

Segmentación de Imágenes Oftalmológicas a Color utilizando Conjuntos Difusos

Segmentation of Ophthalmology Color Images Using Fuzzy Sets

Ana Lucía Antonio Vázquez, Luis Alberto Hernández Montiel, Nayeli Joaquinita Meléndez Acosta 

Universidad del Istmo Campus Ixtepec, Ciudad Ixtepec, Oaxaca México, C. P. 70110

* Correo-e: ana_luu-170295@hotmail.com

PALABRAS CLAVE:

Segmentación, Pupila, Conjunto difuso, Imágenes oftalmológicas, Borde del ojo.

RESUMEN

En este artículo, se presenta un método basado en la teoría de conjuntos difusos para segmentar imágenes de color oftalmológicas. El sistema difuso utiliza los canales RGB como datos de entrada, evalúa los píxeles con una colección de reglas lingüísticas, obteniendo como salida difusa una clasificación de cada píxel, determinando si son un objeto de interés dentro de la imagen. El método funciona con imágenes de ojos de diferentes colores, evaluando las imágenes con diferentes conjuntos de reglas para segmentar la pupila y el borde del ojo. Los resultados del método propuesto muestran que el sistema es efectivo en la mejora de las regiones de interés en la imagen.

KEYWORDS:

Segmentation, Pupil, Fuzzy set, Ophthalmologic images, Eye's edge.

ABSTRACT

In this paper, a method based on fuzzy theory sets for segment ophthalmological color images is presented. The fuzzy system uses the RGB channels as input data, the pixels are evaluated with a rules linguistic collection, obtaining as a fuzzy output a classification of each pixel, determining if pixels are an object of interest with in the image. The method works with eye images of different colors, evaluating the images with different rules sets to segment the pupil and the eye's edge. The results of the proposed method show that the system is effective in improving the regions of interest in the image.

Recibido: 1 de agosto de 2018 • Aceptado: 10 de febrero de 2020 • Publicado en línea: 30 de junio de 2020

I. INTRODUCCIÓN

Por medio de la vista recibimos aproximadamente el 80% de información que procesa nuestro cerebro. En la actualidad existen diferentes enfermedades que atacan a los ojos deteriorando su función principal, por esta razón la detección temprana de enfermedades oculares es de suma importancia para que el deterioro de los ojos sea lento y su tiempo de vida sea prolongado. Detectar una enfermedad ocular es una tarea que no sólo involucra a oftalmólogos, también involucra a diferentes áreas del conocimiento como la informática e inteligencia computacional, realizando investigaciones basadas en información oftalmológica para el diagnóstico y pronóstico de una enfermedad. Una de las técnicas utilizadas para enfrentar este problema es el procesamiento digital de imágenes, en específico la segmentación de áreas de interés de una imagen oftalmológica. Esta técnica obtiene espacios representativos de una imagen, el problema es que al cambiar las imágenes a escala de grises se pierde información que solo se refleja si la imagen se encuentra a color. La segmentación da lugar al éxito o fallo en el proceso de análisis de la imagen. En la mayoría de los casos, una buena segmentación da lugar a una buena selección de las partes de interés de la imagen, por lo que se debe de generar un proceso de segmentación correcto. Mediante la segmentación se divide la imagen en partes u objetos que la conforman, el nivel al que se realiza esta subdivisión depende de la aplicación

en particular, es decir, la segmentación terminará cuando se hayan detectado todos los objetos de interés dentro de la imagen y se pueda generar una aplicación de ellos. En general, la segmentación automática es una de las tareas más complicadas dentro del procesamiento de imágenes. Actualmente existen técnicas de segmentación definidas para imágenes a color sin necesidad de transformar la imagen a una escala de grises, permitiendo la manipulación de la imagen en su formato original (Báez Rojas, Guerrero, Conde Acevedo, Padilla Vivanco, & Urcid Serrano, 2004). Los métodos y técnicas para un análisis de imágenes a color extraen información de ellas descomponiendo la imagen en sus partes constituyentes, es decir, los objetos de interés y el fondo, basándose en ciertas características locales que nos permiten distinguir un objeto del fondo y objetos entre sí (Perez C., Cuevas, & Zaldivar, 2008). Una de las técnicas que actualmente se está implementando para tratar imágenes es la lógica difusa (Perez C., et al, 2008). Esta técnica se puede utilizar como proceso de segmentación de imágenes a color, modelando los conjuntos difusos para evaluar los píxeles de una imagen. El proceso consiste en transformar la imagen de color a una imagen en escala de grises utilizando la lógica difusa como filtro para resaltar las partes de interés de la imagen. En este documento, para abordar la problemática de segmentar la pupila de una imagen ocular, se propone un algoritmo basado en conjuntos difusos de tipo triangular, implementado como un algoritmo de segmentación de imágenes. El propósito de este algoritmo es obtener correctamente la

pupila y el borde ocular de la imagen.

II. ESTADO DEL ARTE

Existe trabajos en la literatura donde se proponen diferentes formas de encontrar una enfermedad ocular, estos trabajos están basados en procesamiento digital de imágenes. Por ejemplo, en el trabajo de L. Vázquez et al. (Vázquez Romaguera, Perdigón Romero, & Vázquez Seisedos, 2014), proponen un algoritmo de detección de pupilas para el reconocimiento de la mirada utilizando imágenes capturadas con una cámara web de bajo costo e iluminada con luz visible, evitando imágenes tomadas con videoculografía infrarroja, el método genera una detección robusta y precisa de la pupila con un seguimiento continuo de la mirada, utilizando operaciones morfológicas y umbrales de segmentación. El método que proponen es evaluado con 120 imágenes diferentes. El porcentaje de pupilas detectadas correctamente fue satisfactorio teniendo en cuenta el uso de la luz visible (Vázquez Romaguera, et al. 2014). La Figura 1 muestra el diagrama en bloques del algoritmo propuesto para la detección de la pupila.



Figura 1. Diagrama de bloques del algoritmo de detección de pupilas.

El glaucoma es la segunda causa de pérdida de visión en el mundo. Examinar la cabeza del nervio óptico (relación copa-disco) es una tarea importante para diagnosticar el glaucoma y para monitorear al paciente después del diagnóstico (Almazroa, Burman, Raahemifar, & Lakshminarayanan, 2015) (ver Figura 2).

Las imágenes de disco óptico y copa óptica son adquiridas por la cámara del fondo de ojo y la tomografía de coherencia óptica. Las técnicas de segmentación de disco óptico y copa óptica se utilizan para que aisle las partes relevantes de la imagen de la retina y calcule la relación copa-disco. El objetivo de este trabajo propuesto por Ahmed et al (Almazroa et al. 2015), es revisar las metodologías y técnicas de segmentación para los límites de disco y copa que se utilizan para calcular los parámetros de disco y cupometría de manera automática y precisa para ayudar a los profesionales del glaucoma a tener una visión amplia y con más detalles sobre la estructura de la cabeza del nervio óptico utilizando imágenes del fondo de la retina (Almazroa et al. 2015).

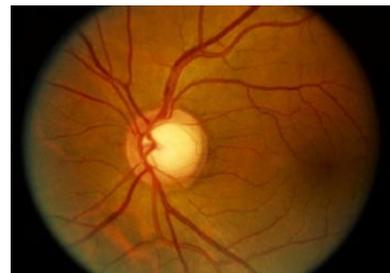


Figura 2. Disco óptico en imagen de fondo.

Las aberraciones ópticas deterioran el rendimiento de los microscopios ya que no existe un telescopio ni sistema óptico que reproduzca imágenes libres de aberraciones. La óptica adaptativa se puede usar para mejorar el

rendimiento de la imagen a través del modelado del frente de onda. Miguel A. Emmanuel Faure y Jesús Angulo (Luengo-Oroz, Faure, & Angulo, 2009), proponen un nuevo enfoque para la segmentación rápida del iris que se basa en las estructuras anidadas y cerradas de la anatomía del iris (la esclerótica es más brillante que el iris y el iris es más brillante que la pupila) y en su simetría polar, utilizan un enfoque óptico adaptativo basado en la segmentación de la pupila con iluminación de pupila completa.

Cuando se implementa en un microscopio de fluorescencia de dos fotones, recupera el rendimiento de difracción limitada y mejora la señal y la resolución de la imagen. El método descrito aplica morfología matemática para el filtrado de imágenes invariante polar/radial y para la segmentación circular usando trayectos más cortos a partir de distancias de nivel de grises generalizadas (Figura 3) (Luengo-Oroz et al. 2009).

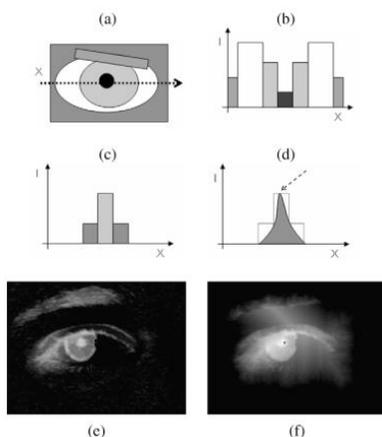


Figura 3. Diagrama de detección central: (a) Entrada de la imagen; (b) intensidad de proyección del axis; (c) Residuo de agujeros cercanos operados (b); (d) distancia generalizada de nivel de gris en (c), Indicación del máximo valor. (e) residuo de operadores de orificios cercanos en la imagen del ojo. (d) Distancia de nivel de gris generalizada en (a); En azul el máximo de la generalización de distancia, correspondiente a la detención central.

El trabajo de Rocío Sanchiz Redondo (Sanchiz Redondo, 2011), se centra en el estudio de una técnica novedosa y hasta ahora poco empleada como son los contornos activos. A través de dicha tecnología se hace el reconocimiento biométrico del iris. Para desarrollar este estudio sobre los contornos activos el proyecto se apoya en otra herramienta biométrica de enorme importancia: la Transformada de Hough. Esta técnica permite detectar curvas en una imagen, es robusta frente al ruido y a la existencia de huecos en la frontera del objeto. A la hora de aplicar la transformada de Hough a una imagen es necesario obtener primero una imagen binaria de los píxeles que forman parte de la frontera del objeto. Para llevar a cabo la implementación de los algoritmos necesarios emplearon el software matemático MATLAB 2007a (Figura 4) (Sanchiz Redondo, 2011).

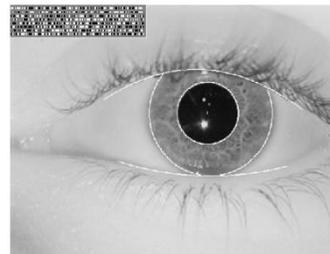


Figura 4. Iris localizado mediante Iris Codes.

El trabajo de Agustina Bouchet, Marcel Brun y Virginia Ballarin (Bouchet, Brun, & Ballarin, 2010), se centra en el estudio de la segmentación automáticas de estructuras en imágenes médicas que constituye un problema significativo dentro del Procesamiento Digital de Imágenes. Debido a la baja relación señal ruido, al contraste pobre y al alto contenido de

imprecisión, la segmentación de imágenes médicas resulta difícil con técnicas tradicionales. En el trabajo de Bouche, Brun y Ballarin (Bouchet, et al). Se estudia la aplicación de operadores morfológicos difusos en la segmentación de vasos sanguíneos presentes en angiografías retinales (véase Figura 5).

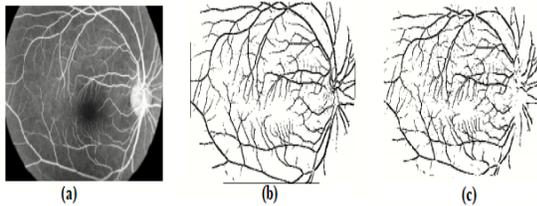


Figura 5. a) Imagen Original, b) Segmentación difusa, c) Segmentación clásica. Porcentaje de píxeles clasificados como vasos sanguíneos: 30%

La transformada Watershed, T.W., es una herramienta morfológica poderosa que permite la segmentación de estructuras complejas que no pueden ser procesadas mediante otros métodos convencionales de procesamiento digital de imágenes. El éxito de esta transformada depende de la elección de marcadores unívocos para cada uno de los objetos de interés que eviten la sobresegmentación que presentan las imágenes de alto contenido de textura. La obtención de marcadores de objetos de gran variabilidad de textura, forma y tamaño requiere un planteamiento complejo y altamente dependiente de cada aplicación en particular. M. A. Gonzales y V. L. Ballarin (Gonzalez & Ballarin, 2008), proponen un sistema de inferencia basado en lógica difusa (tipo Mamdani) para la identificación automática de

los marcadores para la T.W. Los resultados que obtuvieron muestran que el método propuesto, además de ser simple y robusto, es fácilmente adaptable a las características particulares de cada imagen (véase Figura 6).

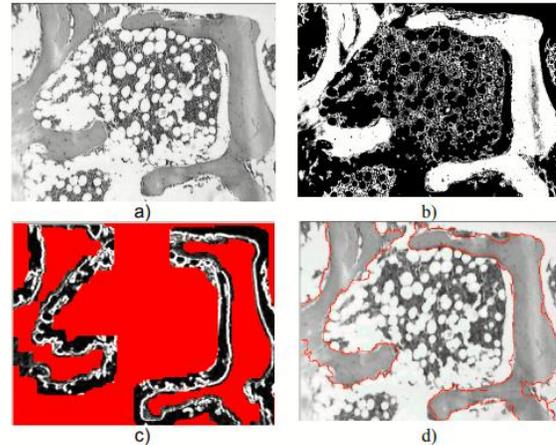


Figura 6. Determinación de los marcadores internos y externos mediante el sistema de inferencia difusa. a. Imagen original. b. Resultados del sistema de inferencia difusa. c. Marcadores internos y externos en conjunto con el gradiente. d. Aplicación de la T.W. con los marcadores obtenidos.

III. METODOLOGÍA

El presente trabajo propone la detección de la pupila utilizando un sistema basado en lógica difusa para segmentar imágenes oftalmológicas a color. El sistema difuso realiza una evaluación de los píxeles de la imagen utilizando los conjuntos difusos como el umbral para dividir la imagen en sus partes constituyentes hasta un nivel de subdivisión en el que se aíslan las regiones u objetos de interés sin transformarla a escala de grises. El sistema difuso utiliza sentencias cualitativas diseñadas para establecer una serie de reglas de la forma SI-ENTONCES que indican las diferentes tonalidades de color que tiene la imagen en función a un conjunto difuso de tipo

triangular como entrada del sistema, obteniendo una salida de las regiones de interés de la imagen como son la pupila y el borde del parpado. La Figura 7 muestra las diferentes etapas de la metodología que se implementa en esta investigación.

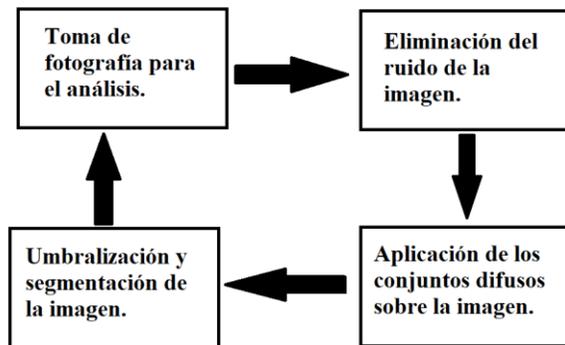


Figura 7. Etapas de la metodología propuesta para la resolución de la detección.

Toma de fotografía

El primer paso consiste en tomar la fotografía para su análisis. Se toma la fotografía de los ojos de manera frontal y sin artefactos como lentes físicos o de contacto con fondo blanco. La fotografía se puede tomar de tres maneras: Fotografía a rostro completo, ojo individual o los dos ojos al mismo tiempo (desde la ceja hasta la nariz). La mayoría de las fotografías o imágenes contienen ruido, como: la iluminación, la falta de enfoque en la cámara, saturación, ojos maquillados. Los ruidos en la imagen causan un mal entrenamiento del sistema para poder evaluar de una manera precisa el ojo y poder encontrar la pupila.

Eliminación del ruido de la imagen

En esta fase se verificará si la imagen tiene

ruido o es una imagen distorsionada, es decir; contiene perturbación que sufre una señal en el proceso de adquisición, transmisión o almacenamiento (Echeverri Arias, Rudas Castaño, Toscano Cuello, & Ballesteros Padilla, 2011). Para realizar la eliminación del ruido, se modifican los píxeles cuyo nivel de intensidad es muy diferente al de sus vecinos. El procedimiento consiste en generar una nueva imagen, cuya intensidad para cada píxel se obtiene promediando los valores de intensidad de los píxeles incluidos en un entorno de vecindad predefinido. En la Figura 8 se muestra un diagrama que representa la función que permite realizar un filtro en la imagen.

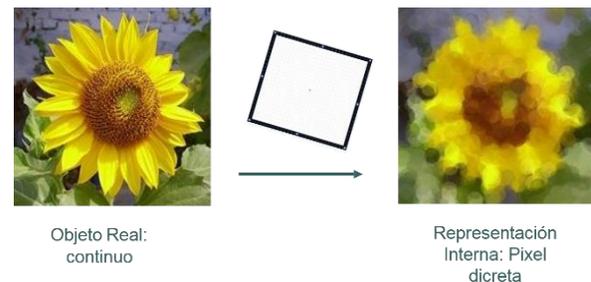


Figura 8. Diagrama del proceso de la eliminación del ruido en la imagen.

Existen una gran cantidad de algoritmos y métodos para la restauración y mejoramiento de imágenes. Para llevar a cabo el filtrado de las imágenes en este proyecto se harán mención a los filtros más relevantes considerados como factibles a aplicar en el procesamiento de las imágenes. Las técnicas de filtraje son transformaciones de la imagen píxel a píxel, que no depende solamente del nivel de gris de un determinado píxel, sino también del valor de los niveles de gris de los píxeles vecinos en la imagen original. El proceso de filtraje se realiza

utilizando matrices denominadas máscaras, que son aplicadas en la imagen. La imagen resultante de la aplicación de un filtro es una nueva imagen. Los filtros sirven para suavizar o realzar detalles de la imagen, o inclusive minimizar efectos de ruido. Uno de los filtros que se utilizaron en este proyecto es el filtro gaussiano, este filtro implementa máscaras que intentan imitar la forma de una gaussiana. En este filtrado se obtienen dos coordenadas de la imagen y una sigma que representa una desviación estándar de la probabilidad de distribución asociada. Esta desviación es el único parámetro del filtrado gaussiano y es proporcional al tamaño del área de los vecinos más cercanos en que opera el filtro (Echeverri Arias, et al. 2011).

Aplicaciones del conjunto difuso

La lógica difusa es una técnica que se perfila como uno de los enfoques que ofrece mejores resultados en el control de procesos mecánicos, modelaje de sistemas y clasificación, debido a su posibilidad de condensar una estructura de conocimiento generado a partir de ideas cualitativas del sistema. Utiliza funciones que permiten buscar valores de pertenencia de una situación cualitativa a una cuantitativa y generar una solución con valores imprecisos a valores correctos o que pertenecen a un conjunto específico. Estas funciones llamadas conjuntos difusos son una forma de representar gráficamente un conjunto borroso sobre un universo específico (Morales Luna, 2002).

En esta fase se lleva a cabo la principal

aplicación de la lógica difusa en nuestro proyecto. Consiste en el diseño de sistema de control, en donde a partir de una entrada genera una salida para poder actuar sobre determinados mecanismos. La función de entrada es el proceso por el cual se calculará el grado de pertenencia a uno o varios conjuntos difusos en que se divide el rango de valores posibles para dicha entrada. Para poder llevar a cabo el comportamiento del sistema, se establecieron una serie de reglas de las formas SI-ENTONCES para indicar la acción a realizar en función del conjunto al que pertenece la entrada al sistema, está estructurada de la siguiente manera: R: SI (x es A) ENTONCES (y será C). El SI es denominado antecedente, el cual contiene una o varias condiciones que se refieren, así cada una de las entradas del sistema pertenecen al conjunto difuso. El ENTONCES es denominado consecuente, el cual contiene los nombres de las variables lingüísticas que pertenecen a la salida del sistema si se cumple el antecedente correspondiente. Las reglas difusas definidas en el sistema están basadas en los colores RGB (del inglés R=Red, G=Green, B=Blue), se tiene en cuenta que los colores de los ojos varían (rojos, cafés, gris, verde, azul, etc.), las reglas difusas tienen como prioridad encontrar en escala de RGB el color del ojo, es decir, con la identificación del color podemos indicar la posición de la pupila y segmentar la parte que lo rodea, dejando un borde que representa el contorno del ojo y la posición de la pupila (Figura 9).

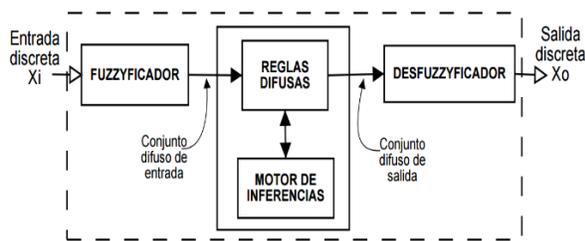


Figura 9. Imagen de la representación del proceso del sistema difuso.

El sistema difuso utiliza funciones triangulares, para resaltar la pupila y el borde ocular utilizando como entrada la información del color del ojo, la función triangular está definida mediante dos límites (inferior y superior), y un valor modal que representa el grado alto de pertinencia dentro del conjunto difuso. Los límites mínimo, máximo y el valor modal, evalúan con exactitud los colores de los píxeles dentro de la imagen, el límite mínimo siempre será menor al modal, y el límite máximo siempre será mayor al modal.

Umbralización y segmentación de la imagen

En esta fase se lleva a cabo la umbralización de la imagen después de haber sido procesada por el sistema difuso. La obtención del umbral nos permite binarizar la imagen separando adecuadamente el fondo y el objeto. El umbral son todos los niveles de intensidad de gris por debajo de la parte de interés, el resto los hace 0, la parte de interés los hace 1. En este artículo, se llevó a cabo la umbralización de la imagen mediante el método Otsu (Cattaneo, Larcher, Ruggeri, Herrera, & Bionni, 2011). Este método se

encarga de poder dividir la imagen en regiones o segmentos manipulables, es decir; subdivide la imagen en sus partes constituyentes u objetos, con el fin de separar las partes de interés del resto de la imagen (Cattaneo, et al. 2011). La Figura 10 muestra el proceso general de la umbralización por el método de Otsu.

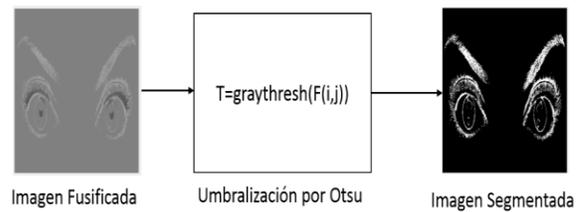


Figura 10. Umbralización por el método de Otsu.

Selección de la parte de interés de la imagen

En esta fase se llevó a cabo la selección de la parte de interés de la imagen, las técnicas de segmentación orientadas a las regiones tienen su base en las reglas de similitud y en la conectividad de los píxeles. Las regiones que forman mediante píxeles que tengan conectividad y presenten alguna propiedad de similitud y discrepancia respecto al resto de los píxeles que no pertenecen a la región. La primera técnica para experimentar se basa en el crecimiento de regiones, es decir; se elige un píxel semilla de la región a obtener y se aplica a sus vecinos la regla de similitud. Aquellos píxeles que cumplan se añadirán a la región creciente. Sobre estos nuevos píxeles añadidos se volverá aplicar la regla de similitud a sus vecinos. El algoritmo se detiene cuando los píxeles vecinos a la región creciente no

cumplan el criterio de similitud (Figura 11).

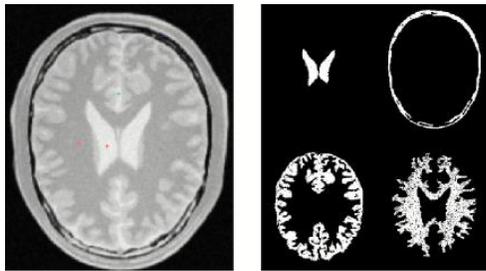


Figura 11. Ejemplo del encuentro de las regiones de una imagen.

El proceso de los conjuntos difusos se lleva a cabo de acuerdo con la Figura 12, se inserta la imagen Oftalmológica para ser evaluada mediante reglas difusas. La imagen en RGB es de 24 bits, cada canal tiene 8 bits, para el rojo, verde y azul, es decir; la imagen está compuesta de tres matrices, donde cada matriz puede almacenar píxeles con intensidad de brillo convencional del 0 al 255. El sistema difuso utiliza los canales RGB como datos de entrada para evaluar los píxeles de la imagen mediante reglas lingüísticas obteniendo una clasificación difusa de cada píxel.

El sistema difuso utiliza 3 entradas de tipo triangular, cada entrada cuenta con cinco conjuntos difusos que son representadas como `no_color`, `poco_color`, `medio_color`, `muy_color` y `color` que representan las tonalidades del sistema RGB con un rango del 0 al 255 de la gama de colores, donde los píxeles de la imagen serán evaluados mediante reglas lingüísticas de la forma Si – Entonces. Estas reglas son creadas mediante la combinación de colores en RGB, por ejemplo, Si x es A entonces y es B. Para la salida del conjunto

difuso se utiliza la función triangular representada en dos acciones.

- ✓ La primera acción es si el píxel es del color establecido con las reglas difusas, el algoritmo lo toma y lo etiqueta como un objeto.
- ✓ Si el píxel es de un color no establecido con las reglas difusas, el algoritmo lo descarta y lo etiqueta como no objeto.

Posteriormente la imagen es segmentada, es decir se elige un píxel semilla de la región a obtener y se aplica a sus vecinos la regla de similitud. Aquellos píxeles que cumplan se añaden a la región creciente, sobre estos nuevos píxeles añadidos se volverá aplicar la regla de similitud a sus vecinos. El algoritmo se detiene cuando los píxeles vecinos a la región creciente no cumplan el criterio de similitud. Obteniendo al final una imagen procesada.

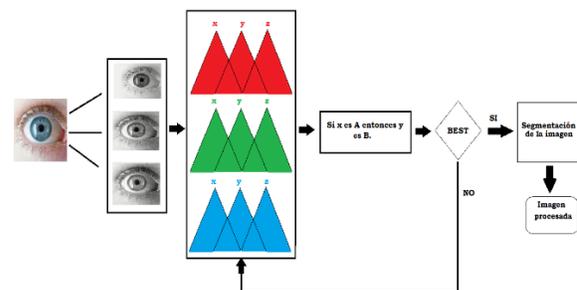


Figura 12. Proceso de los conjuntos difusos para encontrar los colores mediante las reglas de Mamdani

La Figura 13 muestra el proceso del sistema difuso propuesto para encontrar la región de interés. El diagrama consiste en cinco pasos, el primer paso es la selección de la imagen para ser evaluada. En el paso dos, la imagen es redimensionada, ayudando el tiempo de

evaluación de los píxeles. El tercer paso consiste en la evaluación de la imagen por los conjuntos difusos, el sistema difuso utiliza tres entradas de tipo triangular, cada entrada representa un color en el sistema RGB y una salida con dos acciones. El cuarto paso consiste en encontrar el umbral de la imagen después de haber sido procesada por el sistema difuso. El umbral son todos los niveles de gris debajo de la parte de interés representados como 1 y el resto se vuelven 0 permitiendo separar el fondo y el objeto de interés. El quinto paso es la segmentación de la imagen, se basa en el crecimiento de regiones, es decir, se elige un píxel semilla de la región a obtener y se aplica a sus vecinos la regla de similitud. Si la región es encontrada el algoritmo finaliza, si es lo contrario, la imagen pasa por los conjuntos difusos para ser evaluada nuevamente y encontrar la región de interés.

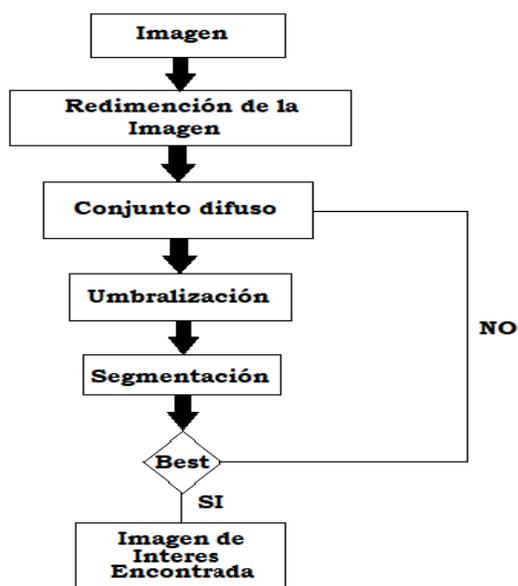


Figura 13. Diagrama de flujo de los procesos del sistema, para la evaluación de la imagen oftalmológica.

IV. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Parámetros y materiales

En este trabajo se utilizó un sistema difuso con 3 entradas de tipo triangular, cada entrada representa un color en el sistema de colores RGB. En la Figura 14, se observa la entrada para el canal rojo utilizando cinco conjuntos difusos que representan las tonalidades de ese color con rangos que van desde el 0 al 255 utilizando variables lingüísticas de la forma “no color, poco color, medio color, muy color, color”. La Figura 15 representa el color verde, la Figura 16 el color azul.

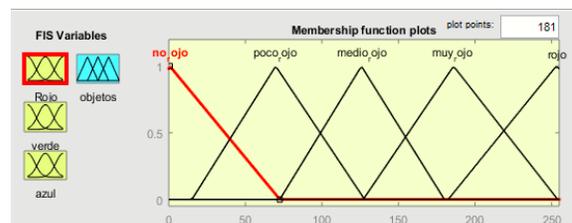


Figura 14. Entradas del conjunto difuso con la función triangular, mediante el color rojo.

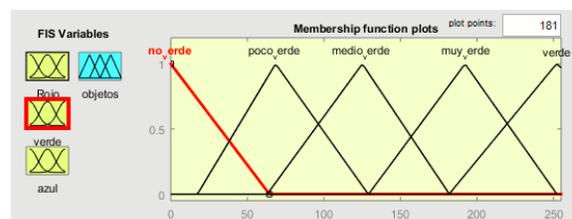


Figura 15. Entradas del conjunto difuso con la función triangular, mediante el color verde.

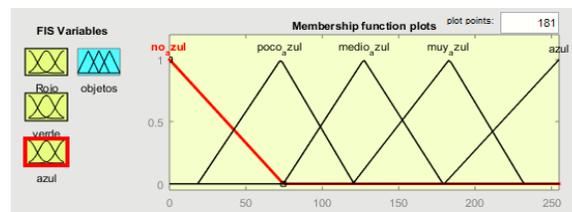


Figura 16. Entradas del conjunto difuso con la función triangular, mediante el color azul.

La evaluación de los píxeles se realiza con diferentes conjuntos de reglas difusas de la forma SI-ENTONCES, las cuales se representan en la Figura 17. Las reglas difusas se crearon mediante la combinación de los colores en RGB, solo para los colores existentes y comunes de ojos (verde, castaño oscuro, azul, castaño claro, etc.).

1. If (Rojo is no_rojo) and (verde is poco_verde) and (azul is muy_azul) then (objetos is objeto) (1)
2. If (Rojo is no_rojo) and (verde is medio_verde) and (azul is muy_azul) then (objetos is objeto) (1)
3. If (Rojo is no_rojo) and (verde is medio_verde) and (azul is azul) then (objetos is objeto) (1)
4. If (Rojo is medio_rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is azul) then (objetos is objeto) (1)
5. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is azul) then (objetos is objeto) (1)
6. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is verde) and (azul is azul) then (objetos is objeto) (1)
7. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is medio_verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
8. If (Rojo is medio_rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
9. If (Rojo is rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
10. If (Rojo is rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is medio_azul) then (objetos is objeto) (1)
11. If (Rojo is no_rojo) and (verde is medio_verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
12. If (Rojo is no_rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
13. If (Rojo is no_rojo) and (verde is verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
14. If (Rojo is medio_rojo) and (verde is verde) and (azul is medio_azul) then (objetos is objeto) (1)
15. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is verde) and (azul is muy_azul) then (objetos is objeto) (1)
16. If (Rojo is medio_rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
17. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is verde) and (azul is no_azul) then (objetos is objeto) (1)
18. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is verde) and (azul is medio_azul) then (objetos is objeto) (1)
19. If (Rojo is muy_rojo) and (verde is verde) and (azul is muy_azul) then (objetos is objeto) (1)
20. If (Rojo is no_rojo) and (verde is muy_verde) and (azul is medio_azul) then (objetos is objeto) (1)

Figura 17. Representación un conjunto de reglas difusas.

En la Figura 18, se muestran las salidas del conjunto difuso. En este trabajo se emplea una salida tipo triangular, representando dos acciones, es decir; si el algoritmo evalúa el píxel de un color establecido con las reglas difusas, lo reconoce como un objeto de interés dentro de la imagen y lo etiqueta, si el píxel es de un color no establecido con las reglas difusas, el algoritmo lo descarta y etiqueta como “no objeto”.

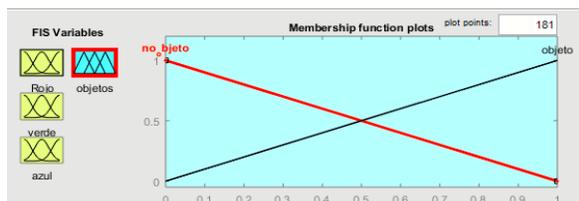


Figura 18. Salida del sistema difuso, representados como objeto y no objeto.

Resultados experimentales

La primera prueba evaluó diferentes imágenes de ojos de diferentes colores utilizando un conjunto de 22 reglas difusas. En la Figura 19, el lado izquierdo de la imagen muestra los ojos en su color original a procesar en el sistema. La imagen del centro muestra las imágenes de los ojos procesadas por el sistema. El lado derecho muestra la imagen obtenida al generar la segmentación. Para la segunda prueba se aumentaron las reglas difusas, obteniendo 30 reglas efectivas, esto fue realizado para comprobar si el borde ocular podría ser captado mejor (ver Figura 20). Para la tercera prueba se eliminaron reglas difusas dejando solo 9 reglas, para poder encontrar de forma efectiva la pupila y el borde del ojo como se muestra en la Figura 21.

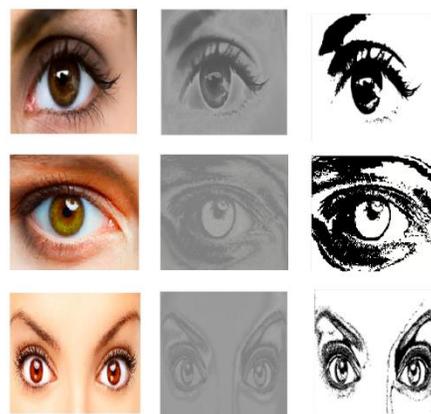


Figura 19. Imágenes de ojos color café oscuro, castaño claro y rojo para la primera prueba preliminar que fue tratada y procesada, mediante las 22 reglas difusas.

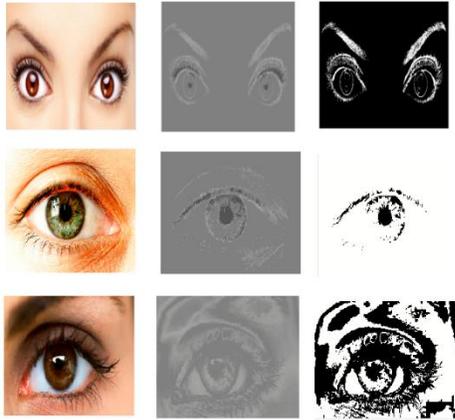


Figura 20. Imagen de ojos color rojo, verde y azul que fueron tratadas y procesadas en las 30 reglas del conjunto difuso.

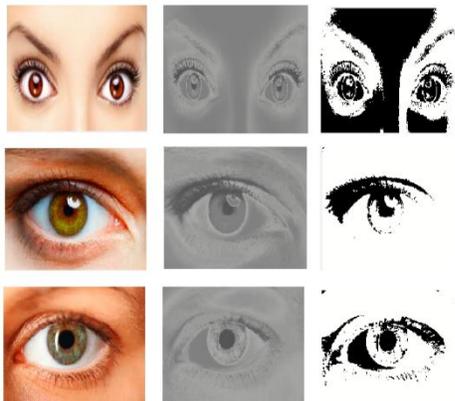


Figura 21. Imagen de ojos color rojo, cafés claros, y verde, que fueron tratadas y procesadas en las 9 reglas del conjunto difuso.

La Tabla 1 representa el porcentaje de clasificaciones de las imágenes oftalmológicas obtenidas con diferentes conjuntos de reglas difusas. La tabla está dividida de la siguiente manera, la columna uno describe el color de los ojos que contiene las imágenes, la columna dos muestra los conjuntos de reglas lingüísticas con las que trabajo el sistema, la tercer columna indica la cantidad de imágenes con las que se hicieron pruebas, la columna cuatro indica las imágenes clasificadas correctamente por el sistema, la columna cinco muestra las imágenes no clasificadas por el sistema, la última columna muestra el porcentaje de clasificación obtenido por el sistema utilizando imágenes oftalmológicas a color.

Tabla 1. Resultados obtenidos por el sistema difuso.

Color de ojos de imágenes oftalmológicas	Conjunto de reglas lingüísticas	Cantidad de Imágenes Oftalmológicas.	Imágenes Clasificados por el sistema	Imágenes NO Clasificados por el sistema	% de Clasificación de imágenes Oftalmológicas
Rojo	22	10	8	2	80%
	30		6	4	60%
	9		9	1	90%
Castaño oscuro	22	15	13	2	86.66%
	30		9	6	60%
	9		12	3	80%
Azul	22	17	15	2	88.23%
	30	13	9	3	69.23%
	9	13	11	2	84.61%
Castaño Claro	22	20	16	4	80%
	30		13	7	65%
	9		17	3	85%

IV. CONCLUSIÓN

En este artículo se propuso un algoritmo para localizar la pupila en imágenes oftalmológicas. El algoritmo se basa en la teoría de conjuntos difusos aplicados a la segmentación de imágenes a calor. Los conjuntos difusos son de tipo triangular, representando la escala del sistema de colores en RGB. La imagen oftalmológica está compuesta por tres matrices, cada matriz representa un color del sistema RGB, por lo tanto, una matriz pertenece a un conjunto de entrada del sistema difuso. Los píxeles de la imagen son evaluados a través de un conjunto de reglas lingüísticas, cada regla verifica si el píxel se encuentra en una escala del color al que pertenece y si la combinación de los tres conjuntos pertenece a un objeto de interés dentro de la imagen. La salida del sistema utiliza conjuntos de tipo triangular y defusifica a través del método de Mamdani. El resultado del sistema es una imagen en escala de grises donde los píxeles de interés son resaltados por las reglas difusas, obteniendo los bordes correspondientes a las áreas a segmentar, generando un proceso de segmentación de la pupila eficiente.

Para comprobar si el sistema es eficiente se realizaron pruebas con diferentes conjuntos de

reglas. La primera prueba se realizó con un conjunto de 22 reglas lingüísticas, encontrando los bordes de la pupila y del ojo, sin embargo, se observa que se seleccionan diferentes rasgos del ojo, generando distorsión en la imagen resultante. En la segunda prueba las imágenes fueron procesadas con 30 reglas lingüísticas, encontrando en ellas el borde de la pupila y del ojo definidos con mayor intensidad que en la primera prueba. En la tercera prueba se procesan imágenes con 9 reglas lingüísticas, obteniendo menos rasgos del ojo evitando generar ruido, y seleccionado con mayor precisión el borde ocular y la pupila. En trabajos futuros, se continuará perfeccionando este algoritmo para reducir el tiempo de procesamiento y aumentar la exactitud y precisión en la estimación del análisis del ojo y sus partes constituyentes y así generar un posible diagnóstico de alguna enfermedad ocular.

REFERENCES

- Impulsive noise elimination in color images using interpolation with radial-basis functions. (200).
- Agustina Bouchet, M. B. (Mes 20XX). Morfología Matemática Difusa aplicada a la segmentación de angiografías retinales. *Revista Argentina de Bioingeniería*, 1-4.
- Ahmed, A., Ritambhar, B., Kaamran, R., & Vasudevan, L. (27 September 2015). Optic Disc and Optic Cup Segmentation Methodologies for Glaucoma Image Detection: A Survey.
- Almazroa, A., Burman, R., Raahemifar, K., & Lakshminarayanan, V. (25 de September de 2015). Optic Disc and Optic Cup Segmentation Methodologies for Glaucoma Image Detection: A Survey. (C. Costagliola, Ed.) *Journal of Ophthalmology*, 2015, 1-28.
- Báez Rojas, J. J., Guerrero, M. L., Conde Acevedo, J., Padilla Vivanco, A., & Urcid Serrano, G. (22 de abril de 2004). Segmentación de imágenes de color. *Revista mexicana de física*, 50(6).
- Ballarin, M. A. (JUNE 2008). Segmentación de imágenes utilizando la transformada Waterhed: obtención de marcadores mediante lógica difusa. *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, 1-6.
- Bouchet, A., Brun, M., & Ballarin, V. (January de 2010). Morfología Matemática Difusa aplicada a la segmentación de angiografías retinales. *REVISTA ARGENTINA DE BIOINGENIERIA*, XX(XX), 1-4.
- Cattaneo, C. A., Larcher, L. I., Ruggeri, A. I., Herrera, A. C., & Biasoni, E. M. (Noviembre de 2011). Métodos de Umbralización de Imágenes Digitales Basados en Entropía de Shannon y Otros. *Asociación Argentina de Mecánica Computacional*, XXX, 2785-2805.
- Daniel, E., Eric, B., & Na, J. (October 25, 2011). Pupil-segmentation-based adaptive optical microscopy with full-pupil illumination. (2-4).
- E. Milkie, D., Betzig, E., & Ji, N. (1 de November de 2011). Pupil-segmentation-based adaptive optical microscopy with full-pupil illumination. *Optical Society of America*, 36(21), 2-3.
- Echeverri Arias, J. A., Rudas Castaño, J. E., Toscano Cuello, R., & Ballesteros Padilla, R. (2011). Impulsive noise elimination in color images using interpolation with radial-basis functions. *UNIVERSIDAD FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS*, 16(1), 27-35.
- Echeverri, J. R. (2011). Impulsive noise elimination in color images using interpolation with radial-basis functions. 16(1).
- Gonzalez, M. A., & Ballarin, V. L. (June de 2008). Segmentación de imágenes utilizando la transformada Watershed: obtención de marcadores mediante lógica difusa. *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, 6(2), 223-227.

- L. Vázquez, R., F. Perdigón, R., & C. R. Vázquez, S. (June 2014). Pupil segmentation algorithm in low resolution images. *ResearchGate*, 1-5.
- Luengo-Oroz, M., Faure, E., & Angulo, J. (6 de April de 2009). Robust iris segmentation on uncalibrated noisy images using mathematical morphology. *Elsevier*, 278-284.
- Luna, G. M. (2002). Introducción a la lógica difusa. 6(1).
- Miguel A. , L.-O., Emmanuel , F., & Jesús , A. (2009). Robust iris segmentation on uncalibrated noisy images using mathematical morphology. (1-7).
- Morales Luna, G. (17 de febrero de 2002). Introducción a la lógica difusa. *Centro de Investigación y Estudios Avanzados del IPN*.
- Perez C., M., Cuevas, E., & Zaldivar, D. (2008). SEGMENTACION DIFUZA. *Revista Digital Científica y Tecnológica*, 6, 1-26.
- Sanchiz Redondo, R. (09 de 03 de 2011). *Segmentación de irís mediante contornos activos*. España: Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Tecnología Electrónica.
- Vázquez Romaguera, L., Perdigón Romero, F., & Vázquez Seisdodos, C. R. (03 de Jan de 2014). Algoritmo de segemntación de pupila en imágenes de baja resolución. *International Conference on Electrical Engineering FIE*, 1- 4.

Acerca de los autores



Ana Lucía Antonio Vázquez, se recibe como técnico en Informática en junio del 2013, en el Centro de Bachillerato Tecnológico industrial y de Servicio Número 91 en la Cd. de Ixtepec Oaxaca. Pasante de la Licenciatura en Informática, por la Universidad del Istmo Campus Ixtepec, Oaxaca, México. Actualmente es tesista en el área de procesamiento digital de imágenes, en la Universidad del Istmo Campus Ixtepec, para la obtención del título en Lic. en Informática.



Luis Alberto Hernández Montiel, obtiene el grado de Licenciado en informática en abril del 2011 y el grado de Maestro en Sistemas Computacionales en noviembre del 2013, por el Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco Tlaxcala México. Actualmente es profesor-investigador del departamento de informática en la universidad del istmo campus Ixtepec, Ciudad Ixtepec, Oaxaca, México. Sus áreas de interés son: Algoritmos Bioinspirados, Metaheurísticas, Optimización combinatorial y Bioinformática, Lógica Difusa, Realidad Aumentada, RNAs.



Nayeli Joaquinita Meléndez Acosta obtuvo el grado de Maestra en Inteligencia Artificial en 2013 por la Universidad Veracruzana y es Ingeniero en Computación egresada de la Universidad Autónoma de Tlaxcala en 2006 y además cuenta con un diplomado en Competencias Pedagógicas. Actualmente es Profesora-Investigadora de tiempo completo en la Universidad del Istmo campus Ixtepec. Previamente fue profesora en varias universidades como en la Universidad Autónoma de Tlaxcala y la Universidad Politécnica de Tlaxcala región Poniente, entre otras. Sus líneas de investigación son Aplicaciones Móviles, Aplicaciones Educativas, Algoritmos Bioinspirados y Procesamiento de Imágenes. En sus pasatiempos le gusta programar y leer.