function of Ant Colony System for Retinal Vessel Segmentation,” *Int. J. Rough Sets Data Anal.*, vol. 1, no. 2, doi: 10.4018/ijrdsda.2014070102.
- [20] K. Sreejini, V. G.-E. I. Journal, and undefined 2015, “Improved multiscale matched filter for retina vessel segmentation using PSO algorithm,” *Elsevier*.
- [21] S. Hanaoka *et al.*, “HoTPiG: A novel geometrical feature for vessel morphometry and its application to cerebral aneurysm detection,” in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2015, vol. 9350, pp. 103–110, doi: 10.1007/978-3-319-24571-3\_13.
- [22] Y. Zhao, Y. Liu, X. Wu, S. P. Harding, and Y. Zheng, “Retinal Vessel Segmentation: An Efficient Graph Cut Approach with Retinex and Local Phase,” 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0122332.

- [23] D. Popescu, L. Ichim, and R. Dobrescu, "Sliding Box Method for Automated Detection of the Optic Disc and Macula in Retinal Images," Springer, Cham, 2015, pp. 250–261.
- [24] A. Gopalakrishnan, A. Almazroa, K. Raahemifar, and V. Lakshminarayanan, "Optic disc segmentation using circular hough transform and curve fitting," in *2015 2nd International Conference on Opto-Electronics and Applied Optics: Advances in Optical Sciences and Engineering II, IEM OPTRONIX 2015*, 2015, doi: 10.1109/OPTRONIX.2015.7345530.
- [25] T. F. Chan, S. H. Kang, and J. Shen, "Euler's elastica and curvature-based inpainting," *SIAM J. Appl. Math.*, vol. 63, no. 2, pp. 564–592, Nov. 2002, doi: 10.1137/S0036139901390088.
- [26] J. Haehnle and A. Prohl, "Mumford–Shah–Euler Flow with Sphere Constraint and Applications to Color Image Inpainting," *SIAM J. Imaging Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1200–1233, Jan. 2011, doi: 10.1137/100795620.
- [27] A. Salazar-Gonzalez, D. Kaba, Y. Li, and X. Liu, "Segmentation of the blood vessels and optic disk in retinal images," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 18, no. 6, pp. 1874–1886, Nov. 2014, doi: 10.1109/JBHI.2014.2302749.
- [28] L. Luo, D. Chen, and D. Xue, "Retinal blood vessels semantic segmentation method based on modified U-Net," *Proc. 30th Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2018*, pp. 1892–1895, 2018, doi: 10.1109/CCDC.2018.8407435.
- [29] A. Dasgupta and S. Singh, "A FULLY CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK BASED STRUCTURED PREDICTION APPROACH TOWARDS THE RETINAL VESSEL SEGMENTATION."
- [30] "Javidi: Vessel segmentation and microaneurysm detection... - Google Académico." [Online]. Available: [https://scholar.google.com/scholar\\_lookup?title=Vessel segmentation and microaneurysm detection using discriminative dictionary learning and sparse representation&publication\\_year=2016&author=M. Javidi&author=H.-R. Pourreza&author=A. Harati](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Vessel+segmentation+and+microaneurysm+detection+using+discriminative+dictionary+learning+and+sparse+representation&publication_year=2016&author=M.+Javidi&author=H.-R.+Pourreza&author=A.+Harati). [Accessed: 01-Jun-2020].
- [31] K. K. Maninis, J. Pont-Tuset, P. Arbeláez, and L. Van Gool, "Deep retinal image understanding," in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2016, vol. 9901 LNCS, pp. 140–148, doi: 10.1007/978-3-319-46723-8\_17.
- [32] S. Wang, Y. Yin, G. Cao, B. Wei, Y. Zheng, and G. Yang, "Hierarchical retinal blood vessel segmentation based on feature and ensemble learning," *Neurocomputing*, vol. 149, no. PB, pp. 708–717, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.neucom.2014.07.059.
- [33] J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar-, H. F. Jelinek, and M. J. Cree, "Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Morlet Wavelet and Supervised Classification," 2006.
- [34] J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. Van Ginneken, "Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 23, no. 4, pp. 501–509, Apr. 2004, doi: 10.1109/TMI.2004.825627.
- [35] J. Mo and L. Zhang, "Multi-level deep supervised networks for retinal vessel segmentation," *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 12, no. 12, pp. 2181–2193, Dec. 2017, doi: 10.1007/s11548-017-1619-0.
- [36] S. Roychowdhury, D. D. Koozekanani, and K. K. Parhi, "Blood vessel segmentation of fundus images by major vessel extraction and subimage classification," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 19, no. 3, pp. 1118–1128, 2015, doi: 10.1109/JBHI.2014.2335617.
- [37] G. Azzopardi and N. Petkov, "Automatic detection of vascular bifurcations in segmented retinal images using trainable COSFIRE filters," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 34, no. 8, pp. 922–933, 2013, doi: 10.1016/j.patrec.2012.11.002.
- [38] T. Walter, J. C. Klein, P. Massin, and A. Erginay, "A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy - Detection of exudates in color fundus images of the human retina," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 21, no. 10, pp. 1236–1243, Oct. 2002, doi: 10.1109/TMI.2002.806290.
- [39] A. Sopharak, B. Uyyanonvara, S. Barman, and T. H. Williamson, "Automatic detection of diabetic

- retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods,” *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 32, no. 8, pp. 720–727, Dec. 2008, doi: 10.1016/j.compmedimag.2008.08.009.
- [40] J. M. Seo, K. K. Kim, J. H. Kim, K. S. Park, and H. Chung, “Measurement of ocular torsion using digital fundus image,” in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, 2004, vol. 26 III, pp. 1711–1713, doi: 10.1109/iembs.2004.1403514.
- [41] G. Kande, ... P. S.-2008 S. I., and undefined 2008, “Segmentation of exudates and optic disk in retinal images,” *ieeexplore.ieee.org*.
- [42] K. S. Stapor, A. A. Adamświtonski, R. Chrastek, and G. Michelson, “LNCS 3039 - Segmentation of Fundus Eye Images Using Methods of Mathematical Morphology for Glaucoma Diagnosis,” 2004.
- [43] C. A. Lupascu, D. Tegolo, L. Di Rosa, C. Alina, and L. Lupascu, “Automated Detection of Optic Disc Location in Retinal Images,” *ieeexplore.ieee.org*, 2008, doi: 10.1109/CBMS.2008.15.
- [44] M. Abdullah, ... M. F. H. O. N. and, and undefined 2015, “Application of grow cut algorithm for localization and extraction of optic disc in retinal images,” *ieeexplore.ieee.org*.