



**INSTITUTO POLITÉCNICO
NACIONAL**

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN
COMPUTACIÓN**

**Sistema integral de análisis para la
prevención de la ceguera**

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

PRESENTA

Ing. Andrés García Floriano

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Edgardo Manuel Felipe Riverón

México, D.F. Junio de 2011



Agradecimientos

A Dios... por todas las oportunidades recibidas hasta ahora, por cuidarme y por permitirme llegar a este momento.

A mis padres y a mis hermanas... por su compañía y apoyo a lo largo de todos estos años.

A la familia Floriano... por ser un ejemplo de unidad.

Al Dr. Edgardo... por darme la oportunidad de ser su alumno, por compartir sus conocimientos conmigo y por sus consejos más allá de lo académico.

A los doctores Marco Moreno Ibarra, Oleksiy Pogrebnyak, Nareli Cruz Cortés y Sandra Ortiz Yáñez... por sus comentarios y observaciones que permitieron mejorar este trabajo.

A los profesores del CIC... por compartir sus conocimientos, por la formación recibida.

A la generación A09 de la Maestría en Ciencias de la Computación (Betty, Christian, Ricardo, Juan Pablo, Enrique, Rodrigo y Luis Alejandro)... por su amistad y por ser las personas más capaces con las que he tenido el honor de convivir en toda mi trayectoria académica.

A mis compañeros y amigos del Laboratorio de Inteligencia Artificial y del CIC (Raúl, Alfonso, Blanca, Obdulia, Teresa, Luis Z., Mauricio, Laura E., Julio, Roberto, Antonio, Laura, Juan E.,...) por su compañía, por ser personas con las que pude y siempre podré contar.

A Luis Horna Carraza, Manuel A. Paredes, Natalia Ramírez y Angelina Reyes Medina... por ser los únicos amigos de la ESCOM que siguieron este camino.

A Beatriz A. Garro Licón y a Beatriz Alcalá Torres... por que a través de su amistad recibí una gran lección de vida.

A los antiguos amigos (Héctor, Javier, Emma, Saúl, Gabriel, Francisco, Alfonso, Antonio, Spencer, Efraín,...) por su compañía en los momentos buenos y malos.

Lista de Contenido

<i>Resumen</i>	4
<i>Abstract</i>	5
<i>Agradecimientos</i>	6
<i>Lista de figuras</i>	13
<i>Lista de tablas</i>	17
<i>Glosario de siglas</i>	22
<i>Capítulo 1 Introducción</i>	23
1.1 <i>El problema a resolver</i>	23
1.2 <i>Justificación</i>	24
1.3 <i>Hipótesis</i>	25
1.4 <i>Objetivo general</i>	25
1.5 <i>Objetivos particulares</i>	25
1.6 <i>Especificidad del problema</i>	26
1.7 <i>Consideraciones generales</i>	26
1.8 <i>Medios utilizados</i>	27
1.9 <i>Apoyos recibidos</i>	27
1.10 <i>Contribuciones</i>	27
1.11 <i>Organización del documento</i>	28
<i>Capítulo 2 Estado del arte</i>	29
2.1 <i>Antecedentes</i>	29
2.2 <i>Estado del arte</i>	30
2.2.1 <i>Sistemas de análisis de retinas</i>	30
2.2.2 <i>Detección de afecciones en imágenes de retina</i>	33
2.2.3 <i>Segmentación de los elementos anatómicos estructurales en imágenes de retina</i> .	38

2.2.4 Sistemas expertos	41
<i>Capítulo 3 Conceptos básicos y definiciones</i>	43
<i>3.1 Procesamiento digital de imágenes</i>	43
3.1.1 Conceptos fundamentales	43
3.1.2 Espacios de color.....	45
3.1.2.1 Modelo de color RGB.....	45
3.1.2.2 Modelo de color HSI	46
3.1.3 Transformación de imágenes en colores a imágenes en escala de grises.....	48
3.1.3.1 Transformación de las componentes RGB a escala de grises	49
3.1.4 Limpieza de ruido.....	50
3.1.5 ¿Por qué utilizar el plano verde?	50
3.1.6 Operaciones aritméticas y lógicas en imágenes digitales.....	51
3.1.7 Interpolación bilineal	52
3.1.8 Mejoramiento del contraste.....	53
3.1.9 Umbralado	54
3.1.9.1 Método de umbralado de Otsu	54
3.1.10 Etiquetado de componentes conexas.....	55
3.1.11 Morfología matemática	57
3.1.11.1 Generalidades	57
3.1.11.2 Morfología en niveles de gris	58
3.1.11.3 Elemento de estructura	58
3.1.11.3.1 Atributos de un elemento de estructura	58
3.1.11.4 Operadores básicos.....	59
3.1.11.4.1 Erosión	59
3.1.11.4.2 Dilatación	60
3.1.11.4.3 Apertura y clausura.....	60

3.1.11.4.4 Sombrero de copa (Top-hat)	61
3.11.4.4.1 Aplicación: Operador de mejoramiento de contraste	62
3.1.11.5 Transformaciones geodésicas	63
3.1.11.5.1 Erosión geodésica	63
3.1.11.5.2 Dilatación geodésica	64
3.1.11.6 Reconstrucción morfológica.....	65
3.1.11.6.1 Reconstrucción por erosión	65
3.1.11.6.2 Reconstrucción por dilatación	65
3.1.11.7 Filtros morfológicos.....	66
3.1.11.7.1 Filtros secuenciales	67
3.2 Sistemas difusos.....	67
3.2.1 Conjuntos difusos	69
3.2.2 Funciones de membresía de conjuntos difusos.....	70
3.2.3 Variable lingüística	73
3.3 Oftalmología	74
3.3.1 Estructuras oculares.....	74
3.3.2 La retina humana	75
3.3.2.1 Estructura macroscópica de la retina	76
3.3.3 Importancia del análisis de retinas	76
3.3.4 Elementos estructurales del ojo	77
3.3.4.1 Mácula lútea	77
3.3.4.1.1 Fóvea	78
3.3.4.1.2 Foveola	78
3.3.4.2 Papila óptica o disco óptico	79
3.3.4.3 Redes vasculares venosa y arterial	79

3.3.5 Características morfológicas y morfométricas de los elementos estructurales de la retina humana normal	79
3.3.5.1 Características morfológicas	80
3.3.5.2 Características morfométricas	80
3.3.5.3 Características de la retina de acuerdo a la edad	81
3.3.6 Afecciones y enfermedades tratadas.....	81
3.3.6.1 Microaneurismas	82
3.3.6.2 Exudados	82
3.3.6.3 Hemorragias.....	83
3.3.6.4 Drusas (Drusen).....	84
3.3.6.5 Espículas.....	85
3.3.7 Enfermedades que propenden a la ceguera.....	85
3.3.7.1 Glaucoma (G)	86
3.3.7.1.1 Detección del glaucoma en imágenes oftalmoscópicas de retina	86
3.3.7.2 Retinopatía diabética (RD).....	87
3.3.7.3 Retinopatía hipertensiva (RH).....	88
3.3.7.4 Degeneración macular dependiente de la edad (DMDE).....	89
3.3.7.5 Retinosis pigmentaria (RP).....	90
Capítulo 4 Solución del problema	92
4.1 Arquitectura del sistema	92
4.1.1 Proceso general de atención a los pacientes.....	92
4.1.2 Arquitectura del núcleo del sistema	94
4.2 Módulos del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera.....	94
4.2.1 Módulo de flujo de la información y control	96
4.2.1.1 Algunos componentes del módulo de flujo de la información y control.	97
4.2.2 Módulo de análisis de imágenes.....	101

4.2.2.1 Metodología global de análisis	101
4.2.2.2 Análisis de la papila óptica (o disco óptico)	102
4.2.2.3 Análisis de la mácula lútea.....	103
4.2.2.4 Análisis de la normalidad de la retina	105
4.2.2.5 Detección de los microaneurismas.....	110
4.2.2.6 Detección de los exudados	113
4.2.2.7 Detección de las hemorragias.....	113
4.2.2.8 Detección de las drusas.....	118
4.2.2.9 Detección de las espículas.....	120
4.2.3 Módulo de análisis de las variables y factores de riesgo	122
4.2.3.1 Sistema difuso	122
4.2.3.2 Prediagnóstico del glaucoma	123
4.2.3.2.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo	123
4.2.3.3 Prediagnóstico de la retinopatía diabética	126
4.2.3.3.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo	127
4.2.3.4 Prediagnóstico de la retinopatía hipertensiva	128
4.2.3.4.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo	129
4.2.3.5 Prediagnóstico de la degeneración macular dependiente de la edad	129
4.2.3.5.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo	131
4.2.3.6 Prediagnóstico de la retinosis pigmentaria	131
4.2.3.6.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo	132
Capítulo 5 Evaluación de los resultados.....	133
5.1 Resultados del módulo de flujo de la información y control	133
5.1.1 Pruebas de conectividad del módulo de flujo de la información y control	134
5.1.2 Pruebas de la interfaz gráfica del módulo	134
5.2 Resultados del módulo de análisis de imágenes.....	135

5.2.1 Resultados del algoritmo de localización de la papila óptica.	135
5.2.2 Características de las imágenes de fondo de ojo analizadas	136
5.2.3 Resultados del algoritmo para la localización de la mácula lútea	136
5.2.4 Resultados del método para analizar la normalidad de la retina	137
5.2.5 Resultados del algoritmo para la detección de los microaneurismas	138
5.2.6 Resultados del algoritmo para la detección de los exudados.....	138
5.2.7 Resultados del algoritmo para la detección de las hemorragias	143
5.2.8 Resultados del algoritmo para la detección de las drusas.....	146
5.2.9 Resultados del algoritmo para la detección de las espículas.....	149
5.3 Resultados del módulo de análisis de variables y factores de riesgo.....	152
<i>Capítulo 6 Conclusiones</i>	153
6.1 Conclusiones.....	153
6.2 Recomendaciones	155
6.3 Trabajos futuros.....	156
Referencias.....	156

Lista de figuras

Figura 3. 1 Convención de ejes empleada para la representación de las imágenes digitales.	44
Figura 3. 2 Representación de un pixel en una imagen digital.	44
Figura 3. 3 Imagen en colores.	45
Figura 3. 4 Cubo de color RGB.	46
Figura 3. 5 (a) Imagen true color. (b) Componente roja del espacio RGB. (c) Componente verde del espacio RGB (d) Componente azul del espacio RGB.	47
Figura 3. 6 Representación del espacio de color HSI.	47
Figura 3. 7 (a) Imagen en color RGB. (b) Componente de matiz. (c) Componente de saturación. (d) Componente de intensidad.	48
Figura 3. 8 (a) Imagen original en colores. (b) Imagen en escala de grises obtenida con la Ec. 3.1. (c) Imagen en escala de grises obtenida con la Ec. 2.2.	49
Figura 3. 9 Imagen binaria.	49
Figura 3. 10 (a) Imagen en colores; (b) Canal rojo en niveles de gris; (c) Canal verde en niveles de gris; (d) Canal azul en niveles de gris.	50
Figura 3. 11 Espectro de frecuencias visibles para el ojo humano.	51
Figura 3. 12 (a) Imagen en colores A; (b) Imagen en colores B; (c) Suma de A y B.	51
Figura 3. 13 (a) Imagen original. (b) Resultado de aplicar la ecuación 3.4; (c) Histograma de la imagen original; (d) Histograma de la imagen resultante del estiramiento del histograma..	54
Figura 3. 14 (a) Imagen original. (b) Umbralado mediante Otsu; (c) Umbralado simple.	55
Figura 3. 15 Un conjunto de pixeles 4-conectado.	55
Figura 3. 16 Un conjunto 8-conectado.	56
Figura 3. 17 (a) Imagen binaria; (b) Imagen binaria etiquetada.	56
Figura 3. 18 (a) Ejemplo de un EE binario de 7 pixeles de diámetro; (b) Ejemplo de un EE en niveles de gris de 7 pixeles de diámetro.	58
Figura 3. 19 Erosión de una imagen en escala de grises. (a) Imagen original; (b) Imagen erosionada.	59
Figura 3. 20 Dilatación de una imagen en escala de grises. (a) Imagen original; (b) Imagen dilatada.	60

Figura 3. 21 (a) Imagen original; (b) Imagen con apertura; (c) Imagen con clausura; (d) EE usado para las operaciones.	61
Figura 3. 22 WTH y BTH de una señal 1-D. (a) Señal original y su apertura; (b) WTH; (c) Señal original y su clausura. (d) BTH.....	62
Figura 3. 23 Erosión geodésica de una señal marcadora f con una señal máscara g. (a) Señal marcadora y señal máscara; (b) Erosión elemental de f. (c) Erosión geodésica de f con respecto a g.....	64
Figura 3. 24 Dilatación geodésica de una señal marcadora f con una señal máscara g. (a) Señal marcadora y señal máscara; (b) Dilatación elemental de f; (c) Dilatación geodésica de f con respecto a g. (a) Señal marcadora y señal máscara; (b) Dilatación elemental de f	65
Figura 3. 25 Reconstrucción por erosión. (a) Imagen máscara; (b) Imagen marcadora; (c) Reconstrucción por erosión de la imagen máscara a partir de la marcadora.	66
Figura 3. 26 Reconstrucción por dilatación. (a) Imagen máscara; (b) Imagen marcadora; (c) Reconstrucción por dilatación de la imagen máscara a partir de la marcadora.	66
Figura 3. 27 Filtro morfológico secuencial. (a) Imagen con ruido aditivo;(b) Resultado de aplicar un filtro Open-Close con un EE cuadrado de 3px de lado.....	68
Figura 3. 28 Ejemplo de conjuntos difusos para la variable estatura.....	69
Figura 3. 29 Funciones de membresía para la edad adulta. (a) Función clásica; (b) Función difusa.....	70
Figura 3. 30 Términos relacionados con los conjuntos difusos.	70
Figura 3. 31 Función de membresía trapezoidal.....	71
Figura 3. 32 Función tipo <i>Singleton</i>	72
Figura 3. 33 Función tipo triangular.....	72
Figura 3. 34 Función tipo S.....	73
Figura 3. 35 Función tipo π (con forma de campana).....	73
Figura 3. 36 Globo ocular.....	74
Figura 3. 37 Retina humana.	76
Figura 3. 38 Mácula lútea (a) localización de la mácula. (b) Fóvea.....	78
Figura 3. 39 Papila óptica. (a) Localización de la papila óptica; (b) Copa fisiológica (zona blanca).....	79

Figura 3. 40 Algunas afecciones de la retina. (a) Microaneurismas; (b) Exudados duros; (c) Exudados suaves.	83
Figura 3. 41 Tipos de hemorragias. (a) Hemorragia prerretinal; (b) Hemorragia intrarretinal.	84
Figura 3. 42 Drusas confluentes maculares.	85
Figura 3. 43 Retina con espículas.	85
Figura 3. 44 Glaucoma. (a) Visión de una persona con glaucoma; (b) Retina Glaucomatosa.	86
Figura 3. 45 Retinopatía diabética (RD). (a) Visión de un paciente con RD; (b) Neovascularización.	88
Figura 3. 46 Retinopatía hipertensiva.	89
Figura 3. 47 Degeneración Macular Dependiente de la Edad.	90
Figura 3. 48 Retinosis pigmentaria.	91
Figura 4. 1 Proceso de prediagnóstico del paciente.	94
Figura 4. 2 Estructura del núcleo del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera y su flujo de la información.	95
Figura 4. 3 Pantalla de inicio de sesión o login del sistema.	98
Figura 4. 4 Pantalla para dar de alta a los pacientes en el sistema.	99
Figura 4. 5 Pantalla en la que se muestran los datos contenidos en la bitácora del paciente.	100
Figura 4. 6 Pantalla que muestra el contenido del prediagnóstico hecho al paciente.	100
Figura 4. 7 Metodología global de análisis de la propuesta.	104
Figura 4. 8 Método para la localización de la papila óptica.	105
Figura 4. 9 Procedimiento para analizar la papila óptica.	106
Figura 4. 10 Metodología para localizar la mácula lútea.	107
Figura 4. 11 Método de análisis por promedio de líneas.	108
Figura 4. 12 Método por promedio de círculos.	108
Figura 4. 13 Método propuesto para la detección de los microaneurismas.	112

Figura 4. 14 Método propuesto para la segmentación de los exudados.	115
Figura 4. 15 Método propuesto para la segmentación de las hemorragias.	117
Figura 4. 16 Método propuesto para la segmentación de las hemorragias subretiniales. ..	118
Figura 4. 17 Método propuesto para la segmentación de las drusas.....	119
Figura 4. 18 Metodología propuesta para la segmentación de las espículas.	121
Figura 4. 19 Arquitectura del sistema difuso empleado en el módulo de generación de prediagnósticos.....	123

Lista de tablas

Tabla 3. 1 Características morfológicas de los elementos estructurales.	80
Tabla 3. 2 Características morfológicas de la retina normal y las redes venosa y arterial. ...	80
Tabla 3. 3 Características morfométricas de la retina (en micras).	81
Tabla 4. 1 Funciones asignadas a cada uno de los módulos del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera.	95
Tabla 4. 2 Algunas opciones para el desarrollo de la interfaz gráfica.	97
Tabla 4. 3 Resultados del módulo de análisis que serán almacenados en la base de datos.	121
Tabla 4. 4 Factores de riesgo del glaucoma.	124
Tabla 4. 5 Evaluación de los factores de riesgo para el Glaucoma.	125
Tabla 4. 6 Factores de riesgo de la retinopatía diabética.	127
Tabla 4. 7 Factores de riesgo de la retinopatía hipertensiva.	128
Tabla 4. 8 Factores de riesgo para la degeneración macular dependiente de la edad.	130
Tabla 4. 9 Factores de riesgo para la retinosis pigmentaria.	131
Tabla 5. 1 Resultados del algoritmo para detectar la papila en números absolutos y en por cientos.	135
Tabla 5. 2 Resultados del método para la localización de la mácula lútea en números absolutos y en por cientos.	136
Tabla 5. 3 Resultados del método para analizar la normalidad de la retina en números globales y en por cientos.	137
Tabla 5. 4 Resultados del método para detectar microaneurismas.	139
Tabla 5. 5 Resultados del método para detectar los exudados.	141
Tabla 5. 6 Resultados del método para la detección de las hemorragias.	144
Tabla 5. 7 Resultados del método para la detección de las drusas.	147
Tabla 5. 8 Resultados del método de detección de espículas.	150

Tabla 5. 9 Resultados del módulo de análisis de variables y factores de riesgo en números globales y en por cientos. 152

Resumen

Este trabajo presenta un sistema integral de análisis masivo de retinas humanas, que brinda un prediagnóstico sobre la base del análisis de los antecedentes médicos y datos personales del paciente, de los antecedentes médicos de sus familiares, de algunas mediciones básicas, del resultado del análisis de cuatro imágenes oftalmoscópicas de retina en colores y de la incidencia de los factores de riesgo relacionados con las enfermedades de la retina que se analizan. El prediagnóstico se crea tras el análisis de las afecciones presentes en las imágenes de retina de los pacientes, asociadas a las cinco enfermedades de la retina que con más frecuencia provocan la ceguera, a saber, el glaucoma, la retinopatía diabética, la retinopatía hipertensiva, la retinosis pigmentaria y la degeneración macular dependiente de la edad.

El sistema se divide en tres componentes principales: la primera actúa como una interfaz gráfica en la cual es posible dar de alta (o baja) a los pacientes en el sistema y registrar sus datos personales, los antecedentes médicos familiares (anamnesis) y dos imágenes de retina de cada ojo, una de la papila óptica y otra de fondo de ojo. La segunda componente del sistema es un módulo de análisis de imágenes que determina la normalidad o anormalidad de la retina y a partir de esto las analiza (o no) en busca de las afecciones siguientes: microaneurismas, exudados, hemorragias, drusas y espículas relacionadas todas con las cinco enfermedades mencionadas. Finalmente, la tercera componente es un sistema experto que utiliza los datos obtenidos del paciente y de los análisis para emitir el prediagnóstico relacionado con cada una de cinco enfermedades que propenden a la ceguera.

El prediagnóstico que se brinda automáticamente, avalado por un oftalmólogo, cae en una de las siguientes tres categorías: las retinas están sanas; el paciente debe asistir al oftalmólogo cada seis meses; o el paciente debe asistir al oftalmólogo urgentemente. El sistema podrá recibir los datos e imágenes provenientes de una red local o de cualquier ubicación remota que cuente con Internet. Se calcula que diariamente se podrán analizar en tiempo diferido las retinas de 400 pacientes y brindar el prediagnóstico correspondiente.

Abstract

The present research shows an integral system of massive analysis of human retinas, which offers a pre-diagnosis on the base of clinical antecedents and personal information of the patients; the clinical antecedents of their relatives, and some basic measurements; from the result of the analysis of four color retina images and the incidence of the risk factors related to each one of the retina illnesses that will be analyzed. The pre-diagnosis is created after the analysis of the symptoms present in the retina images of the patient associated to any of the five retina illnesses that frequently cause blindness in human: glaucoma, diabetic retinopathy, hypertensive retinopathy, pigmentary retinosis and the age-related macular degeneration.

The system is divided into three main components: the first one works as a graphical interface in which it is possible to introduce, so as delete, the patients data into the system and also to record their personal information; the clinical antecedents of their relatives (anamnesis) and two retina images from each eye, one from optic papilla and other from the eye fundus. The second component of the system is an image analysis module which determines the normality or abnormality of the retina, and based on these results the data can be analyzed (or not) looking for the following symptoms: microaneurysms, exudates, hemorrhages, druses and spicules related to the five before mentioned illnesses. Finally, the third component is an expert system that uses the information obtained from the patient and from the analysis to emit the pre-diagnosis related to each of the five diseases that are prone to blindness.

The pre-diagnosis given automatically and approved by an ophthalmologist, belongs to one of the three following categories: the retinas are healthy, the patient must visit the ophthalmologist once every six months, or the patient must visit the ophthalmologist immediately. The system will be able to acquire the information and the images coming from a local network or from any remote location connected to Internet. It is calculated that everyday can be analyzed, at deferred time, the retinas of 400 patients and offer the correspondent pre-diagnose.

Capítulo 1

Introducción

Los constantes avances que ha tenido la computación en los últimos años han permitido la solución de diversos problemas que en algún momento se creían imposibles, o que únicamente podían ser resueltos por el trabajo de expertos humanos.

Una de las áreas que se ha visto beneficiada por la evolución de la computación es la medicina, ya que se han encontrado medios que auxilian a los especialistas en el proceso de diagnóstico de enfermedades que pueden disminuir la calidad de vida de las personas. El análisis automatizado evita el error humano, que por fatiga del especialista, se llega a presentar al momento de emitir los diagnósticos.

Un área de la medicina en donde se han logrado aplicaciones importantes es la oftalmología, por ser el sentido de la vista uno de los más importantes del ser humano. Por lo tanto, es fundamental detectar cualquier problema o enfermedad que provoque una reducción de la capacidad visual. Para lograr lo anterior se han propuesto diversas metodologías automáticas de análisis, que a partir de ciertos antecedentes médicos, junto con el resultado de análisis de las afecciones que pueden presentarse en la retina, son capaces de emitir un diagnóstico acerca del estado de la salud visual del paciente.

1.1 El problema a resolver

A partir de algunos antecedentes médicos, mediciones y el análisis no supervisado de imágenes de retina de un paciente (a todo lo cual lo denominaremos como factores de riesgo), determinar mediante un sistema experto si existe en la retina la presencia de las afecciones relacionadas con al menos una de las siguientes enfermedades que pueden provocar silenciosamente la ceguera:

- Glaucoma.
- Retinopatía diabética.
- Retinopatía hipertensiva.
- Retinosis pigmentaria.
- Degeneración macular dependiente de la edad.

1.2 Justificación

Según estimaciones hechas por la OMS¹ en el año 2002, del total de personas en el mundo con alguna discapacidad visual (161 millones), 124 millones presentaban disminución de la agudeza visual y 37 millones padecían ceguera. Sin embargo, esta cifra no abarca los problemas visuales debidos a errores de refracción, por lo cual el problema podría ser mucho más grave.

El padecer alguna discapacidad visual limita gravemente el desarrollo social y económico de los individuos, por lo que sería recomendable disponer de métodos de prevención que, además de evitar la pérdida de la calidad de vida, generarían un gran ahorro al no ser necesario gastar grandes cantidades de dinero en asistencia médica y social. Además, los familiares o allegados del individuo se verían beneficiados en su economía, pues no tendrían que sacrificar su tiempo o medios económicos en el cuidado de la persona que padece la discapacidad visual.

La mayoría de los casos que presentan una apreciable discapacidad visual o ceguera total se dan en personas mayores de 50 años. En las zonas rurales de nuestro país se concentra una gran parte de la población de la tercera edad, por lo que la única forma de prevenir la ceguera en estas zonas es mediante campañas en donde se pueda atender a la mayor cantidad de personas posible; desafortunadamente los recursos humanos especializados (oftalmólogos) son escasos, por lo que el proceso de auscultación se hace prácticamente imposible de realizar.

El sistema que se propone con el presente trabajo ayudará a los recursos humanos especializados a hacer revisiones masivas de la retina, ya que se automatizará el proceso de examen de los pacientes, que va desde la captura de algunos datos personales y antecedentes médicos, la captura de dos imágenes oftalmoscópicas de cada una de sus retinas, el proceso de análisis de esas imágenes en busca de las afecciones que sugieran la presencia de alguna enfermedad de entre las que se analizan y la influencia de los factores de riesgo asociados a cada una de ellas, se emitirá un prediagnóstico que orientará a los pacientes si debe acudir con un especialista o no. El oftalmólogo será requerido únicamente para avalar el prediagnóstico emitido por el sistema que se propone, y en caso de que lo considere necesario, podrá modificar el prediagnóstico, emitir comentarios adicionales, o bien sugerir la presencia de alguna enfermedad que esté fuera del alcance de las que analiza el sistema.

La principal ventaja que ofrece este sistema es que no será necesaria la presencia física de un oftalmólogo en el sitio en donde se atiendan a los pacientes, pues a través de la red Internet el especialista podrá analizar los resultados que fueron generados remotamente, sin importar que provengan de otra ciudad o incluso de otro país. Con lo anterior queda

¹ Estos datos fueron publicados en <http://www.who.int/blindness/causes/en/index.html>

resuelto el problema de no contar con muchos especialistas, pues ya no sería necesario invertir tiempo en su traslado de una comunidad a otra.

Nuestra propuesta considera a cinco enfermedades que por deterioro de la retina propenden a la ceguera, y que además han provocado un gran número de casos de ceguera en nuestro país, a saber, el glaucoma, la retinopatía diabética, la retinopatía hipertensiva, la retinosis pigmentaria y la degeneración macular dependiente de la edad.

1.3 Hipótesis

Mediante el análisis de los factores de riesgo asociados a cada patología y algunos datos médicos del paciente (historia clínica), datos médicos sobre los antecedentes familiares del paciente (anamnesis), algunas mediciones y el resultado del análisis de los elementos estructurales de la retina y de ciertas afecciones que pueden estar presentes en sus imágenes digitales, es posible determinar con alto grado de certeza cuáles son los pacientes que tienen sus retinas sanas y cuáles padecen alguna de las cinco enfermedades que propenden a la ceguera.

1.4 Objetivo general

Desarrollar un sistema integral de análisis masivo de retinas humanas para la prevención de la ceguera, consistente en un subsistema de análisis de imágenes oftalmoscópicas de retina y un subsistema experto capaz de prediagnosticar las siguientes enfermedades: glaucoma, retinopatía diabética, retinopatía hipertensiva, retinosis pigmentaria y degeneración macular dependiente de la edad.

1.5 Objetivos particulares

- Desarrollar una aplicación que permita a los usuarios del sistema ingresar los datos e imágenes de los pacientes y obtener finalmente un prediagnóstico certero. Se debe garantizar la entrada de datos e imágenes de los casos a analizar tanto localmente como por Internet.
- Completar y mejorar el subsistema de análisis de imágenes de fondo de ojo, el cual detectará las afecciones relacionadas con las cinco enfermedades de retina previamente mencionadas que propenden a la ceguera.
- Mejorar y enlazar con el subsistema de análisis de imágenes el módulo de prediagnóstico de las enfermedades mencionadas, el cual trabajará sobre la base del análisis de las imágenes de fondo de ojo, de determinadas mediciones y de los antecedentes clínicos propios y de los familiares del paciente (anamnesis).
- Brindar a los oftalmólogos la posibilidad de avalar, y si es necesario corregir los prediagnósticos emitidos por el sistema; también se les debe proporcionar un espacio en donde puedan hacer comentarios o recomendaciones adicionales al paciente.

1.6 Especificidad del problema

El problema planteado en este trabajo se puede dividir en tres categorías distintas:

- Sistemas de información: Toda lo relacionado con el proceso de registrar a los pacientes, así como con la entrega de los resultados, se hará a través de una aplicación Web, la cual a su vez cae en la categoría de sistemas de información.
- Análisis de imágenes: Para la detección de las afecciones que indican la presencia de alguna enfermedad que propende a la ceguera, se tendrán que desarrollar los algoritmos necesarios, morfológicos o no, para analizar automáticamente las imágenes oftalmoscópicas de retina.
- Sistemas expertos: Para el análisis de los antecedentes médicos del paciente y de sus familiares (anamnesis) y los resultados del análisis de las imágenes de retina, se utilizará un sistema experto que haciendo uso de la lógica difusa emitirá un prediagnóstico en relación con las cinco enfermedades de interés de este trabajo.

1.7 Consideraciones generales

Para el desarrollo de esta investigación se han tomado en cuenta las siguientes consideraciones generales:

- Únicamente se atenderán pacientes mayores de edad, debido a que las retinas infantiles tienen características propias que no han sido contempladas en los algoritmos de análisis.
- Se estableció como propósito *a priori* el poder atender un máximo de 400 casos por día.
- El proceso de captura de los datos de los pacientes, la captura de las imágenes de retina y la entrega de los resultados, sea a través de una aplicación Web conectada con el servidor central del sistema, en el cual se almacenarán los datos y las imágenes de los pacientes y desde donde se ejecutarán los algoritmos de análisis de las imágenes.
- Que puedan entregarse los resultados al paciente uno o dos días después de su registro en el sistema y la captura de sus datos.
- La metodología de análisis se aplicará únicamente en imágenes de retina oftalmoscópicas en colores capturadas directamente de pacientes reales. No se utilizarán imágenes fluoresceínicas (angiográficas).
- Que sean necesarias sólo 4 imágenes por paciente: una imagen en donde aparezca centrada la papila óptica y una imagen en donde aparezca centrada la mácula lútea (de fondo de ojo) de cada uno de los ojos del paciente.
- Que sea posible analizar imágenes, siempre y cuando tengan buena calidad y se acompañen de la información complementaria requerida del paciente.
- El sistema experto que analizará los factores de riesgos y emitirá los prediagnósticos sea diseñado *ad hoc*.

- Que los datos acerca de los antecedentes médicos de los pacientes y los resultados del análisis de las imágenes de retina, sean almacenados permanentemente con el fin de generar las estadísticas que se estimen convenientes.
- Que tenga un mínimo de seguridad y esté protegido contra intrusos.

1.8 Medios utilizados

Los medios utilizados en la realización de este trabajo fueron:

- Computadora de escritorio ensamblada, procesador Intel Core 2 Quad Q8300 a 2.5GHz, 2GB de memoria RAM, sistema operativo Windows XP SP3 y acelerador de gráficos ATI Radeon X1650; este equipo fue empleado para realizar algunas pruebas como servidor dedicado.
- Computadora de escritorio ensamblada, procesador Intel Core 2 Quad Q8300 a 2.5GHz, 4GB de memoria RAM, sistema operativo Windows 7 y acelerador de gráficos NVIDIA; este equipo fue empleado para el desarrollo de los módulos del sistema.

Los formatos gráficos empleados fueron BMP y JPG; el primero debido a su gran difusión, mientras que el segundo por el ahorro de espacio en el disco duro del sistema. La conversión entre formatos no se realizó con ningún software comercial, sino con un software llamado ImagePower que está en desarrollo bajo la tutela del director de este trabajo de tesis.

1.9 Apoyos recibidos

La realización de este trabajo fue posible gracias al apoyo de la Secretaría de Investigación y Posgrado (SIP) y al Centro de Investigación en Computación (CIC), pertenecientes ambos al Instituto Politécnico Nacional (IPN), por las facilidades brindadas para la obtención de las becas de apoyo para realizar este trabajo.

1.10 Contribuciones

Debido a que el desarrollo de este trabajo consumió un tiempo considerable, no nos fue posible presentar ponencias o publicaciones acerca de este trabajo; sin embargo se tiene contemplado publicar algunos de los resultados obtenidos en el módulo de análisis de imágenes, ya que los algoritmos desarrollados pueden ser considerados como novedosos y proporcionaron resultados que están al nivel de los estándares actuales.

Sin embargo, la principal contribución que se tiene contemplada es la implantación de este sistema para una aplicación real, es decir, que este sistema sea una herramienta que permita a los oftalmólogos realizar exploraciones masivas en la población, con el fin de contribuir a la prevención de las enfermedades que pueden provocar la ceguera.

1.11 Organización del documento

Esta tesis consta de 6 capítulos.

El **Capítulo 1** es de tipo introductorio, donde se exponen en forma general el planteamiento del problema, la justificación del trabajo, el objetivo general y los objetivos particulares, la hipótesis general, las consideraciones generales que fundamentan su alcance, los apoyos recibidos y las contribuciones que junto con el tutor se tienen contempladas en un corto plazo.

El **Capítulo 2** está dedicado al estado del arte, el cual fue creado a partir del análisis hecho a publicaciones halladas en revistas de impacto y en Internet acerca de sistemas de análisis de retinas, métodos para el análisis de afecciones en imágenes de retina y sistemas expertos empleados en aplicaciones médicas similares.

El **Capítulo 3** se refiere a los conceptos básicos utilizados para la realización de este trabajo; se han agrupado en tres secciones excluyentes: la primera se refiere a conceptos relacionados con el procesamiento digital de imágenes, la segunda a los sistemas difusos y la última a la oftalmología.

En el **Capítulo 4** se expone ampliamente el desarrollo del trabajo de investigación. Incluye una breve descripción de la aplicación Web desarrollada para almacenar los datos de los pacientes, así como una descripción detallada de los algoritmos empleados para el análisis de las imágenes oftalmoscópicas de retina. También describe brevemente el sistema experto creado para la generación de los prediagnósticos.

En el **Capítulo 5** se analizan los resultados obtenidos, en particular los del módulo de análisis de imágenes para el conjunto de imágenes sanas y patológicas disponibles. Se muestran con relación a cada uno de los algoritmos de análisis de imágenes desarrollado y al sistema experto que generará los prediagnósticos.

Finalmente, en el **Capítulo 6** se exponen las conclusiones, las recomendaciones y el trabajo futuro que se desprenden de los resultados alcanzados con el trabajo completo.

Capítulo 2

Estado del arte

En este capítulo se comentarán algunos antecedentes generales de los sistemas de análisis de retinas y se analizarán algunas propuestas comerciales relacionadas con el análisis de imágenes de retinas. Normalmente, los sistemas de análisis de retinas se componen de cierta cantidad de algoritmos de análisis de imágenes para la generación de uno o más diagnósticos. Por lo tanto, se analizarán diversas metodologías que se han propuesto para la segmentación de los elementos anatómicos estructurales y la detección de afecciones en las imágenes de fondo de ojo de la retina, así como se revisarán algunas propuestas de sistemas expertos utilizados para solucionar problemas de índole médica.

Este capítulo se divide de la siguiente forma: primero se tratarán los antecedentes de los sistemas de análisis de retinas; posteriormente se expondrá el estado del arte relacionado con los:

- Sistemas de análisis de retinas.
- Métodos para analizar imágenes de retina.
- Sistemas expertos utilizados en problemas médicos.

2.1 Antecedentes

Debido a la importancia que tiene para los seres humanos el sentido de la vista, es fundamental disponer de métodos que ayuden a verificar que el ojo, en especial la retina, se encuentre en buen estado. A pesar de que los oftalmólogos son expertos en la revisión de la retina, el proceso es muy laborioso y consume mucho tiempo, por lo que sería adecuado auxiliarlos con un conjunto de métodos automatizados que faciliten el análisis y la generación de un diagnóstico. Esto puede lograrse combinando los antecedentes clínicos de los pacientes (anamnesis) y el resultado del análisis automático de las imágenes de su retina, con el fin de detectar aquellas afecciones que

indiquen la presencia de alguna enfermedad que pueda provocar la ceguera (véase epígrafe 3.3.6).

A lo largo del desarrollo de este trabajo fue posible observar que se están atacando dos problemas de investigación que hasta la fecha no están 100% resueltos: la generación de un diagnóstico computarizado, emulando el proceso de decisión de un especialista (oftalmólogo) y el análisis de imágenes de fondo de ojo. Una característica común de estos dos problemas es que ambos permiten la formación de grupos multidisciplinarios de investigación, integrados por especialistas de la visión y por investigadores en ciencias de la computación. En este sentido existen ventajas para ambos grupos de especialistas, pues mientras que los expertos en computación encuentran nuevos métodos de análisis de imágenes, de visión por computadora y de inteligencia artificial, los especialistas en oftalmología tienen la posibilidad de aplicar de manera masiva los resultados logrados, impactando positivamente en la calidad de vida de la población.

2.2 Estado del arte

En esta sección se analizarán algunas propuestas de sistemas de análisis de retinas, de métodos para la segmentación de los elementos anatómicos estructurales y la detección de afecciones en imágenes de retina y finalmente, algunas propuestas de sistemas expertos utilizados en problemas del área médica.

Se destaca el hecho de que de todas las propuestas examinadas, muy pocas se parecen a lo que se desarrolló en este trabajo; la mayoría de los sistemas de análisis de retinas buscan prevenir la retinopatía diabética, por ejemplo, pero no buscan rastros de alguna otra de las tantas enfermedades que pueden provocar la ceguera, alguna de las cuales han sido consideradas en esta tesis.

Además se encontró un número considerable de trabajos que tratan sobre la detección de las afecciones que indican la presencia de la retinopatía diabética y la degeneración macular dependiente de la edad, pero todos ellos tienen solo como finalidad auxiliar al oftalmólogo en el proceso de diagnosticar la enfermedad en un paciente; sin embargo, ningunos de esos sistemas son capaces de emitir un diagnóstico o prediagnóstico a partir del resultado del análisis realizado.

Existen muchos trabajos que tratan sobre el problema de localizar y segmentar los elementos anatómicos estructurales de la retina, pero la mayoría buscan segmentar la red vascular que está fuera del alcance de nuestro trabajo; por lo tanto se consideraron únicamente los trabajos relacionados con el disco óptico y a la mácula lútea.

2.2.1 Sistemas de análisis de retinas

** Análisis y diagnóstico telemédico de imágenes de retina (Telemedical retinal image analysis and diagnosis)* [Aykac, 2010]. Este trabajo se centra en la detección de la retinopatía diabética; fue elaborado por un equipo multidisciplinario del Laboratorio Nacional de Oak Ridge y el Hamilton Eye Institute. Este sistema utiliza métodos de análisis de imágenes y un software para la generación de los diagnósticos; el método empleado para emitir un diagnóstico se basa en la

localización de las estructuras anatómicas y las posibles afecciones que pueden estar presentes en las imágenes del paciente; posteriormente se comparan los resultados encontrados contra un conjunto de imágenes de casos que fueron previamente diagnosticados por algún especialista. Este sistema permite que se capturen las imágenes de fondo de ojo en algún consultorio y posteriormente sean enviadas al servidor del sistema a través de Internet.

* *Un método y un sistema para la segmentación interactiva de desórdenes retinales (A method and system for interactive segmentation of retinal disorders)* [Laine et al., 2008]. Este sistema pretende colaborar en la prevención de la retinopatía diabética y la distrofia macular. Los autores creen que el análisis realizado por un especialista puede ser bueno, pero le consume mucho tiempo, también consideran que los métodos automáticos o semiautomáticos que se han desarrollado para auxiliar en el diagnóstico, están basados sólo en suposiciones. Por lo tanto los autores proponen un método de segmentación basado en modelos de campos aleatorios de Markov y en transducción bayesiana; además usan algoritmos de aprendizaje de máquinas (*Machine Learning*) para la clasificación y etiquetado de las imágenes. Sin embargo, este sistema no es completamente automático, ya que requiere de un experto para iniciar el proceso de etiquetado de los objetos de interés en las imágenes de retina.

* *Desarrollo de un sistema de análisis de imágenes de retinas humanas* [Ríos, 2008]. Este trabajo de tesis de maestría fue desarrollado con la finalidad de proporcionar el módulo de análisis de imágenes de un sistema de análisis masivo de retinas humanas. Proporciona métodos para el análisis de la normalidad de la imagen de retina, para la localización y el análisis de la mácula lútea y para la segmentación de microaneurismas, exudados, drusas y hemorragias. Sin embargo, no tiene implementados métodos para la segmentación y análisis de la papila óptica, ni para la segmentación de las espículas (lo cual es necesario para el prediagnóstico de la retinosis pigmentaria).

* *Análisis de imágenes de retina basado en Web (Web based retina image analysis)* [Dey, 2010]. A pesar del título de este trabajo, el autor únicamente propone un sistema basado en Web para el mejoramiento de imágenes de retina, el cual ofrece el mejoramiento del contraste, la remoción de ruido y la agudización de bordes. Este sistema consta de una interfaz Web, a través de la cual se pueden dar de alta usuarios y pacientes, además de que permite cargar las imágenes del paciente al servidor; también ofrece la posibilidad de indicar qué operaciones se realizarán para el mejoramiento de las imágenes. Entre las operaciones que realiza sobre las imágenes están la de incrementar o decrementar el brillo, el mejoramiento de contraste, la corrección gamma y la eliminación de los ruidos de tipo gaussiano, periódico, sal y pimienta, etc. Los algoritmos para el tratamiento de imágenes fueron escritos en MATLAB y la interfaz Web fue escrita en Java Server Pages (JSP). En cuanto a los resultados obtenidos el autor muestra algunas imágenes procesadas con su sistema y propone como trabajo futuro la implementación de técnicas de detección de las áreas de interés de la imagen.

* *Análisis automático de imágenes de retina a través de Internet (Automated retinal image analysis over the internet)* [Chia-Ling et al., 2008]. A pesar de su nombre, este sistema ofrece

únicamente la posibilidad de segmentar y analizar la red vascular; además, permite visualizar cambios en las imágenes a lo largo de cierto periodo de tiempo, lo cual sirve para el seguimiento de enfermedades como la degeneración macular dependiente de la edad; finalmente ofrece la posibilidad de “ensamblar” una imagen de toda la retina a partir de diversas imágenes que se le presenten para facilitarle el análisis a los especialistas. Únicamente se programaron métodos para la segmentación de la red vascular y la localización en ella de los cruces y las bifurcaciones. Para la alineación de las imágenes (formar una imagen de todo el fondo de ojo a partir de vistas parciales) se utilizó una transformación espacial que se encarga de encontrar la posición de un pixel p de una imagen A, en otra imagen B, y de esta manera alinear automáticamente las imágenes A y B. En cuanto a los resultados obtenidos, los autores reportan un completamiento de 94% en la detección de vasos, con un 35% de falsos positivos. En la alineación de imágenes el sistema alineó el 99.9% de las imágenes de pacientes tomadas en la misma sesión y el 90% de las imágenes de pacientes capturadas en diferentes sesiones; el conjunto de pruebas constó de 800 imágenes en colores.

* *Detección automática que ayuda al diagnóstico del ojo diabético (Automated screening aids diagnosis of diabetic eye disease)* [Tobin y Chaum, 2006]. En este trabajo los autores proponen una serie de métodos para segmentar la red vascular, el nervio óptico, la mácula y algunas lesiones cercanas a la mácula. Una vez que se ha analizado la imagen, los resultados obtenidos son enviados a un clasificador Bayesiano que fue entrenado con un conjunto de imágenes cuyos elementos anatómicos estructurales y afecciones fueron segmentados previamente y por lo tanto con los diagnósticos ya hechos. No se mencionan resultados de estos métodos, ya que al momento de publicarlo los autores aún trabajaban en su propuesta.

* *Análisis de imágenes de retina usando visión por computadora (Retinal image analysis using machine vision)* [Kuivalainen, 2005]. Esta tesis de maestría fue propuesta con la finalidad de mostrar cómo las afecciones causadas por la retinopatía diabética pueden ser detectadas mediante visión por computadora. Se desarrollaron métodos para ecualizar zonas con iluminación desigual, para detectar y modificar zonas que afectan la calidad de la imagen y finalmente reconocer las afecciones que indican la presencia de la retinopatía diabética. El método que el autor propone comienza con el mejoramiento del contraste y de la brillantez de la imagen; posteriormente busca objetos candidatos a ser hemorragias, exudados y microaneurismas; la búsqueda de candidatos a hemorragias la hace con un algoritmo iterativo que utiliza los operadores de apertura, clausura y erosión; mientras tanto, los candidatos a exudados y a microaneurismas son buscados con máscaras que representan objetos pequeños, junto con una serie de criterios de color y tamaño para discriminar entre los exudados y los microaneurismas. Una vez que se han obtenido los objetos candidatos, estos son enviados a un clasificador basado en reglas el cual a través de criterios de compacidad, área y color determina si los candidatos son afecciones o no. Su trabajo no considera la localización de la mácula lútea, ni segmenta el disco óptico ni la red vascular. Los resultados de este trabajo logran una sensibilidad del 73%, 92% y 77% con respecto a microaneurismas, hemorragias y exudados, respectivamente y una especificidad del 70%, 75% y 50% para las mismas afecciones, respectivamente.

* *RetsoftPlus: Una herramienta para el análisis de imágenes de retina (RetsoftPlus: A tool for retinal image analysis)* [Lalonde et al., 2004]. La finalidad de esta propuesta es ofrecer un sistema que ayude a los oftalmólogos a analizar imágenes de retina, además de proporcionar una plataforma de prueba para nuevos algoritmos de análisis de imágenes. La interfaz gráfica está escrita en lenguaje Java y los algoritmos de análisis de imágenes están escritos en C/C++; el sistema trabaja sobre un sistema operativo Linux. En este trabajo se localizan y segmentan el disco óptico y la mácula lútea y se analiza la calidad de la imagen de fondo de ojo; finalmente tiene la capacidad de encontrar afecciones tales como microaneurismas y exudados. Los resultados en la detección de los microaneurismas son de 90% de sensibilidad y 75% de especificidad; para los exudados obtiene 100% de sensibilidad y 87% de especificidad.

* *STARE: Análisis estructurado de la retina (Structured analysis of the retina, STARE)* [Goldbaum, 2000]. A pesar de la antigüedad de este proyecto, se le considera como parte del estado del arte, ya que es una de las propuestas que más se asimilan a este trabajo. Los autores buscan imitar el proceso realizado por un oftalmólogo para el análisis del fondo de ojo. En este trabajo se divide el problema en dos etapas: la primera es un análisis de la imagen de retina; mientras que en la segunda fase se “razona” con los elementos hallados durante el análisis de retina y de esta forma se emite el diagnóstico. A diferencia de nuestro trabajo, esta propuesta genera un diagnóstico únicamente con los resultados del análisis de imágenes. A partir de esos resultados se forma un patrón, el cual es enviado a un clasificador bayesiano, el cual emite uno o hasta tres posibles diagnósticos de un total de trece. Sin embargo, los autores comentan que el enfoque Bayesiano debe ser modificado, ya que se presentaban una serie de problemas que hasta el momento de la publicación no se habían podido resolver.

2.2.2 Detección de afecciones en imágenes de retina

En esta sección se analizarán algunos trabajos propuestos para la detección de afecciones en imágenes de retina, sobre todo microaneurismas, exudados, drusas y hemorragias. En esta sección no se tratará sobre el análisis del glaucoma, ya que éste está relacionado con la segmentación del disco óptico que se tratará en la siguiente sección.

Microaneurismas

* *Resultados preliminares usando una extensión del método del gradiente para la detección de lesiones rojas en imágenes de fondo de ojo (Preliminary results on using an extension of gradient method for detection of red lesions on eye fund photographs)* [Badea et al., 2008]. En esta propuesta los autores presentan un método para la localización de las lesiones rojas en imágenes de fondo de ojo, con la finalidad de ayudar en el diagnóstico de la retinopatía diabética. Este método que se aplica en imágenes de alta resolución (1024 x 768px y 2048 x 1536px), comienza con la eliminación del ruido y el suavizado de la imagen; posteriormente se corrige la brillantez de la imagen. Una vez concluida la etapa de preprocesamiento se localizan los objetos candidatos a lesiones rojas, lo que se logra con una función especial de gradiente; al resultado de la operación anterior se le aplican algunos criterios de tamaño y forma para eliminar la red vascular y la papila óptica; de esta manera se obtienen los objetos candidatos a lesiones. Finalmente, se obtiene el

histograma de los objetos candidatos y sus regiones próximas; mediante un criterio de forma (del histograma) se determina si el objeto es una lesión roja o no. En cuanto a los resultados, los autores mencionan que logran un 85% de reconocimiento de lesiones y un 15% de falsos positivos; además, sugieren que los resultados pueden mejorarse si se usa un clasificador estadístico.

* *Detección automática de la retinopatía diabética en imágenes digitales de retina: una herramienta para la exploración de la retinopatía diabética (Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening)* [Usher et al., 2003]. En este trabajo los autores extraen las hemorragias y los microaneurismas a partir de un método recursivo por crecimiento de regiones y un umbralado adaptativo combinado con un “operador de foso”; la clasificación de los pacientes en sanos o enfermos se realizó por medio de una red neuronal. Los autores mencionan que obtuvieron una sensibilidad del 95.1% y una especificidad del 46.3%.

* *Detección automática de la retinopatía diabética en imágenes digitales de fondo de ojo (Automatic detection of diabetic retinopathy on digital fundus images)* [Sinthanayothin et al., 2002]. Los autores proponen un método para detectar los microaneurismas. Este método se basa en una técnica recursiva basada en el crecimiento de regiones y un método de umbralado adaptativo combinado con un operador de foso. El operador de foso que emplearon ayuda a crear una especie de canal alrededor de cada lesión, lo cual facilita la segmentación de los microaneurismas y exudados. Los resultados obtenidos indican una sensibilidad de 77.5% y una especificidad de 88.7%.

Exudados

* *Diagnóstico de la retinopatía diabética: extracción automática del disco óptico y de los exudados en imágenes de retina usando una transformación de cuencas controlada por marcadores. (Diagnosis of diabetic retinopathy: automatic extraction of optic disc and exudates from retinal images using marker-controlled watershed transformation)* [Wasif-Reza et al., 2010]. En este trabajo los autores proponen un método para segmentar los exudados y el disco óptico en imágenes de retina. Este método está basado en la morfología matemática, a través de la transformación por cuencas o *Watershed*. El primer paso que realizan es la aplicación de un filtro de media con una máscara de 25x 35px; a ese resultado le aplican una transformación para modificar el contraste; una vez concluido este paso se obtiene el negativo de la imagen. Al negativo obtenido, se le aplica la transformación de mínimos extendidos; el resultado se invierte y se le aplica la transformación por cuencas. Finalmente se hace una operación lógica OR entre el resultado de la imposición de mínimos a una imagen gradiente que fue obtenida después de modificar el contraste y el resultado de la transformación por cuencas obtenido en el paso anterior; al resultado de la operación lógica se le aplica nuevamente la transformación por cuencas.

A la imagen obtenida como resultado del proceso anterior se le aplica un proceso especial de etiquetado que devuelve una imagen en colores. Los objetos con niveles de gris similares serán devueltos con el mismo color y los objetos de color blanco (de la imagen en colores) serán los

objetos de interés (exudados o el disco óptico). Los resultados obtenidos por los autores indican una sensibilidad de 94.90% y una especificidad del 100%.

* *Segmentación de exudados y disco óptico en imágenes de retina (Segmentation of exudates and optic disc in retinal images)* [Kande et al., 2008]. En este método los autores proponen un par de algoritmos: uno para localizar y segmentar el disco óptico y otro para segmentar los exudados. El método para segmentar los exudados comienza con un preprocesamiento para mejorar el contraste, ya que se aplica una transformación al canal de intensidad de la imagen original (previamente se transforma de RGB a HSI); posteriormente, se localiza y elimina el disco óptico utilizando el cálculo de la entropía de la imagen. Finalmente, para la segmentación de los exudados se utiliza una versión modificada del clasificador *Fuzzy C-Means* denominada *Fuzzy C-Means Specially Weighted*. Los autores reportan que sus pruebas fueron realizadas sobre las bases de datos STARE y DIARETDB1; el tiempo de ejecución por cada imagen fue de dos minutos. Además, los autores reportan una sensibilidad del 86% y una especificidad del 98%.

* *Detección automática de exudados en imágenes de fondo de ojo en colores usando fusión de regiones mediante un grafo k-NN (Automated detection of exudates on color fundus images using region merging by k-NN graph)* [Lin et al., 2008]. Los autores proponen un método para segmentar exudados a través de la fusión de regiones utilizando un grafo k-NN (del vecino más cercano). El método comienza con una operación de mejoramiento del contraste utilizando una transformación del espacio RGB al NTSC; el resultado obtenido es una imagen con mejor saturación y con los exudados y el disco óptico resaltados. En la siguiente etapa se localiza el disco óptico utilizando un algoritmo de convergencia difusa que se basa en información sobre la red vascular. El siguiente paso es la fusión de regiones con niveles de gris similares; esto se logra construyendo un grafo con todos los píxeles que representan regiones candidatas e iterativamente se van fusionando hasta llegar a una condición de paro. Finalmente se utiliza la posición del disco óptico para determinar las regiones que son exudados y también para descartar al mismo disco óptico y evitar que sea confundido con un exudado de gran tamaño. Los autores utilizaron únicamente 8 imágenes de la base de datos STARE como conjunto de prueba, obteniendo una sensibilidad del 91.08% y una especificidad del 95.42%.

* *Redes neuronales para la detección de exudados en imágenes de retina (Neural Networks for exudate detection in retinal images)* [Leung y Schafer, 2007]. En este trabajo los autores proponen un método para la localización de exudados duros, con la finalidad de proporcionar una herramienta que ayude al diagnóstico de la retinopatía diabética. La técnica utiliza como entrada una imagen de retina y una versión especial de la imagen original, pero con contraste mejorado. Posteriormente cada imagen se divide en ventanas de 9 x 9 píxeles, las que son procesadas mediante el análisis de componentes principales. Este método produce como salida un patrón que servirá de entrada a una red neuronal. La red neuronal que utilizan los autores tiene tres capas y utiliza el algoritmo de *back-propagation*; su tarea consistirá en clasificar si la región central de la ventana de 9 x 9 píxeles corresponde a un exudado duro o no. Las regiones que corresponden a los exudados se marcarán en la imagen original. Los resultados reportados con un conjunto de 17 imágenes, indican una sensibilidad del 94.78% y una especificidad del 94.29%.

* *Un nuevo enfoque integrado usando umbralado dinámico y detección de bordes para la detección de exudados en imágenes digitales de retina (A novel integrated approach using dynamic thresholding and edge detection (IDTED) for automatic detection of exudates in digital fundus retinal images)* [Sagar et al., 2007a]. Estos autores proponen un método para segmentar exudados, con la finalidad de proporcionar una herramienta para el diagnóstico de la retinopatía diabética. El método inicia con la segmentación del disco óptico mediante componentes principales. Posteriormente a la imagen original se le aplica un proceso de normalización del color y luego otro proceso para el mejoramiento del contraste (etapa de preprocesamiento); al canal verde de la imagen resultante se le aplica un método de umbralado dinámico que se basa en la división de ventanas de 64x 64 píxeles y en el método de Otsu. Como los exudados duros son objetos con bordes bien definidos, se aplica el detector de bordes Canny a la imagen que fue preprocesada y se combina con la imagen resultante del umbralado dinámico. Para finalizar, aplican un procedimiento extra para eliminar el disco óptico y algunos trozos de red vascular. Los autores probaron su método en 25 imágenes obteniendo una sensibilidad del 99.23%.

* *Análisis de imágenes de retina para detectar y cuantificar lesiones asociadas con la retinopatía diabética (Retinal image analysis to detect and quantify lesions associated with diabetic retinopathy)* [Sánchez et al., 2004]. En este trabajo los autores proponen un método para segmentar los exudados duros. Lo primero que hacen es localizar el disco óptico y la red vascular, una vez localizados estos elementos anatómicos estructurales se realiza una segmentación de objetos amarillentos mediante un clasificador estadístico. Sin embargo, no todos los objetos encontrados son exudados, pero como los exudados duros son objetos con bordes bien definidos, se aplica un operador de detección de bordes que en este caso fue el operador Kirsch con una máscara de 9 x 9. El resultado obtenido de aplicar ese operador gradiente, es combinado con los objetos amarillos segmentados mediante la operación AND. A pesar de que eventualmente se pueden obtener también algunos pedazos de red vascular, es posible eliminarlos mediante algún filtro morfológico. Los autores probaron su propuesta en 20 imágenes, obteniendo una sensibilidad de 79.62%.

Hemorragias

* *Un sistema para el análisis computarizado de hemorragias retinales (A system for computerized retinal hemorrhage analysis)* [Aslam et al., 2009]. En este sistema los autores proponen un método para la localización de hemorragias en imágenes de retina. El método comienza con un preprocesamiento que modifica los histogramas de las tres componentes HSI; el resultado obtenido es una imagen que resalta las hemorragias. Posteriormente aplican una serie de umbrales para obtener las hemorragias. Al parecer los resultados no fueron buenos, pues mencionan que no fue posible segmentar todas las hemorragias (baja sensibilidad), por lo que cambiaron el enfoque de su trabajo y sólo se limitaron a ofrecer la imagen preprocesada; de esta forma el usuario tiene que hacer la segmentación manual de las hemorragias. A los objetos segmentados manualmente se les calcula el centroide, la excentricidad y la orientación; por lo que este sistema es solo una herramienta auxiliar.

Drusas

* *Segmentación automática de la degeneración macular dependiente de la edad (DMDE) en imágenes de fondo de ojo de retina (Automatic segmentation of age-related macular degeneration in retinal fundus images)* [Köse et al., 2008]. En este trabajo los autores proponen un método para segmentar las drusas y así auxiliar al oftalmólogo en el diagnóstico de la DMDE. El método consiste en la ubicación del disco óptico por medio de la aplicación de un detector de bordes; posteriormente se elige una zona que está sana (alejada de la mácula y del disco óptico) y se obtienen algunas propiedades estadísticas. La siguiente etapa del método es la localización de la región macular, la cual se hace ubicando el centro del disco óptico. Con la zona de la mácula ubicada se aplica un método por crecimiento de regiones para detectar las zonas sanas de la mácula, dejando fuera a la red vascular y a las drusas; este método utiliza como parámetro la información acerca de la zona sana que se obtuvo al inicio de todo el proceso. Ya obtenidas las zonas sanas de la mácula, se aplica un procedimiento para la detección y eliminación de los trozos de la red vascular presentes. Con la red vascular eliminada y la zona sana de la mácula segmentada, se aplica una segmentación inversa, es decir se asume como drusas aquellos objetos que no fueron segmentados como zona sana de la mácula o como red vascular. Los autores probaron su propuesta en un conjunto de 60 imágenes, con una precisión del 98.3% en la localización del disco óptico y una sensibilidad del 92.65% en la segmentación de las drusas.

* *Detección automática de drusas a partir de imágenes de retina en colores (Automatic drusen detection from colour retinal images)* [Garg et al., 2007]. En este trabajo los autores proponen un método para la localización de las drusas. Los autores utilizaron el análisis de texturas, pues ellos consideraron que las drusas tienen una textura diferente al resto de la mácula; además, establecieron que las texturas de las drusas se caracterizan en función de la energía local. Para obtener esa energía local utilizaron filtros Log-Gabor; una vez aplicados los filtros fue posible obtener las drusas, aunque también obtuvieron algunos segmentos de la red vascular; sin embargo, fue posible eliminarlos mediante una serie de criterios basados en el color. Los autores no reportan el número de imágenes en que probaron su método ni su sensibilidad y especificidad; además, mencionan que es necesario disponer de un método que les permita segmentar y eliminar el disco óptico.

* *Un nuevo enfoque de reconstrucción geodésica para la segmentación de drusas en imágenes de fondo de ojo (A new approach of geodesic reconstruction for drusen segmentation in eye fundus images)* [Ben-Sbeh et al., 2001]. En este método los autores utilizan un enfoque basado en la morfología matemática para la segmentación de las drusas en imágenes angiográficas. El método inicia con la localización de la mácula, la cual es segmentada manualmente por un especialista. Posteriormente, se elimina el ruido utilizando un filtro de mediana y luego uno de medias; a esta imagen se le aplica un operador conocido como h-max, el cual está basado en la reconstrucción geodésica y que permite obtener las zonas más claras de la imagen; se asume que esas zonas más claras son candidatas a drusas. Finalmente, para discriminar entre las drusas y los objetos que no lo son, se utilizan criterios de área y compacidad. En cuanto a los resultados, los autores

mencionan que obtuvieron buenos resultados en comparación con la segmentación manual hecha por los expertos, pero jamás mencionan porcentajes específicos.

2.2.3 Segmentación de los elementos anatómicos estructurales en imágenes de retina

En esta sección se mencionan a algunos trabajos que fueron propuestos para la localización de los dos elementos anatómicos estructurales considerados en este trabajo: el disco óptico y la mácula lútea. En algunos trabajos que hacen referencia al disco óptico también mencionan algunos algoritmos para la detección del glaucoma.

Disco óptico y glaucoma

* *Localización de la región de interés del disco óptico en imágenes de fondo de ojo para la detección del glaucoma en ARGALI (Optic disc region of interest localization in fundus image for glaucoma detection in ARGALI)* [Zhang et al., 2010]. En este trabajo los autores proponen un nuevo algoritmo para la detección de la papila óptica que será utilizado por el sistema ARGALI, el cual es un sistema elaborado para el diagnóstico del glaucoma. La metodología que los autores proponen comienza con un preprocesamiento de la imagen de retina, ya que muchas de las fallas que se presentan en los métodos para localizar la papila se deben a un exceso de brillo en los bordes de la retina. Una vez eliminados los brillos innecesarios se localiza la papila óptica, seleccionando la región donde se encuentran los píxeles con mayor valor de brillo. Los autores probaron su método en 1564 imágenes de retina, siendo capaz de acertar en el 96% de los casos.

* *Localización rápida del disco óptico mediante la proyección de las características de la imagen (Fast localization of the optic disc using projection of image features)* [Mahfouz y Fahmy, 2010]. Este método no propone un algoritmo para segmentar la papila óptica, pero sí para determinar la localización de su centro lo que facilita su posterior segmentación. El método consiste en generar dos proyecciones basadas en la orientación de la red vascular y el brillo del disco óptico. A partir de esas proyecciones se determinan los centros de regiones candidatas a disco óptico; la elección final se realiza con base en cálculos de excentricidad y de área para regiones brillantes generadas a partir de cada centro.

* *Análisis de imágenes de retina para la evaluación automática del riesgo de padecer glaucoma (Retinal image analysis for automated glaucoma risk evaluation)* [Nyúl, 2009]. En este trabajo el autor propone un método nuevo y diferente para la detección del glaucoma. El primer paso consiste en un preprocesamiento de la imagen, en donde se hace una corrección de la brillantez; posteriormente se eliminan los elementos presentes de la red vascular y se aplica un método especial de segmentación. A partir de la imagen resultante se generan 3 patrones: uno de las intensidades de la imagen, otro de los coeficientes de la transformada rápida de Fourier y otro de los coeficientes *B-spline*; los patrones obtenidos son comprimidos mediante el método de análisis de componentes principales. Finalmente los patrones son enviados a una máquina de soporte vectorial, la cual asigna una de las siguientes etiquetas: "glaucoma" o "sin glaucoma". El autor indica que trabajó con "varios cientos" de imágenes para probar su método, obteniendo un 86% de aciertos.

* *Localización del disco óptico en imágenes de retina usando “watersnake” (Localization of the optic disc in retinal images using the “watersnake”)* [Hajer et al., 2008]. En este trabajo los autores proponen segmentar el disco óptico utilizando una combinación de la transformada morfológica de cuencas (*watershed*) y el vector gradiente de flujo (denominado *snake*). Para poder utilizar estos operadores es necesario aplicar operaciones de mejoramiento del contraste al canal rojo de la imagen y para eliminar los elementos de la red vascular que están presentes. En cuanto a los resultados obtenidos, los autores mencionan que utilizaron la base de datos DRIVE y que sus resultados fueron buenos; sin embargo su método falla en imágenes con grandes concentraciones de exudados.

* *Localización automática y segmentación del disco óptico basados en fractales en imágenes de retina (Fractal-based automatic localization and segmentation of optic disc in retinal images)* [Ying et al., 2007]. En este trabajo los autores proponen un método para localizar la posición del disco óptico; el análisis que proponen se basa en las propiedades fractales de la red vascular de la retina. A partir de esas propiedades se puede asegurar que el disco óptico es la región de la retina con mayor valor de dimensión fractal, por lo que ni los exudados ni las drusas podrán ser confundidos con el disco óptico. Una vez que se localiza la región con mayor dimensión fractal, se hace un análisis del histograma para verificar y quizás corregir la posición del centro del disco óptico. Los autores reportan que realizaron pruebas con la base de datos DRIVE con un acierto en el 97.5% de los casos.

* *Localización del disco óptico en imágenes de retina (Location of optical disc in retinal images)* [Santhi y Manimegalai, 2007]. Los autores de este trabajo proponen un método para localizar el disco óptico en imágenes de retina. El método inicia con un preprocesamiento de la imagen, que consiste en ecualizar el histograma y en aplicar un mejoramiento del contraste al canal de intensidad de la imagen. Una vez mejorada la imagen, se utiliza el método de Otsu para segmentar el disco óptico; desafortunadamente, además del disco óptico, quedan algunas pequeñas componentes, las cuales son eliminadas con una operación morfológica de apertura. Los autores únicamente mencionan que este método fue implementado en MATLAB y que realizaron pruebas en 15 imágenes.

* *Midiendo parámetros en el disco óptico de la retina humana (Measuring parameters in the optic disk of human retinas)* [Felipe et al., 2004]. En este trabajo, los autores proponen un método para segmentar el disco óptico y la excavación o copa; a partir de algunos datos obtenidos de ambos elementos segmentados proponen un criterio para prediagnosticar el glaucoma. El primer paso del método consiste en la localización del disco óptico; a partir de la posición del disco óptico se obtiene una subimagen que únicamente contiene la región del disco óptico. A esta subimagen se le aplica el método de Otsu con dos valores distintos del parámetro ϵ para segmentar el disco óptico y la excavación o copa. A los elementos obtenidos se les aplica un operador morfológico de clausura, el cual cierra los huecos que pudieran estar presentes. Finalmente se obtienen las áreas y los centroides de la papila y de la excavación; finalmente se calcula la relación entre las áreas de la excavación y la papila, esta relación se utilizará para prediagnosticar el glaucoma. Los autores utilizaron 107 imágenes para realizar sus pruebas, obteniendo una efectividad del 92.52%.

Mácula lútea

* *Localización automática del disco óptico y la fovea en imágenes de retina (Automated localisation of optic disk and fovea in retinal fundus images)* [Sekhar et al., 2008]. En este trabajo los autores proponen un método que pretende auxiliar en el diagnóstico de enfermedades que puedan provocar la ceguera. La primera etapa del método implica la localización del disco óptico, lo que se logra transformando a la imagen original en una imagen en escala de grises; posteriormente se aplica un método de umbralado por área; finalmente se obtiene el gradiente morfológico del objeto segmentado en la operación de umbralado. Debido a que el umbralado por área no segmenta todo el disco óptico, es necesario otro método que a partir del objeto segmentado sea capaz de devolver un objeto de área y forma similar al disco óptico; para eso se aplica la transformada de Hough, la cual se utiliza para encontrar formas en una imagen. Para localizar la mácula lútea se parte del centro de la papila óptica y se genera una región de búsqueda con la forma de sector circular, entre 30° arriba y 30° abajo de una línea horizontal imaginaria que pasa por el centro del disco óptico. Finalmente, la mácula lútea se segmenta con la combinación de un método iterativo que combina el umbralado con la apertura morfológica. Para localizar la fovea, únicamente se calcula el centroide de la mácula segmentada. Los autores probaron su método en las bases de datos DRIVE y STARE, obteniendo con la primera un 94.4% de acierto en la localización del disco óptico y 100% en la localización de la mácula, mientras que con la segunda obtuvieron un 82.3% de aciertos en la localización del disco óptico y un 100% en la localización de la mácula.

* *Detección automática de estructuras anatómicas en imágenes digitales de retina (Automatic detection of anatomical structures in digital fundus retinal images)* [Sagar et al., 2007b]. En este trabajo los autores proponen un par de métodos para la localización del disco óptico y la mácula; la detección de la mácula depende de la posición del centro del disco óptico, por lo que éste tiene que ser localizado primero. La localización del disco óptico se basa en el método de análisis por componentes principales, el cual elige las regiones más claras de la imagen. Para determinar cuál de ellas es el disco óptico se realizan unas proyecciones y cálculos de distancias, eligiendo a la región con el menor valor de distancia entre la imagen y su proyección. Ya localizado el disco óptico es necesario encontrar la red vascular, pues debido a sus características de color podría causar confusión al momento de localizar la mácula; la localización de la red vascular se logra mediante el operador *bot hat* y una variación de la apertura denominada apertura de área. Con el disco óptico y la red vascular segmentados, es posible ubicar y segmentar la mácula, para lo que se crea una región de interés en la zona cercana al disco óptico (a una distancia de entre 1.5 y 3.5 veces el diámetro del disco óptico); en esa pequeña región se eliminan los elementos de la red vascular presentes y finalmente se establece que la región más oscura y de mayor tamaño en esa zona es la mácula. En cuanto a los resultados, los autores reportan un 96% de aciertos de un conjunto de 100 imágenes; en pruebas realizadas con la base de datos DRIVE obtuvieron 70.14% de sensibilidad y 94.44% de especificidad y para la base de datos STARE obtuvieron 64.34% de sensibilidad y 97.08% de especificidad.

* *Un algoritmo morfológico para la detección automática de la mácula lútea y la papila óptica en imágenes de retina humana* [Yáñez et al., 2006]. En este trabajo, los autores proponen un par de algoritmos independientes para localizar el disco óptico y la mácula lútea. Para la segmentación de la mácula los autores trabajan con el canal verde de la imagen, del cual eliminan el ruido presente con un filtro morfológico *open-close*. A la imagen filtrada le aplican un umbralado y una secuencia de operaciones de erosión-dilatación-erosión con elementos de estructura diferentes. Finalmente, mediante un criterio de área se elige la mácula lútea. Los autores reportan más del 90% de aciertos en “una gran cantidad de imágenes [sic]”. Sin embargo este algoritmo tiene problemas al momento de tratar con imágenes con diferentes tipos de pigmentación o con afecciones presentes.

2.2.4 Sistemas expertos

Las propuestas de sistemas expertos que se mencionan en esta sección no fueron las únicas encontradas; sin embargo, por hacer referencia a problemas médicos, se consideraron como las más relevantes.

* *Sistema experto para el análisis de riesgos que amenazan la vista en la retinopatía diabética usando MatSOAP (Expert system for risk analysis in sight-threatening diabetic retinopathy using MatSOAP)* [Fisher, 2008]. Este sistema se construyó con los registros de 500 pacientes de un hospital del Reino Unido; su propósito es la estimación del riesgo de desarrollar retinopatía diabética a partir de la combinación de factores de riesgo tales como: porcentaje de glucosa en la sangre, presión diastólica y sistólica, colesterol y los años de padecer diabetes. Este sistema utiliza una red lineal generalizada, que a partir de los factores de riesgo los combina y entrega la probabilidad de desarrollar retinopatía diabética. Los autores comentan que implementaron su sistema en MatSOAP, una tecnología basada en MATLAB.

* *Web-StrabNet: Un sistema experto para el diagnóstico diferencial del estrabismo vertical. (Web-StrabNet: A web based expert System for the Differential Diagnosis of Vertical Strabismus)* [Chandna y Fisher, 2010]. Este sistema experto se utiliza para el diagnóstico diferencial del estrabismo vertical; el sistema emplea como entrada las mediciones de las 10 posiciones cardinales de la mirada (derecha, directa lejana, directa cercana, arriba izquierda, etc.) y devuelve uno de ocho posibles diagnósticos. Este trabajo emplea una red neuronal para generar el diagnóstico a partir de las mediciones de entrada. Al igual que el trabajo anterior, éste fue desarrollado en MatSOAP.

* *Detección y diagnóstico automático de la retinopatía diabética (Automatic detection and diagnosis of diabetic retinopathy)* [Estabridis, 2007]. En esta tesis doctoral se desarrolló un sistema que pretende diagnosticar la presencia de la retinopatía diabética (RD). El análisis que realiza se divide en dos etapas: en la primera se hace un análisis de imágenes segmentando la red vascular, la mácula y posibles afecciones que indiquen la presencia de la retinopatía. Con base en los objetos encontrados en la segmentación, se utiliza un sistema experto que puede emitir uno de los siguientes diagnósticos: Sin RD, RD leve, RD moderada y RD severa. El sistema desarrollado en

esta tesis está basado en un conjunto de reglas publicadas por la Academia Americana de Oftalmología.

* *Desarrollo de un sistema experto simbólico conexionista de ayuda al diagnóstico del glaucoma* [Hurtado, 2001]. En este trabajo de tesis se propone un sistema experto que hace uso de los criterios que un oftalmólogo experto aplicó a 1491 historias clínicas del hospital universitario de Valladolid. En este sistema se hace uso de la lógica difusa para transformar los parámetros usados por el oftalmólogo, y así realizar el análisis en términos de conjuntos difusos. Además, usa un sistema de clasificación del campo visual, que obtiene el resultado a partir de la integración de un sistema de clasificación basado en redes neuronales (los mapas autoorganizados de Kohonen) y de un sistema experto basado en reglas. En este trabajo únicamente se devuelven dos diagnósticos: glaucoma y no glaucoma. En cuanto a los resultados obtenidos, el autor indica un 94% de precisión en el diagnóstico y una concordancia de 90% con el experto.

Capítulo 3

Conceptos básicos y definiciones

En este capítulo se proporcionan los conceptos y definiciones utilizados en el desarrollo de este trabajo. Se ha dividido en tres secciones: la sección 3.1 está dedicada a la computación, la sección 3.2 a los sistemas difusos y finalmente, la sección 3.3 versa sobre la oftalmología. En la sección 3.1 se tratará sobre los conceptos correspondientes al análisis de imágenes y a la morfología matemática; en la sección 3.2 se tratará sobre los conceptos básicos de la lógica difusa y los sistemas difusos y finalmente en la sección 3.3 se tratarán los conceptos relativos a la oftalmología.

3.1 Procesamiento digital de imágenes

En esta sección se expondrán únicamente los conceptos que se relacionan con el análisis de imágenes y con la morfología matemática utilizados en la elaboración de este trabajo.

3.1.1 Conceptos fundamentales

Una imagen digital puede ser definida como una función bidimensional $f(x, y)$, donde x y y son coordenadas espaciales y el valor o amplitud de f corresponde a la intensidad o nivel de gris de ese punto [Gonzalez y Woods, 2008]. Debido a que x , y y el nivel de gris son valores finitos, enteros y positivos, se dice que la imagen es una imagen digital. El término procesamiento digital de imágenes será utilizado para indicar el procesamiento de una imagen digital por medio de una computadora digital; es importante señalar que las imágenes digitales tienen un número finito de elementos ubicados en una localización particular y un valor de intensidad; a estos elementos se les denomina elementos de imagen o píxeles, término este que proviene de las palabras inglesas *picture element*.

De acuerdo con Sonka et al., 1998, una imagen puede ser modelada como una función continua de 2 o 3 variables; en el caso más simple las dos primeras variables son coordenadas espaciales en algún plano, pero en el caso más complejo se agregaría la variable tiempo. El valor de la función imagen correspondería al brillo para cada punto de la imagen; sin embargo, no necesariamente tiene que representar el brillo, ya que es posible representar con ella otras cantidades físicas (temperatura, distribución de la presión, distancia, profundidad, etc.). Normalmente el valor de la función imagen se usará para representar al brillo. Se ha decidido utilizar la siguiente convención, mostrada en la figura 3.1, para los ejes X, Y de una imagen digital [Pajares y De la Cruz, 2008].



Figura 3. 1 Convención de ejes empleada para la representación de las imágenes digitales.

La manera en que se representan los pixeles en una imagen digital según la convención de ejes se muestra en la figura 3.2.

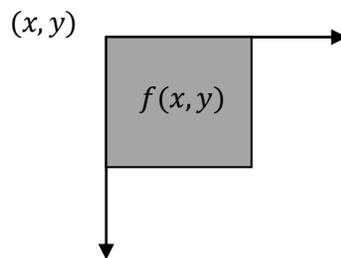


Figura 3. 2 Representación de un píxel en una imagen digital.

Son características importantes en el estudio de las imágenes digitales la **resolución espacial**, la que define el detalle más pequeño que se puede observar en la imagen y la **resolución en niveles** que define el mínimo cambio observable en los niveles de gris, es decir, el número de niveles de gris que existen o se pueden apreciar en la imagen; sin embargo, esta característica es subjetiva al depender de las capacidades visuales del observador. El máximo número de niveles de gris está determinado por el número de bits

que se utilicen para codificar los píxeles de la imagen, mientras que la resolución espacial depende del número de puntos (píxeles) por unidad de distancia, (normalmente pulgadas).

3.1.2 Espacios de color

El uso del color en el procesamiento digital de imágenes ayuda en la extracción de objetos de una escena, ya que con ello se puede facilitar este proceso debido a que el sistema de visión humano apenas es capaz de identificar una cantidad muy pequeña de niveles de gris (entre 30 y 64) [Sedova, 2000], en comparación con el número de colores que puede percibir (hasta 10 millones) [Leong, 2006]. Lo anterior puede observarse en la figura 3.3, ya que es posible separar el castillo del resto de la imagen debido a sus colores que son diferentes a los del cielo que le sirve de fondo. A pesar de la utilidad del color, su concepto y el proceso de percepción hecho por el cerebro humano, no son comprendidos completamente. Los colores que percibimos en una imagen están determinados por la naturaleza de la luz reflejada por los objetos presentes en ella.



Figura 3. 3 Imagen en colores.

Se han elaborado una gran cantidad de modelos o espacios de color para facilitar la representación de los colores de acuerdo con un estándar; básicamente un espacio de color es una especificación de un sistema de coordenadas y un subespacio dentro del cual cada punto representa un color. La mayoría de los modelos de color se creó para ser utilizado en hardware (monitores o impresoras) o bien para modelar la forma en que los humanos describen e interpretan el color.

De los modelos existentes, en este trabajo se tomarán dos de los más utilizados: el RGB debido a que es implementado en una gran cantidad de hardware y el HSI pues aparte de modelar la visión humana se ajusta adecuadamente a varias técnicas de procesamiento de imágenes en niveles de gris.

A continuación se describen de manera general algunos de estos modelos.

3.1.2.1 Modelo de color RGB

En el modelo de color RGB cada color se representa en función de sus componentes espectrales primarias rojo, verde y azul. Este modelo está basado en un sistema de coordenadas cartesianas [Pajares y De la Cruz, 2008], el subespacio de interés se muestra en el cubo de colores de la figura 3.4. En este cubo los valores RGB (*Red*-rojo, *Green*-verde y *Blue*-azul) primarios están en tres de los seis vértices del cubo; el ciano, el magenta y el amarillo (colores secundarios) están en los otros tres vértices, el negro en el origen y el blanco está en el vértice más alejado del origen. En este modelo, la escala de grises se extiende desde el negro al blanco a lo largo de la diagonal que une a esos puntos y las combinaciones de los colores son puntos dentro del cubo definidos por vectores desde el origen. Por conveniencia, es posible normalizar los valores de manera tal que todos los valores de R, G y B quedan en el intervalo de [0,1].

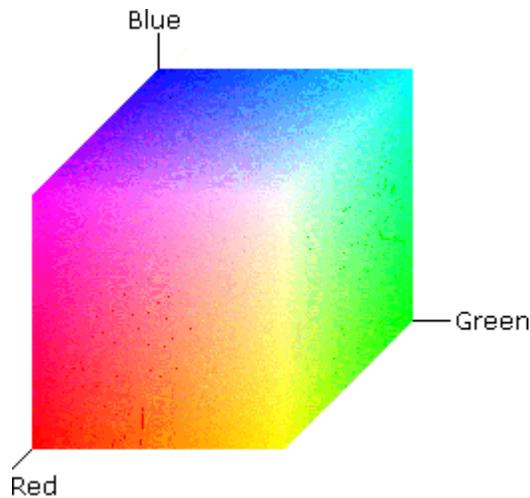


Figura 3. 4 Cubo de color RGB.

Las imágenes representadas en el modelo RGB están constituidas por 3 imágenes componentes, una por cada color primario [Gonzalez y Woods, 2008]. El número de bits usados para representar cada pixel en el espacio RGB es conocido como la **profundidad del pixel**. Una imagen como la de la figura 3.5(a), tiene imágenes componentes R, G y B (figuras 3.5(b), -(c) y -(d)), las cuales son imágenes de 8 bits. Bajo esas condiciones cada pixel de la imagen en colores tiene una profundidad de 24 bits. Se utiliza el término imagen *true color* para denotar una imagen cuyos pixeles tienen una profundidad de 24 bits; en este tipo de imágenes es posible representar un total de 16 777 216 colores.

3.1.2.2 Modelo de color HSI

En este modelo de color las imágenes también están constituidas por 3 componentes: *Hue* (matiz), *Saturation* (saturación) e *Intensity* (intensidad). El matiz es un atributo del color que describe su identidad (amarillo, rojo, naranja), mientras que la saturación proporciona una medida del grado en que el color puro está combinado con otro color. El modelo HSI debe

su utilidad a dos hechos fundamentales [Pajares y De la Cruz, 2008]. Primero, la componente de intensidad está separada de la información del color en la imagen; segundo, las componentes de matiz y saturación están íntimamente relacionadas con la forma en que los humanos perciben el color.



Figura 3. 5 (a) Imagen true color. (b) Componente roja del espacio RGB. (c) Componente verde del espacio RGB (d) Componente azul del espacio RGB.

Todo esto permite que el espacio HSI sea adecuado para desarrollar algoritmos de procesamiento de imágenes basados en algunas de las sensaciones del sistema visual humano. Para convertir una imagen del espacio de color RGB al espacio de color HSI, se transforma el cubo RGB a la representación del modelo HSI, la cual consiste en un eje vertical de intensidad con los puntos de color situados en planos perpendiculares al eje de la intensidad. El matiz del punto estará determinado por un ángulo a partir de un punto de referencia; usualmente un ángulo de 0° representa 0 matiz, el cual crece en sentido contrario al de las manecillas del reloj, mientras que la saturación será la distancia entre el eje vertical y el punto de color [Gonzalez y Woods, 2008]. Esta transformación se puede observar en la figura 3.6. En las figuras 3.7 (b) - (d) se observa la conversión de una imagen en colores RGB (figura 3.7(a)) al espacio HSI.

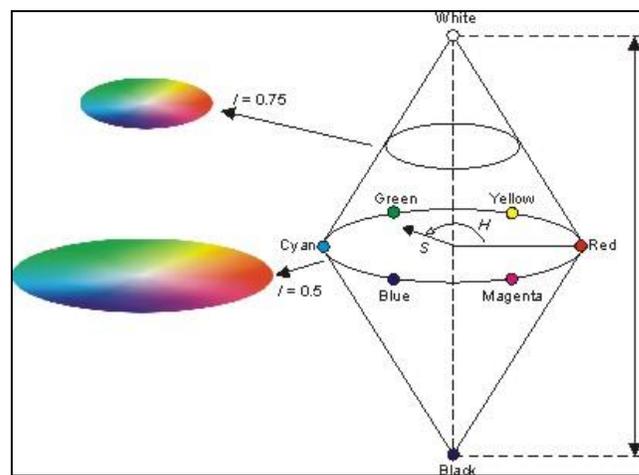


Figura 3. 6 Representación del espacio de color HSI.

Es posible concluir que mientras el espacio RGB es bueno para la generación de las imágenes de color, el espacio HSI es adecuado para su descripción [Gonzalez y Woods, 2008].



Figura 3. 7 (a) Imagen en color RGB. (b) Componente de matiz. (c) Componente de saturación. (d) Componente de intensidad.

3.1.3 Transformación de imágenes en colores a imágenes en escala de grises

Una imagen RGB puede describirse como una imagen multicanal, donde cada canal está asociado a los colores rojo (R), verde (G) y azul (B). Si la intensidad de las componentes de la imagen en colores es la misma, entonces se forma una imagen acromática en niveles de gris, o en escala de grises.

Se puede definir una imagen en niveles de gris como una imagen bidimensional en la que cada pixel representa un valor de intensidad entre 0 y 2^n-1 , donde n es el número de bits utilizado para representar de los valores de intensidad de cada color en la imagen. Normalmente, el rango de niveles de gris va desde el color negro (valor 0) hasta el blanco (valor 255) cuando se usan 8 bits para ello; en algunos casos estos valores son normalizados y van del 0 al 1.

Para convertir una imagen en colores a escala de grises se utiliza la ecuación 3.1, que proviene del estándar NTSC (*National Television Standar Code*). Sea P_{ij} el pixel ubicado en las coordenadas (i, j) y sean R_{ij} , G_{ij} y B_{ij} las componentes RGB del pixel.

$$GrisP_{ij} = 0.299R_{ij} + 0.587G_{ij} + 0.114B_{ij} \quad (Ec. 3.1)$$

Otra conversión que es utilizada y mucho más simple que la anterior está dada por la ecuación 3.2

$$GrisP_{ij} = \frac{R_{ij} + G_{ij} + B_{ij}}{3} \quad (Ec. 3.2)$$

La figura 3.8(a) Muestra una imagen en colores, mientras que las figuras 3.8(b) y 3.8(c) muestran la imagen original transformada a niveles de gris por las ecuaciones 3.1 y 3.2, respectivamente.



Figura 3. 8 (a) Imagen original en colores. (b) Imagen en escala de grises obtenida con la Ec. 3.1. (c) Imagen en escala de grises obtenida con la Ec. 2.2.

Existe un tipo especial de imágenes en niveles de gris denominada imagen binaria; en este tipo de imagen los pixeles tienen únicamente 2 valores posibles: 0 (cero) u otro valor para el negro y 255 u otro valor para el blanco (0 y 1 en caso de estar normalizados), en caso de utilizarse 8 bits por pixel. Este tipo de imágenes es fundamental para la segmentación de objetos; existe una gran cantidad de técnicas de umbralado para obtener una imagen binaria a partir de una imagen en niveles de gris. En la figura 3.9 se muestra la imagen de la figura 3.8(a) transformada en una imagen binaria.



Figura 3. 9 Imagen binaria.

3.1.3.1 Transformación de las componentes RGB a escala de grises

A partir de una imagen en colores es posible extraer los tres canales RGB y luego transformarlos en imágenes en niveles de gris [Pajares y De la Cruz, 2008]. Es decir, se extraen cada una de las componentes de la imagen en colores y se obtiene la correspondiente imagen en grises.

En la figura 3.10(a)-(d) se muestra una imagen en colores y sus correspondientes componentes RGB en imágenes en escala de grises; más adelante se verá la utilidad de obtener las componentes en niveles de gris a partir de una imagen de color.



Figura 3. 10 (a) Imagen en colores; (b) Canal rojo en niveles de gris; (c) Canal verde en niveles de gris; (d) Canal azul en niveles de gris.

3.1.4 Limpieza de ruido

Se le llama ruido en una imagen a cualquier causa por la que el valor de un pixel no se corresponde con realidades valor que realmente debe tener. Normalmente cuando se captura una imagen digital, ésta se contamina por el ruido. El ruido se debe, entre otras cosas, a la poca iluminación, al equipo electrónico utilizado para la captura de las imágenes y a las interferencias producidas en los tramos de transmisión. Desafortunadamente la presencia de ruido puede afectar la calidad de la imagen e incluso provocar errores en los procesos de segmentación y descripción de los objetos; por lo tanto, se debe buscar la manera de reducirlo a un mínimo.

El ruido puede ser *aditivo*, *multiplicativo*, *impulsivo* y *estructurado*. En las imágenes empleadas en este trabajo sólo se presenta el ruido aditivo (y en algunas imágenes se presenta cierto ruido impulsivo), distribuido en toda la imagen con niveles variables de amplitud en todo el espectro. Las técnicas para la reducción del ruido se denominan suavizantes y funcionan a modo de filtros; el ruido aditivo se puede reducir mediante la promediación de la imagen durante su captura, o con otros métodos, mediante el uso de filtros pasa bajas (frecuencias) convolucionados con determinadas máscaras; en cuanto a las imágenes con ruido impulsivo se utilizará otro tipo de filtros el cual será tratado más adelante.

3.1.5 ¿Por qué utilizar el plano verde?

Es conocido que el ser humano sólo ve las radiaciones dentro del espectro electromagnético en un estrecho rango conocido como espectro visible, que comprende aproximadamente las radiaciones con longitudes de onda desde 400nm ($1\text{nm} = 1 \times 10^{-9}\text{m}$) hasta 700nm. En los extremos de dicho espectro están los colores azul (en los 400nm) y rojo (700nm). El color verde se encuentra en el centro del espectro visible (555nm), como se puede apreciar en la figura 3.11

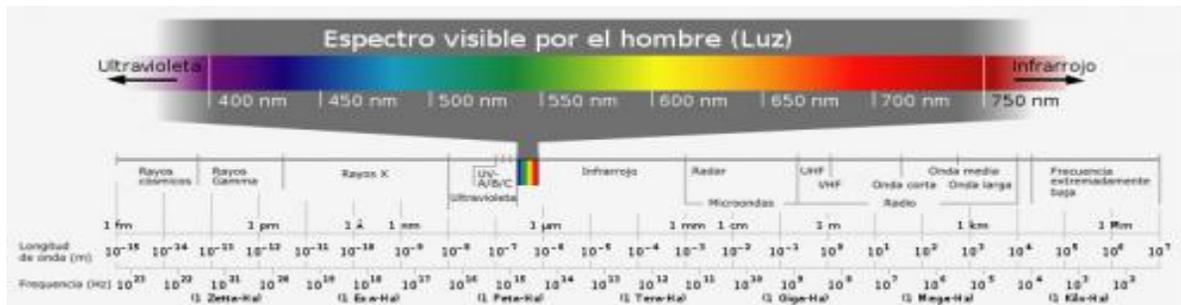


Figura 3. 11 Espectro de frecuencias visibles para el ojo humano.

Las componentes rojas y azules suelen descartarse ya que son propensas a contener ruido aditivo, debido a la influencia del infrarrojo y del ultravioleta (los cuales no son visibles para el ser humano). Por esta razón se utiliza el plano verde que es el menos propenso a contaminarse con el ruido aditivo.

3.1.6 Operaciones aritméticas y lógicas en imágenes digitales

Las operaciones aritméticas y lógicas en imágenes digitales se llevan a cabo pixel a pixel entre dos o más imágenes. De esta generalización se excluye la operación lógica *NOT* (NO), la cual se aplica a una sola imagen. Como un ejemplo se puede poner la suma de dos imágenes f y g , cuyo resultado será una imagen h donde el valor del pixel ubicado en (x, y) es igual a la suma del valor pixel de f ubicado en (x, y) más el valor del pixel de g ubicado en (x, y) . Basta con tener una buena implementación de las operaciones *AND* (Y), *OR* (O) y *NOT* (NO), pues las demás funciones lógicas se pueden deducir a partir de éstas. Para estas operaciones con imágenes en niveles de gris será necesario convertir los valores de los pixeles en cadenas de números binarios.

En cuanto a las operaciones aritméticas, la resta y la suma en ese orden son las más útiles para el mejoramiento de imágenes; la división se considera como la multiplicación de una imagen f por el recíproco de otra imagen g . Finalmente, la multiplicación es una operación aritmética muy útil para implementar operaciones de enmascaramiento de imágenes. En la figura 3.12 se aprecia la suma de dos imágenes.



Figura 3. 12 (a) Imagen en colores A; (b) Imagen en colores B; (c) Suma de A y B.

3.1.7 Normalización en tamaño

Para uniformizar las imágenes utilizadas en este trabajo fue necesaria una serie de pasos, entre los que destacan la limpieza de ruido y la normalización de sus dimensiones. Lo anterior se debe a que las imágenes a utilizar en este trabajo tienen diversas dimensiones tanto en largo como en ancho.

Por lo anterior, se utilizará una técnica de tratamiento digital de imágenes conocida como interpolación, la cual se define como el proceso de calcular valores numéricos desconocidos a partir de valores conocidos, utilizando un conjunto de algoritmos ya definidos.

En este trabajo las imágenes fueron normalizadas a 600 píxeles en algunos métodos de análisis, mientras que en otros se normalizaron a 350 píxeles por el lado mayor; el lado menor debe quedar de un tamaño proporcional tal que se respete la relación de aspecto, con lo que se evitan posibles deformaciones geométricas. Todo proceso de ampliación o reducción de imágenes en este trabajo, se ha llevado a cabo mediante la interpolación bilineal.

3.1.7 Interpolación bilineal

La interpolación es un proceso mediante el cual se define la posición y nivel de un píxel en función de las posiciones y valores de otros. ¿Qué ocurriría si a un píxel en la posición (1,1) se le aplica la transformación y se obtiene la posición (0.5, 0.5)? ¡No existe un píxel en esa posición en la imagen original! La interpolación se usará para generar valores de píxel enteros en nuevas posiciones de los píxeles a partir de los píxeles que están alrededor de éste. Las posibles distorsiones geométricas modifican las relaciones espaciales entre los píxeles que componen una imagen. Las transformaciones geométricas para restaurar imágenes distorsionadas se componen de dos operaciones básicas: 1) Una transformación que define el reagrupamiento de los píxeles en el plano de la imagen, y 2) Una interpolación en niveles de gris que asigna niveles de gris a los píxeles de la imagen transformada espacialmente.

Hay una gran cantidad de técnicas de interpolación en niveles de gris [Gonzalez y Woods, 2008]. Entre otras, están la interpolación de orden cero, que aproxima el valor al del vecino más cercano; la interpolación por convolución cúbica, que ajusta el valor a una superficie del tipo $(\text{sen}(x)/x)$ por medio de al menos 16 vecinos, y finalmente la interpolación bilineal que utiliza los valores de los cuatro vecinos más próximos [Pajares y De la Cruz, 2008]. Con la interpolación bilineal se generan nuevos valores de píxeles a partir de la suma de los pesos de los cuatro vecinos más cercanos. El peso de cada vecino se determina de manera directamente proporcional a la distancia de cada píxel existente a la del nuevo píxel que se genera.

Sean (x', y') las coordenadas de un punto de la imagen ampliada y sea $f(x', y')$ el nivel de gris asignado a él. Para la interpolación bilineal, el nivel de gris asignado está dado por:

$$f(x', y') = ax' + by' + cx'y' + d \quad \text{Ec. 3.3}$$

Donde los cuatro coeficientes a , b , c y d son determinados a partir de una serie de cuatro ecuaciones con cuatro incógnitas generadas con los valores de los cuatro vecinos más cercanos al punto (x', y') . La interpolación se utiliza para la ampliación y reducción en tamaño de las imágenes digitales.

3.1.8 Mejoramiento del contraste

En una imagen digital, el contraste lo brinda la diferencia entre los niveles de gris claros y oscuros. Las técnicas de mejoramiento del contraste tienen como objetivo mejorar la calidad de las imágenes bajo los criterios del ojo humano [González y Woods, 2008]. La idea principal es producir un aumento en el rango dinámico¹ de los valores de intensidad (niveles de gris) de la imagen que se está procesando.

Los métodos de mejoramiento del contraste se dividen en dos tipos diferentes: métodos en el dominio de la frecuencia y métodos en el dominio espacial. En este trabajo se utilizaron únicamente métodos en el dominio espacial, que son aquellos que se basan en manipulaciones directas sobre los píxeles de la imagen.

Una técnica particularmente útil es la del estiramiento del histograma. El histograma de una imagen es una distribución estadística gráfica que ofrece una descripción global de la apariencia de la imagen; el eje de las abscisas representa los niveles que pueden tomar los píxeles, mientras que el eje de las ordenadas representa el número de píxeles que tomó cada nivel de gris.

La ecuación 3.4 efectúa el estiramiento del contraste, donde se tiene como dominio inicial una función del tipo $f(x, y)$, es decir una imagen, y como resultado otra imagen $g(x, y)$ que tendrá un rango dinámico mayor en comparación con el de la imagen f .

$$g(x, y) = \left[\frac{f(x, y) - f(x, y)_{MIN}}{f(x, y)_{MAX} - f(x, y)_{MIN}} \right] [C_{MAX} - C_{MIN}] + C_{MIN} \quad \text{Ec. 3.4}$$

Donde $f(x, y)$ es el punto o nivel que está siendo analizado, $f(x, y)_{MAX}$ y $f(x, y)_{MIN}$ son respectivamente los límites superior e inferior que existen en la imagen inicial, y que no son necesariamente 0 y 255; C_{MAX} y C_{MIN} son respectivamente los límites superior e inferior a los cuales se limitarán los niveles de gris en la imagen de salida $g(x, y)$, los que normalmente son 0 y 255. En la figura 3.13(b) se muestra el resultado de aplicar la ecuación 3.4 a la imagen de la figura 3.13(a) y las figuras 3.13(c) y (d) muestran sus histogramas correspondientes.

¹ Así se le denomina al rango de valores abarcados por los niveles de gris mínimo y máximo, ambos inclusive, de una imagen; en nuestro caso, el rango dinámico máximo para todas las imágenes va de 0 a 255.

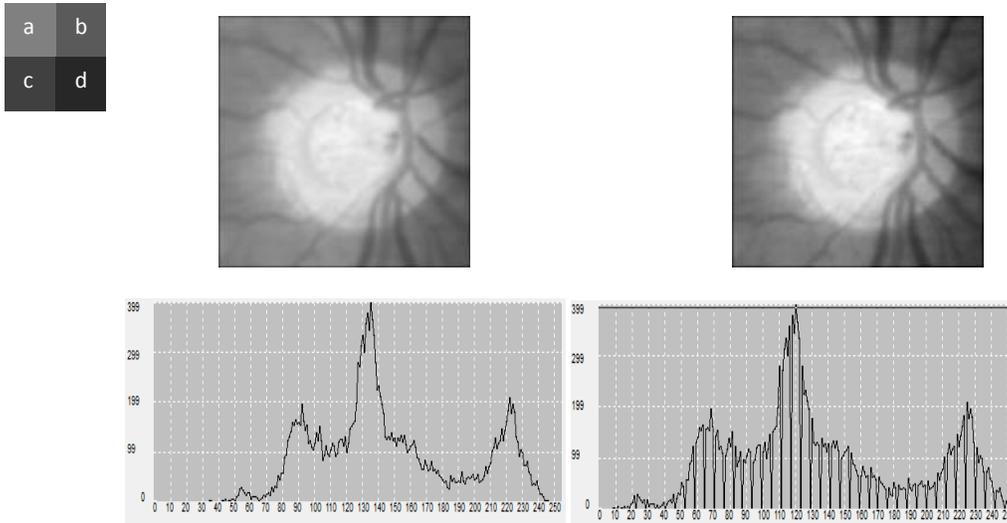


Figura 3. 13 (a) Imagen original. (b) Resultado de aplicar la ecuación 3.4; (c) Histograma de la imagen original; (d) Histograma de la imagen resultante del estiramiento del histograma.

3.1.9 Umbralado

Mediante este tipo de procedimiento, a partir de una imagen en niveles de gris $f(x, y)$ y un umbral T se obtiene una imagen binaria $g(x, y)$ de acuerdo a las siguientes expresiones:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) > T \\ 255 & \text{si } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad \text{Ec. 3.5}$$

Con el umbralado se podrán extraer o aislar ciertas regiones de interés en las imágenes en niveles de gris que son analizadas; a este procedimiento de extracción de regiones se le denomina segmentación [Gonzalez y Woods, 2008]. Debido a que la segmentación es una tarea muy compleja dentro del procesamiento de imágenes, la definición de umbralado propuesta anteriormente sirve de muy poco, por lo que es necesario proponer otras técnicas de umbralado que contribuyan mejor a la extracción de las regiones de interés en una imagen. A continuación describiremos un poderoso método de umbralado muy utilizado y que fue de gran utilidad en este trabajo.

3.1.9.1 Método de umbralado de Otsu

El método de umbralado de Otsu [Otsu, 1979] proporciona un umbral óptimo para la segmentación. Este método está basado en el análisis discriminante; el umbral obtenido divide a los píxeles de la imagen en dos clases C_0 y C_1 (objetos de interés y el fondo) a partir del nivel de gris g . Por lo tanto, $C_0 = \{0, 1, 2, \dots, g\}$ y $C_1 = \{g + 1, g + 2, \dots, L - 1\}$ donde $L - 1$ es el nivel de gris máximo posible en la imagen. Sean σ_d^2 , σ_e^2 y σ_T^2 la varianza dentro de cada clase, la varianza entre ambas clases y la varianza total de la imagen, respectivamente.

El umbral óptimo T viene dado al maximizar alguna de las siguientes funciones con respecto a g .

$$\lambda = \frac{\sigma_e^2}{\sigma_d^2}, \quad \eta = \frac{\sigma_e^2}{\sigma_T^2} \quad y \quad \kappa = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_d^2}$$

El umbral seleccionado maximiza la separación entre las clases a partir del histograma resultado de la composición de los histogramas en las clases presentes, es decir, se maximiza la razón entre la varianza entre las clases σ_e^2 con respecto a la varianza dentro de las clases σ_d^2 . Mientras mayor sea la varianza entre las clases σ_e^2 , se discriminan mejor los grupos presentes teniendo en cuenta que entre ellos existen diferencias notables. Por otro lado, si entre los elementos dentro de cada clase la varianza σ_d^2 es mínima, entonces existe similitud entre ellos, lo cual es lo deseado. La figura 3.14 muestra un ejemplo de umbralado por el método de Otsu.

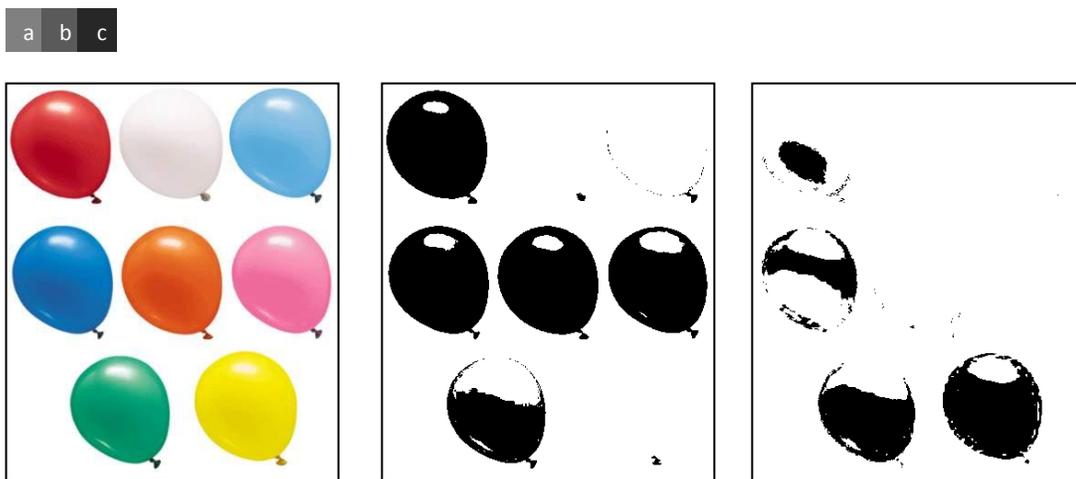


Figura 3. 14 (a) Imagen original. (b) Umbralado mediante Otsu; (c) Umbralado simple.

3.1.10 Etiquetado de componentes conexas

El etiquetado de componentes conexas se realiza mediante una exploración de la imagen, en la cual se determina mediante conectividad de cuatro o de ocho si un pixel pertenece a una región r formada por pixeles que cumplen con determinado criterio.

Dado un pixel p de coordenadas (x, y) , se dice que los dos vecinos horizontales y los dos verticales cuyas coordenadas se muestran en la figura 3.15 están 4-conectados a éste, o simplemente que tienen conectividad de a cuatro con respecto al pixel p . Cada pixel está a una unidad de distancia de (x, y) , por lo que algunos de los vecinos de p pueden caer fuera de la imagen si las coordenadas (x, y) pertenecen a alguno de los bordes de la imagen.

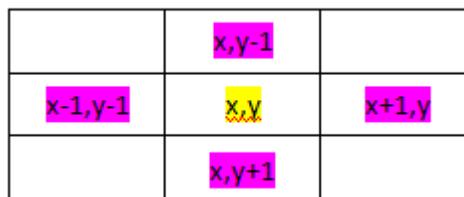


Figura 3. 15 Un conjunto de pixeles 4-conectado.

En el caso de la 8-conectividad, un pixel p tiene dos vecinos horizontales, dos verticales, y cuatro diagonales de forma tal que un pixel tiene 8 pixeles que lo rodean como lo muestra la figura 3.16. En este caso, se dice que los pixeles que rodean al pixel p están 8- conectados a éste.

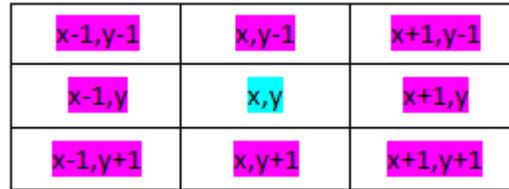


Figura 3. 16 Un conjunto 8-conectado.

Una de las operaciones más comunes en visión artificial es la de encontrar las componentes conectadas dentro de una imagen. Los pixeles que conforman una componente conectada forman candidatos para la representación de un objeto. Las diversas componentes conectadas encontradas en una imagen después del proceso de etiquetado, se identifican en la imagen resultante con niveles de gris o colores diferentes.

El algoritmo utilizado para etiquetar las componentes conexas consta de un paso de inicialización más una secuencia de propagación de etiquetas de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo, de manera iterativa, hasta que ya no haya cambios de etiquetas. La primera etapa consiste en la inicialización de cada pixel de objeto (con un valor entre 1 y 255) a una etiqueta única. Posteriormente, se hace un barrido de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha en donde la etiqueta de cada pixel de objeto es reemplazada por el mínimo de las etiquetas de los pixeles vecinos que son de objeto. Finalmente se hace otro barrido de abajo hacia arriba y de derecha a izquierda, para verificar la propagación de las etiquetas y así romper las relaciones de equivalencia. En la figura 3.17 se muestra un ejemplo de etiquetado.

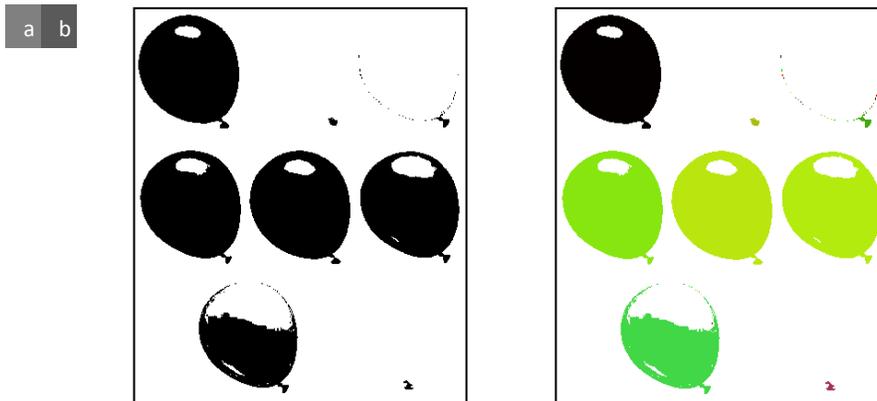


Figura 3. 17 (a) Imagen binaria; (b) Imagen binaria etiquetada.

3.1.11 Morfología matemática

Pese a que las técnicas de análisis de imágenes descritas anteriormente fueron de gran utilidad en la realización de este trabajo, la mayoría de los algoritmos utilizados para la detección de las afecciones en las imágenes de retina están basados en la morfología matemática. En esta sección se describen algunos de los operadores fundamentales que fueron utilizados: dilatación, erosión, apertura, clausura y otros más que se derivan a partir de estos.

3.1.11.1 Generalidades

El término morfología se utiliza con frecuencia para denotar la rama de la biología que estudia la forma y estructura de las plantas y animales. La morfología matemática o simplemente morfología, se puede usar en este mismo contexto, ya que se define como una teoría para el análisis de estructuras espaciales [Soille, 2004], que se retomó a finales de los años 60 y permite simplificar las imágenes y preservar la forma de los objetos.

La morfología matemática binaria o en escala de grises, se basa en la teoría de conjuntos para representar las formas presentes en las imágenes [Ríos, 2008]. La **erosión** y la **dilatación** son los operadores duales básicos de la morfología matemática, a partir de los cuales se definen la **apertura** y la **clausura**. Estas operaciones tienen mucha relación con la representación de las formas (*shapes*) y la extracción de primitivas.

La morfología matemática tiene un sinnúmero de aplicaciones. A continuación se enlistan algunas de las más comunes [Pajares y De la Cruz., 2008]:

- Suavizado de los bordes de regiones. Al aplicar técnicas de segmentación estándar es posible que se obtengan regiones con bordes irregulares, ya que aparecen con pequeños valles o protuberancias que pueden suprimirse de una forma sencilla mediante transformaciones morfológicas.
- Separación de determinadas regiones que fueron unidas durante el proceso de segmentación.
- Unión de regiones que fueron separadas durante la segmentación.

Los primeros trabajos en morfología fueron desarrollados por Minkowsky [Minkowsky, 1897] y Hadwiger [Hadwiger, 1959]. Estos trabajos fueron continuados por Matheron y Serra, quienes posteriormente los publicaron con el nombre de **Morfología Matemática: una técnica no lineal del tratamiento de señales**. La mayor parte de esta teoría ha sido desarrollada en el *Centre de Morphologie Mathématique (CMM)* de *l'Ecole des Mines de Paris*.

En [Serra, 1984], [Serra, 1988] y [Soille, 2004] se explican a fondo los conceptos básicos de la morfología que serán tratados someramente a continuación.

3.1.11.2 Morfología en niveles de gris

En este trabajo se utiliza la morfología matemática en niveles de gris, la cual extiende las operaciones de erosión, dilatación, apertura y clausura binarias. De esta forma, el uso de la morfología matemática nos permite extraer componentes de la imagen que serán útiles para la representación y descripción de las formas de los objetos contenidos en las imágenes de fondo de ojo.

Las imágenes de estudio están representadas en el espacio bidimensional Z^2 de tal manera que las imágenes serán del tipo $f(x,y)$ y $b(x,y)$, donde $f(x,y)$ es la imagen de entrada y $b(x,y)$ es una imagen llamada *elemento de estructura*. Por simplicidad se supondrá que $(x,y) \in Z^2$ y que f y b son funciones que asignan un número real (nivel de gris) a cada par de coordenadas (x,y) .

3.1.11.3 Elemento de estructura

Un *elemento de estructura* (EE) también llamado *elemento estructural* o *elemento estructurante* [Pajares y De la Cruz, 2008], no es más que una distribución de píxeles dispuestos regularmente (formando triángulos, cuadrados, círculos, etc.) o irregularmente, los cuales cuentan con un punto de referencia normalmente necesario para el procesamiento de imágenes digitales con algunos operadores morfológicos.

La forma y el tamaño de los EE deben ser adaptados a las propiedades geométricas de los objetos presentes en la imagen que será procesada. Por ejemplo, los EE circulares son apropiados para la extracción de objetos circulares. La figura 3.18(a) muestra un EE binario con forma circular de diámetro 7 píxeles.

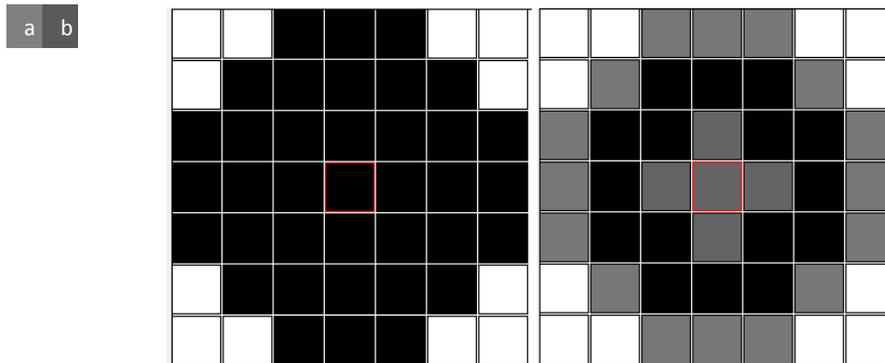


Figura 3. 18 (a) Ejemplo de un EE binario de 7 píxeles de diámetro; (b) Ejemplo de un EE en niveles de gris de 7 píxeles de diámetro.

3.1.11.3.1 Atributos de un elemento de estructura

Para un EE se definen los siguientes atributos:

- Tamaño
- Forma

- Cantidad de celdas (depende del tamaño y forma del EE).
- Valor de cada pixel. Los valores normalizados pueden ser 1 o 0 (equivalentes a 255 o 0 en las implementaciones en software) para el caso de imágenes binarias, y entre 0 y 255 para imágenes en niveles de gris.

Se ha probado que los EE de tipos bien definidos sirven para la extracción de objetos definidos similares al EE, lo cual aplica tanto a imágenes binarias como en niveles de gris; aunque en nuestro caso se trabajó únicamente con EE con nivel cero.

3.1.11.4 Operadores básicos

Los operadores básicos dentro de la morfología matemática son la **erosión** y la **dilatación** a partir de los cuales se definen otros más complejos.

3.1.11.4.1 Erosión

La erosión de una imagen en niveles de gris se denota como $f \ominus b$ y se define mediante la Ec. 3.6 [Gonzalez y Woods, 2008].

$$(f \ominus b)(s, t) = \min\{f(s + x, t + y) - b(x, y) \mid (s + x, t + y) \in D_f; (x, y) \in D_b\} \quad \text{Ec. 3.6}$$

Donde D_f y D_b son los dominios de f y b respectivamente. El resultado de la erosión en señales bidimensionales en escala de grises (imágenes) es una señal con valores menores o iguales, es decir, una imagen más oscura; esto se debe a que la erosión pretende minimizar el valor de la señal.

En la figura 3.19(b) se observa cómo el EE cuadrangular de 3 pixeles de lado empleando en el ejemplo anterior atenúa la intensidad de la imagen inicial (figura 3.19(a)). El efecto visual es que los objetos oscuros aumentan su definición frente a los claros. Para imágenes en escala de grises es posible proponer EE con valores entre 0 y 255 (denominados EE volumétricos); sin embargo, en este trabajo se utilizarán únicamente EE binarios con nivel cero.

a b

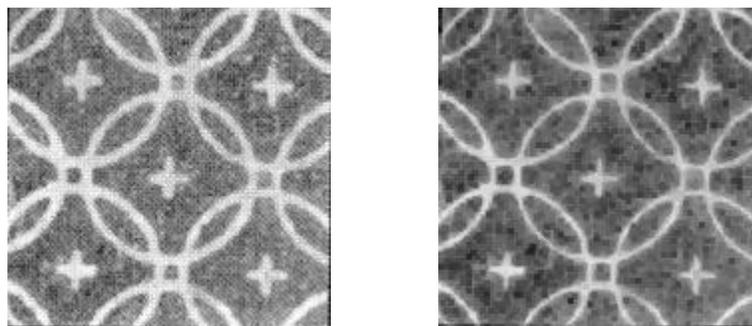


Figura 3. 19 Erosión de una imagen en escala de grises. (a) Imagen original; (b) Imagen erosionada.

3.1.11.4.2 Dilatación

La dilatación es la operación dual a la erosión. Para imágenes en niveles de gris se denota como $f \oplus b$, y se define de la siguiente forma (Ec. 3.7):

$$(f \oplus b)(s, t) = \max\{f(s - x, t - y) + b(x, y) \mid (s - x, t - y) \in D_f; (x, y) \in D_b\} \quad \text{Ec. 3.7}$$

Donde D_f y D_b son los dominios de f y b respectivamente. Como en la erosión, b es el EE. El resultado de la dilatación en señales bidimensionales en escala de grises (imágenes), es generalmente una señal de mayor valor, es decir una imagen más clara, ya que la dilatación maximiza el valor de la señal. A continuación se ilustra la dilatación de una imagen en niveles de gris (Fig. 3.20).

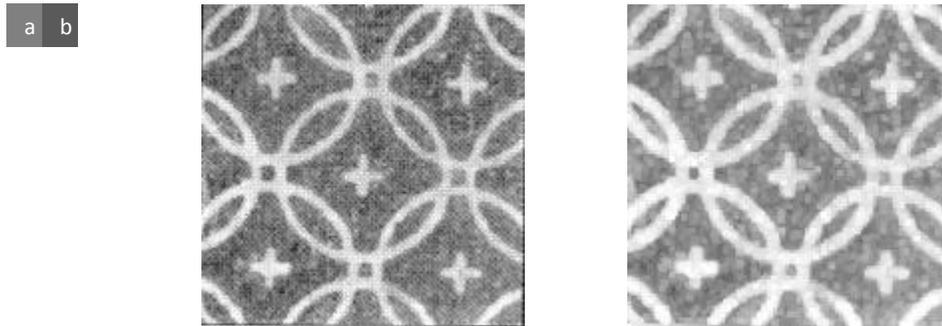


Figura 3. 20 Dilatación de una imagen en escala de grises. (a) Imagen original; (b) Imagen dilatada.

3.1.11.4.3 Apertura y clausura

La operación morfológica de *apertura* de una señal (binaria o en escala de grises) se denota como $f \circ b$ y se define de la siguiente manera [Gonzalez y Woods, 2008]:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad \text{Ec. 3.8}$$

De manera similar, la *clausura* de una señal se denota como $f \bullet b$ y se define como:

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \quad \text{Ec. 3.9}$$

La *apertura* y la *clausura* son duales con respecto a la complementación y la reflexión:

$$(f \bullet b)^c = f^c \circ \hat{b} \quad \text{Ec. 3.10}$$

El tamaño y la forma de los EE empleados en la *apertura* deben ser acordes con las estructuras de la imagen que se desean eliminar. En ocasiones, un elemento de estructura de gran tamaño eliminará las formas indeseables en una imagen, pero también afectará al resto de las estructuras. Un EE de tamaño reducido será más adecuado cuando las imágenes contengan pequeños detalles. En la figura 3.21(b) se observa cómo la *apertura* de una imagen en grises por un EE cuadrado de 3px de lado centrado en (1,1) (mostrado en la Fig. 3.21(d)), elimina los objetos claros de menor tamaño que el EE, mientras que en la figura 3.21(c) se observa que la *clausura* elimina los objetos oscuros de menor tamaño que el EE.

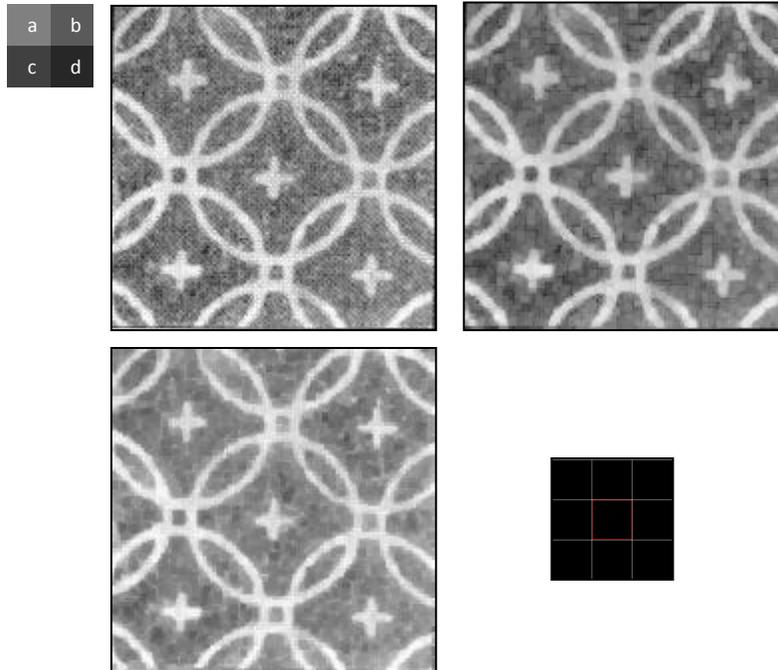


Figura 3. 21 (a) Imagen original; (b) Imagen con apertura; (c) Imagen con clausura; (d) EE usado para las operaciones.

3.1.11.4 Sombrero de copa (Top-hat)

La elección de un filtro morfológico depende del conocimiento disponible acerca de la forma, tamaño y orientación de las estructuras que se desean filtrar. Los *operadores top-hat* (o de sombrero de copa) operan al contrario, de hecho los operadores *top-hat* usan el conocimiento acerca de las características que no son compartidas por las estructuras relevantes de la imagen. Se pueden eliminar estructuras relevantes de la imagen aplicando una apertura (para objetos claros) o clausura (para objetos oscuros) con un elemento de estructura que no se ajuste con las estructuras a eliminar de la imagen. Las estructuras eliminadas pueden ser cercanamente recuperadas mediante la diferencia aritmética entre la imagen original y la apertura, o mediante la diferencia entre la clausura y la imagen original. Esas diferencias aritméticas son la base de los operadores *top-hat*. El éxito de estos operadores se basa en que no es necesario conocer con exactitud cuáles son los objetos de la imagen, además de que es más simple eliminar los objetos relevantes de la imagen que tratar de eliminar los objetos irrelevantes [Soille, 2004].

El **sombrero de copa blanco** (*White top-hat*) o simplemente *Top Hat*² de una imagen f es la diferencia aritmética entre la imagen original f y su apertura γ .

$$WTH(f) = f - \gamma(f) \quad Ec. 3.11$$

² También llamado *Top-hat* por apertura.

Debido a que la apertura es una transformación antiextensiva, los niveles de gris son siempre iguales o mayores que cero. En la figura 3.22 se observa que los picos de la señal son extraídos sin importar su nivel de gris, por lo que únicamente se toma en cuenta un criterio de forma; los White top-hat son transformaciones no crecientes, pero sí idempotentes.

El **sombrero de copa negro** (*Black top hat*) o simplemente *Bot Hat*³ de una imagen se define como la diferencia aritmética entre la clausura ϕ de la imagen original y la imagen original f :

$$BTH(f) = \phi(f) - f \quad \text{Ec. 3.12}$$

Los operadores WTH y BTH son complementarios, es decir $BTH(f) = WTH(f^c)$; debido a la propiedad de extensividad de la clausura, los niveles en gris de la imagen black top-hat son siempre mayores o iguales que cero; esta transformación no es creciente ni idempotente. En la figura 3.22 se aprecia en una señal 2-D que el operador extrae los valles de la señal.

La suma del WTH y el BTH extrae todas las estructuras de la imagen que no pueden contener el elemento de estructura, sin importar sus niveles de gris; a partir de esto se puede generar un operador de mejoramiento de contraste.

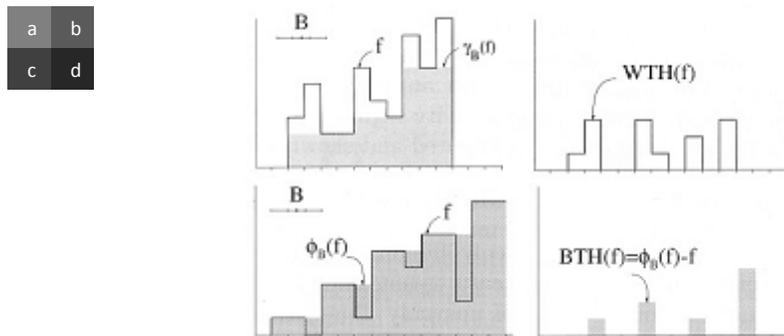


Figura 3. 22 WTH y BTH de una señal 1-D. (a) Señal original y su apertura; (b) WTH; (c) Señal original y su clausura. (d) BTH.

3.11.4.4.1 Aplicación: Operador de mejoramiento de contraste

El mejoramiento de contraste busca acentuar las características de una imagen de manera tal que se facilite su visualización y análisis mediante el sistema de visión humano. Hay 3 tipos de técnicas de mejoramiento.

Puntual. Los valores de cada pixel son modificados independientemente de los valores de sus vecinos.

Basados en la vecindad. El valor del pixel es modificado con base en operaciones realizadas con los valores de sus vecinos más cercanos.

³ También llamado *Top-hat* por clausura.

Basados en transformaciones. Conjunto de técnicas en donde la imagen transformada es filtrada antes de aplicar la transformación inversa.

Es posible obtener un operador morfológico de mejoramiento de contraste utilizando el WTH y el BTH. De la imagen original se calculan independientemente el WTH y el BTH; posteriormente se le suma a la imagen original el WTH para acentuar los objetos claros y, al resultado anterior se le resta el BTH para acentuar los objetos oscuros, es decir:

$$K_{TH} = f + WTH(f) - BTH(f) \quad Ec. 3.13$$

3.1.11.5 Transformaciones geodésicas

Las transformaciones morfológicas básicas implican la convolución de una imagen de entrada y un elemento de estructura específico. El enfoque asumido por las transformaciones geodésicas considera dos imágenes de entrada. Una transformación morfológica es aplicada a la primera imagen y ésta es forzada a mantenerse por debajo o por encima de la segunda imagen. Las transformaciones permitidas se restringen a la dilatación y erosión elementales, por lo que, la elección de un elemento de estructura es innecesaria. En la práctica las transformaciones geodésicas son iteradas hasta la estabilidad, haciendo innecesario elegir un tamaño dado para el elemento de estructura.

3.1.11.5.1 Erosión geodésica

La erosión geodésica implica dos imágenes: una imagen marcadora y una imagen máscara. Por definición, ambas imágenes deben tener el mismo dominio de definición y la imagen máscara debe ser menor o igual que la imagen marcadora (en niveles de gris). La erosión geodésica es la transformación dual de la dilatación geodésica con respecto al complemento de conjuntos:

$$\begin{aligned} \varepsilon_g^{(1)}(f) &= [d^{(1)}(f^c) \wedge g^c]^c \\ &= [(\varepsilon^{(1)}(f))^c \wedge g^c]^c \\ &= \varepsilon^{(1)} \vee g \end{aligned} \quad Ec. 3.14$$

Donde $f \geq g$ y $\varepsilon_g^{(1)}$ denota la erosión elemental. En este caso, primero es erosionada la imagen marcadora con el elemento de estructura elemental (un cuadrado de 3 pixeles de lado); posteriormente al resultado de esa operación se les aplica el operador puntual máximo con respecto a la imagen máscara. Se observa en el ejemplo de la figura 3.23 que la imagen máscara actúa como límite de encogimiento de la imagen marcadora; debido al operador máximo la niveles de gris en la erosión geodésica de una imagen permanecen siempre mayores o iguales que la imagen máscara.

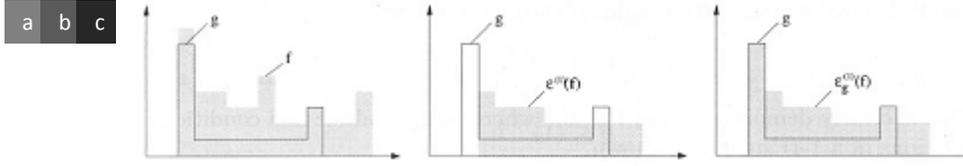


Figura 3. 23 Erosión geodésica de una señal marcadora f con una señal máscara g . (a) Señal marcadora y señal máscara; (b) Erosión elemental de f . (c) Erosión geodésica de f con respecto a g .

La erosión geodésica de tamaño n de una imagen marcadora f con respecto a una imagen máscara g se obtiene realizando n erosiones geodésicas sucesivas de f con respecto a g . *Tras cada erosión se comprueba si se ha llegado a la estabilidad.*

$$\epsilon_g^{(n)} = \epsilon_g^{(1)} \left[\epsilon_g^{(n-1)}(f) \right] \quad \text{Ec. 3.15}$$

3.1.11.5.2 Dilatación geodésica

Una dilatación geodésica implica dos imágenes: una imagen marcadora y una imagen máscara. Por definición, ambas imágenes deben tener el mismo dominio de definición y la imagen máscara debe ser mayor o igual que la imagen marcadora (en niveles de gris). Lo primero que se hace es dilatar la imagen marcadora con el elemento de estructura elemental (un cuadrado de 3 píxeles de lado); la imagen resultante es forzada a permanecer por debajo de la imagen máscara, por lo que la imagen máscara actúa como un límite de los niveles de gris de la imagen marcadora.

Sea f la imagen marcadora y g la imagen máscara $D_f = D_g$ y $f \leq g$; la dilatación geodésica de tamaño 1 de la imagen marcadora f con respecto a la imagen máscara g , denotada por $\delta_g^{(1)}(f)$, se define como el mínimo puntual entre la imagen máscara y la dilatación elemental $\delta^{(1)}$ de la imagen marcadora.

$$\delta_g^{(1)}(f) = \delta^{(1)}(f) \bigwedge g \quad \text{Ec. 3.16}$$

Debido al uso del operador mínimo, los niveles de gris en la dilatación geodésica permanecen menores o iguales que la imagen máscara $\delta_g^{(1)} \leq g$. En la figura 3.24 se observan los efectos de la dilatación geodésica en una señal 1-D.

La dilatación geodésica de tamaño n de una imagen marcadora f con respecto a una imagen máscara g se obtiene realizando n dilataciones geodésicas sucesivas de f con respecto a g . *Tras cada dilatación se comprueba si se ha llegado a la estabilidad.*

$$\delta_g^{(n)}(f) = \delta_g^{(1)} \left[\delta_g^{(n-1)}(f) \right] \quad \text{Ec. 3.17}$$

Es fundamental proceder paso a paso y aplicar el operador mínimo después de cada dilatación geodésica; de esta forma la expansión de la imagen marcadora f será controlada.

3.1.11.6 Reconstrucción morfológica

Las transformaciones geodésicas de tamaño n son rara vez utilizadas, pero cuando se iteran hasta la estabilidad permiten obtener poderosos algoritmos de reconstrucción morfológica, debido a que las transformaciones geodésicas en imágenes finitas siempre convergen después de un número finito de iteraciones. La reconstrucción morfológica de una imagen máscara a partir de una imagen marcadora está basada en este principio.

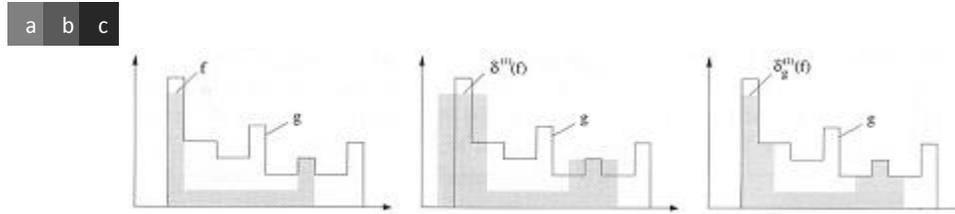


Figura 3. 24 Dilatación geodésica de una señal marcadora f con una señal máscara g . (a) Señal marcadora y señal máscara; (b) Dilatación elemental de f ; (c) Dilatación geodésica de f con respecto a g . (a) Señal marcadora y señal máscara; (b) Dilatación elemental de f

3.1.11.6.1 Reconstrucción por erosión

La reconstrucción por erosión de una imagen máscara g a partir de una imagen marcadora f ($D_f = D_g$ y $f \geq g$) se define como la erosión geodésica de f con respecto a g , iterada hasta llegar a la estabilidad y se denota por :

$$R_g^\varepsilon(f) = \varepsilon_g^{(i)}(f) \quad \text{Ec. 3.18}$$

Donde i es un valor tal que $\varepsilon_g^{(i)}(f) = \varepsilon_g^{(i+1)}(f)$. La reconstrucción por erosión es equivalente al complemento de la reconstrucción de g^c a partir de f^c ; En la figura 3.25 se ilustra este concepto.

$$R_g^\varepsilon(f) = [R_{g^c}^\delta(f^c)]^c \quad \text{Ec. 3.19}$$

3.1.11.6.2 Reconstrucción por dilatación

La reconstrucción por dilatación de una imagen máscara g a partir de una imagen marcadora f ($D_f = D_g$ y $f \leq g$) se define como la dilatación geodésica de f con respecto a g iterada hasta la estabilidad y se denota por $R_g^\delta(f)$:

$$R_g^\delta(f) = \delta_g^{(i)}(f) \quad \text{Ec. 3.20}$$

Donde i es un valor tal que $\delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f)$; la reconstrucción por dilatación de una imagen máscara se ilustra en la figura 3.26.

La reconstrucción por dilatación es una operación creciente ($f_1 \leq f_2 \Rightarrow R_g^\delta(f_1) \leq R_g^\delta(f_2)$), antiextensiva ($R_g^\delta(f) \leq g$) e idempotente ($R_{R_g^\delta}^\delta(f) = R_g^\delta$).



Figura 3. 25 Reconstrucción por erosión. (a) Imagen máscara; (b) Imagen marcadora; (c) Reconstrucción por erosión de la imagen máscara a partir de la marcadora.

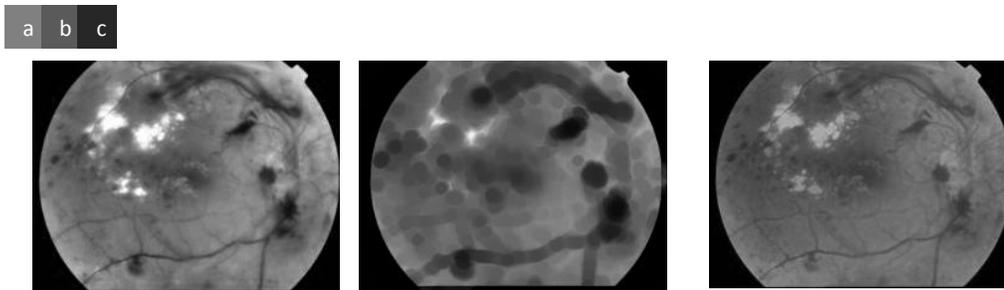


Figura 3. 26 Reconstrucción por dilatación. (a) Imagen máscara; (b) Imagen marcadora; (c) Reconstrucción por dilatación de la imagen máscara a partir de la marcadora.

3.1.11.7 Filtros morfológicos

Los filtros morfológicos son filtros no lineales adecuados para llevar a cabo dos tareas básicas: la restauración de imágenes corrompidas con algún tipo de ruido (en particular impulsivo) y la remoción selectiva de objetos o estructuras de la imagen, mientras otras son preservadas. La primera tarea constituye un problema de gran importancia, ya que la mayoría de las técnicas de interpretación y medición de imágenes quedan fuertemente obstaculizadas por la presencia de ruido. Una imagen ruidosa primero debe ser filtrada antes de cualquier otro procesamiento (detección de bordes o segmentación, por ejemplo). Hay muchos filtros lineales que eliminan el ruido, pero a diferencia de los filtros morfológicos fallan en preservar los bordes⁴. En la segunda tarea la selección normalmente está basada en la geometría y el contraste local de los objetos en la imagen. Se puede decir que un filtro morfológico puede ser considerado como el primer paso hacia la interpretación de las imágenes.

⁴ También existe el llamado filtro sigma, el cual es un filtro no lineal y se caracteriza por ser muy bueno eliminando ruido aditivo sin afectar los bordes de la imagen.

La idea básica detrás de un filtro morfológico es la de suprimir selectivamente estructuras en una imagen que pueden ser ruido u objetos irrelevantes en la misma. Debe cumplirse que las estructuras preservadas no sean modificadas por posteriores aplicaciones del mismo filtro y que además, para dos imágenes f_1 y f_2 y un filtro ϕ se cumpla que $f_1 \leq f_2 \Rightarrow \phi(f_1) \leq \phi(f_2)$. A estas dos propiedades se les conoce, respectivamente, como idempotencia y propiedad creciente.

Las operaciones de apertura y clausura cumplen con estas propiedades, por lo que se les considera como filtros básicos. Se debe tener cuidado al seleccionar las formas y tamaños de los elementos de estructura, ya que removerán los objetos en la imagen de acuerdo a sus tamaños y formas.

En este trabajo de tesis se hace uso de un tipo particular de filtros morfológicos, los filtros secuenciales, que se describen a continuación.

3.1.11.7.1 Filtros secuenciales

La composición de dos filtros ordenados siempre produce un nuevo filtro. A menudo se considera que un par de filtros ordenados los constituye una apertura y una clausura; de hecho una apertura filtra los objetos brillantes de la imagen mientras que la clausura filtra los objetos oscuros; por lo tanto, si la imagen fuera corrompida por una función simétrica de ruido, es posible filtrarla con una combinación secuencial de apertura y clausura. Las composiciones de filtros ordenados, tales como apertura y clausura (debido a que $\gamma \leq \phi$), pueden llevar a nuevos filtros como los presentados a continuación.

$\gamma\phi, \phi\gamma, \gamma\phi\gamma$ y $\phi\gamma\phi$ son filtros

El filtro $\gamma\phi$ normalmente es llamado filtro *Open-Close*, ya que consiste en una apertura y una clausura; el filtro dual es el *Close-Open*. A pesar de que tienen propiedades muy similares, ambos no son equivalentes. En la figura 3.27 se ilustra el filtrado de una imagen con un filtro *Open-Close*.

Con esto se concluye la sección de análisis de imágenes; en la siguiente sección se tratarán los conceptos básicos de sistemas difusos, los cuales fueron empleados en la incorporación del subsistema experto que genera los prediagnósticos de los pacientes.

3.2 Sistemas difusos

En esta sección se tratará sobre la base teórica básica de la lógica difusa, la cual fue utilizada para el estudio e incorporación del subsistema generador de prediagnósticos desarrollado en [Santos, 2009].

En la vida real los problemas que surgen se resuelven pensando en la manera en que podrían solucionarse; por lo tanto, se debe intentar analizar el pensamiento humano para emularlo a través de una computadora. Sin embargo, los humanos no atacan los problemas

como lo haría una computadora, ya que el humano debe tratar con incertidumbres, ambigüedades y contradicciones. Además, los seres humanos utilizan la lógica deductiva, pero más a menudo utilizan la intuición para llegar a una conclusión; aunado con esto, los humanos frecuentemente aprenden de sus experiencias.

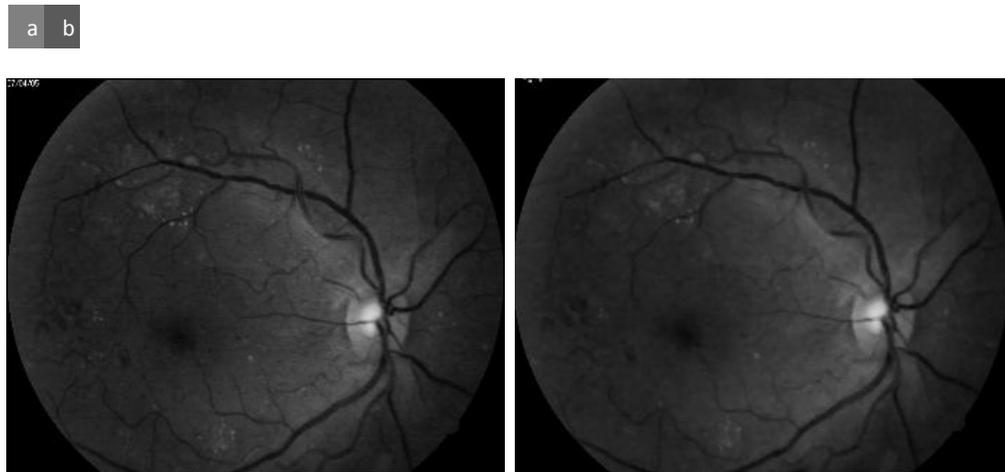


Figura 3.27 Filtro morfológico secuencial. (a) Imagen con ruido impulsivo;(b) Resultado de aplicar un filtro Open-Close con un EE cuadrado de 3px de lado.

De acuerdo con [Santos, 2009] un sistema experto difuso resuelve de manera adecuada el problema de la generación de prediagnósticos bajo las siguientes condiciones:

Se dispone del dominio de un experto que conoce bien cómo se relacionan los datos de entrada y de salida (la oftalmóloga).

No es posible utilizar un clasificador, ya que no se dispone de un conjunto de imágenes representativas de entrenamiento, debido a lo numerosas que serían las combinaciones de entradas y salidas, además de que no se podría generar a partir de datos reales por estar prohibido (confidencialidad de los pacientes).

Existe un marcado interés por ver la forma en que los resultados se obtienen a partir de las entradas (buscando aproximarse a la realidad).

La denominada lógica difusa (*fuzzy logic*) permite tratar con información imprecisa, tal como mucha fuerza, estatura media o baja temperatura en términos de conjuntos difusos (imprecisos). Estos conjuntos difusos se combinan en reglas para definir acciones, por ejemplo, si la temperatura es *alta* entonces enfría poco. Muchos sistemas de control se basan en la lógica difusa, donde se combinan variables de entrada (en términos de conjuntos difusos) y por medio de reglas producen uno o varios valores de salida.

Los sistemas difusos permiten modelar cualquier proceso no lineal y aprender de los datos usando determinados algoritmos de aprendizaje; los sistemas difusos permiten utilizar con facilidad los conocimientos de los expertos en el tema (la oftalmóloga) como punto de

partida para una optimización automática; también formalizan el conocimiento (que puede ser ambiguo) del experto de una manera realizable; además, estos sistemas suelen ser baratos y rápidos.

La teoría de conjuntos difusos parte de la teoría clásica de conjuntos, añadiendo una función de membresía al conjunto que se define como un número real entre 0 y 1. Así se introduce el concepto de conjunto difuso asociado a un determinado valor lingüístico. Para cada conjunto o subconjunto difuso A se define una función de membresía o inclusión $\mu_A(t)$, que indica el grado en que la variable t está incluida en el concepto representado por la etiqueta A . Como ejemplo se puede poner que para el valor lingüístico **estatura** podrían definirse tres subconjuntos difusos, cada uno identificado por una etiqueta {Bajo, Mediano, Alto}, y con una función de membresía $\{\mu_{Bajo}, \mu_{Mediano}, \mu_{Alto}\}$. En la figura 3.28 se visualiza este ejemplo.

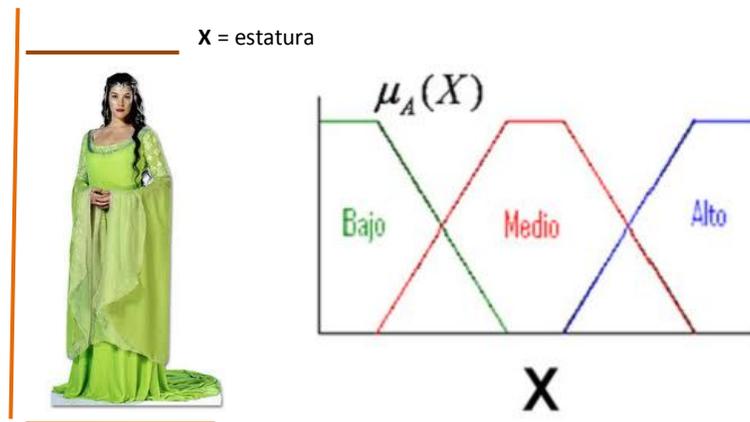


Figura 3. 28 Ejemplo de conjuntos difusos para la variable estatura.

3.2.1 Conjuntos difusos

En los conjuntos clásicos algo está incluido completamente o no lo está en lo absoluto, situación ésta que puede describirse asignando un 1 a los elementos incluidos en el conjunto y un 0 a los no incluidos. A la función que asigna estos valores se le denomina **función de membresía o pertenencia** (*membership function*). Los conjuntos difusos permiten describir el grado de pertenencia o membresía de un objeto o de una variable al concepto dado por la etiqueta que le da su nombre asignándole un número real entre 0 y 1.

Sea U un conjunto de objetos, también llamado universo de discurso, por ejemplo $U = \mathbb{R}^n$. En términos matemáticos un **conjunto difuso** F en U queda caracterizado por una función de membresía μ_F que toma valores en el rango $[0,1]$, es decir, $\mu_F: U \rightarrow [0,1]$ donde $\mu_F(u)$ representa el grado en que $u \in U$ pertenece al conjunto difuso F .

Como ejemplo, para el conjunto de las personas se pueden definir subconjuntos difusos en función de la edad. El subconjunto de los Adultos puede definirse como se observa en la figura 3.28(a), asignándosele una función de membresía abrupta para el conjunto clásico $Adulto = edad \text{ entre } 25 \text{ y } 45$. Definido en términos difusos, la función de membresía de este conjunto toma el valor 1 entre 30 y 40, 0 para los menores de 20 o para los mayores de 50, y

valores intermedios entre 20 y 30 y entre 40 y 50, todo lo cual se aprecia en la figura 3.29(b).

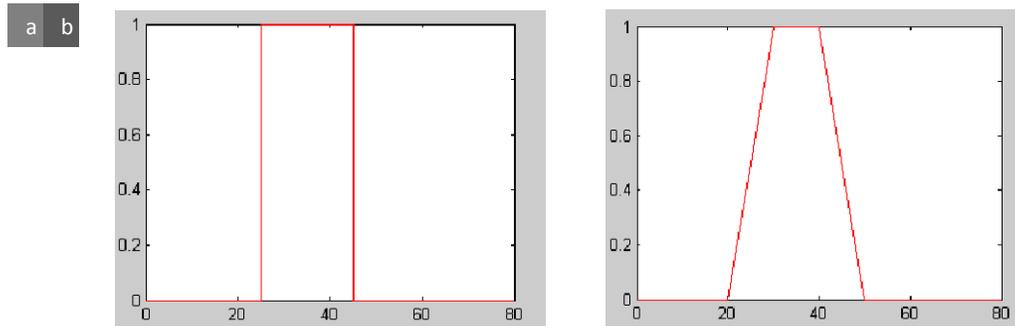


Figura 3. 29 Funciones de membresía para la edad adulta. (a) Función clásica; (b) Función difusa.

Dado un cierto conjunto difuso F , se definen los siguientes términos. El **conjunto soportado** es el conjunto (clásico) de todos los valores de U para los que $\mu_F(u) > 0$. Los **puntos de cruce** son aquellos valores para los que $\mu_F(u) = 0.5$, estos conceptos se aprecian en la figura 3.30(a). Se dice que un conjunto difuso es de tipo **Singleton** si su conjunto soportado es de un solo valor (figura 3.30 (b)).

Además, se denomina **conjunto α -corte** F_α de un conjunto difuso F , a todos los puntos $u \in U$ para los que se cumple que $\mu_F(u) > \alpha$. Por otro lado, se dice que un conjunto difuso está **normalizado** si el máximo de su función de membresía es 1. Un conjunto puede normalizarse multiplicando su función de membresía por un coeficiente fijo para que sea de tipo normalizado [Martín y Sanz, 2007].

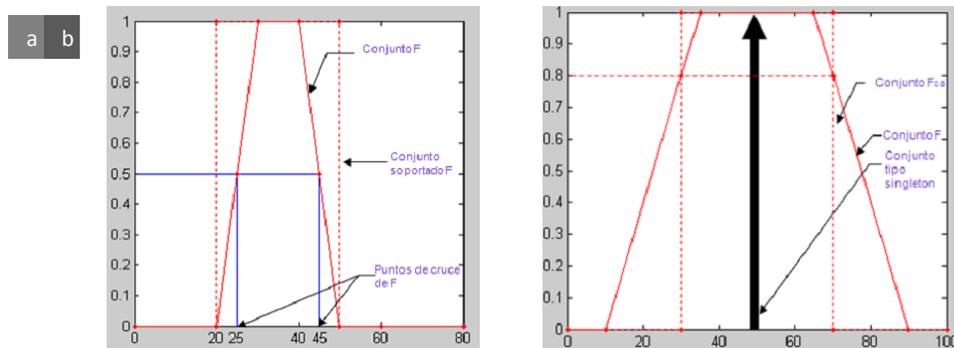


Figura 3. 30 Términos relacionados con los conjuntos difusos.

3.2.2 Funciones de membresía de conjuntos difusos

La función de membresía o pertenencia de un conjunto difuso consiste en un conjunto de pares ordenados $F = \{(u, \mu_F(u) | u \in U)\}$ si la variable es discreta, o en una función continua si no lo es. Para la definición de estas funciones convencionalmente se utilizan ciertas familias de formas estándar para coincidir con el significado lingüístico de las etiquetas más utilizadas. Las funciones más frecuentes son: **trapezoidal**, **Singleton**, **triangular**, **S**, **exponencial** y **tipo π** .

La función de tipo trapezoidal se define por cuatro puntos a , b , c y d . Esta función es cero para valores menores que a y mayores que d ; vale uno entre b y c y toma valores en el intervalo $[0,1]$ entre a y b y entre c y d (figura 3.31). Se define con la siguiente expresión:

$$S(u; a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & u < a \\ \left(\frac{u-a}{b-a}\right) & a \leq u \leq b \\ 1 & b \leq u \leq c \\ \left(\frac{d-u}{d-c}\right) & c \leq u \leq d \\ 0 & u > d \end{cases} \quad \text{Ec. 3.21}$$

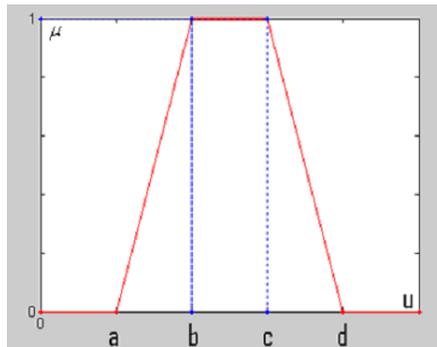


Figura 3. 31 Función de membresía trapezoidal.

La función trapezoidal es adecuada para modelar propiedades que comprenden un rango de valores (adulto, normal, adecuado).

La función *Singleton* devuelve 1 solo valor para un punto a y cero para el resto; se utiliza habitualmente en sistemas difusos simples para definir los conjuntos difusos de las particiones de las variables de salida, pues permite simplificar los cálculos y requiere menos memoria para almacenar la base de reglas. Se define como:

$$S(u; a) = \begin{cases} 1 & u = a \\ 0 & u \neq a \end{cases} \quad \text{Ec. 3.22}$$

En la figura 3.32 se puede apreciar una función del tipo *Singleton*.

La función del tipo T (triangular) puede definirse como:

$$T(u; a, b, c) = \begin{cases} 0 & u < a \\ \left(\frac{u-a}{b-a}\right) & a \leq u \leq b \\ \left(\frac{c-u}{c-b}\right) & b \leq u \leq c \\ 0 & u > c \end{cases} \quad \text{Ec. 3.23}$$

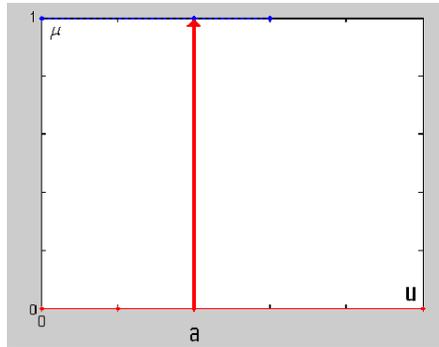


Figura 3. 32 Función tipo *Singleton*.

Esta función es adecuada para modelar propiedades con valores de membresía distintos de cero, para un estrecho rango de valores en torno a un punto b . Esto se puede apreciar en la figura 3.33.

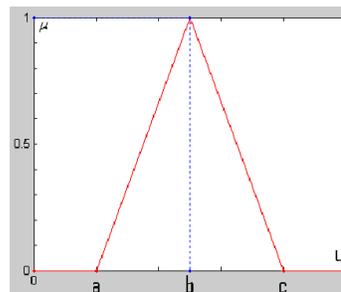


Figura 3. 33 Función tipo triangular.

La función del tipo S puede definirse como:

$$S(u; a, b, c) = \begin{cases} 0 & u < a \\ 2 \left(\frac{u-a}{c-a} \right)^2 & a \leq u \leq b \\ 1 - 2 \left(\frac{u-a}{c-a} \right)^2 & b \leq u \leq c \\ 1 & u < c \end{cases} \quad \text{Ec. 3.24}$$

Esta función resulta adecuada para modelar propiedades como *grande*, *mucho*, *positivo*, entre otras. Se caracteriza por tener un valor distinto de cero para un rango de valores por encima de cierto punto a , es cero por debajo de a y uno para valores mayores que c . Su punto de cruce (valor 0.5) es $b=(a+c)/2$; y entre los puntos a y c es de tipo cuadrático (suave), como se puede apreciar en la figura 3.34.

También se han usado funciones exponenciales para definir funciones de tipo S, tales como:

$$S(u; k, c) = \frac{1}{1 + e^{-k(u-c)}} \quad \text{Ec. 3.25}$$

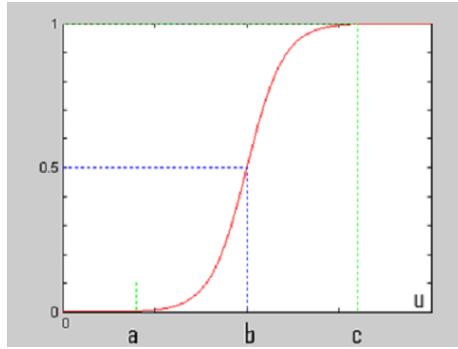


Figura 3. 34 Función tipo S.

La función del tipo π puede definirse de la siguiente forma:

$$\pi(u; b, c) = \begin{cases} S\left(u; c - b, \frac{c - b}{2}, c\right) & u \leq c \\ 1 - S\left(u; c - b, \frac{c - b}{2}, c\right) & u > c \end{cases} \quad \text{Ec. 3.26}$$

Esta función tiene forma de campana y resulta adecuada para los conjuntos en torno a un valor c , como *medio*, *normal*, *cero*, etc. Pueden definirse también utilizando expresiones analíticas exponenciales o cuadráticas, como la bien conocida campana de Gauss. Esta función se aprecia en la figura 3.35.

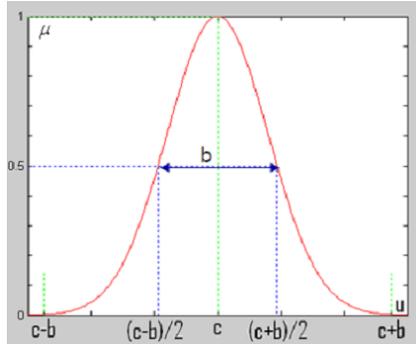


Figura 3. 35 Función tipo π (con forma de campana).

3.2.3 Variable lingüística

Se denomina variable lingüística a aquella variable que puede tomar por valor términos del lenguaje natural como: mucho, poco, positivo, negativo, etc. Estas palabras desempeñan el papel de etiquetas en un conjunto difuso. A una variable lingüística se le pueden asignar tanto palabras tomadas del lenguaje natural, como valores numéricos. Así, en una expresión como la temperatura es fría la variable temperatura debe ser entendida como una variable lingüística, pues se le asigna como valor el conjunto difuso fría; además, esa variable puede tomar valores numéricos como la temperatura es 4°C.

En términos formales, una variable lingüística se define por una tupla $\{A, T(A), U, G, M\}$ donde A es el nombre de la variable, $T(A)$ es el conjunto de términos que nombran los

valores x que puede tomar A , valores que son difusos en U ; el conjunto de valores numéricos que puede tomar una variable discreta o el rango de valores posibles para una variable continua, es lo que se conoce como el universo de discurso de la variable x y se denomina U ; por último, G es una regla sintáctica para la generación de los nombres de los valores de x , y M es una regla semántica para asociar un significado a cada valor.

3.3 Oftalmología

En esta sección se tratarán los conceptos relacionados con el Sistema Visual Humano (SVH), y con la oftalmología desde el punto de vista clínico, anatómico y patológico, con énfasis en los dos últimos aspectos.

3.3.1 Estructuras oculares

Las percepciones visuales están influenciadas por la estructura anatómica del ojo (figura 3.36), el cual constituye un sistema óptico perfecto. Está formado por la córnea, pupila, iris y retina; de todas estas membranas la más interesante para la colorimetría es la retina, ya que en ella se encuentran los fotorreceptores sensibles a la luz: los conos y los bastones [Wyszecki y Stiles, 1982].

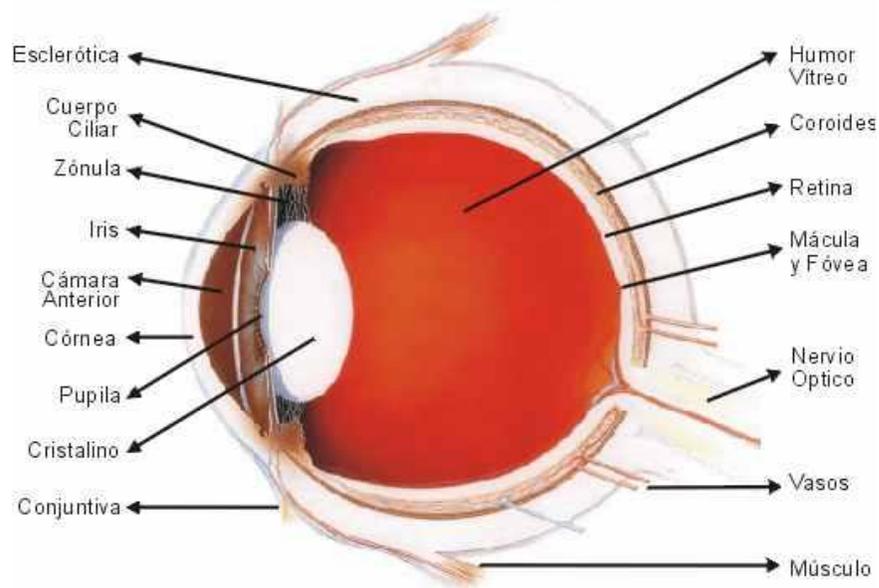


Figura 3. 36 Globo ocular.

El sentido de la vista permite percibir color, forma, tamaño, posición y distancia de los objetos. Los ojos son los órganos de la vista y se encuentran en sendas cavidades u órbitas, situadas en ambos lados de la parte superior de la cara. El ojo está compuesto por tres capas: esclerótica, coroides y retina (figura 3.36).

La esclerótica es una membrana externa de color blanco, que impide el paso de la luz del exterior hacia adentro del ojo. Es muy resistente, por lo que le da forma y protección al globo ocular. En la zona donde se une la esclerótica con la córnea se insertan los siete músculos que mueven al ojo: cuatro músculos rectos lo mueven hacia arriba y hacia los lados, dos músculos oblicuos que permiten el movimiento circular, y el músculo elevador del párpado superior.

La coroides es la membrana media del ojo que contiene numerosos vasos sanguíneos que nutren a la retina. La coroides se extiende por toda la parte posterior del globo ocular, entre la esclerótica y la retina; está constituida por una compleja red de vasos sanguíneos, imprescindibles para la nutrición y buen funcionamiento de la retina. Mediante la membrana de Bruch se conectan la coroides y la retina.

La retina es la capa más interna del ojo (figura 3.37) donde se origina el nervio óptico. Funcionalmente actúa como una placa fotosensible. En la retina del ojo humano existen hasta 130 millones de células fotorreceptoras, de las cuales, el número de bastones oscila entre 110 y 125 millones, mientras que los conos apenas alcanzan los 7 millones. Los bastones se sensibilizan con bajos niveles de iluminación (visión escotópica), mientras que los conos se sensibilizan con altos niveles de iluminación (visión fotópica); estos últimos son los responsables de la visión del color [Fairchild, 1998].

En la retina existen tres tipos de conos: L, M y S [Lammens, 1994]. Estos nombres se refieren a la sensibilidad de cada cono a diversas longitudes de onda: L se refiere a **Long** (largas), M se refiere a **Middle** (medias) y S se refiere a **Short** (cortas). Los conos L son sensibles a las tonalidades rojas, los conos M se sensibilizan con las tonalidades verdes y los conos S responden a los tonos azules. La comparación en cantidad de los conos L, M y S es 40:20:1, es decir, existen más fotorreceptores sensibles al rojo y al anaranjado que al verde o al azul.

Retina central y retina periférica. Cuando se compara la retina central con la retina periférica se observa que la zona de la fóvea es considerablemente más gruesa que la retina periférica. Esto se debe a que en este lugar se concentra una gran cantidad de fotorreceptores (sobre todo conos), lo cual hace que se desplacen lateralmente hacia afuera las células bipolares y ganglionares. En la zona central de la retina existen fundamentalmente conos, mientras que en la periferia predominan los bastones.

3.3.2 La retina humana

Es la capa de tejido sensible a la luz que se encuentra en la parte posterior interna del ojo; actúa como la película en una cámara fotográfica: los rayos luminosos pasan a través del cristalino del ojo y son enfocadas en la retina, donde se convierte en señales eléctricas que se envían al cerebro a través del nervio óptico. El color rojo de la retina se debe a su abundante suministro de sangre.

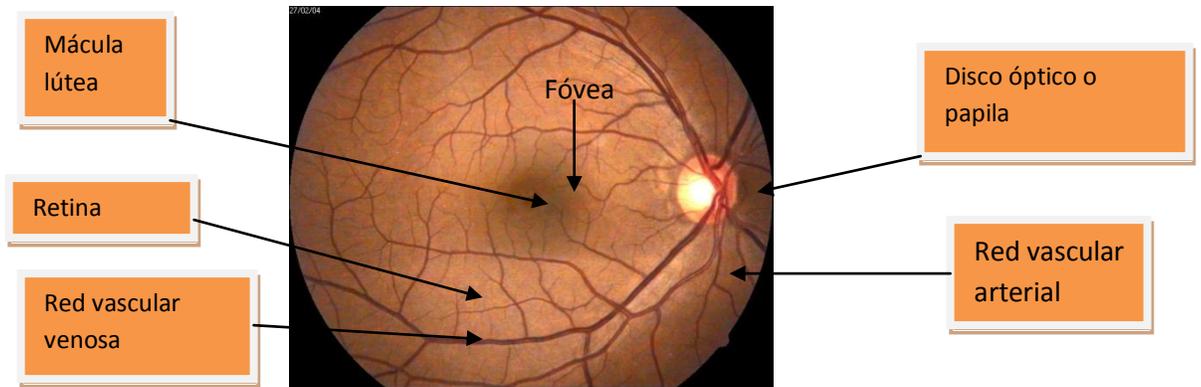


Figura 3. 37 Retina humana.

3.3.2.1 Estructura macroscópica de la retina

En la superficie de la retina se pueden observar las siguientes estructuras:

Papila óptica, disco óptico o punto ciego. Es el punto donde el nervio óptico entra al globo ocular a través de la esclerótica, la coroides y la retina. Es un disco rosado que se encuentra en la parte posterior del globo ocular a 3mm medialmente al polo posterior del ojo; tiene un diámetro medio de 2mm vertical y 1.5mm horizontal. En la papila no existen fotorreceptores, por lo que se le llama punto ciego.

La **Ora serrata** es el límite de la retina. Existe una ora serrata nasal o medial y una ora serrata lateral o temporal. La retina mide de una ora serrata a la otra unos 42mm y está firmemente sujeta a la coroides en estos puntos.

La **fóvea** está situada a unos 2.5mm del borde temporal de la papila óptica, en la zona donde la superficie de la retina está deprimida y es poco profunda. Presenta un mayor número de células ganglionares y posee sólo conos. Los vasos sanguíneos rodean la fóvea por arriba y por abajo, mientras que dentro de ella sólo existen pequeños capilares. En el mismo centro de la fóvea en una área de 0.5mm de diámetro no existen capilares, lo que aumenta al máximo la transparencia de la retina (la retina al separarse del epitelio pigmentario es transparente). Sólo se ve con precisión la porción de la imagen de un objeto que cae sobre la fóvea.

Área central de la retina. Es la porción que rodea la fóvea y donde se produce la mayor fotorrecepción. La fóvea y la pequeña área que la rodea contienen un pigmento amarillento, lo que da lugar a que se le conozca también como mácula lútea (mancha amarilla).

Área periférica de la retina. El resto de la retina es una zona con menos fotorrecepción; los elementos de la retina son de menor tamaño y distribuidos menos regularmente.

3.3.3 Importancia del análisis de retinas

El papel de la visión en la conducta de los animales es evidente, la detección de la luz les permite localizar tanto alimentos como posibles predadores y peligros. Para el humano es,

por lo tanto, el sentido que le permite conocer con más detalle el mundo que lo rodea y por lo tanto relacionarse con sus semejantes con una mayor certidumbre. Las imágenes que perciben los humanos a través del sistema de visión le proporcionan información sobre color, forma, tamaño, distancia, posición y movimiento de los objetos. El sentido de la vista es el sentido humano más perfecto y evolucionado. El órgano receptor de la visión en los humanos es el ojo o globo ocular, órgano par alojado en las cavidades orbitarias de su rostro.

Aunque todas las partes del ojo son importantes para percibir la información visual, la retina es la parte más importante del sistema. En esencia es una porción del cerebro que se proyecta hacia las estructuras superficiales del organismo con el fin de percibir los rayos luminosos que vienen del exterior. La facilidad de acceso y la posibilidad de estudiar el procesamiento de la información en una porción intacta del sistema nervioso, convierte a esta estructura en un modelo único y de gran utilidad para estudios fisiológicos y morfológicos del sistema nervioso en general. Debido a lo anterior, es de interés encontrar mecanismos que permitan verificar que la retina se encuentra en condiciones óptimas que permitan al ser humano tener un sentido de la vista en el mejor estado posible, y en caso de encontrar algún problema, tener la capacidad de ubicarlo y con ello colaborar en el diagnóstico de enfermedades que puedan inhibirlo de su operación.

3.3.4 Elementos estructurales del ojo

Este trabajo se centra únicamente en los elementos visibles en el fondo de ojo (figura 2.36). Los elementos estructurales que claramente se observan en una imagen de fondo de ojo son: la papila óptica o disco óptico, la mácula y la red vascular, la cual comprende la red venosa y la arterial.

Para determinar si una retina está normal o patológica, es imprescindible conocer las características morfológicas y morfométricas propias de estos elementos estructurales.

La papila óptica se observa como un disco oval de color amarillento o ligeramente rosado; los vasos sanguíneos provenientes de la coroides y que confluyen en ella abandonan el nervio óptico por su centro; los vasos observables en la confluencia de la papila son la arteria central de la retina, la vena central de la retina y sus respectivas ramas que parten de la papila.

A continuación se expone con mayor detalle la descripción de cada uno de los elementos anatómicos estructurales de la retina que fueron tomados en cuenta en la realización de este trabajo.

3.3.4.1 Mácula lútea

La mácula lútea o mancha amarilla, (figura 3.38) es una estructura ovalada en el centro de la retina que permite percibir los detalles finos, por lo que nos otorga agudeza visual. Mide

3mm de ancho por 1.5mm de altura y está situada en el polo posterior del ojo. La región macular consta de la fovea, la foveola (o fovea central) y las áreas parafoveal y perifoveal.

3.3.4.1.1 Fovea

La fovea es una pequeña depresión en la retina, en el centro de la mácula lútea, que ocupa un área total un poco mayor que 1mm^2 . En todos los mamíferos la fovea es el área de la retina donde se enfocan los rayos luminosos, y se encuentra especialmente capacitada para la visión aguda y detallada. No posee bastones, sólo conos, responsables de la percepción de los colores. Los conos M para el área verde y los conos L para el área roja se ordenan en la fovea en un mosaico regular. Según la especie, puede haber o no unos pocos conos S, responsables de la percepción del color azul dentro de la luz visible. En la región más interna conocida como foveola, es posible encontrar solamente conos particularmente delgados de los tipos M y L. Un objeto que el ojo enfoca se fija de manera que su reflejo se ubique justo en la fovea central. Debido a la falta de bastones en esta zona, existe la incapacidad de percibir estructuras finas en la oscuridad, razón por la cual es muy difícil leer un texto en la penumbra.

La fovea y las capas externas de la mácula reciben sangre de la capa coriocapilar, la cual es la más interna de la coroides y se separa del epitelio pigmentario de la retina por una delgada membrana basal llamada membrana de Bruch.

3.3.4.1.2 Foveola

La foveola o fovea central se encuentra justamente en el centro de la fovea. Tiene un diámetro entre 250 y 350 micras (de 0.25mm a 0.35mm); en ella la concentración de conos es mayor que en cualquier otro lugar de la retina, por lo que está destinada fundamentalmente a apreciar los colores. Es el sitio óptimo para la formación de la imagen y donde se aprecia con la mayor nitidez.



Figura 3. 38 Mácula lútea (a) localización de la mácula. (b) Fovea.

2.3.4.2 Papila óptica o disco óptico

El disco óptico o papila óptica, también llamado cabeza del nervio óptico, es por donde los axones de las células ganglionares se acumulan y salen del ojo junto con la arteria y la vena central de la retina (figura 3.39). Su forma es ligeramente alargada verticalmente. Tiene un diámetro horizontal aproximado de 1.5mm a 1.7mm y vertical de 1.9mm. El número de fibras nerviosas que conforman el nervio óptico es de un millón aproximadamente, pero disminuye con la edad.

La copa fisiológica es una depresión o excavación en la superficie del disco óptico; se diferencia con un reborde rosado, de bordes nítidos (en ocasiones el borde nasal es un poco menos nítido) con una excavación central de diámetro variable que no debe exceder el 70% del diámetro papilar horizontal, ni debe llegar al borde temporal para considerarse anormal.

En una imagen de retina normal, el color del disco es amarillo-anaranjado claro con la mitad temporal más pálida que su mitad nasal, debido a la ausencia de la coroides que le da un color rojizo o anaranjado más intenso a la retina.

En una imagen de fondo de ojo, el lugar donde se encuentra la papila es la zona nasal. La zona contraria es la temporal.

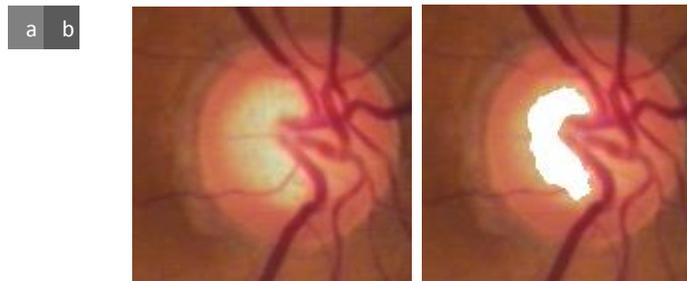


Figura 3. 39 Papila óptica. (a) Localización de la papila óptica; (b) Copa fisiológica (zona blanca).

3.3.4.3 Redes vasculares venosa y arterial

La red arterial central de la retina emerge del centro del disco óptico y se divide en un ramal superior y otro inferior. Posteriormente cada una de ellas se subdivide en ramal nasal y temporal. La salida de los vasos arteriales se acompaña de la salida de la vena central de la retina, que de la misma forma se divide en una rama superior y otra inferior y después cada una de ellas se bifurca en las correspondientes venas temporales y nasales. Las arterias son un poco más delgadas y de un rojo más claro que las venas. Las venas, por lo tanto, son un poco más oscuras y gruesas que las arterias. La relación de grosor de las arterias y las venas es de 2:3.

3.3.5 Características morfológicas y morfométricas de los elementos estructurales de la retina humana normal

Las características morfológicas y morfométricas de la retina son las siguientes:

3.3.5.1 Características morfológicas

Las características que son consideradas más ilustrativas y determinantes son las formas y los colores. Las características morfológicas y morfométricas promedio de las estructuras anatómicas de una retina sana de un adulto se detallan en las tablas 3.1 y 3.3.

Tabla 3. 1 Características morfológicas de los elementos estructurales.

Elemento	Forma	Color
Mácula	Oval	Rojo oscuro (amarillento)
Fóvea	Circular	Rojo oscuro
Corona	Circular	Rojo oscuro
Foveola	Circular	Rojo oscuro
Papila	Oval	Amarillento
Racimo vascular dentro de la papila	Irregular, centrado	Rojo oscuro

En una imagen de fondo de ojo en colores, los valores de las componentes roja, verde y azul que dan lugar a los colores en general dependen de la iluminación con la que se captura la imagen de fondo de ojo. El plano verde dispone de la mayor cantidad de información de acuerdo al diseño más común de la estructura de las cámaras digitales en colores tradicionales. Para la red vascular venosa y arterial, donde subyacen los elementos estructurales del fondo de ojo, las características morfológicas aparecen en la tabla 3.6.

Tabla 3. 2 Características morfológicas de la retina normal y las redes venosa y arterial.

Elemento	Calidad	Color	Textura	Observaciones
Red vascular venosa	Uniforme	Rojo oscuro	-	Bordes bien definidos
Red vascular arterial	Uniforme	Rojo claro	-	Bordes bien definidos
Retina	Limpia	Rojizo	Uniforme	-

3.3.5.2 Características morfométricas

Las características morfométricas que se consideran de mayor relevancia son los tamaños definidos por las dimensiones físicas de los diferentes elementos estructurales que componen la retina humana normal, junto con las posiciones y las distancias relativas entre los mismos. Para la adecuada comprensión de las dimensiones mencionadas, es oportuno conocer lo siguiente:

$$1\mu m (\text{micra}) = 10^{-6}m = 10^{-3}mm$$

Por lo tanto, una micra es igual a una milésima de milímetro o una millonésima parte de un metro. Las características morfométricas de los elementos estructurales del ojo, excepto la red vascular, se muestran en la tabla 3.3.

Tabla 3. 3 Características morfométricas de la retina (en micras).

Elemento	Diámetro promedio	Distancia entre	Observaciones
Mácula lútea	5000	Y=900 X=4350	Distancia respecto al disco óptico
Fóvea	1500		
Foveola	350	-	
Disco óptico	D _H = 1700 D _V = 1900	- -	Horizontal Vertical

3.3.5.3 Características de la retina de acuerdo a la edad

Ya que se conocen las características fisiológicas, morfológicas y morfométricas de los elementos estructurales de la retina humana y se conoce la importancia de analizar estos elementos; se debe aclarar que las retinas humanas varían de acuerdo a la edad. Las etapas de la vida del ser humano donde la retina tiene cambios notorios son las siguientes:

- a) **Fondo normal juvenil.** Propio de los niños y adolescentes. Destacan los reflejos que se producen en la capa limítrofe interna de la retina y por la tortuosidad de las arterias y venas.
- b) **Fondo normal de adulto joven.** Desaparecen los reflejos y se aprecia el fino aterciopelado de la retina; los vasos aún se pueden ver tortuosos.
- c) **Fondo normal de adulto hacia los 50 años.** Los vasos se hacen más rectos y se empieza a ver la membrana coroides.
- d) **Fondo normal de anciano hasta los 75 años.** La retina se adelgaza, los vasos son más rectilíneos y se aprecia la coroides atigrada.

3.3.6 Afecciones y enfermedades tratadas

En este trabajo se consideraron las siguientes enfermedades que pueden provocar la ceguera:

- a) Glaucoma.
- b) Retinopatía diabética.

- c) Retinopatía hipertensiva.
- d) Degeneración macular dependiente de la edad.
- e) Retinosis pigmentaria.

Estas enfermedades pueden producir las siguientes afecciones:

- a) Excavación o copa (Ver epígrafe 3.3.7.1.1).
- b) Microaneurismas.
- c) Exudados duros y exudados algodonosos o suaves.
- d) Hemorragias.
- e) Drusas.
- f) Espículas.

A continuación se explicarán en detalle cada una de las afecciones mencionadas.

3.3.6.1 Microaneurismas

Son lesiones redondas intrarretinales (figura 3.40(a)) o protuberancias saculares de las paredes de los capilares de la retina [Huang et al., 2005], de un diámetro que va de 15 hasta 60 micras, de color rojo oscuro y ocasionalmente blanco; pueden estar asociadas a las hemorragias intrarretinales o al engrosamiento de la retina. Ocurren después de la pérdida de los pericitos de la pared del capilar.

Se observan en el polo posterior del ojo, especialmente en el área temporal de la mácula. A través de la angiografía fluoresceínica es posible verlos como pequeñas manchas, la cantidad observada en la angiografía es mayor que en una imagen oftalmoscópica. El número de microaneurismas es un parámetro importante para evaluar el riesgo a la retinopatía diabética.

3.3.6.2 Exudados

Los exudados son de dos tipos: los exudados duros y los suaves o algodonosos.

Los **exudados duros** son agregados de proteínas plasmáticas sobre todo lipoproteínas extravasadas asociadas a macrófagos; son de color blanco o blanco amarillento. Se encuentran en cualquier parte de la retina y son significativos cuando comienzan a acumularse en la mácula formando anillos, estrellas o placas compactas; no son formaciones estáticas y unos pueden absorberse en unos meses mientras que otros comienzan a aparecer.

Estas afecciones son diagnosticadas oftalmológicamente, en particular si se obtiene el canal verde de las imágenes capturadas. En angiografía sólo es posible ver los de mayor tamaño, los cuales se vislumbran como puntos de hiperfluorescencia (figura 3.40(b)).

Los **exudados blandos o algodonosos** tienen aspecto de masas algodonosas de color blanquecino con bordes difusos (figura 3.40(c)), se localizan superficialmente en la capa de fibras nerviosas de la retina. Suelen verse las estrías de la fibra nerviosa dentro de la formación. Están constituidos por acumulaciones de material axoplasmático al margen de un infarto microvascular. Se observan con mayor facilidad cerca del nervio óptico donde son más frecuentes los axones nerviosos. Estos exudados persisten durante meses, dejando puntos visibles en la angiografía fluoresceínica debido al cierre del capilar correspondiente al infarto adyacente; estos puntos no se observan en la imagen oftalmoscópica.

Un único exudado blando puede producirse a partir de una pequeña zona capilar no profunda y no implica un gran riesgo hacia la retinopatía proliferativa; sin embargo, cuando el número de estos exudados algodonosos es de más de 5, se duplica el riesgo hacia la retinopatía proliferativa al cabo de un año.

3.3.6.3 Hemorragias

Las **hemorragias intrarretinales** se producen por la ruptura de los microaneurismas o de los capilares. A diferencia de las hemorragias extrarretinales que indican una retinopatía proliferativa, las hemorragias intrarretinales indican una retinopatía no proliferativa.



Figura 3. 40 Algunas afecciones de la retina. (a) Microaneurismas; (b) Exudados duros; (c) Exudados suaves.

Pueden ser profundas y pequeñas (menos de 500 micras), localizadas en las capas medias (plexiforma interna y nuclear interna) y de forma redonda o superficiales con forma de llama localizadas dentro de la capa nerviosa del nervio retinal con estrías que siguen la dirección de las fibras nerviosas. Las hemorragias en racimo son mayores, más oscuras y se localizan entre los plexos capilares superficial y profundo de la retina.

Entre un mayor número de hemorragias y/o microaneurismas haya, mayor riesgo de progresión hay hacia una retinopatía proliferativa.

En las **hemorragias prerretinales** la sangre queda atrapada entre la retina y la hialoides posterior desprendida, con una tendencia a sedimentar y formar manchas horizontales en forma de nave. Si una de estas hemorragias oscurece la mácula, la pérdida de visión puede ser importante. Se producen después de episodios agudos de hipoglucemia, aunque también se pueden dar después de maniobras de Valsalva, tos o un gran esfuerzo, probablemente como consecuencia de los cambios hemodinámicos.

Hemorragias vítreas. Se producen cuando la sangre atraviesa la hialoides posterior y penetra la cavidad vítrea. Estas hemorragias suponen una neovascularización extrarretinal y la presencia de retinopatía proliferativa. Si son severas pueden oscurecer la mayor parte del fondo de ojo. En este caso el escáner de ultrasonidos puede ser útil para localizar la opacidad y excluir o no la presencia de un desprendimiento de retina. En la figura 3.41 se muestran los dos primeros tipos de hemorragias.

3.3.6.4 Drusas (Drusen)

Las drusas⁵ son excreciones que se presentan como depósitos localizados entre el Epitelio Pigmentario de la Retina (EPR) y la membrana de Bruch; se piensa que pertenecen a la formación de radicales libres inducidos por reacciones bioquímicas oxidativas.

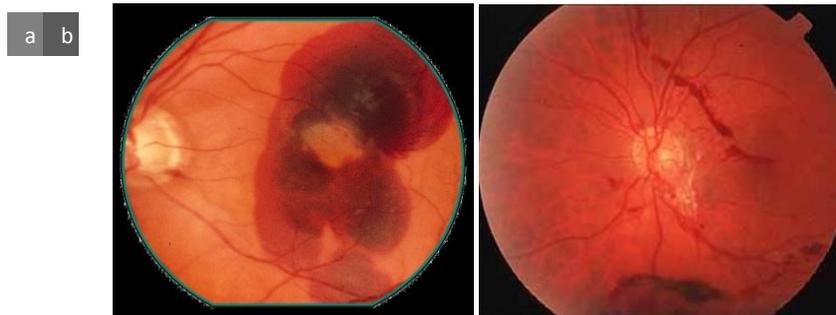


Figura 3. 41 Tipos de hemorragias. (a) Hemorragia prerretinal; (b) Hemorragia intrarretinal.

En la oftalmoscopia las drusas se observan como excreciones amarillentas que simulan exudados duros a nivel del EPR; siempre se localizan en el polo posterior del ojo a nivel macular, pero pueden hallarse en cualquier parte del fondo de ojo.

El diagnóstico clínico establece la localización macular y la ausencia de exudados blandos, hemorragias o microaneurismas. Esta afección es común en la degeneración macular dependiente de la edad. Las drusas varían en número, tamaño, forma, distribución, pigmentación y grado de elevación como se observa en la figura 3.42. Cuando las drusas son confluentes y localizadas en el centro de la mácula, los pacientes presentan deterioro visual leve y algún grado de distorsión de imágenes (metamorfopsia).

⁵ Del alemán *druse*, conjunto de cristales que cubren la superficie de una piedra.

3.3.6.5 Espículas

La señal característica de la retinosis pigmentaria, es la presencia de espículas óseas en el EPR. El examen histopatológico evidencia una atrofia de los fotorreceptores y la retina externa. El EPR pierde su inhibición por contacto, al faltar los fotorreceptores suprayacentes, lo cual da lugar a la migración del epitelio hacia la retina interna [Pulido, 2003]. El EPR prolifera y se acumula a lo largo de los vasos retinianos, produciendo una espiculación similar a las espículas del hueso. Existen áreas focales de atrofia e hiperplasia del epitelio retiniano; las áreas hiperplásicas aparecen como cúmulos de pigmento. En la figura 3.43 se aprecia una retina con espículas.

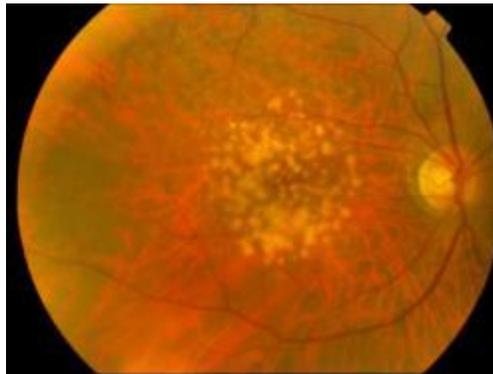


Figura 3. 42 Drusas confluentes maculares.



Figura 3. 43 Retina con espículas.

3.3.7 Enfermedades que propenden a la ceguera

En este epígrafe se tratarán con algún detalle las cinco enfermedades que pueden provocar la ceguera y que fueron consideradas para este trabajo; en todos los casos se hará referencia a lo que es observable en las imágenes oftalmoscópicas y en las angiografías fluoresceínicas.

3.3.7.1 Glaucoma (G)

También denominado hipertensión intraocular, es una enfermedad que puede dañar el nervio óptico del ojo. Es la causa principal de ceguera a nivel mundial; tan solo en Estados Unidos se estima que existen alrededor de 2.2 millones personas mayores de 40 años que padecen esta enfermedad. El glaucoma ocurre como resultado de la acumulación excesiva de líquido (humor acuoso) en el globo ocular. El líquido se acumula y causa un aumento de la presión intraocular (mayor que 21mm de Hg).

Algunas de las características más importantes del glaucoma son las siguientes:

- Permanece sin notarse durante largos periodos de tiempo.
- Adelgazamiento del anillo neural de la papila óptica.
- Atrofia peripapilar.
- Hemorragia del disco óptico.
- Provoca una visión en forma de túnel (figura 3.44(a)).
- El daño en el campo visual aparece después del 30% al 50% de daño en el tejido neural.

Existen los siguientes factores de riesgo para el glaucoma:

- Aumento en la presión intraocular (PIO).
- Edad avanzada (después de los 40 años).
- Raza (hay mayor riesgo en personas de descendencia africana).
- Antecedentes familiares.
- Género (las mujeres tienen una mayor tendencia).

a b

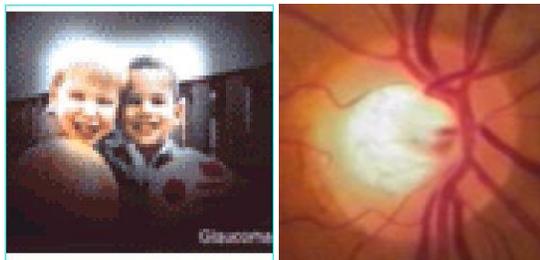


Figura 3. 44 Glaucoma. (a) Visión de una persona con glaucoma; (b) Retina Glaucomatosa.

3.3.7.1.1 Detección del glaucoma en imágenes oftalmoscópicas de retina

Una de las formas que se utiliza para la detección del glaucoma es a través de pruebas del campo de visión (campimetría), sin embargo, cuando se llega a detectar alguna afectación

es porque ya hay un daño severo en el nervio óptico. Por lo tanto, para prevenir esta enfermedad es conveniente hacer un análisis sobre la imagen de fondo de ojo, ya que el glaucoma se manifiesta visiblemente en la papila óptica. La papila óptica de un ojo glaucomatoso (figura 3.44(b)) muestra un racimo vascular desplazado hacia la zona nasal en forma de gancho, cuando debería salir por el centro de la papila; esto se debe al gran tamaño de la excavación o copa (la zona más clara) producido por la excesiva presión intraocular que haya tenido lugar durante un tiempo prolongado (3 o 4 años). La proporción en el tamaño de la copa con respecto al tamaño de la papila indica la presencia del glaucoma cuando la relación entre diámetros es mayor que 0.3; debido a estas características es factible proponer un análisis automatizado para la detección del glaucoma, con lo que queda superada la desventaja de la subjetividad del análisis que realice el humano.

3.3.7.2 Retinopatía diabética (RD)

Es una patología provocada por las diferentes alteraciones estructurales y funcionales en la retina ocasionadas por la hiperglucemia crónica que presentan los diabéticos mal controlados. El riesgo de padecerla depende del tipo de diabetes mellitus y de los años de padecerla; esto implica que los pacientes con diabetes mellitus tipo 1 y con más de 15 años de padecerla tienen un 98% de riesgo, mientras que los pacientes con tipo 2 y más de 15 años tienen sólo un 78% de riesgo.

La diabetes mellitus ocasiona la presencia de una cantidad excesiva de glucosa en el torrente sanguíneo, lo cual puede lesionarlo. En los ojos, es posible que la sangre y otros fluidos goteen dentro de los tejidos circundantes desde los vasos sanguíneos lesionados, por lo que causan problemas de la vista. En los casos más avanzados pueden formarse nuevos capilares (neovascularización) que si se rompen podrían bloquear la visión, ya que irían directo a la cámara posterior del ojo que contiene el humor vítreo. Algunas afecciones que se presentan en esta enfermedad son:

- Microaneurismas.
- Exudados.
- Hemorragias intrarretinales.
- Edema macular.

Esta enfermedad se puede clasificar en alguno de los siguientes tipos:

Retinopatía no proliferativa. Los vasos sanguíneos dentro de la retina presentan algunos cambios: unos disminuyen en tamaño y otros se agrandan y forman sacos en forma de globos que obstruyen la circulación de la sangre; estos vasos sanguíneos gotean y sufren hemorragias; en estas circunstancias se forman exudados.

Este tipo de retinopatía está considerado como una etapa inicial. Afortunadamente en esta etapa la vista no queda seriamente afectada y la patología no avanza en el 80% de los casos, pero puede darse el caso de que el líquido exudativo se deposite en la mácula, lo cual podría provocar visión borrosa (figura 3.45(a)) e incluso ceguera total. La retinopatía no proliferativa es una señal de peligro, ya que puede avanzar a etapas más graves y por lo tanto causar un daño permanente en la vista.

Retinopatía proliferativa. Además de los síntomas descritos anteriormente, hay una formación de nuevos vasos sanguíneos en la superficie de la retina o en el nervio óptico (neovascularización) (figura 3.45(b)). Estos nuevos vasos sanguíneos son muy frágiles, pueden desgarrarse y sangrar dentro del humor vítreo, que es la sustancia transparente y gelatinosa que llena el globo ocular; si la sangre vuelve opaco el humor vítreo, se bloquea la luz que va a la retina y las imágenes se ven distorsionadas. Además, el tejido fibroso que se forma a partir de la masa de los vasos sanguíneos rotos en el humor vítreo puede estirar y retraer la retina, desprendiéndola del fondo del ojo, lo cual provocaría severas pérdidas en la visión. El riesgo de pasar de una retinopatía no progresiva a una progresiva es de 45% en un año [Huang et al., 2005].

3.3.7.3 Retinopatía hipertensiva (RH)

Un paciente es hipertenso cuando su presión sistólica es mayor que 140mm de Hg o cuando su presión diastólica es mayor que 90mm de Hg. El daño a la retina provocado por la hipertensión se denomina retinopatía hipertensiva y se presenta a medida que la presión sanguínea alta provoca cambios en la microvasculatura de la retina debido a un control deficiente de la hipertensión.

a b

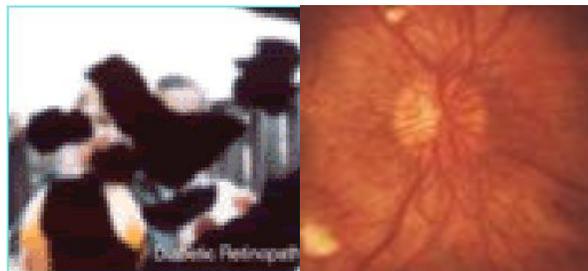


Figura 3. 45 Retinopatía diabética (RD). (a)Visión de un paciente con RD; (b) Neovascularización.

La retinopatía hipertensiva abarca aquellos trastornos oculares que se producen como consecuencia de la hipertensión arterial, entre los cuales están las hemorragias, las secreciones, las contracciones continuas de los ojos, etc. La alta presión puede provocar daño a las venas y arterias de los ojos; mientras más alta sea la presión arterial y mayor sea el tiempo que ésta permanezca elevada, probablemente el daño será más grave. La primera “marca” asociada a esta enfermedad es un estrechamiento de los vasos sanguíneos y el excesivo exudado de líquido de los mismos.

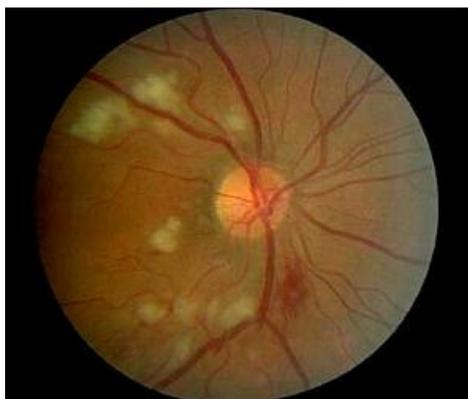


Figura 3. 46 Retinopatía hipertensiva.

El grado de retinopatía puede ir del I al IV, donde I es asintomático, mientras que el grado IV implica inflamación del nervio óptico y de la mácula que puede provocar disminución de la visión. Algunos de los primeros hallazgos en esta enfermedad son las hemorragias en flama y las manchas algodonosas (figura 3.46). A medida que la retinopatía hipertensiva progresa, se pueden apreciar exudados duros alrededor de la mácula junto con la hinchazón de ésta y del nervio óptico, causando pérdida de la visión. En casos severos puede provocar un daño permanente en el nervio óptico o en la mácula. Se debe tener cuidado con la preeclampsia o la hipertensión maligna, donde los cambios súbitos en la presión pueden dañar la retina, la coroides o el nervio óptico.

3.3.7.4 Degeneración macular dependiente de la edad (DMDE)

Es una enfermedad de la retina que afecta a la mácula lútea; es la principal causa de ceguera en personas mayores de 60 años que provoca severos problemas emocionales debido a la disminución notoria de la calidad de vida. Hay dos tipos de DMDE: atrófica o seca (DMS) y exudativa o húmeda (DMH). La degeneración macular seca es la más común y la más leve; se caracteriza por el adelgazamiento de la retina y la creación de pequeños depósitos blancos (drusas, véase la figura 3.47). La degeneración macular húmeda puede ser más rápida y más grave; se presenta cuando los vasos que están bajo la retina sangran y causan la muerte de las células retinianas, creando puntos ciegos o distorsiones visuales en la visión central. La DMDE se vuelve progresivamente más común entre las personas en cada década subsiguiente después de los 50 años de edad; se estima que un 30% de la población mayor de 75 años tiene algún grado de DMDE. La degeneración se produce por una descomposición parcial del epitelio pigmentario de la retina (EPR), que es la capa aislante que está entre la retina y la coroides. El EPR actúa como filtro para determinar qué nutrientes llegan a la retina desde la membrana coroides. Un EPR normal mantiene alejados muchos componentes de la sangre que son dañinos para la retina, por lo que la descomposición del EPR interfiere con el metabolismo de la retina causando su adelgazamiento (fase “seca” de la DM). Estos elementos dañinos pueden también provocar la formación de nuevos vasos sanguíneos y filtración de líquido (fase “húmeda” de la DM).

Esta enfermedad produce únicamente pérdida de la visión central; generalmente los campos periféricos permanecen normales.

A continuación se exponen algunos de los factores de riesgo para la DMDE:

- Edad avanzada.
- Antecedentes familiares.
- Exposición a la luz azul.
- Obesidad.
- Hipertensión sistémica.
- Fumar.
- Raza blanca.



Figura 3. 47 Degeneración Macular Dependiente de la Edad.

3.3.7.5 Retinosis pigmentaria (RP)

Término usado para describir a un conjunto de distrofias retinales hereditarias con características clínicas y patológicas comunes; tiene un carácter degenerativo y hereditario que produce una grave disminución de la capacidad visual y en muchos casos la ceguera.

Aunque se nace con esta enfermedad, es raro que se manifieste antes de la adolescencia; la persona afectada no está consciente de la enfermedad hasta que está en etapas avanzadas. Esta enfermedad es responsable de la morbilidad visual en 1.5 millones de personas en el mundo [Huang et al., 2005].

La retinosis pigmentaria se caracteriza por la pérdida de bastones y conos, junto a una proliferación del epitelio pigmentario de la retina y la aparición de células epiteliales pigmentarias en la retina sensitiva. La ceguera nocturna es un síntoma inicial;

posteriormente la pigmentación retiniana se distribuye formando un dibujo reticular ramificado, hay palidez en la papila óptica y los vasos retinianos no se distinguen bien; algunos pacientes tienen además sordera (síndrome de Usher) y trastornos endocrinos (síndrome Bardet-Biedl). Esta enfermedad se produce por la degeneración y apoptosis de los fotorreceptores (bastones), aunque en las fases finales afecta también a los conos provocando la ceguera en un grupo importante de los casos.

Algunos de los síntomas de esta enfermedad son: ceguera nocturna, visión de túnel y deslumbramiento, el cual hace necesario utilizar gafas de sol especiales. La edad en que aparece esta enfermedad oscila entre los 25 y 40 años, pero se dan casos en menores de 20 años, y con menor frecuencia después de los 50 años.

En las imágenes de fondo de ojo esta enfermedad se caracteriza por la presencia de las siguientes afecciones:

- Palidez papilar.
- Estrechamiento de los vasos o atenuación papilar.
- Pigmentación tipo espícula ósea.

Los depósitos de pigmento con aspecto de espícula ósea y la atenuación de las arteriolas retinianas, representan estados avanzados de la enfermedad. En la figura 3.48 se aprecia una retina afectada por la retinosis pigmentaria.

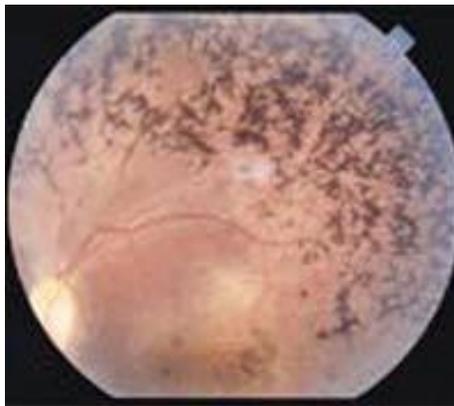


Figura 3. 48 Retinosis pigmentaria.

Capítulo 4

Solución del problema

En este capítulo se describe la implementación del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera, el cual está compuesto, entre otros, por los tres módulos principales siguientes: el módulo de Flujo de la información y control, el módulo de Análisis de imágenes y el módulo de Análisis de las variables y los factores de riesgo.

El capítulo se divide de la siguiente forma: en la primera sección se describe de manera general la arquitectura del sistema y en la segunda se describe la implementación y funcionalidad de cada uno de los módulos.

4.1 Arquitectura del sistema

En esta sección se explicará la forma en que se conectaron los tres módulos mencionados, propiciando el proceso que se sigue desde el registro de los pacientes hasta la entrega del prediagnóstico.

4.1.1 Proceso general de atención a los pacientes

El proceso para atender a un paciente es el siguiente: el paciente acude a uno de los módulos de atención que bien pueden ser unidades móviles en comunidades rurales o en clínicas y hospitales que tengan convenio con la institución promotora del sistema. Dentro del módulo de atención se encuentra una serie de estaciones que serán visitadas por el paciente en el siguiente orden:

1. Captura de los datos para la hoja clínica y generación de la bitácora.
2. Toma de las mediciones (presión arterial, presión intraocular – PIO -, etc.).
3. Captura de imágenes oftalmoscópicas de retina.
4. Captura de las mediciones por el capturista.
5. Entrega de resultados.

Lo primero que hará el paciente al ingresar al módulo de atención será acudir al puesto de captura, en donde se le preguntarán algunos datos personales y algunos antecedentes médicos personales y familiares (anamnesis); una vez capturados estos datos se imprime su bitácora, la cual no es más que un registro del paso del paciente por las diferentes estaciones y de las mediciones de la presión intraocular, la tensión arterial y de la captura de imágenes de retina. Una vez realizadas estas mediciones el paciente pasa a otro puesto donde son capturadas las mediciones. Finalmente, se le entregará al paciente una constancia de que acudió a los exámenes, en la que aparece la fecha y lugar donde debe recoger sus resultados.

Los datos e imágenes obtenidos del paciente son enviados en tiempo real a través de Internet al servidor del sistema para su almacenamiento en la base de datos e imágenes(BDI) . En el servidor del sistema se encuentra alojado lo que se ha denominado núcleo del sistema, el cual comprende el módulo de Análisis de imágenes y el de Análisis de las variables y los factores de riesgo. El módulo de flujo de la información y control también se ejecuta en el servidor, aunque está separado por completo de los algoritmos empleados para el análisis de las imágenes y de las variables y factores de riesgo.

Una vez almacenados los datos y las imágenes del paciente, se ejecutará el módulo de análisis de imágenes, el cual analizará el estado del disco óptico y la mácula en busca de anomalías que indiquen la presencia de alguna de las cinco enfermedades de interés que contempla nuestro trabajo. Los resultados obtenidos en el análisis también se almacenarán en la base de datos del sistema. Finalmente, con los datos contenidos en la hoja clínica del paciente confeccionada al momento de registrarse y los resultados encontrados tras el análisis de las imágenes, se ejecutará el módulo de análisis de las variables y los factores de riesgo para emitir para cada enfermedad un prediagnóstico que también será almacenado en la base de datos del sistema.

Antes de entregarle al paciente sus resultados, estos serán revisados por el oftalmólogo de turno, quien podrá hacer las modificaciones y comentarios que considere pertinentes, además de avalar mediante su firma digital (electrónica) el prediagnóstico generado por el sistema. Transcurridos uno o dos días desde que el paciente se registró, éste podrá recoger sus resultados con la constancia que se le entregó al momento del registro. En caso de que la hubiera perdido, el paciente podrá recoger los resultados al brindar su RFC. En caso de no recordarlo, el sistema podrá calcularlo una vez que se identifique con algún documento oficial donde aparezca su nombre completo, para lo que el sistema tomará en cuenta los datos almacenados previamente al momento de hacer su registro. En la figura 4.1 se muestra el proceso general de atención al paciente con las estaciones que debe visitar durante su registro.

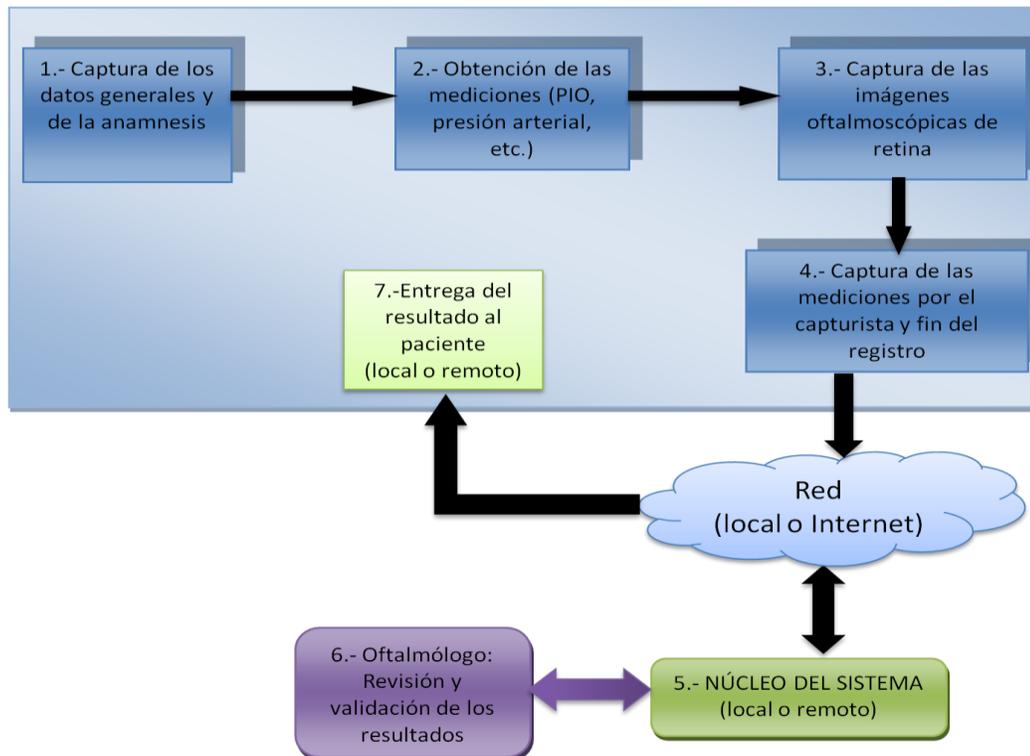


Figura 4. 1 Proceso de prediagnóstico del paciente.

El proceso completo que se realiza dentro del núcleo del sistema se describirá en la siguiente subsección.

4.1.2 Arquitectura del núcleo del sistema

El núcleo del sistema es la parte más importante del mismo, ya que concentra los algoritmos necesarios para analizar las imágenes de retina y para generar los prediagnósticos. En la figura 4.2 se esquematiza detalladamente la estructura del núcleo del sistema y el flujo de la información dentro del mismo.

En el resto del capítulo se analizarán cada uno de los componentes del núcleo con énfasis en el módulo de análisis de imágenes.

4.2 Módulos del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera

A continuación se examinarán los módulos desarrollados en este trabajo, se iniciará con el módulo de flujo de la información y control ya que fue el primer módulo desarrollado y el único que no requirió trabajo de investigación, posteriormente se analizará el módulo de análisis de imágenes que a diferencia del módulo anterior fue el que requirió mas investigación. Finalmente, se analizará el módulo de análisis de las variables y los factores de riesgo. En la tabla 4.1 se muestra de manera general la funcionalidad de todos los módulos del sistema.

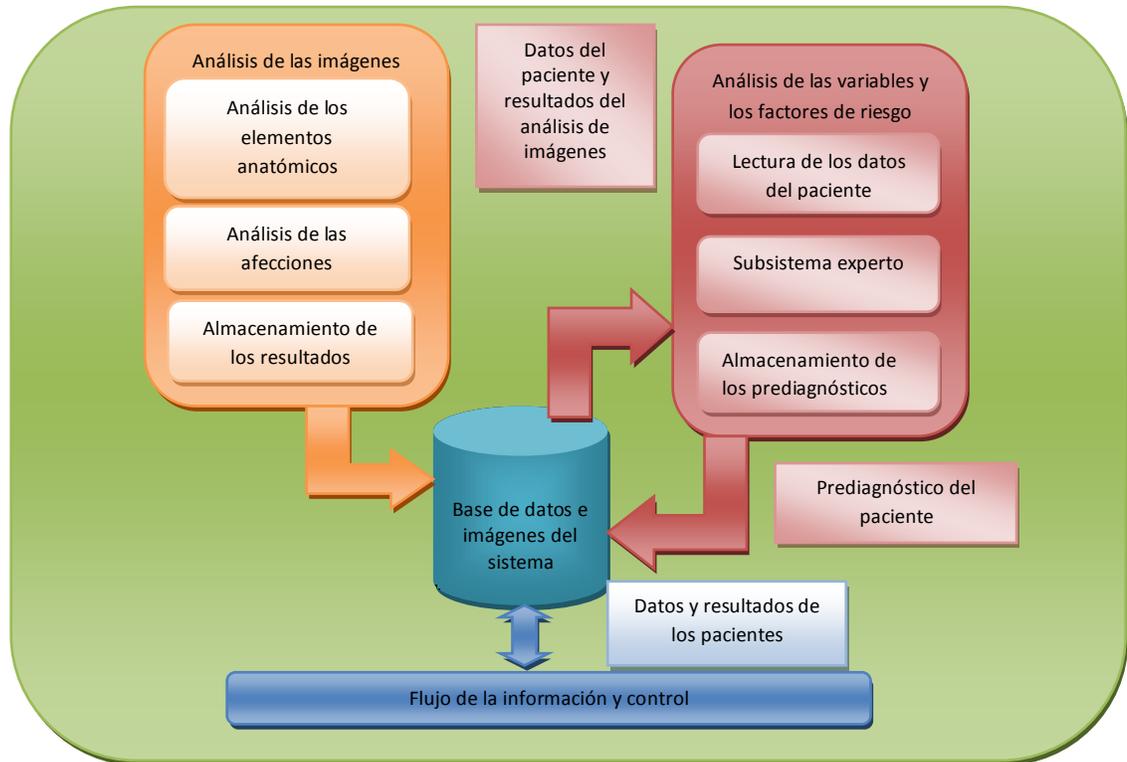


Figura 4. 2 Estructura del núcleo del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera y su flujo de la información.

Tabla 4. 1 Funciones asignadas a cada uno de los módulos del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera.

Módulo	Funciones que debe desempeñar
Flujo de la información y control	<ol style="list-style-type: none"> 1. Altas y bajas de usuarios del sistema. 2. Altas de pacientes. 3. Generación, impresión y captura de la bitácora del paciente. 4. Validación del prediagnóstico por parte del oftalmólogo. 5. Entrega impresa del prediagnóstico avalado por el oftalmólogo.
Análisis de imágenes	<ol style="list-style-type: none"> 1. Localización y análisis de la papila óptica. 2. Localización y análisis de la mácula lútea. 3. Detección de los microaneurismas. 4. Detección de los exudados.

	<ol style="list-style-type: none"> 5. Detección de las hemorragias. 6. Detección de las drusas. 7. Detección de las espículas. 8. Salva de los resultados del análisis en la base de datos del sistema.
Análisis de las variables y los factores de riesgo	<ol style="list-style-type: none"> 1. Generación de los prediagnóstico para: <ol style="list-style-type: none"> a. Glaucoma. b. Retinopatía diabética. c. Retinopatía hipertensiva. d. Degeneración macular dependiente de la edad. e. Retinosis pigmentaria. 2. Almacenamiento del prediagnóstico generado.
Estadístico	Generación de la estadística sobre los prediagnósticos emitidos por el sistema y su relación con los datos de los pacientes (anamnesis) y/o los resultados del análisis de imágenes. Este módulo está fuera del alcance de nuestro trabajo.
De Seguridad	Conjunto de mecanismos necesarios para proteger al sistema de ataques informáticos, de todo tipo y para proporcionar métodos seguros de autenticación de usuarios. Este módulo también está fuera del alcance de nuestro trabajo.

4.2.1 Módulo de flujo de la información y control

Debido a que el objetivo de este trabajo de tesis implica el desarrollo de un sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera, fue necesario diseñar la forma en que los operadores del sistema iban a interactuar independientemente con él. Algunos de los requisitos y exigencias impuestos para satisfacer esta necesidad fueron los siguientes:

- Habrá al menos cuatro tipos de usuarios por turno de trabajo:
 - Administradores;
 - Capturistas;
 - Oftalmólogos;
 - Estadísticos.
- El módulo debe ofrecer la posibilidad de transmitir los datos e imágenes de los pacientes a través de Internet.
- Análogamente, el módulo debe ser capaz de obtener el resultado de los análisis de los datos de los pacientes (prediagnóstico) a través de Internet.

- Debe proporcionar un mecanismo de autenticación de los operadores del sistema.
- Debe impedirse que un tipo de operador tenga acceso al conjunto de funciones disponibles para otro tipo de operador.
- La interfaz gráfica deberá ser sencilla y funcional.

Al hacer un análisis minucioso de los requisitos y exigencias para el sistema se llegó a la conclusión de que lo más adecuado sería el desarrollo de una aplicación Web, ya que el sistema está pensado para usarse sobre Internet. Por otro lado, los requisitos planteados para la interfaz gráfica encajan a la perfección con el desarrollo de un sistema de información Web o aplicación Web.

Una vez que se eligió desarrollar una aplicación Web surgió el problema de seleccionar una plataforma de desarrollo adecuada para la construcción de la misma. Las opciones contempladas para ello fueron las siguientes:

Tabla 4. 2 Algunas opciones para el desarrollo de la interfaz gráfica.

	Lenguaje de programación	Manejador de bases de datos	Sistema operativo
Opción 1	PHP	MySQL	Linux
Opción 2	PHP	MySQL	Windows
Opción 3	Java	MySQL	Windows
Opción 4	Java	Oracle	Linux
Opción 5	ASP.NET	SQL Server	Windows
Opción 6	ASP.NET	MySQL	Windows

Debido a que en este trabajo no se tuvo como objetivo hacer comparaciones ni entrar en controversias entre el software libre y el software propietario, se eligió como mejor opción aquella que implicara el menor tiempo de desarrollo, dado que la mayor parte del trabajo se haría sobre los módulos de análisis y de generación de los prediagnósticos. Por lo tanto, la opción elegida fue ASP.NET como lenguaje de programación debido a su facilidad de uso; el manejador de bases de datos elegido fue MySQL, debido a su sencillez y apego al lenguaje SQL tradicional; finalmente como sistema operativo se eligió Windows, ya que el módulo de análisis de imágenes también sería desarrollado para este sistema operativo. Como conclusión, se seleccionó la opción 6 dentro de las posibles mencionadas.

4.2.1.1 Algunos componentes del módulo de flujo de la información y control.

En esta sección se mostrarán sólo algunas de las pantallas que forman parte de la interfaz gráfica del sistema. No se hace aquí un análisis detallado de la misma, debido a que se dispondrá del Manual del Usuario del Sistema, donde se especifica con lujo de detalles cada una de las facilidades disponibles en la interfaz gráfica.

Pantalla de inicio de sesión o login. A través de esta pantalla (figura 4.3) cualquier operador que esté registrado en el sistema podrá iniciar sesión; si el nombre del operador y su contraseña son válidos, entonces éste será redireccionado al menú de opciones correspondiente al tipo de operador: administrador, capturista, oftalmólogo o estadístico.

Pantalla de registro de pacientes. A través de esta pantalla (figura 4.4) el usuario capturista registra los datos personales del paciente (nombre, edad, domicilio, teléfonos, etc.); algunos datos clínicos propios (talla, peso, tipo de sangre, si padece diabetes, asma, cáncer, etc.); y la anamnesis (información sobre los antecedentes clínicos de sus familiares); además, en esta pantalla se genera el RFC del paciente (si no puede brindarlo), el cual será la clave con la que se le identificará en lo que resta del proceso, es decir, durante la captura de imágenes de retina, en la bitácora y finalmente para la entrega del prediagnóstico.

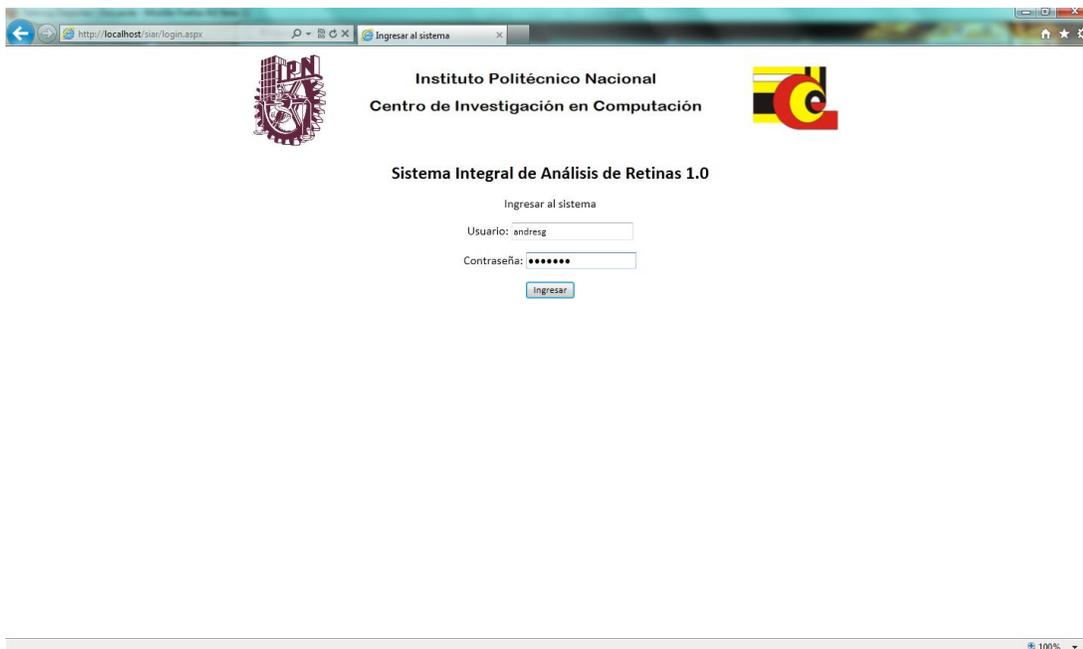


Figura 4. 3 Pantalla de inicio de sesión o login del sistema.

Bitácora. En esta pantalla (figura 4.5) se registran los datos del paciente que fueron obtenidos por el personal médico de turno del módulo de atención, a medida que el paciente avanza por las diferentes estaciones. Esta información será utilizada por el módulo de generación de prediagnósticos. Se dará por concluido el registro del paciente sólo si la bitácora indica que ya pasó por todas las estaciones de medición de la presión intraocular, la presión arterial y la captura de las imágenes de retina, junto con la respuesta a algunas preguntas adicionales formuladas por el capturista.

Instituto Politécnico Nacional
Centro de Investigación en Computación

Sistema Integral de Análisis de Retinas 1.0
Dar de alta a un nuevo paciente

Lugar: **FLORIANETWORK** Fecha: **22/02/2011**

Datos generales del paciente

Nombre(s):*	MARTA PATRICIA	Apellido paterno:*	ESCALANTE	Apellido materno:*	RIVEROS
Fecha de nacimiento:*	Año: 1951 Mes: Septiembre Día: 15	Edad: 59	Sexo:*	Femenino	
RFC: *	EERM510915CX8	<input type="button" value="Generar RFC"/>			

Domicilio

Calle:*	CERRO DEL JOROBADO	N.Ext.: 15	N.Int.: 1	Colonia o Barrio:*	SAN PEDRO
Estado: *	Estado de Mexico	C.P.: 54600	Municipio: *	Tepotzotlán	
Teléfonos: Casa: 58762010	Trabajo: 0	Ext.: 0	Celular: 0		

Antecedentes médicos

Tipo de sangre y factor RH:	No conoce	<input checked="" type="checkbox"/> Bebe	<input type="checkbox"/> Fuma	Estatura: 1.65 m	Peso: 80 Kg
Usted padece de:	<input checked="" type="checkbox"/> Diabetes	<input type="checkbox"/> Hipertensión	<input type="checkbox"/> Cáncer	<input type="checkbox"/> Asma	<input type="checkbox"/> Otra
Años de padecer diabetes:	10				
Algun familiar suyo padece de:	<input checked="" type="checkbox"/> Diabetes	<input type="checkbox"/> Hipertensión	<input checked="" type="checkbox"/> Cáncer	<input checked="" type="checkbox"/> Asma	<input checked="" type="checkbox"/> Glaucoma
	<input type="checkbox"/> Otra			<input type="checkbox"/> N/S	<input checked="" type="checkbox"/> Retinosis pigmentaria
				<input type="checkbox"/> N/S	<input type="checkbox"/> N/S

Figura 4. 4 Pantalla para dar de alta a los pacientes en el sistema.

Resultados del paciente. Una vez que el sistema emitió automáticamente el prediagnóstico y el oftalmólogo lo revisó y firmó digitalmente, éste se almacenará y se le entregará el al paciente una vez que lo solicite. En éste se incluyen, entre otros, los datos esenciales del paciente, la fecha en que se realizaron los análisis, los resultados de las mediciones hechas, las cuatro imágenes capturadas de sus retinas (papila izquierda, fondo de ojo izquierdo, papila derecha y fondo de ojo derecho), datos del Centro que hizo los exámenes y el prediagnóstico relacionado con cada una de las siguientes enfermedades:

1. Glaucoma;
2. Retinopatía diabética;
3. Retinopatía hipertensiva;
4. Degeneración macular dependiente de la unidad;
5. Retinosis pigmentaria.

También se incluye una sección donde el especialista (oftalmólogo) emite algunas recomendaciones con respecto a los prediagnósticos obtenidos. Además, para cualquier aclaración y como respaldo de la veracidad de los resultados, se proporciona el nombre y el número de la cédula profesional del oftalmólogo que firma el prediagnóstico. La pantalla con el contenido del prediagnóstico se muestra en la figura 4.6.

Estas pantallas son una pequeña muestra del trabajo realizado en la parte de la interfaz del usuario. El resto de las pantallas o secciones disponibles se describe detalladamente en el Manual de Usuarios del sistema.

Instituto Politécnico Nacional
Centro de Investigación en Computación

Sistema Integral de Análisis de Retinas 1.0

Concluir registro del paciente

RFC del paciente: AAAJ470617JP5

		Datos del paciente			
Nombre(s):	JUAN JORGE	Apellido paterno:	ARANEDA	Apellido materno:	ALDANA
RFC	AAAJ470617JP5	Fecha:	22/02/2011	Lugar:	FLORIANETWORK Num. Registro: 28
Dilatación de pupila	<input checked="" type="checkbox"/> Sí	Imágenes de retina	<input checked="" type="checkbox"/> O. Izq.	<input checked="" type="checkbox"/> O. Der.	
Presión arterial	Max 130 Min 80 mmHg	PIO:	20 mmHg	Tipo de visión:	Túnel
	<input type="checkbox"/> Necesita más luz	<input type="checkbox"/> Ceguera nocturna	<input type="checkbox"/> Deslumbramiento	<input checked="" type="checkbox"/> Sordera	<input type="checkbox"/> Estrés
	<input checked="" type="checkbox"/> Enrojecimiento de los ojos	<input type="checkbox"/> Pérdida de distinción de color	<input type="checkbox"/> Ojos de color claro	<input type="checkbox"/> Operación intraocular	
¿Desea donar sus imágenes a la investigación?	<input checked="" type="checkbox"/> Sí	<input type="checkbox"/> No	<input type="button" value="Completar registro"/>	<input type="button" value="Ir al menú"/>	

Figura 4. 5 Pantalla en la que se muestran los datos contenidos en la bitácora del paciente.

Instituto Politécnico Nacional
Centro de Investigación en Computación

Sistema Integral de Análisis de Retinas 1.0

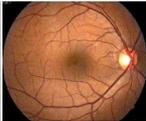
Prediagnóstico del paciente

RFC: AAAJ470617JP5

Estatus del prediagnóstico: ACEPTADO

A quien corresponde:
Por medio de la presente se hace constar, que el paciente JUAN JORGE ARANEDA ALDANA, con RFC AAAJ470617JP5, de la localidad FLORIANETWORK, se sometió a un análisis de retinas el 30/11/2010.

PREDIAGNÓSTICO

<p>Ojo izquierdo</p>  <p>Ojo derecho</p>  <p>Papila óptica</p>  <p>Fondo de ojo</p> 	<p>Asistir al oftalmólogo</p> <p>Glaucoma Una vez cada seis meses</p> <p>Retinopatía Diabética Una vez cada seis meses</p> <p>Retinopatía Hipertensiva Una vez cada seis meses</p> <p>Retinosis Pigmentaria Una vez cada seis meses</p> <p>Degeneración Macular Asociada a la Edad Una vez cada seis meses</p> <p>Prediagnóstico global UNA VEZ CADA SEIS MESES</p> <p>Oftalmólogo BEATRIZ ALCALA TORRES Cédula profesional 12345678</p> <p>Firma digital 1234567890112131415</p> <p>Observaciones del oftalmólogo <input type="text" value="32a vendedora a la toxoplasmosis y a otras cosas"/></p> <p style="text-align: right;"><input type="button" value="Imprimir resultado"/></p>
--	--

El análisis fue realizado en Institución, sita en direccion_institucion
teléfono Telefono_Ins correo electrónico mail@institucion

Figura 4. 6 Pantalla que muestra el contenido del prediagnóstico hecho al paciente.

4.2.2 Módulo de análisis de imágenes

En este módulo se agrupan todos los algoritmos y procedimientos que fueron desarrollados para el análisis de las imágenes de retina. A pesar de que varios de ellos están basados en [Ríos, 2008], la mayoría de nuestros algoritmos y procedimientos no coinciden plenamente con los propuestos en ese trabajo, debido a que las limitaciones que presentaban (errores en la localización de elementos anatómicos estructurales y resultados no muy buenos en la segmentación de las afecciones), los hacía poco aptos para su utilización en un sistema de análisis masivo de retinas humanas. Por lo tanto, en la interfaz gráfica desarrollada se llevaron a cabo las modificaciones pertinentes que eliminaron esas limitaciones y permitieron su uso en el sistema integral de análisis de retinas para la prevención de la ceguera.

Este módulo se desarrolló empleando algunos conceptos del paradigma orientado a objetos. El lenguaje de programación elegido fue C++, ya que a diferencia de otros lenguajes éste genera código máquina sin requerir máquinas virtuales u otros intermediarios que pudieran causar desperdicios de recursos de procesador o memoria. Se utilizó el entorno integrado de desarrollo (IDE) C++ Builder V6.0, debido a que era una buena alternativa para el desarrollo de aplicaciones para el sistema operativo Windows. Además, se tomó en cuenta que una gran colección de métodos que implementan operaciones generales de análisis de imágenes y de la morfología matemática, fueron previamente desarrollados en C++ Builder V6, y pese a que algunos desarrolladores consideran obsoleta esta versión, aún es compatible con las versiones más actuales de Windows. La migración del código desarrollado a una versión más reciente de C++ Builder o a otro compilador de C++, como GNU/g++, Intel/ICPC u Open64, tomaría un tiempo considerable, por lo que se propondrá como trabajo futuro de esta tesis.

4.2.2.1 Metodología global de análisis

Antes de iniciar la explicación de los diversos métodos que se desarrollaron, se hará una breve exposición de la metodología global empleada para el análisis de las imágenes de retina. El primer requisito que se estableció para las imágenes que serán procesadas por el sistema es que deben tener una calidad aceptable, entendiéndose con ello que la imagen tenga un tamaño adecuado (más de 400px de lado mayor, lo cual será fácil considerando que las imágenes serán capturadas usando un retinógrafo) y no puede estar mutilada o con excesivo ruido de cualquier tipo. Únicamente se procesarán imágenes oftalmoscópicas, es decir, las imágenes angiográficas quedan fuera del alcance de este trabajo.

Con base en su amplia experiencia dirigiendo trabajos de tesis relacionados con el análisis de imágenes de retina, el director de este trabajo de tesis, propuso el orden en el que se deberían aplicar los métodos de análisis de imágenes desarrollados en este trabajo. De

acuerdo con esto, serán necesarias cuatro imágenes¹ por paciente: papila óptica derecha, papila óptica izquierda, fondo de ojo derecho y fondo de ojo izquierdo. Primeramente, con las imágenes de papila se ejecutará el análisis que buscará la presencia del glaucoma. Una vez realizado, se ejecutará el análisis de las imágenes de fondo de ojo, el cual se divide en dos subprocesos que se ejecutarán secuencialmente: el análisis de la normalidad de toda la retina y el análisis particular de la normalidad de la mácula lútea. Se realiza un análisis especial de la mácula lútea, debido a que esta estructura proporciona la agudeza visual, por lo que cualquier daño o afección presente en esta zona puede implicar la disminución de las facultades del sentido de la vista.

Una vez determinada la normalidad o anormalidad de la retina y de la mácula lútea, se sigue esta sencilla regla: *Si ambos análisis dieron como resultado NORMAL, entonces la retina está sana y NO se hace el análisis de afecciones, pero si alguno de los dos análisis dio ANORMAL, entonces se hace el análisis de las afecciones.* El análisis de las afecciones trata de detectar los microaneurismas, los exudados duros y suaves, las hemorragias, las drusas y las espículas. En el diagrama de la figura 4.7 se muestra de manera gráfica esta metodología global del análisis de las imágenes de retina.

4.2.2.2 Análisis de la papila óptica (o disco óptico)

El análisis de la papila óptica permite determinar la presencia del glaucoma. Antes de realizar cualquier análisis en la papila óptica es necesario conocer su ubicación. El enfoque propuesto originalmente por [Ríos, 2008] se basaba únicamente en la búsqueda de la región más clara de la imagen, lo que funcionaba muy bien con las imágenes sanas; sin embargo, al momento de probarlo en imágenes afectadas por exudados o drusas, los resultados eran bastante insatisfactorios. Por lo tanto, se propuso la siguiente modificación: antes de localizar la papila, la imagen sería sometida a un conjunto de operaciones morfológicas que eliminarían los exudados de todo tipo y las drusas; en caso de tratarse de una imagen de retina sana, las modificaciones realizadas por las operaciones morfológicas no afectarían en lo mínimo el resultado. En la figura 4.8 se esquematiza el procedimiento llevado a cabo para la localización de la papila óptica en imágenes de retinas sanas y con afecciones.

Una vez ubicada la papila óptica, se requiere su análisis para determinar su centroide y el diámetro de la misma, el diámetro de la excavación o copa y la distancia entre el centroide del disco óptico y el centroide del **racimo vascular**, el cual está conformado por las venas y arterias ubicadas dentro de la papila y que la atraviesan por su centro en el caso de una retina sin glaucoma. A su vez, se calculan las áreas del disco óptico y de la copa, necesarios para la aplicación de los criterios que diagnostican el glaucoma. El procedimiento del análisis de la papila óptica se esquematiza en la figura 4.9.

¹ La complejidad del proceso de captura de las imágenes de retina depende, en gran medida, de la habilidad del personal encargado de operar el retinógrafo, ya que estos dispositivos permiten sin ningún problema la captura de los tipos de imágenes requeridos en este trabajo.

4.2.2.3 Análisis de la mácula lútea

Debido a la importancia que tiene la mácula lútea, se propuso un método para el análisis de su normalidad de manera similar al creado para la papila óptica; lo primero que se debe hacer es determinar su ubicación dentro de la imagen de retina. La determinación de la posición exacta de la mácula es fundamental, pues todas las distancias serán medidas desde su centro hasta el centroide de cada una de las afecciones halladas en la imagen.

El método para la localización de la mácula está basado en [Ríos, 2008]; sin embargo, se observó que había algunos casos en los que el método se confundía y fallaba al localizar la mácula. Para remediar esta situación se modificaron algunos de los parámetros propuestos en el método original y se tuvo en cuenta la posición del disco óptico; este último cambio aceleró el proceso, ya que la cantidad de regiones candidatas a ser la mácula disminuyó considerablemente. En la figura 4.10 se muestra gráficamente la metodología para localizar la mácula lútea.

Una vez localizada la mácula, se procederá a su análisis para determinar su normalidad o anormalidad; para ello se utilizó el método propuesto por [Ríos, 2008] sin que se le hiciera cambio alguno. El análisis de la normalidad de la mácula inicia con el **método por promedio de líneas**, el cual detecta la presencia de alteraciones que indican que la mácula no es circular. Este método consiste en trazar 16 líneas de tamaño variable (entre 25px y 30px) inscritas en un cuadrado, cada 22.5°, desde el centro de la mácula hacia afuera y desde 0° hasta 360° (figura 4.11). Una vez trazadas las líneas se obtiene el promedio de los niveles de gris de los píxeles que se encuentran debajo de las mismas y se grafican.

La gráfica generada es analizada de la siguiente forma: los valores más altos (picos) deben corresponder a las líneas 3, 7, 11 y 15, ya que son las líneas mayores, debajo de las cuales se encuentran tanto píxeles que pertenecen a la mácula como píxeles con una intensidad mayor que no pertenecen a la misma. Lo anterior se observa en las máculas normales. Si la mácula es anormal, la gráfica queda con una forma diferente y los promedios de las líneas mencionadas anteriormente no son los valores más altos. El método por promedio de líneas se muestra gráficamente en la figura 4.11.

El análisis de la normalidad de la retina concluye con la aplicación del **método por promedio de círculos**, el cual detecta si existe una difuminación normal de los niveles de gris en la zona macular, ya que en una mácula normal los niveles se aclaran de forma gradual desde el centro hasta su periferia.

Este método es el más efectivo, ya que hace uso de la característica más notoria de la mácula: la intensificación de los niveles de gris a medida que se alejan de su centro. Debido a la presencia de la fovea, una pequeñísima región en el centro de la mácula será un poco más clara que en el resto de la misma.

El método inicia con la colocación de 16 círculos concéntricos trazados a partir del centro de la mácula; cada uno de los círculos estará separado del anterior por un pixel de distancia. De

una manera análoga al método por promedio de líneas, se obtiene el promedio de los niveles de los píxeles que se encuentra debajo de cada círculo, con los que posteriormente se traza una gráfica. La gráfica de una mácula normal será una curva creciente, aunque para los valores hallados en los 3 primeros círculos esto no sucede debido a la presencia de la fovea; para los demás valores la gráfica sí deberá ser creciente.

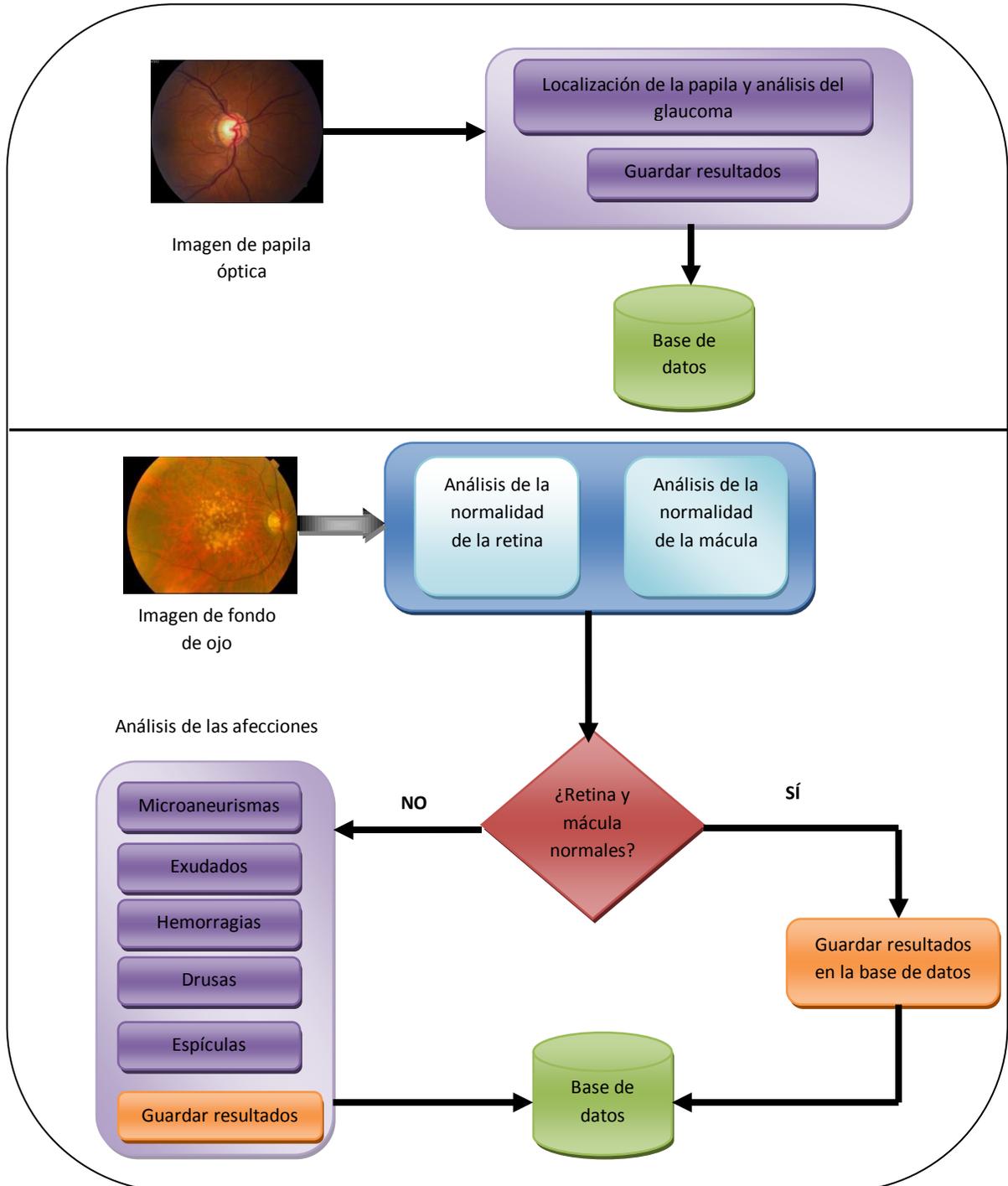


Figura 4. 7 Metodología global de análisis de la propuesta.

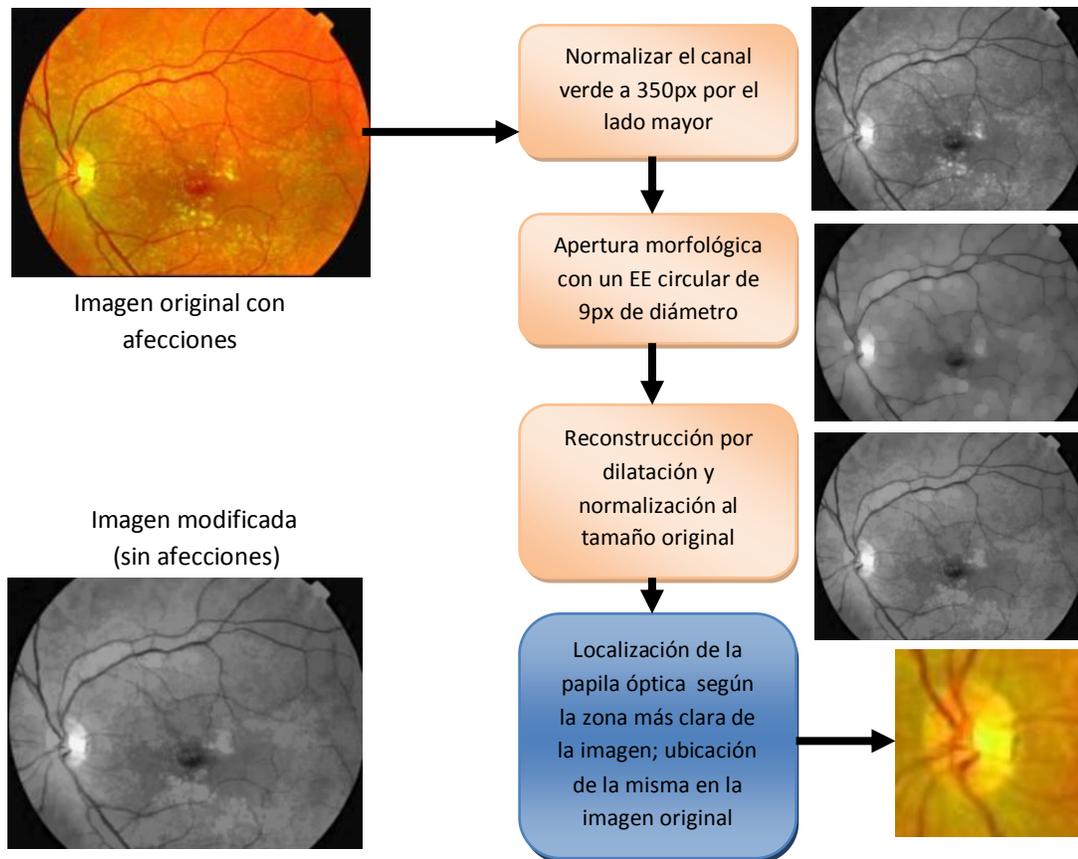


Figura 4. 8 Método para la localización de la papila óptica.

No obstante, se contempló una tolerancia máxima de dos niveles, pues en la etapa de experimentación observamos que algunas imágenes sanas presentaban ligeras variaciones de uno o dos niveles. En la figura 4.12 se muestra gráficamente el método por promedio de círculos.

4.2.2.4 Análisis de la normalidad de la retina

El análisis de la mácula lútea nos ayuda a conocer si ésta aún no ha sido afectada por lesiones que puedan causar el empeoramiento del sentido de la vista; sin embargo, se deben considerar las situaciones en las que no hayan afecciones cerca de la mácula, pero sí en otras regiones de la retina; por lo tanto, es necesario disponer de un método que nos ayude a determinar la normalidad o anormalidad de la retina en su conjunto. Dicho método utilizará como criterio de discriminación el porcentaje total de las regiones claras y oscuras presentes en toda la imagen, debido a que un porcentaje de objetos claros mayor al permitido indicaría la presencia de afecciones tales como exudados o drusas, mientras que un porcentaje de objetos oscuros mayor al permitido indicaría la presencia de afecciones tales como microaneurismas, hemorragias y espículas.

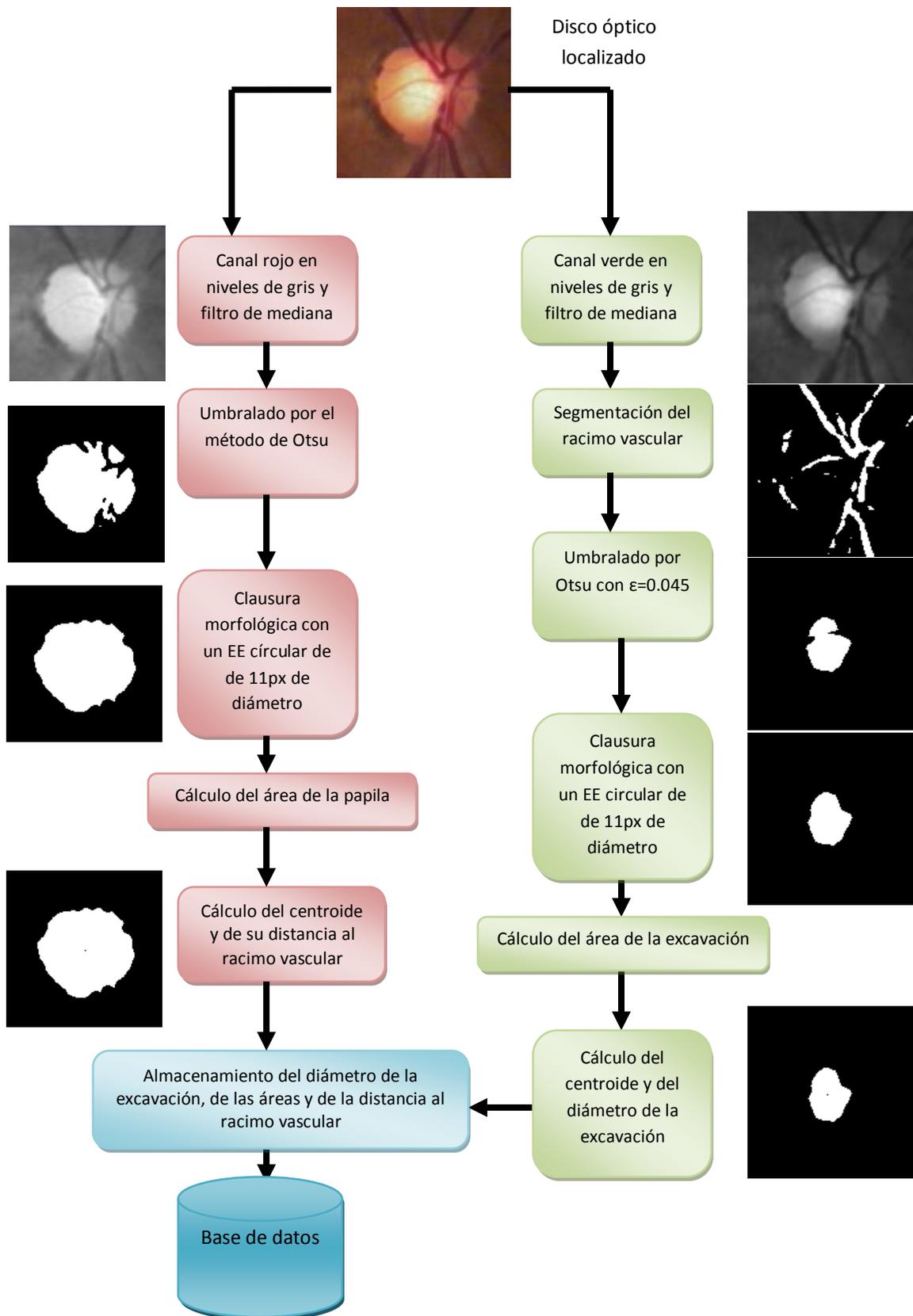


Figura 4. 9 Procedimiento para analizar la papila óptica.

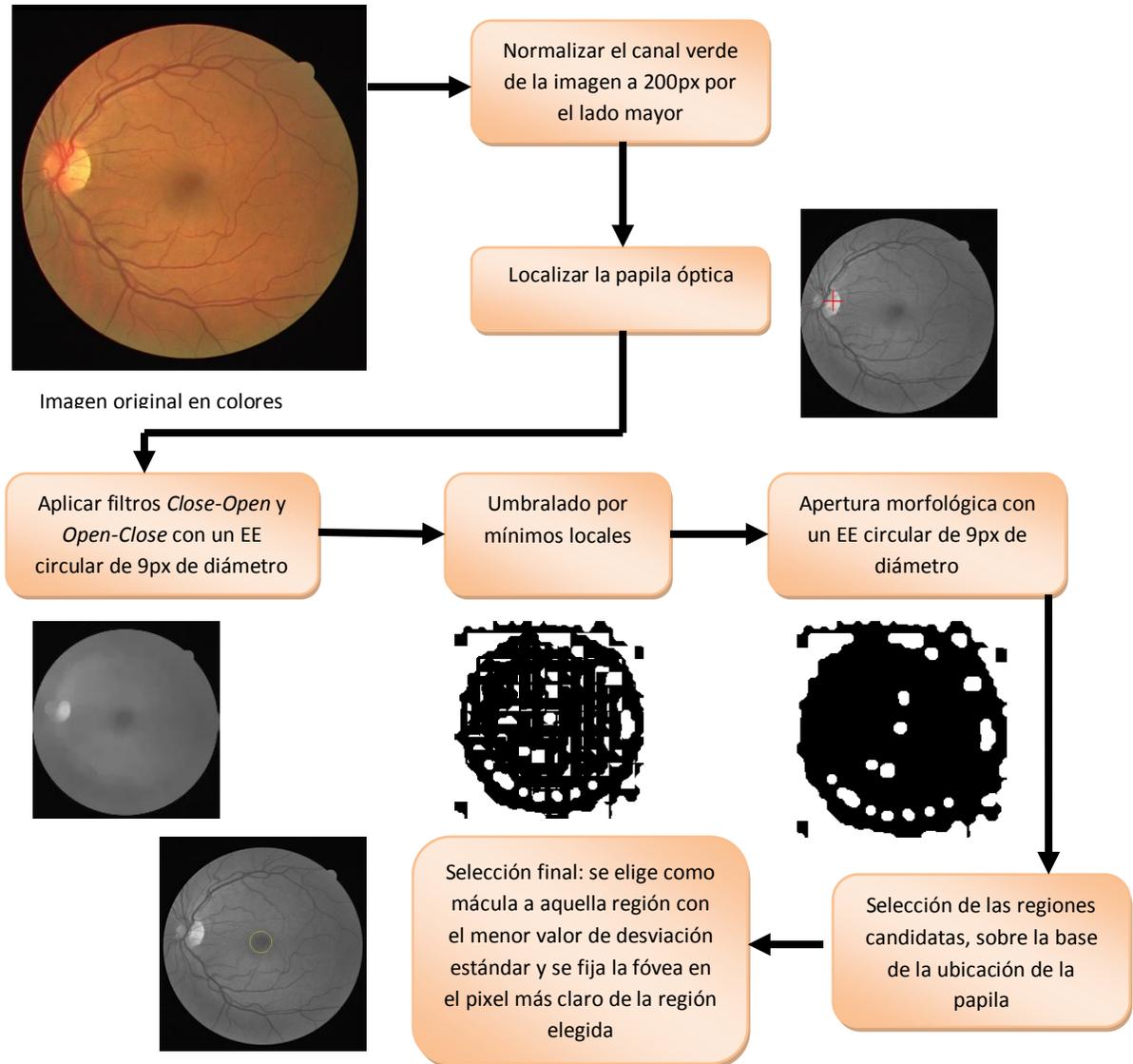


Figura 4. 10 Metodología para localizar la mácula lútea.

El método empleado fue tomado de [Ríos, 2008] y [Morales, 2006], y al igual que el método para el análisis de la mácula, no se le hizo ningún cambio. A continuación se menciona el procedimiento realizado para la **detección de los objetos claros en toda la retina**.

Procesamiento común:

1. Separación del canal verde de la imagen original en colores.
2. Creación de un nuevo borde o corona².

² El borde o corona es una máscara oscura y circular que se superpone a la imagen de fondo de ojo para eliminar los eventuales brillos que pueden aparecer en los bordes de las imágenes de retina.

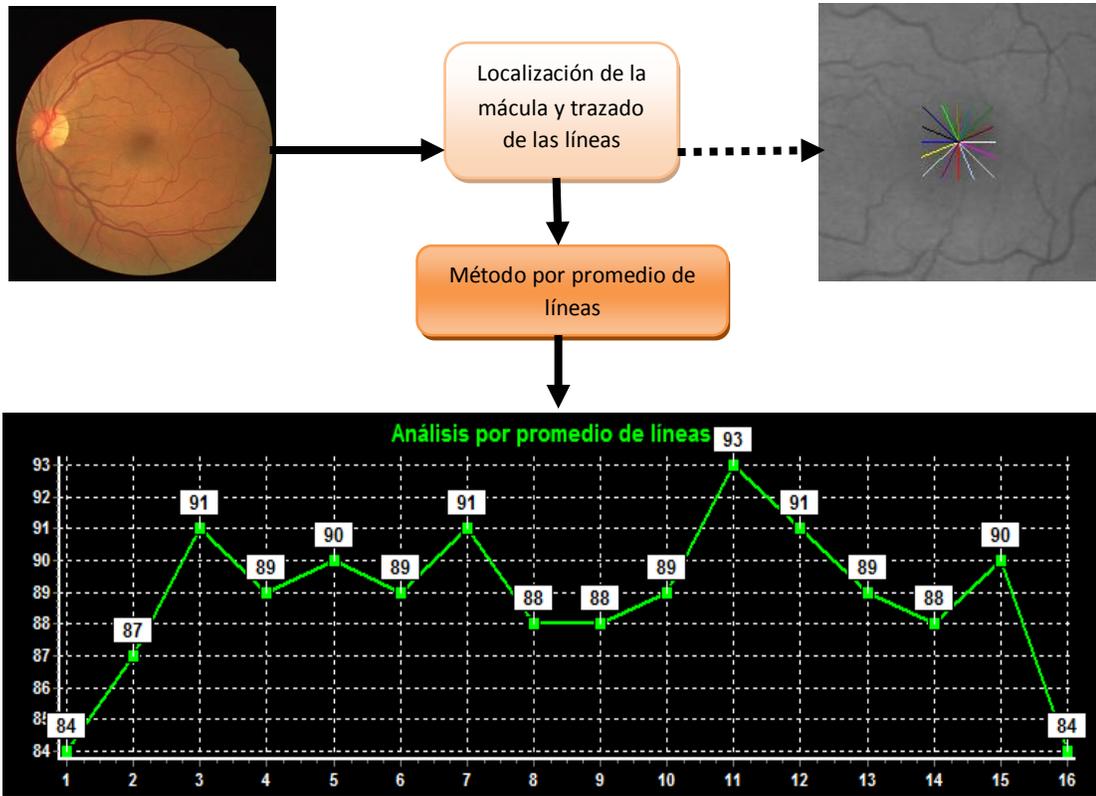


Figura 4. 11 Método de análisis por promedio de líneas.

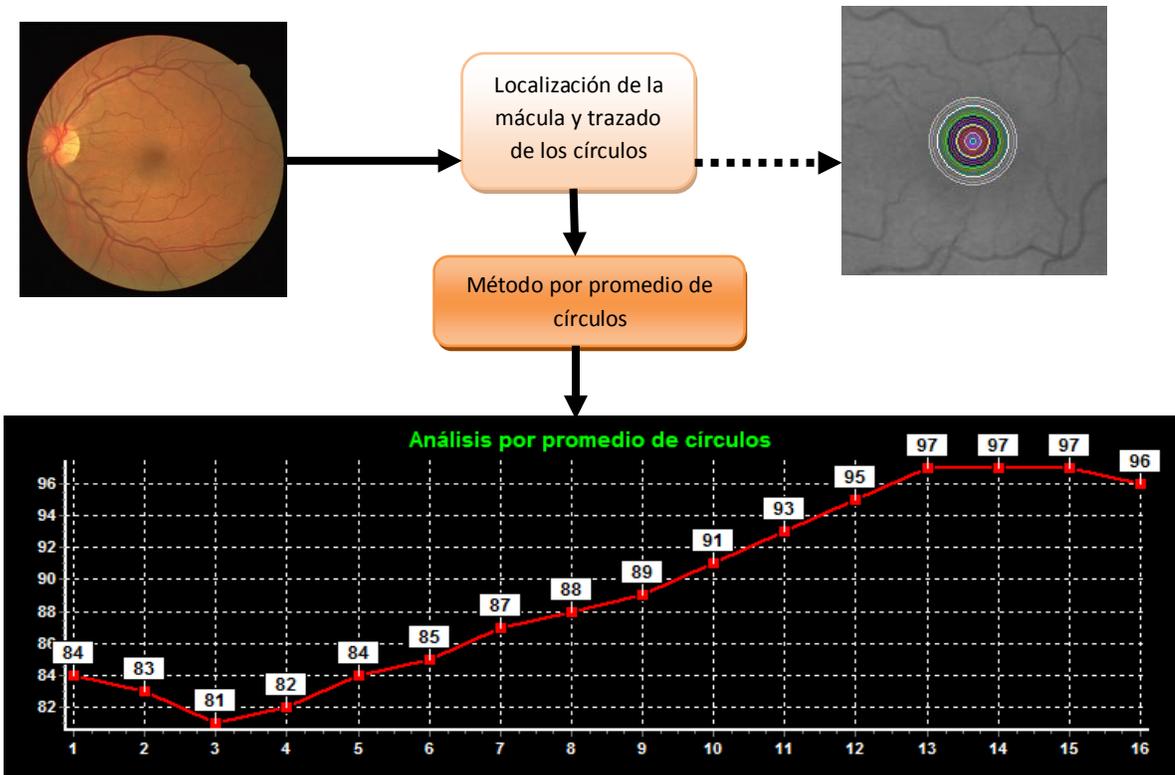


Figura 4. 12 Método por promedio de círculos.

Procesamiento selectivo:

Para la imagen máscara de la reconstrucción:

3. Clausura con un EE de 23x23px del tipo cruz.
4. Dilatación con un EE cuadrado de 3px de lado y con centro en (1,1).
5. Filtro de mediana con un kernel de 3 x 3 pixeles.

Para la imagen marcadora de la reconstrucción:

6. Apertura con un EE de 23x23 tipo cruz.
7. Erosión con un EE cuadrado de 3px de lado y centro en (1,1).
8. Filtro de mediana con kernel de 3 x 3 pixeles.
9. Reconstrucción por dilatación de la imagen máscara.
10. Resta de 1 y 9.
11. Umbralado por el método de Otsu.
12. Etiquetado y conteo de los objetos, cálculo del área de cada uno y del porcentaje de área ocupado por todos ellos, con respecto al total de pixeles de la imagen (al cual denominaremos C).

Para la **detección de objetos oscuros** se sigue esta secuencia.

Procesamiento común:

1. Separación del canal verde de la imagen.
2. Creación de un nuevo borde o corona.

Procesamiento selectivo:

3. Dilatación con un EE tipo círculo de 9px de diámetro y centro en (4,4).
4. Reconstrucción por erosión de la imagen obtenida en el paso 2, usando la imagen obtenida en el paso 3.
5. Resta de 1 y 4.
6. Umbralado por el método de Otsu.
7. Eliminación de los trozos de la red vascular que eventualmente aparezcan en el proceso.
8. Etiquetado y conteo de los objetos, cálculo del área de cada uno y del porcentaje de área ocupado por todos ellos, con respecto al total de pixeles de la imagen (al cual denominaremos C).

A partir de los porcentajes de los objetos claros y oscuros encontrados en la imagen, se determinará si la retina es normal, patológica, o indefinida de acuerdo a los siguientes límites:

NORMAL SI ($C \leq 0.20\%$)

INDEFINIDA SI $(0.20\% < C < 0.26\%)$

PATOLÓGICA SI $(C \geq 0.26\%)$

En nuestro sistema, las imágenes que hayan sido clasificadas como INDEFINIDAS o PATOLÓGICAS, serían sometidas al análisis en busca de afecciones, ya que sería irresponsable e imprudente dejar sin analizar a aquellas imágenes que fueron catalogadas como indefinidas.

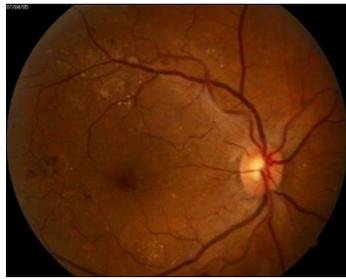
4.2.2.5 Detección de los microaneurismas.

Los microaneurismas constituyen la primera afección visible de la retinopatía diabética; son las lesiones más difíciles de encontrar, ya que aparte de ser circulares y rojizos, son de muy pequeño tamaño (50 micras de diámetro si son visibles). Esto puede provocar que durante el análisis el ruido pueda confundirse con los microaneurismas. El método propuesto está basado en [Ríos, 2008] y [Demesa et al., 2006], ya que con ambas propuestas se obtienen buenos resultados; sin embargo, tras realizar innumerables pruebas se descubrió que combinando determinadas etapas de ambos algoritmos los resultados fueron aún mejores. En la figura 4.13 se describe gráficamente la nueva propuesta para detectar los microaneurismas.

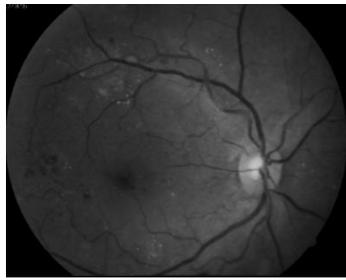
Uno de los cambios que más ayudó a mejorar los resultados de la detección fue en el paso 2; el usar un plano formado a partir de los canales rojo y verde nos ayudó a recuperar algunos microaneurismas que eran imposibles de recuperar aplicando el método sólo en el plano verde o sólo en el plano rojo; al elegir un plano rojo-verde obtuvimos una imagen con muy buen contraste y con los elementos más oscuros adecuadamente resaltados; el filtro morfológico *Close-Open* se aplicó para eliminar el ruido que pudiera ser confundido con los microaneurismas. En el paso 4 se menciona una operación de reconstrucción por erosión basado en celdas; este tipo de reconstrucción como una variante de la reconstrucción morfológica común nos dio muy buenos resultados. La secuencia de los pasos se presenta a continuación:

1. Elegir un tamaño de celda para crear un reticulado.
2. Dividir la imagen en celdas de tamaño $N \times N$ (en nuestro caso $N=30px$).
3. Aplicar la reconstrucción por erosión a cada celda.

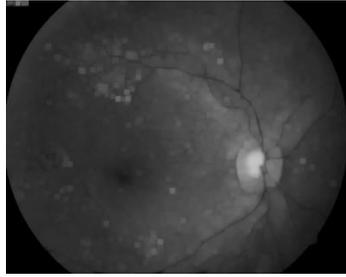
En el paso 7 se menciona el término apertura de área; este tipo especial de apertura morfológica (véase el epígrafe 3.1.11.4.3) no emplea la forma del EE seleccionado para eliminar objetos de una imagen, sino sólo emplea un valor de área para eliminar a aquellos objetos que tengan un área inferior al valor de área especificado; en nuestro caso utilizamos ese concepto a la inversa, es decir, eliminamos aquellos objetos que tenían un área superior al valor especificado que correspondían a los trozos residuales presentes de la red vascular.



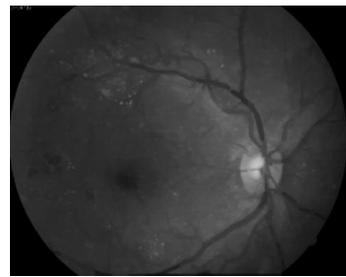
1.- Normalización del tamaño de la imagen a 600px por el lado mayor



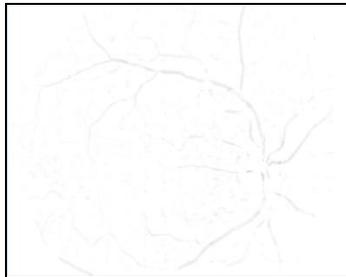
2.- Filtro morfológico *Close-Open* al plano RG (Rojo-Verde)



3.- Dilatación con un EE cuadrado de 7px de lado



4.- Reconstrucción por erosión usando celdas como delimitadores. Se fijó un tamaño de celda de 30 x 30px



5.- Negativo de la resta entre la imagen original y la reconstruida

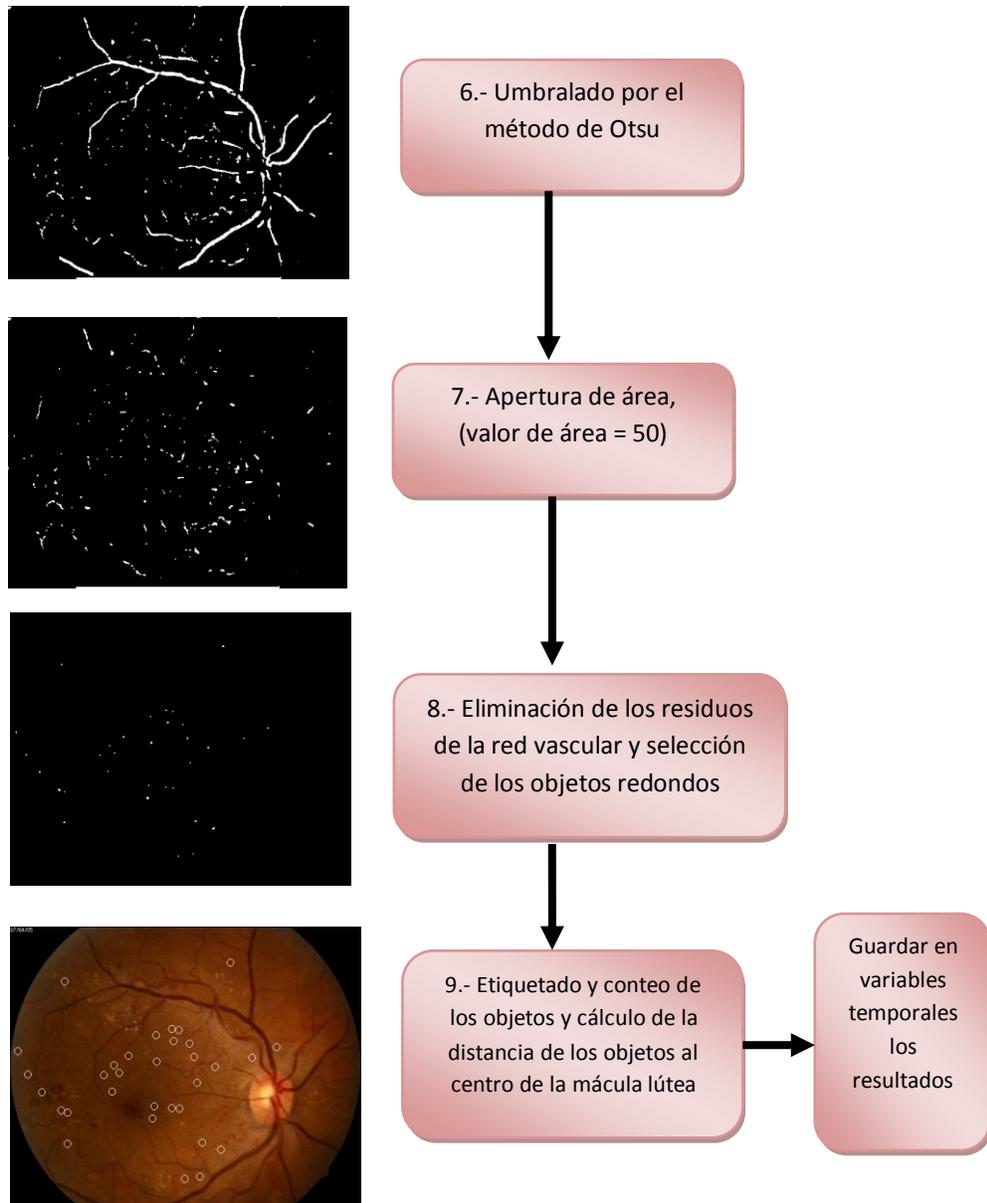


Figura 4. 13 Método propuesto para la detección de los microaneurismas.

Al momento de aplicar el paso 8 aun quedan pequeños trozos de red vascular y cierta cantidad de objetos pequeños y oscuros no circulares; como los microaneurismas son circulares, necesitamos eliminar los restos de red vascular que aún permanecían y los objetos pequeños que no eran circulares. La eliminación de los residuos de la red vascular se realiza reubicando el objeto en la imagen original; para cada pixel del objeto se revisa en una vecindad de 11×11 px si existen niveles de intensidad similares; si ese es el caso se considera que el pixel forma parte de la red vascular; si no, pues no forma parte de ella.

Para determinar si un objeto es circular se aplicó un criterio sencillo: el objeto es circular si su área es por lo menos el 76% del área de un cuadrado de lado L , donde se compara L con el valor de la mayor de las dimensiones del objeto, debido a que en una imagen digital la

forma de un objeto circular pequeño es más parecida a un cuadrado o a una cruz que a un círculo.

Una vez detectados los microaneurismas se procede a almacenar en una variable Booleana si se encontraron o no microaneurismas, en una variable entera la cantidad de microaneurismas encontrados y en una variable de punto flotante la distancia entre los microaneurismas al centro de la mácula. Estos datos posteriormente se almacenarán en la base de datos del sistema.

Las aportaciones hechas a las metodologías originales consistieron en la aplicación del plano rojo-verde de la imagen y la selección de valores diferentes para el elemento de estructura usado en la dilatación y para el tamaño de celda empleado en la reconstrucción basada en celdas.

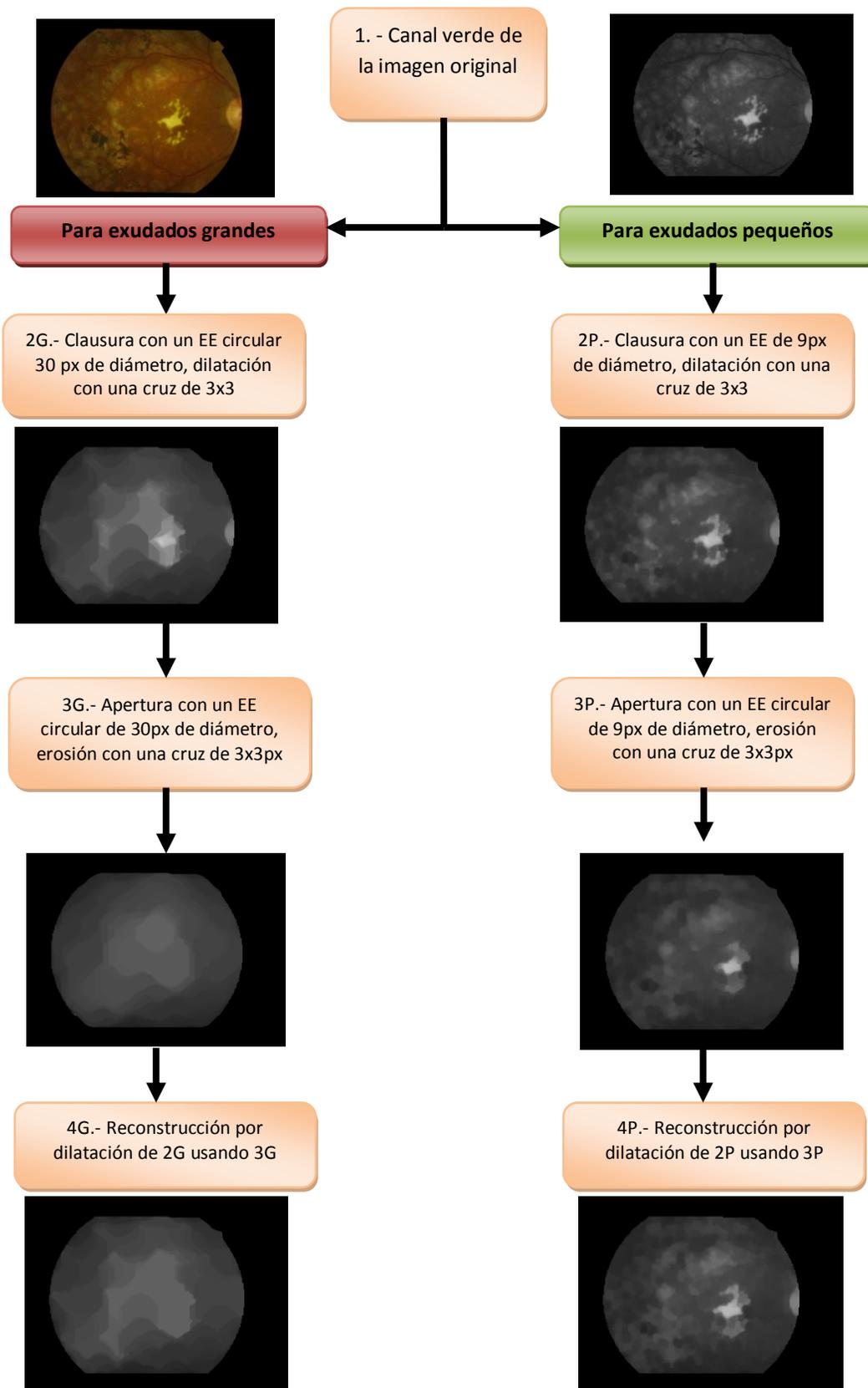
4.2.2.6 Detección de los exudados

De igual forma que los microaneurismas, los exudados son lesiones visibles por el oftalmólogo que indican la presencia de retinopatía diabética o hipertensiva, es por eso que cualquier sistema de análisis de imágenes de retina para prevenir la ceguera debe incluir algún algoritmo para la segmentación de exudados. En nuestro trabajo el algoritmo propuesto se basa en [Ríos, 2008] y a pesar de que se logró una mejora considerable en la segmentación de exudados (la propuesta original no siempre segmentaba todos los exudados), no nos fue posible establecer un criterio para la clasificación de exudados en duros o suaves. En la figura 4.14 se esquematiza la propuesta para la detección de los exudados.

Nuestra propuesta mejora los resultados obtenidos en la versión propuesta por [Ríos, 2008], debido a que en nuestro algoritmo se consideraron exudados pequeños y grandes; de esta manera se evita el problema de tener un método que segmente sólo exudados grandes o pequeños; además, en la versión original sólo se manejaba un tamaño de EE y por lo tanto los resultados no eran todos favorables. Los elementos de estructura elegidos para nuestro algoritmo fueron seleccionados de manera experimental tras una larga etapa de pruebas con EE sugeridos por el director de este trabajo. Se debe destacar que aunque el disco óptico aparece como un exudado, éste no es considerado como tal por su distancia a la mácula y porque se tiene el conocimiento previo acerca de su posición.

4.2.2.7 Detección de las hemorragias

Nuestro método para detectar las hemorragias también se basa en [Ríos, 2008]; sin embargo, los resultados que se obtenían eran pobres, por lo que se propusieron algunas modificaciones a las etapas propuestas; en particular se cambiaron los tamaños y tipos de los EE propuestos inicialmente y el método de umbrado empleado.



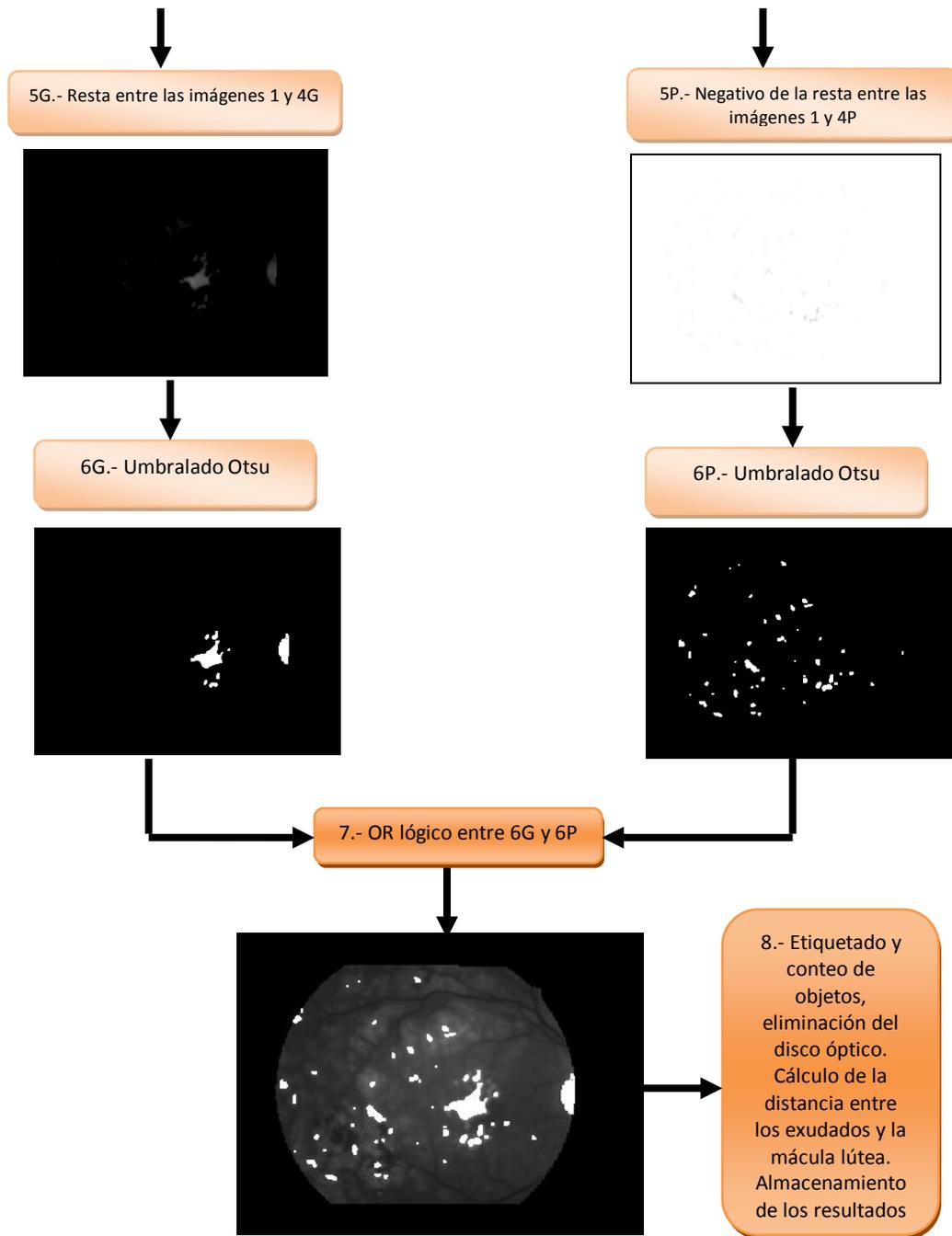
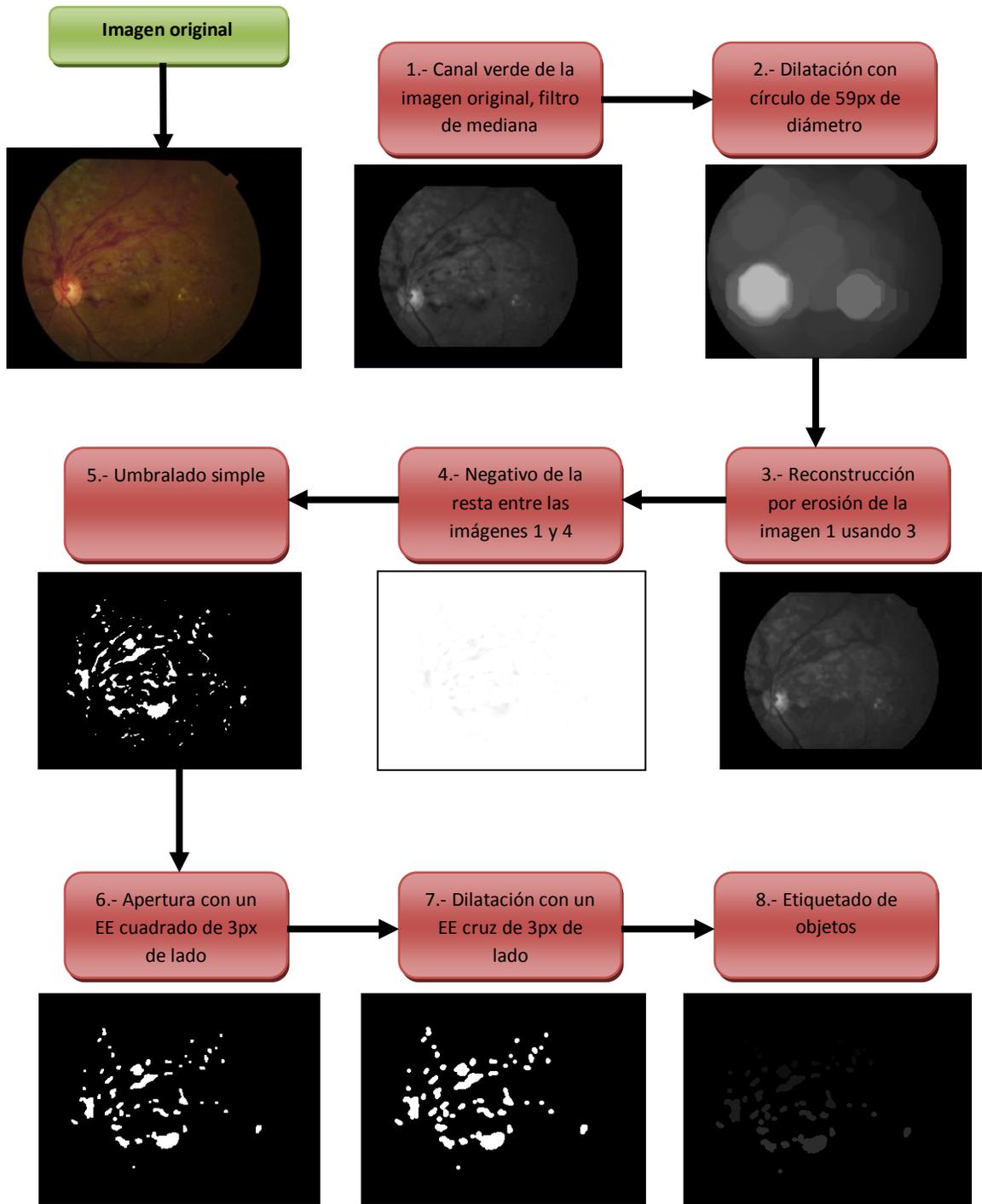


Figura 4. 14 Método propuesto para la segmentación de los exudados.

El método propuesto por nosotros puede segmentar diversos tipos de hemorragias (de bolsa, de flama y subretinales); sin embargo hasta el momento no ha sido posible encontrar un criterio que nos permita clasificarlas de manera adecuada. Pese a que [Ramírez y Tejeda, 2005] proponen un criterio para su clasificación, el porcentaje de aciertos era muy bajo, por lo que el criterio para la clasificación de las hemorragias se ha dejado como un trabajo futuro.

En la figura 4.15 se esquematiza el método propuesto para la detección de las hemorragias.



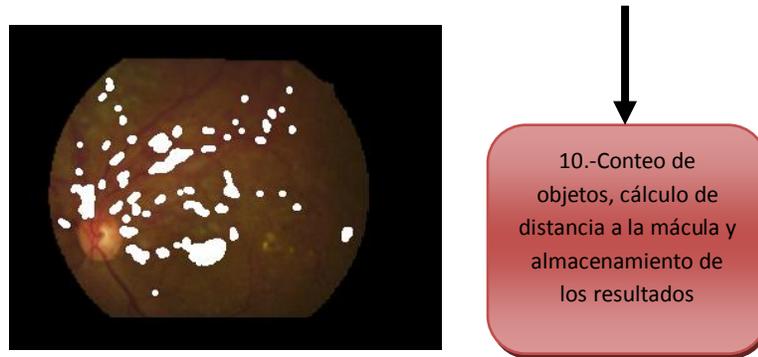
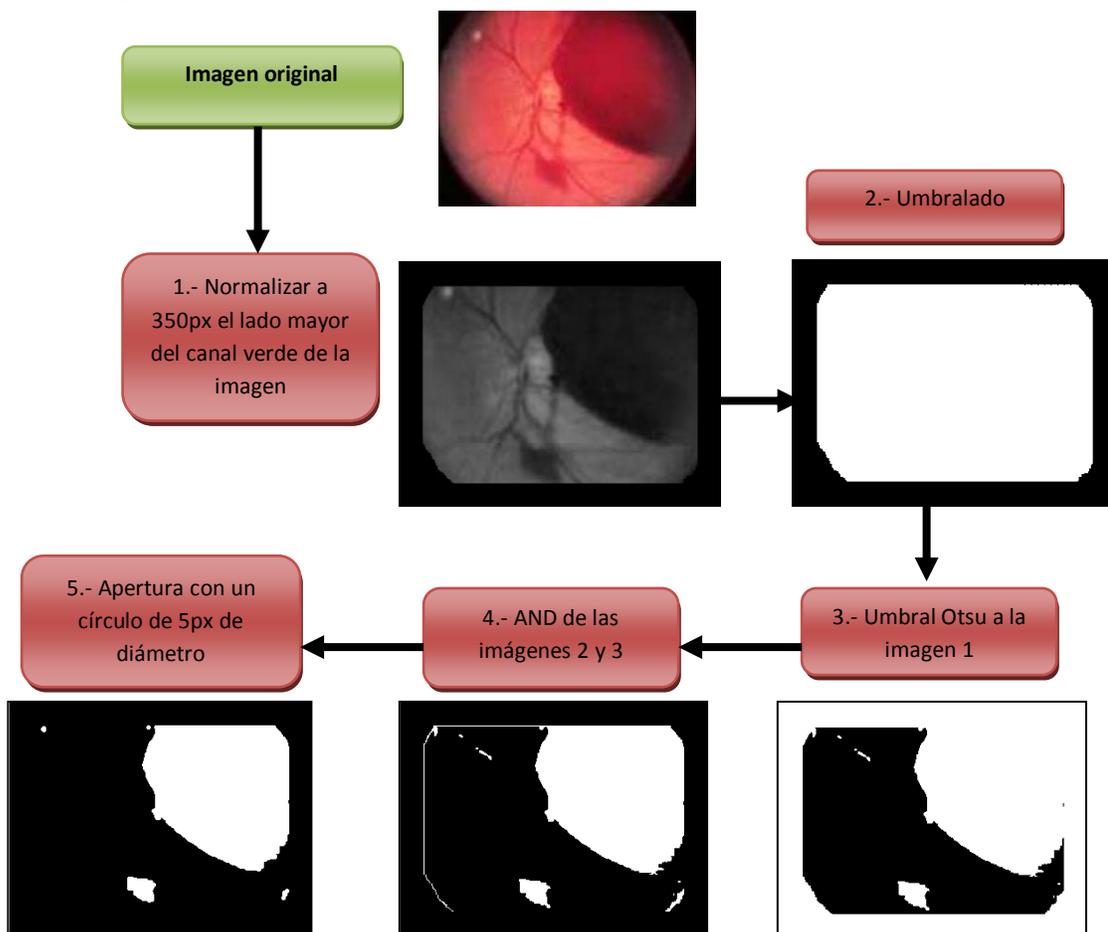


Figura 4. 15 Método propuesto para la segmentación de las hemorragias.

En la figura se observa que la aplicación de este método genera buenos resultados; sin embargo, esto no sucedió con las hemorragias subretinales (ver epígrafe 3.3.6.3), por lo que fue necesario proponer un método alternativo que ayudara a la segmentación de estas afecciones de gran tamaño. Afortunadamente, se detectó que aplicar ambos métodos conjuntamente no afectaría los resultados finales del análisis, ya que el método para segmentar hemorragias subretinales únicamente funciona para este tipo de hemorragias. En la figura 4.16 se esquematiza el algoritmo propuesto para la detección de las hemorragias subretinales.



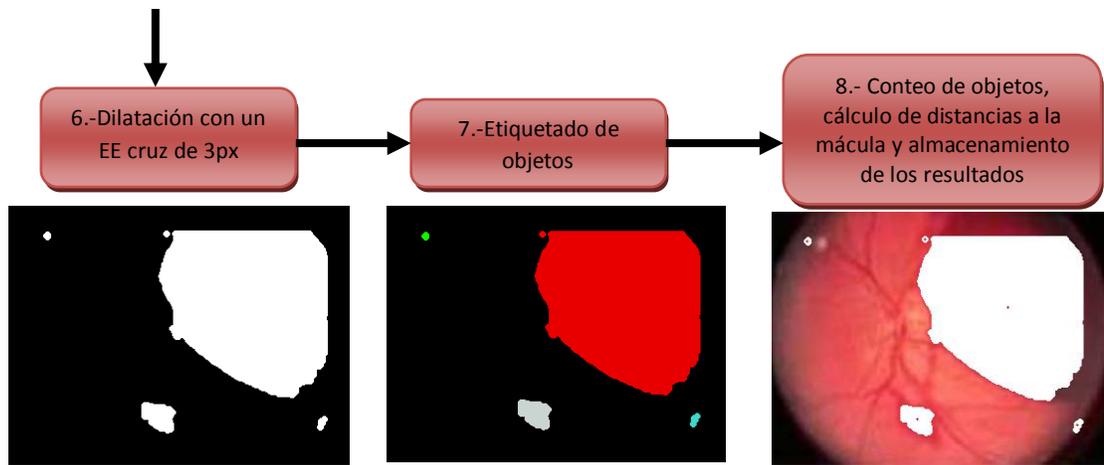


Figura 4. 16 Método propuesto para la segmentación de las hemorragias subretiniales.

Esta metodología únicamente “falla” al aplicarse en una imagen sin hemorragias, ya que señalaría a la mácula lútea como hemorragia; sin embargo, desde el inicio del proceso de análisis se tiene conocimiento previo acerca de la ubicación de la misma, por lo que se descartaría la ocurrencia de ese mal resultado. A pesar de que los resultados obtenidos son bastante buenos, estos podrían mejorarse si existiera un método que segmentara y ocultara la red vascular en las imágenes de retina con hemorragias, ya que de esa manera se aseguraría que únicamente se obtendrían las hemorragias y no trozos residuales de la red vascular. Este será también un trabajo a resolverse en el futuro para este sistema.

4.2.2.8 Detección de las drusas

El método para la detección de drusas se basa en el propuesto por [Ríos, 2008]; sin embargo, los resultados obtenidos con él no eran del todo satisfactorios, por no poderse segmentar la totalidad de las drusas presentes en la imagen afectada. Por lo tanto se propusieron varios cambios que permitieran segmentar una mayor cantidad de drusas. Tras hacer pruebas descubrimos que uno de los problemas que tiene la versión original es el bajo contraste de la zona en donde se trata de detectar las drusas (la mácula); para solucionar este problema se decidió probar con un par de métodos para el mejoramiento del contraste: el estiramiento del histograma y el mejoramiento morfológico de contraste (Ver epígrafe 3.11.4.4.1); tras probar los dos métodos se decidió emplear ambos; además, se utilizaron elementos de estructura de tamaños diferentes a los empleados en la propuesta original. También se agregaron criterios de área y distancia para clasificar los objetos segmentados en drusas o en ruido. Con el criterio de distancia nos fue posible determinar si las drusas eran peligrosas o no. Finalmente, se agregaron etapas de procesamiento morfológico a las drusas ya segmentadas, con la finalidad de mejorar la sensibilidad de nuestro algoritmo. En la figura 4.17 se esquematiza nuestra propuesta para la detección de las drusas.

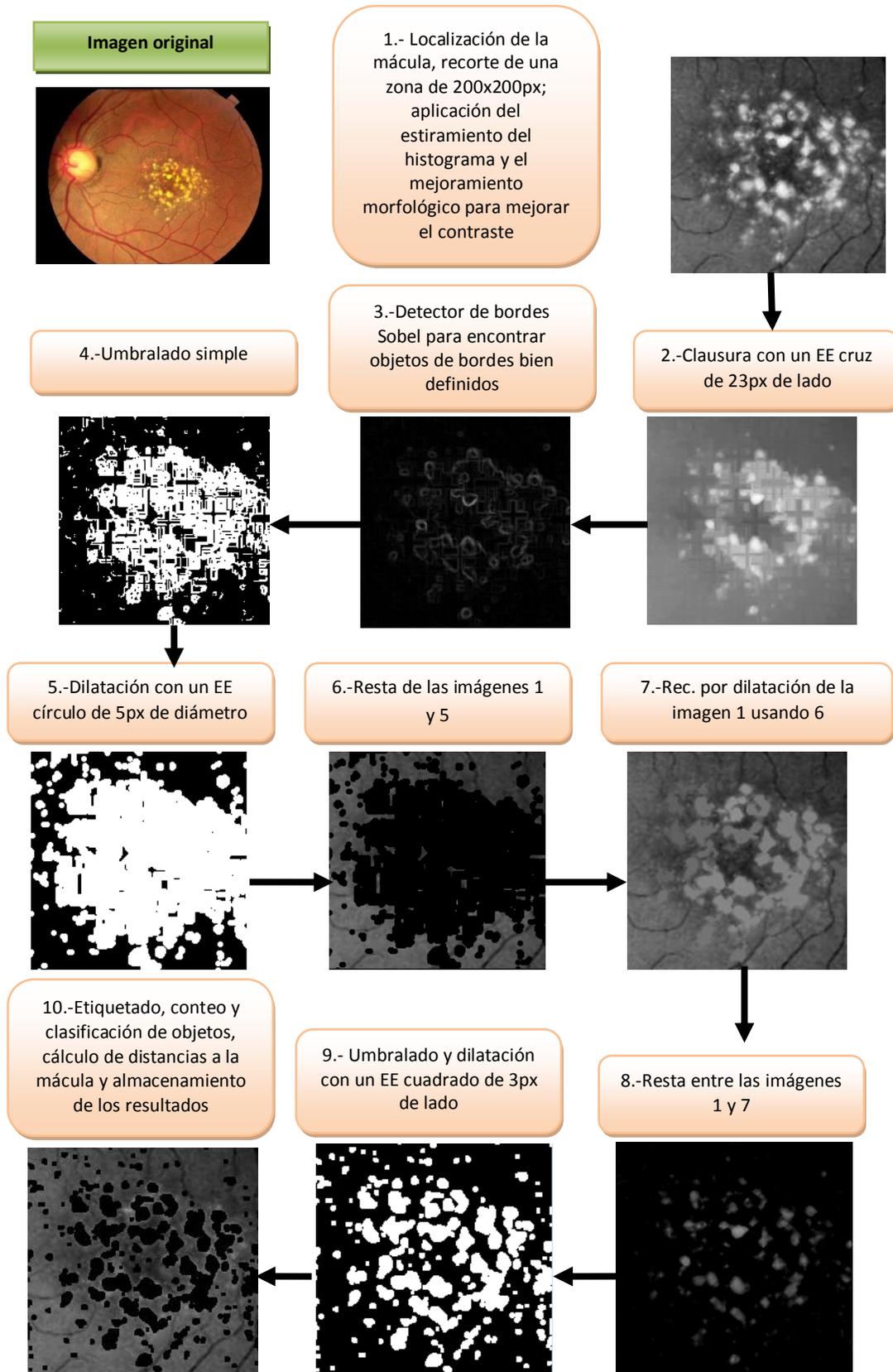
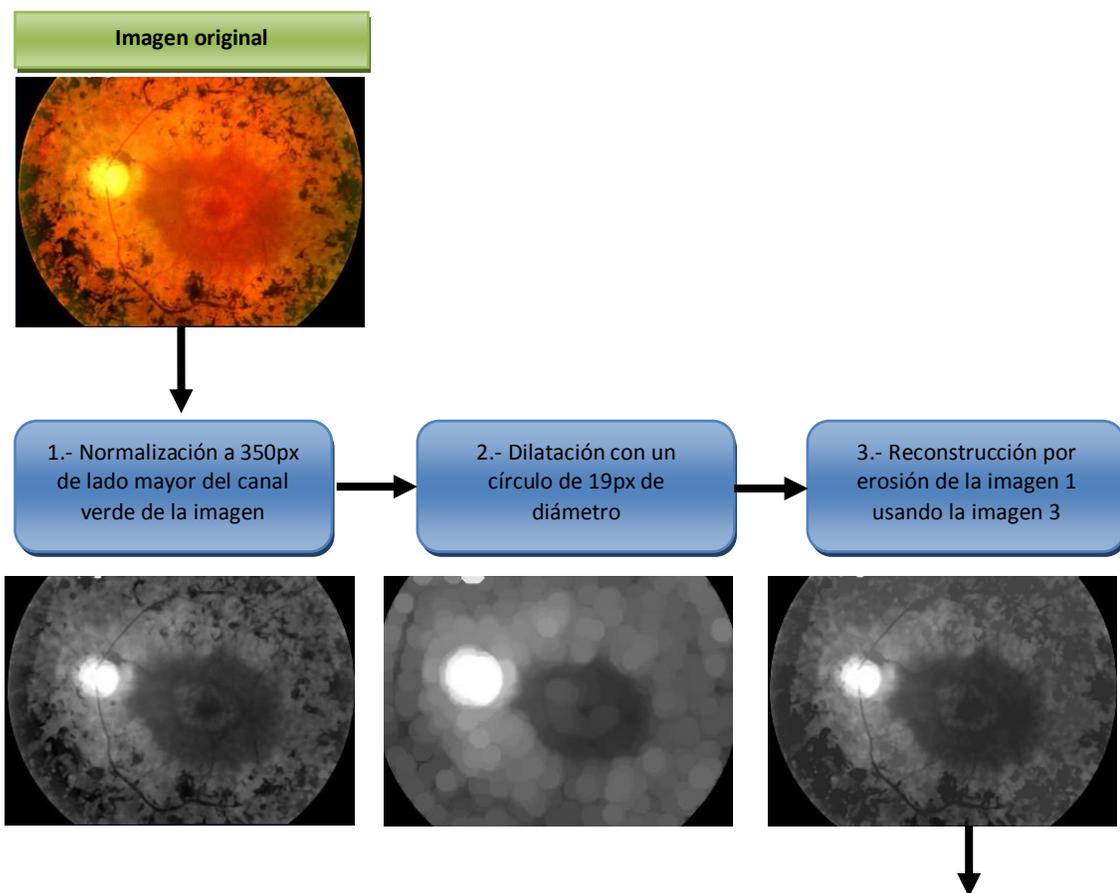


Figura 4. 17 Método propuesto para la segmentación de las drusas.

4.2.2.9 Detección de las espículas

El método para detectar esta afección no está basado en ninguna propuesta previa; se diseñó con base en la experiencia obtenida a lo largo del desarrollo de los demás algoritmos de detección de afecciones. Para el desarrollo de esta metodología se utilizó el mismo principio empleado para la segmentación de las hemorragias comunes; sin embargo, debido a que las espículas son lesiones más oscuras, el método propuesto requiere menos etapas. De la misma manera que en los algoritmos anteriores, los elementos de estructura y umbrales utilizados en este método fueron seleccionados de manera experimental, tras hacer innumerables pruebas con todas las imágenes disponibles con espículas.

Este algoritmo deberá ejecutarse si en la imagen no se detectan hemorragias, pues se corre el riesgo de que éstas sean tratadas como espículas, lo cual provocaría problemas al momento del prediagnóstico. Afortunadamente, no es común que haya imágenes con espículas y hemorragias simultáneamente. En la figura 4.18 se esquematiza el algoritmo propuesto para la segmentación de las espículas.



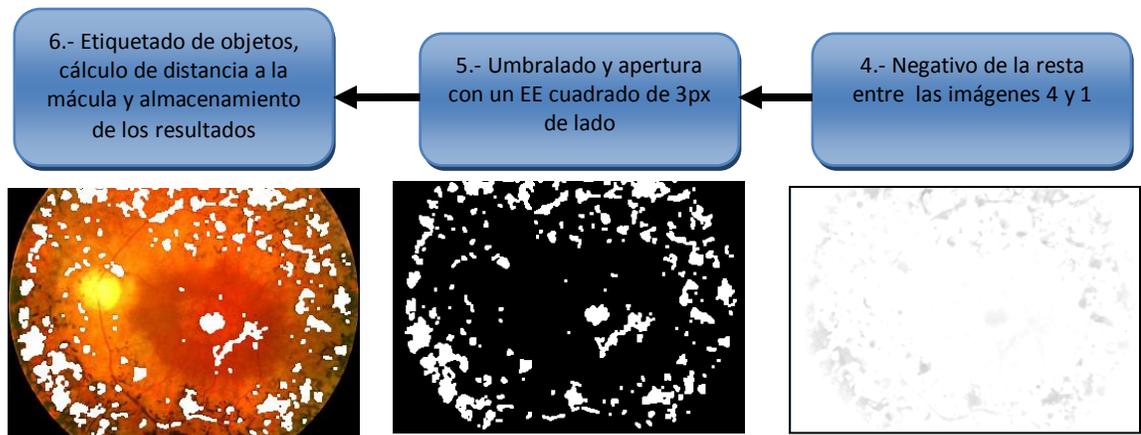


Figura 4. 18 Metodología propuesta para la segmentación de las espículas.

Al final de todas las metodologías propuestas se menciona una fase de almacenamiento de los resultados. Esta etapa es fundamental, ya que todos los datos almacenados serán utilizados posteriormente por el módulo de generación de prediagnósticos; además, se tiene contemplado para el futuro la creación del módulo de estadística del sistema, el cual utilizaría toda la información obtenida durante el análisis de las imágenes.

Los resultados de cada uno de los algoritmos de análisis de afecciones son almacenados en variables temporales; una vez que todos los análisis han concluido, se toman estos resultados almacenados y se genera una sentencia SQL, la cual almacena todos los resultados en la base de datos del sistema. La tabla 4.3 muestra los resultados producto del análisis de las imágenes que serán almacenados en la base de datos.

Tabla 4. 3 Resultados del módulo de análisis que serán almacenados en la base de datos.

Afección	Resultados que serán almacenados	Tipo de variable
Papila óptica	Diámetro de la excavación Desplazamiento del racimo vascular	Entero Real
Microaneurismas	¿Están presentes en la imagen? Número de microaneurismas Distancia de los microaneurismas a la mácula	Booleano Entero Real
Exudados	¿Están presentes en la imagen? Número de exudados Cercanía a la mácula lútea	Booleano Entero Real
Hemorragias	¿Están presentes en la imagen? Número de hemorragias Cercanía a la mácula lútea	Booleano Entero Real

Drusas	¿Están presentes en la imagen? Cercanía a la mácula lútea	Booleano Real
Espículas	¿Están presentes en la imagen? Cercanía a la mácula lútea	Booleano Real

4.2.3 Módulo de análisis de las variables y factores de riesgo

Este módulo está basado en el trabajo de [Santos, 2009]. Inicialmente se había reducido a la conexión entre el software desarrollado en esa tesis de maestría, los datos obtenidos mediante la interfaz gráfica (Web) y el módulo de análisis de imágenes. Sin embargo, los resultados obtenidos no fueron satisfactorios por lo tanto, fue necesario rediseñar este módulo. La idea fundamental de este subsistema, es utilizar el conocimiento del experto en oftalmología y aplicarlo en un sistema experto, que empleando algunos conceptos básicos de lógica difusa emitirá alguno de los siguientes prediagnósticos para cada una de las cinco enfermedades que se analizan en el trabajo:

- Sus retinas están sanas.
- Acudir al oftalmólogo cada seis meses.
- Acudir al oftalmólogo urgentemente.

En las siguientes secciones se describirá la estructura interna del sistema difuso empleado y se analizará el procedimiento empleado para la generación de los prediagnósticos.

4.2.3.1 Sistema difuso

Para emitir los prediagnósticos se utilizará un sistema difuso, que con base en un vector de entrada conformado por los datos obtenidos de la interfaz gráfica y del módulo de análisis de imágenes (que de ahora en adelante se les llamará factores de riesgo³), dará como resultado el porcentaje de cuán enfermo está el paciente con alguna de las enfermedades de interés. Ese resultado será interpretado para emitir alguno de los tres prediagnósticos mencionados anteriormente.

En la figura 4.19 se ilustra la estructura general del sistema difuso empleado. El primer elemento denominado fusificador realiza la conversión de los valores discretos a términos difusos, de acuerdo a las funciones de membresía que se definieron para cada uno de los factores de riesgo (en las siguientes secciones se explicará con detalle ese proceso). La salida obtenida es utilizada por un algoritmo el cual, para cada enfermedad, calculará la suma ponderada de los factores de riesgo de acuerdo a unos puntajes de importancia que fueron asignados por una especialista en oftalmología.

³ Formalmente se denomina factor de riesgo a toda circunstancia o situación que aumenta la probabilidad de contraer alguna enfermedad.

El resultado de esa suma ponderada pasará por una regla de decisión, la cual emitirá algunos de los 3 posibles prediagnósticos.

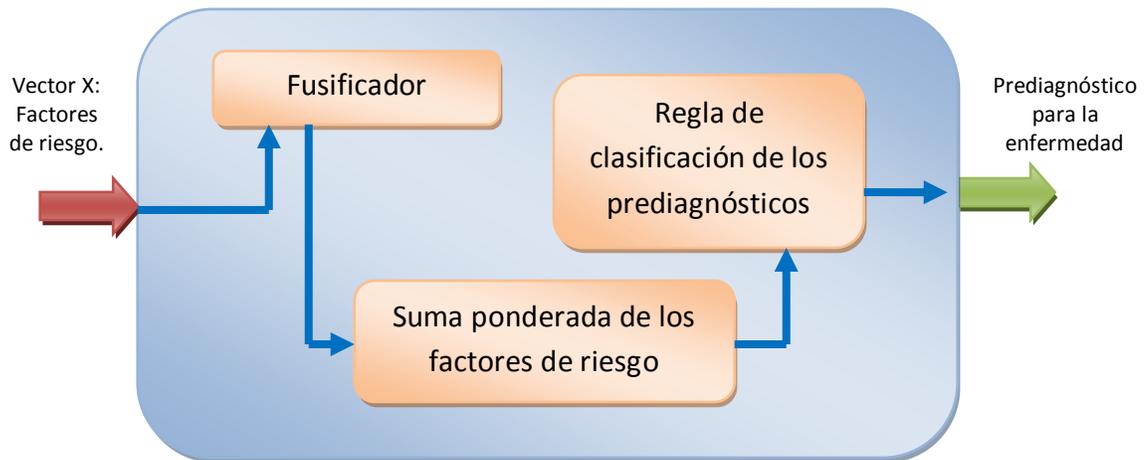


Figura 4. 19 Arquitectura del sistema difuso empleado en el módulo de análisis de las variables y factores de riesgo.

4.2.3.2 Prediagnóstico del glaucoma

La parte esencial del procedimiento para emitir un prediagnóstico es el análisis de los factores de riesgo; [Santos, 2009] menciona que se dio a la tarea de investigar los principales factores de riesgo para algunas de las enfermedades que propenden a la ceguera, de la lista original obtenida en ese trabajo nosotros eliminamos aquellos que sólo pueden ser determinados directamente por el oftalmólogo o que no nos fue posible obtener a través del análisis de las imágenes de retina.

Debido a que los factores de riesgo serán fusificados, el siguiente paso será determinar sus particiones difusas y funciones de membresía para cada uno de ellos. En la tabla 4.4 se describe cada uno de los factores de riesgo de los que se resumirá la manera en que se fusificaron.

4.2.3.2.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo

Los factores de riesgo mencionados anteriormente serán ingresados al sistema difuso. El sistema difuso devolverá un escalar entre cero y cien, el cual indicará qué tan enfermo está el paciente. La entrada al sistema difuso será un vector generado con los valores de las variables anteriormente mencionadas; para la salida del sistema únicamente se requiere una variable: el porcentaje de la enfermedad. El criterio para emitir un prediagnóstico basado en el porcentaje de la enfermedad es el siguiente:

Tabla 4. 4 Factores de riesgo del glaucoma.

Factores de riesgo	G.I.⁴	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Operación intraocular	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Presión intraocular	100	Baja: 0 a 10mm de Hg Normal: 7 a 21 mm de Hg Ligeramente elevada: 18 a 30mm de Hg Elevada: 27 y 48mm de Hg Muy elevada: 45 y 60mm de Hg	[0,60]mm de Hg
Tamaño de la excavación o copa	100	Normal: 300 a 525 micras Ligeramente grande: 450 a 750 micras Grande: ≥ 675 micras	[300,1500] micras
Desplazamiento del racimo vascular	80	Normal: 150 a 262.5 micras Poco desplazamiento: 225 a 375 micras Gran desplazamiento: ≥ 337.5 micras	[150,750] micras
Enrojecimiento de los ojos	60	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Fumador	50	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Familia con glaucoma	25	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Visión de túnel	15	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Edad	15	Adulto joven: 18 a 45 años Adulto maduro: 35 a 75 años Anciano: ≥ 65 años	[18,120] años
Suma total	545		

⁴ Grado de importancia asignado por la oftalmóloga.

Criterio de clasificación de acuerdo a los porcentajes de enfermedad calculados por el sistema:

- Sus retinas están sanas: de 0% a 35%.
- Acudir al oftalmólogo cada seis meses: entre 35% y 75%
- Acudir al oftalmólogo urgentemente: para un valor mayor que 75%.

La manera en que se calculará el porcentaje de la enfermedad es la siguiente: considere el siguiente fragmento de una hoja clínica ficticia, la cual fue obtenida después de registrar al paciente y de ejecutar el módulo de análisis de imágenes:

- *Operación intraocular: Sí;*
- *Presión intraocular: 60mmHg;*
- *Tamaño de la excavación o copa: 1200micras;*
- *Desplazamiento del racimo vascular: 600micras;*
- *Enrojecimiento de los ojos: Sí;*
- *Fuma: Sí;*
- *Familia con glaucoma: Sí;*
- *Tipo de visión: Túnel;*
- *Edad: 80 años.*

Una vez que los valores han sido introducidos en el sistema, se aplican una serie de reglas para asignar valores numéricos a los factores de riesgo; estos valores están asociados con los grados de importancia que asignó la especialista en oftalmología. En la tabla 4.5 se puede observar la manera en que se calcula el porcentaje de la enfermedad a partir de los valores obtenidos en la historia clínica.

Tabla 4. 5 Evaluación de los factores de riesgo para el Glaucoma.

Factor de riesgo	Valor obtenido de la historia clínica	Puntaje asignado
Operación intraocular	Sí	100
Presión intraocular	60mmHg	100
Tamaño de la excavación o copa	1200micras	100
Desplazamiento del racimo vascular	600micras	80
Enrojecimiento de los ojos	Sí	60
Fuma	Sí	50
Factor de riesgo	Valor obtenido de la historia clínica	Puntaje asignado

Familia con glaucoma	No	0
Tipo de visión	Túnel	15
Edad	80 años	15
Suma total		520

Los puntajes asignados a cada valor de factor de riesgo se obtuvieron de manera sencilla, en el caso de aquellos factores cuya respuesta es *sí* o *no* únicamente se asignan dos puntajes posibles: 0 o bien el valor asignado por la especialista. Para el caso de los factores de riesgo que tienen diversos valores, se aplican las funciones de membresía (correspondientes a cada valor) al dato de entrada, por ejemplo para el factor de riesgo *Edad* se aplicarán las funciones de membresía de los valores *adulto_joven*, *adulto_maduro* y *anciano* a 80 que es la edad del paciente. Es posible observar que el valor del factor de riesgo *Edad* es *anciano* y se asigna el puntaje 15 que es el máximo valor posible y que fue asignado por la oftalmóloga. En caso de que el paciente no fuera un anciano se asignaría algún puntaje acorde (entre 0 y 15) al valor del factor de riesgo *Edad* (para el caso de *adulto_joven* y *adulto_maduro*).

Posteriormente se suman los puntajes asignados a cada uno de los factores de riesgo, a esta operación la denominamos *suma ponderada* cuyo valor será dividido entre la suma total de los grados de importancia que fueron asignados por la especialista; este procedimiento se realizará para cada una de las enfermedades, por lo tanto habrá variaciones en los factores de riesgo y la suma de los grados de importancia.

En este caso el valor 520 es la suma de los puntajes asignados por el módulo, ahora bien este valor se divide entre 545 el cual representa la suma de todos los grados de importancia asignados por la especialista (ver tabla 4.4), el resultado de la división es 0.9541 el cual se multiplica por 100 y se obtiene 95.41; por lo tanto el porcentaje de glaucoma del paciente es de **95.41%** y de acuerdo al criterio de clasificación el paciente debe acudir al oftalmólogo **urgentemente**.

4.2.3.3 Prediagnóstico de la retinopatía diabética

De la misma manera que con el glaucoma, se realizó una investigación acerca de los factores de riesgo de la retinopatía diabética, su grado de importancia y la manera de fusificarlos. En la tabla 4.6 se muestra la información obtenida para los 9 factores de riesgo que fueron seleccionados.

Tabla 4. 6 Factores de riesgo de la retinopatía diabética.

Factores de riesgo	G.I.	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Diabético	100	Aplica : 1	[0 y 1]

		No aplica: 0	
Años con diabetes	75	Poco tiempo: 0 a 15 años Tiempo considerable: 5 a 35 años Mucho tiempo: ≥ 25 años	[0,60] años
Cercanía de los microaneurismas al centro de la mácula	75	Muy cercano: 0 a 400 micras Cercano: 250 a 600 micras Lejano): ≥ 500 micras	[0,1000] micras
Exudados duros	75	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Cercanía de los exudados duros a la mácula	50	Muy cercano: 0 a 450 micras Cercano: 300 a 750 micras Lejano: ≥ 600 micras	[0,1000] micras
Número de exudados duros	50	Pocos: 1 a 16 Considerables: 12 a 28 Muchos: ≥ 24	[0,100]
Visión con manchas de sangre	50	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Microaneurismas	15	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Número de microaneurismas	15	Pocos: 1 a 11 Considerables: 6 a 22 Muchos: ≥ 17	[0,100]
Suma total	505		

4.2.3.3.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo

La metodología de análisis de los factores de riesgo de la retinopatía diabética es la misma que la que fue empleada con el glaucoma; lo único que cambia son los factores de riesgo que serán evaluados.

El criterio de clasificación es el mismo empleado en el análisis de glaucoma, la única diferencia radica en que la suma total de todos los grados de importancia es 505, por lo tanto para determinar el porcentaje de enfermedad el valor de la suma ponderada será dividido entre 505.

4.2.3.4 Prediagnóstico de la retinopatía hipertensiva

De acuerdo con [Santos, 2009] inicialmente se tenían 31 factores de riesgo para esta enfermedad; sin embargo, la especialista consideró que se debían usar sólo 23 variables. Al hacer la revisión de los factores de riesgo determinamos utilizar únicamente 13 variables. En la tabla 4.7 se muestran los factores de riesgo elegidos, su importancia y la manera de fusificarlos.

Tabla 4. 7 Factores de riesgo de la retinopatía hipertensiva.

Factores de riesgo	G.I.	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Hipertenso	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Eclampsia	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Cercanía de las hemorragias en llama a la mácula	90	Muy cercana: 0 a 450 micras Cercana: 300 a 750 micras Lejana: ≥ 600 micras	[0,1000] micras
Hemorragias en llama	80	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Número de hemorragias en llama	80	Pocas: 1 a 5 Considerables: 2 a 8 Muchas: ≥ 6	[0,100] hemorragias
Preeclampsia	75	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Exudados suaves	70	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Número de exudados suaves	70	Pocos: 1 a 16 Considerables: 12 a 28 Muchos: ≥ 24	[0,100]
Exudados duros	70	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Factores de riesgo	G.I.	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Número de exudados duros	70	Pocos: 1 a 16 Considerables: 12 a 28	[0,100] exudados

		Muchos: ≥ 24	
Cercanía de los exudados duros a la mácula	70	Muy cercanos: 0 a 450 micras Cercanos: 300 a 750 micras Lejanos: ≥ 600 micras	[0,1000] micras
Cercanía de los exudados suaves a la mácula	50	Muy cercanos: 0 a 450 micras Cercanos: 300 a 750 micras Lejanos: ≥ 600 micras	[0,1000] micras
Visión borrosa	50	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Suma total	975		

4.2.3.4.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo

La metodología de análisis de los factores de riesgo de la retinopatía hipertensiva es la misma a la empleada con el glaucoma y con la retinopatía diabética; lo único que cambia son las variables (o factores de riesgo) que serán evaluadas y el valor de la suma de los grados de importancia asignados por la especialista, que en este caso fue 975; por lo tanto, se ejecutaron los siguientes pasos:

- Calcular los puntajes de cada factor de riesgo de acuerdo al tipo de variable (pueden ser variables Sí/No o bien variables que requieren el uso de funciones de membresía).
- Calcular la suma de los puntajes asignados a cada factor de riesgo.
- Dividir el resultado de la suma entre la suma de los grados de importancia asignados por la especialista.

4.2.3.5 Prediagnóstico de la degeneración macular dependiente de la edad

De acuerdo con lo reportado por [Santos, 2009], se encontraron 20 factores de riesgo para esta enfermedad, los cuales fueron analizados por la especialista para definir cuáles debían emplearse y con qué grado de importancia. Tras hacer una revisión de estos factores elegidos se decidió emplear únicamente 13. En la tabla 4.8 se mencionan estos factores, su grado de importancia y la manera de fusificarlos.

Tabla 4. 8 Factores de riesgo para la degeneración macular dependiente de la edad.

Factores de riesgo	G.I.	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Visión borrosa al	100	Aplica: 1	[0 y 1]

centro		No aplica: 0	
Pérdida de distinción de los colores	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Drusas	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Cercanía de las drusas a la mácula	100	Muy cercana: 0 a 400 micras Cercana: 250 a 650 micras Lejana: \geq 500 micras	[0,1000] micras
Cercanía de las hemorragias a la mácula	100	Muy cercana: 0 a 450 micras Cercana: 300 a 750 micras Lejana: \geq 600 micras	[0,1000] micras
Edad	80	Adulto joven: 18 a 45 años Adulto maduro: 35 a 75 años Anciano: \geq 65 años	[18,120] años
Necesidad de más luz	80	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Género	80	Masculino: 1 Femenino: 2	[1 y 2]
Ojos de color claro	75	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Fuma	50	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Hemorragias	50	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Exudados duros	10	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Cercanía de los exudados duros a la mácula	10	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Suma total	935		

4.2.3.5.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo

La metodología para el análisis de factores de riesgo es la misma a la empleada en las enfermedades anteriores, lo único que cambia son las variables que serán evaluadas y el

valor de la suma de los grados de importancia asignados por la especialista, que en este caso fue 935. Por lo tanto, se ejecutaron los siguientes pasos:

- Calcular los puntajes de cada factor de riesgo de acuerdo al tipo de variable (pueden ser variables Sí/No o bien variables que requieren el uso de funciones de membresía).
- Calcular la suma de los puntajes asignados a cada factor de riesgo.
- Dividir el resultado de la suma entre la suma de los grados de importancia asignados por la oftalmóloga.

4.2.3.6 Prediagnóstico de la retinosis pigmentaria

De acuerdo con lo reportado por [Santos, 2009], se encontraron 21 factores de riesgo para esta enfermedad, los que fueron analizados por la especialista para definir cuáles debían emplearse y con qué grado de importancia. Al final resultaron elegidas 11 variables, las cuales se muestran en la tabla 4.9.

Tabla 4. 9 Factores de riesgo para la retinosis pigmentaria.

Factores de riesgo	G.I.	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Familia con retinosis pigmentaria	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Ceguera nocturna	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Deslumbramiento	100	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Visión de túnel	80	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Síntomas en ambos ojos	80	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Espículas	75	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Factores de riesgo	G.I.	Valores que puede tomar y sus abreviaturas	Universo de discurso
Cercanía de las espículas a la mácula	75	Muy cercana: 0 a 7500 micras Cercana: 6500 a 10000 micras	[0,12700] micras

		Lejana: ≥ 9000 micras	
Sordera	70	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Fuma	10	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Consume bebidas alcohólicas	10	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]
Estrés	10	Aplica: 1 No aplica: 0	[0 y 1]

4.2.3.6.1 Metodología de análisis de los factores de riesgo

La metodología para el análisis de los factores de riesgo es la misma que la empleada con las enfermedades anteriores; lo único que cambia son las variables que serán evaluadas y el valor de la suma de los grados de importancia, que en este caso es 790. Por lo tanto, se ejecutaron los siguientes pasos:

- Calcular los puntajes de cada factor de riesgo de acuerdo al tipo de variable (pueden ser variables Sí/No o bien variables que requieren el uso de funciones de membresía).
- Calcular la suma de los puntajes asignados a cada factor de riesgo.
- Dividir el resultado de la suma entre la suma de los grados de importancia asignados por la especialista.

En este capítulo se describieron todos los componentes desarrollados o empleados en el sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera. A pesar de que en los trabajos previos se había desarrollado una gran cantidad de algoritmos para el análisis de imágenes de retina, se decidió analizarlos y proponer mejoras que los hicieran más eficientes para el sistema. El análisis detallado del módulo de análisis de las variables y los factores de riesgo, será parte de los trabajos futuros de este sistema. Sin embargo, como se observa en la tabla 4.1, queda pendiente el desarrollo de los módulos Estadístico y de Seguridad, los que serán desarrollados por sendos estudiantes de servicio social.

Capítulo 5

Evaluación de los resultados

A continuación se evalúan los resultados mediante la comprobación de la validez de los parámetros de análisis, la estrategia de análisis, la estrategia de decisión, la metodología y la secuencia detallada de los análisis propuestos. Esto se hará sobre la base del análisis del desempeño en la discriminación entre las retinas sanas y patológicas.

Se realizaron pruebas para el módulo de flujo de información y control, y para el módulo de análisis de imágenes. No se hicieron pruebas para el módulo de análisis de variables y factores de riesgo, debido a que fue tomado de [Santos, 2009]; sin embargo, se reportarán los resultados obtenidos por el autor de ese trabajo.

Para el caso del módulo de análisis de imágenes se evaluará el desempeño sobre la base del total de imágenes analizadas por cada submódulo, teniendo en cuenta que las imágenes analizadas en un submódulo pueden o no estar incluidas en el análisis de cualquier otro submódulo.

Las imágenes utilizadas para la evaluación del módulo de análisis de imágenes fueron obtenidas de algunas base de datos disponibles en Internet (DRIVE y STARE), aunque la mayoría fueron proporcionadas por el tutor de este trabajo y fueron previamente analizadas y clasificadas (en sanas y patológicas, y por afección) por un especialista en oftalmología.

5.1 Resultados del módulo de flujo de la información y control

Debido a que en este módulo es una aplicación Web orientada a dar de alta a los pacientes, entregar sus resultados y además administrar a los usuarios del sistema, las pruebas que se le hicieron fueron diferentes a las que se le hicieron al módulo de análisis; sin embargo, sí fue necesario aplicarle un conjunto de pruebas para asegurarnos de que la aplicación funcionaría adecuadamente en un entorno real.

La etapa de pruebas de este módulo se realizó de manera paralela a su desarrollo, pues se probaban las funcionalidades cada vez que se producía una nueva versión del módulo. Con base en los resultados de las pruebas y de la retroalimentación recibida por parte del director de este trabajo, se hacían los cambios correspondientes y se le hacía nuevamente las pruebas pertinentes.

A continuación se describen los dos tipos de pruebas que se realizaron para este módulo.

5.1.1 Pruebas de conectividad del módulo de flujo de la información y control

Con este término nos referimos a las pruebas efectuadas para verificar que la aplicación Web fuera capaz de conectarse a la base de datos del sistema, ya que a través de esa conexión es como se pueden obtener y guardar los datos de los pacientes. Este tipo de pruebas se realizó cada vez que se producía una nueva versión de la aplicación. Además de verificar la conexión, también se revisó que los datos escritos u obtenidos de la base de datos no sufrieran ninguna alteración que afectara los resultados del análisis. Las pruebas de conectividad se hicieron con especial atención en las siguientes secciones del módulo:

- Alta de usuarios del sistema.
- Alta de pacientes.
- Captura de la bitácora del paciente.
- Entrega del resultado (prediagnóstico) al paciente.

5.1.2 Pruebas de la interfaz gráfica del módulo

Este tipo de pruebas se ejecutó de manera intensiva durante el desarrollo del módulo de flujo de información y control. Básicamente consistieron en verificar el funcionamiento de todos los componentes de la interfaz gráfica de la aplicación Web. Por componentes nos referimos a los siguientes elementos:

- Etiquetas.
- Cajas de texto.
- Caja combo (*Combo box*).
- *Caja de control (Check box)*.
- Listas desplegables (*drop down lists*).
- Controles de imagen.
- Fuentes de texto utilizadas y sus características

Estas pruebas, a pesar de no considerarse importantes en una investigación, sí lo son para un sistema que se ha de utilizarse en un entorno real; de ahí que decidimos realizarlas.

En general los resultados de las pruebas realizadas a este módulo son satisfactorios, ya que las componentes de la interfaz gráfica funcionan adecuadamente y todas las operaciones en donde es necesario conectarse a la base de datos del sistema se ejecutan con normalidad; además, se ha verificado la integridad de los datos leídos o escritos por el módulo y que se almacenan en la base de datos del sistema.

5.2 Resultados del módulo de análisis de imágenes

En esta sección se analizarán los resultados de cada uno de los algoritmos propuestos e implementados para el análisis de las imágenes oftalmoscópicas de retina empleadas en este trabajo. Inicialmente se hicieron pruebas sólo para los algoritmos propuestos por nosotros; sin embargo, se hizo una excepción con el método para determinar la normalidad o la anormalidad de la retina, ya que ayudaría a determinar en primera instancia si era necesario ejecutar los algoritmos de análisis para la detección de las afecciones o bien clasificar a la retina como sana.

5.2.1 Resultados del algoritmo de localización de la papila óptica.

Las pruebas se realizaron sobre un conjunto de 353 imágenes, de las cuales 155 eran de retinas sanas y 198 de retinas patológicas (con glaucoma y/o con afecciones que indican la presencia de otras enfermedades). De las 155 imágenes sanas 17 son de la base de datos DRIVE, 22 son de la base de datos STARE y el resto son de nuestra colección de imágenes. Finalmente, de las 198 imágenes de retina patológicas, 3 pertenecen a la base de datos DRIVE, 24 a la base de datos STARE y el resto pertenece a nuestro conjunto de imágenes.

En la tabla 5.1 se exponen los resultados obtenidos, en términos de número de imágenes y de por cientos.

Tabla 5. 1 Resultados del algoritmo para detectar la papila en números absolutos y en por cientos.

Tipo de imagen	Número de imágenes	Imágenes con el disco detectado correctamente	Imágenes con el disco detectado incorrectamente
Sanas	155	150	5
Patológicas	198	195	3
Totales	353	345	8
% Sanas	43.91%	96.77%	3.23%
% Patológicas	56.09%	98.48%	1.52%
% Total	100%	97.73%	2.27%

Al analizar las características de los casos en donde nuestro método falló, se observó que las imágenes tenían regiones muy brillantes de tamaño considerable (normalmente en el borde de la retina) o que tenían exudados de gran tamaño. También se encontraron imágenes en las que la papila óptica no se apreciaba como una región circular brillante, sino por el contrario presentaba bajo contraste. A pesar de estos problemas, nuestra ventaja radicó en el hecho de que esas imágenes de fondo de ojo tienen la papila óptica en las regiones del borde de la imagen y nuestro algoritmo de detección estuvo concebido para imágenes que preferentemente tengan la papila óptica ubicada hacia la región central de la imagen. Por lo tanto, no es muy problemático el hecho de que nuestro algoritmo falle en imágenes donde la papila NO esté cerca del centro de la imagen.

De cada paciente se tomarían dos imágenes de cada ojo, una de la papila óptica y otra de fondo de ojo.

5.2.2 Características de las imágenes de fondo de ojo analizadas

Las imágenes de fondo de ojo correspondientes a retinas patológicas que fueron empleadas en las pruebas de los algoritmos de análisis de imágenes, se encontró que aquellas que tenían drusas o espículas no tenían ninguna otra afección; mientras que la mayoría de las imágenes con microaneurismas, exudados y hemorragias tenían al menos dos de las 3 afecciones, por lo regular exudados y hemorragias. Por lo tanto, para probar la detección de algunas afecciones se utilizó una misma imagen, es decir los conjuntos de prueba para las distintas afecciones no son disjuntos.

5.2.3 Resultados del algoritmo para la localización de la mácula lútea

Las pruebas se realizaron en un conjunto de 279 imágenes, de estas 88 imágenes son de retinas sanas y 191 de retinas anormales o patológicas. Para las imágenes sanas se tomaron 21 imágenes de la base de datos STARE, 15 imágenes de la base de datos DRIVE y el resto fueron tomadas de nuestra colección de imágenes. Finalmente, de las imágenes patológicas se tomaron 13 imágenes de la base de datos STARE, 3 de la base de datos DRIVE y el resto fue tomado de nuestro conjunto de imágenes.

En la tabla 5.2 se exponen los resultados obtenidos sobre la base del número absoluto de imágenes y de los por cientos correspondientes.

Tabla 5. 2 Resultados del método para la localización de la mácula lútea en números absolutos y en por cientos.

Tipo de imagen	Número de imágenes	Número de imágenes con la mácula detectada correctamente	Número de imágenes con la mácula detectada incorrectamente
Sanas	88	83	5
Patológicas	191	184	7
Totales	279	267	12
% Sanas	31.54%	94.32%	5.68%
% Patológicas	68.46%	96.34%	3.66%
% Totales	100%	95.70%	4.30%

Al analizar las características de las imágenes en las que nuestro método falló, pudimos observar que eran imágenes con muy mala calidad, es decir, imágenes extremadamente pequeñas (menores que 400px por su lado mayor) y/o muy ruidosas. El otro tipo de imágenes en donde nuestro método tuvo problemas fue en aquellas donde había afecciones de gran tamaño, en

especial hemorragias (que son afecciones oscuras), o que la mácula quedó oculta por exudados que impidieron su localización.

5.2.4 Resultados del método para analizar la normalidad de la retina

En el capítulo anterior se mencionó que este método fue tomado de [Ríos, 2008] y [Morales, 2006], sin embargo consideramos que era necesario probar su desempeño para el conjunto de imágenes que nosotros seleccionamos. Se escogieron un total de 444 imágenes, de las cuales 323 corresponden a retinas patológicas y 121 corresponden a retinas sanas; se usaron 17 imágenes sanas y 3 patológicas de la base de datos DRIVE, de la base de datos STARE se tomaron 22 imágenes sanas y 24 imágenes patológicas; el resto de las imágenes se tomó de nuestra colección.

En la tabla 5.3 se exponen los resultados obtenidos durante la prueba de este método, según la siguiente leyenda:

N-N: Imágenes normales que fueron clasificadas como normales.

A-A: Imágenes anormales que fueron clasificadas como anormales.

N-A: Imágenes normales clasificadas como anormales.

A-N: Imágenes anormales clasificadas como normales.

Tabla 5. 3 Resultados del método para analizar la normalidad de la retina en números globales y en por cientos.

	N-N	A-A	N-A	A-N	Aciertos	Desaciertos	Total
Número de imágenes	90	299	31	24	389	55	444
% de imágenes	20.27%	67.34%	6.98%	5.41%	87.61%	12.39%	100%

Al analizar las características de las imágenes en las que el método falló, se descubrió que las imágenes normales clasificadas como anormales presentaban problemas de iluminación, es decir, o estaban muy oscuras o tenían brillos en los bordes de la retina, mientras que las imágenes anormales clasificadas como normales sí presentaban afecciones, pero estas eran de un tamaño muy pequeño (en particular microaneurismas o pequeñas hemorragias); al parecer, por esa razón, el algoritmo se confunde y clasifica mal esas imágenes. Debido a estos resultados será necesario proponer como trabajo para el futuro diseñar e implementar un método nuevo para el análisis de la normalidad de la retina, o bien encontrar una serie de modificaciones que mejoren los resultados de este algoritmo.

5.2.5 Resultados del algoritmo para la detección de los microaneurismas

A continuación se presentan los resultados del método de análisis de los microaneurismas. Se analizaron un total de 26 imágenes, todas presentan microaneurismas (en algunas también había exudados, los cuáles también fueron detectados) y en todas ellas se detectaron las afecciones presentes.

Las imágenes para probar los algoritmos fueron tomadas todas de nuestro conjunto de imágenes. El resultado obtenido después analizar las imágenes de fondo de ojo con microaneurismas fue el siguiente:

- 26 imágenes con diagnóstico acertado: $(26/26) \times 100\% = 100\%$
- 0 falsos positivos: $(0/26) \times 100\% = 0\%$
- 0 falsos negativos: $(0/26) \times 100\% = 0\%$

Por lo tanto, el total de aciertos en la detección de los microaneurismas fue de 100%. Se analizaron únicamente aquellas imágenes que contenían microaneurismas, ya que de acuerdo a la metodología global de análisis, el algoritmo para analizar la normalidad de la retina debe ser capaz de discriminar entre las imágenes de retina normales y anormales; además, de acuerdo con los resultados presentados en la tabla 5.3, se ha considerado que el método de análisis de la normalidad de la retina brinda buenos resultados para tales efectos de discriminación.

Desafortunadamente, los resultados solo se han podido corroborar con 3 imágenes de las cuáles se cuenta con su respectiva imagen angiográfica. En la tabla 5.4 se ejemplifica en detalle los pasos llevados a cabo durante el análisis de una imagen con microaneurismas.

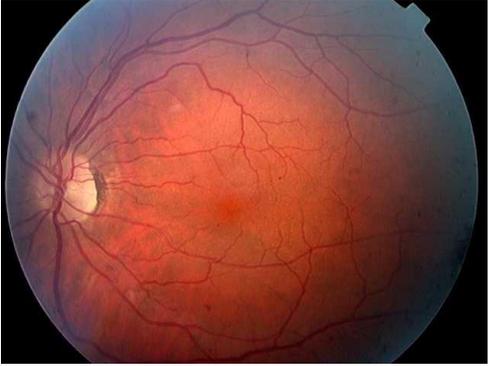
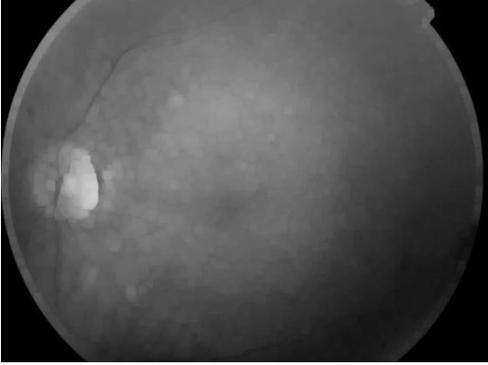
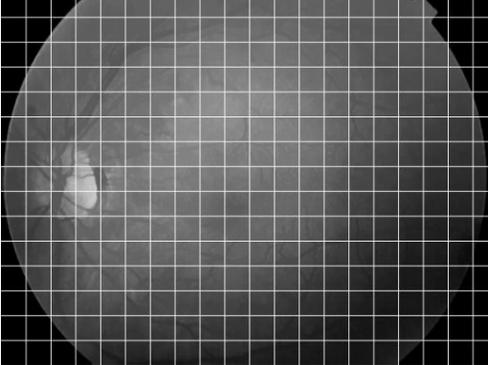
5.2.6 Resultados del algoritmo para la detección de los exudados

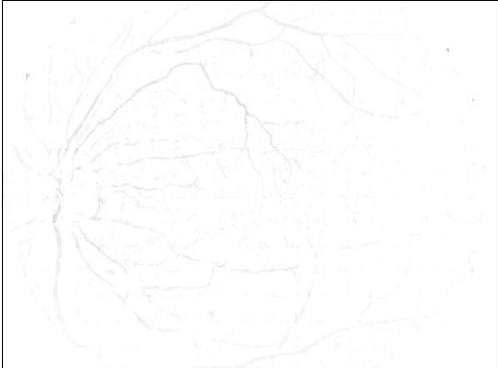
A continuación se presentan los resultados del método para detectar los exudados. Se analizaron un total de 111 imágenes con exudados, aunque en muchas de estas imágenes también había hemorragias las cuales también fueron detectadas; en todas ellas se detectaron las afecciones presentes.

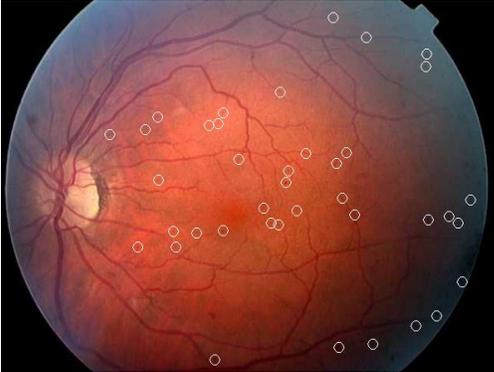
Todas las imágenes fueron tomadas de nuestro conjunto de imágenes. El resultado obtenido después de analizar las imágenes de fondo de ojo con exudados fue el siguiente:

Tabla 5. 4 Resultados del método para detectar microaneurismas

No.	Etapa del algoritmo	Imagen
-----	---------------------	--------

1	Imagen original a 600px por el lado mayor	
2	Filtro morfológico <i>CloseOpen</i> para el plano Rojo-Verde de la imagen	
3	Dilatación con un EE cuadrado de 7px de lado	
4	Reconstrucción por erosión por celdas	

5	<p>Negativo de la resta entre la imagen original y la reconstruida (Para fines de visualización)</p>	
6	<p>Umbralado por el método de Otsu</p>	
7	<p>Apertura de área</p>	
8	<p>Eliminación de los residuos de la red vascular y selección de los objetos circulares</p>	

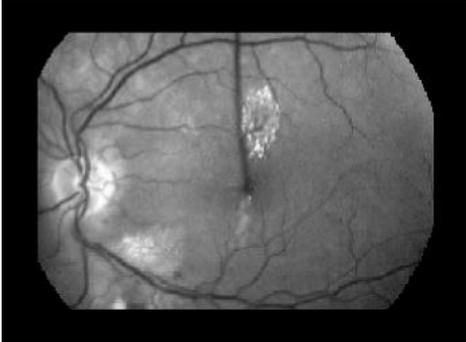
9	Etiquetado y conteo de los objetos y cálculo de la distancia de los objetos al centro de la mácula lútea	
---	--	--

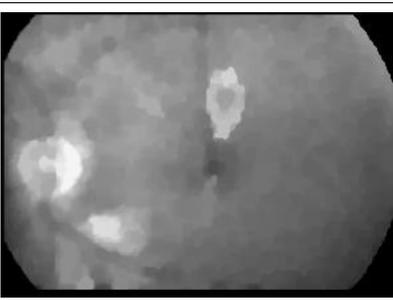
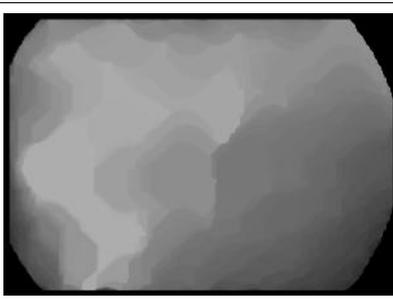
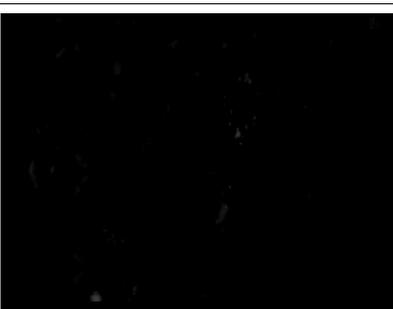
- 111 imágenes con diagnóstico acertado: $(111/111) \times 100\% = 100\%$
- 0 falsos positivos: $(0/111) \times 100\% = 0\%$
- 0 falsos negativos: $(0/111) \times 100\% = 0\%$

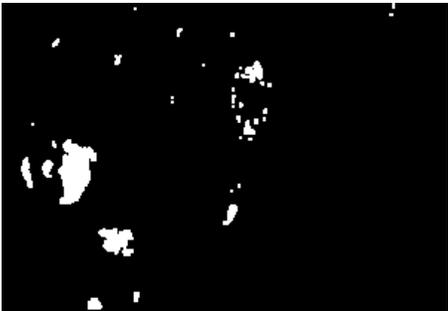
Por lo tanto, el total de aciertos en la detección de los exudados fue del 100%. Se analizaron únicamente aquellas imágenes que contienen exudados, ya que de acuerdo a la metodología global de análisis el algoritmo para analizar la normalidad de la retina debe ser capaz de discriminar entre las imágenes de retina normales y anormales; de acuerdo a los resultados presentados en la tabla 5.3, se considera que el método de análisis de la normalidad de la retina brinda buenos resultados para tales efectos de discriminación.

A pesar de los buenos resultados obtenidos, se ha podido observar que si por alguna razón el algoritmo es aplicado en ciertas imágenes sanas que presentan reflejos en la zona de la red vascular, tales reflejos serán detectados como exudados muy pequeños. Este problema forma parte del trabajo futuro de esta tesis, junto con el diseño e implementación de un algoritmo para la clasificación de los exudados en duros y suaves. En la tabla 5.5 se ejemplifica un caso de detección de exudados.

Tabla 5. 5 Resultados del método para detectar los exudados.

N o.	Etapa	Exudados pequeños (P)	Exudados grandes (G)
1	Canal verde de la imagen original		

2	Clausura con un EE circular de 30px de diámetro; dilatación con una cruz de 3x3px		
3	Apertura con un EE circular de 30px de diámetro; erosión con una cruz de 3x3px		
4	Reconstrucción por dilatación de 2 usando 3		
5	Resta entre 1 y 4		
6	Umbralado por Otsu		

7	OR lógico entre las imágenes del paso 6	
8	Etiquetado y conteo de objetos; eliminación del disco óptico. Cálculo de la distancia entre los exudados y la mácula lútea	

5.2.7 Resultados del algoritmo para la detección de las hemorragias

A continuación se presentan los resultados del método para la detección de las hemorragias. Se analizaron un total de 109 imágenes con hemorragias (algunas de estas imágenes también presentaban exudados, los cuales también fueron detectados) y en todas ellas se detectaron las afecciones presentes.

Las imágenes fueron tomadas en su totalidad de nuestro conjunto de imágenes. El resultado obtenido después de ser analizadas las imágenes de fondo de ojo con hemorragias fue el siguiente:

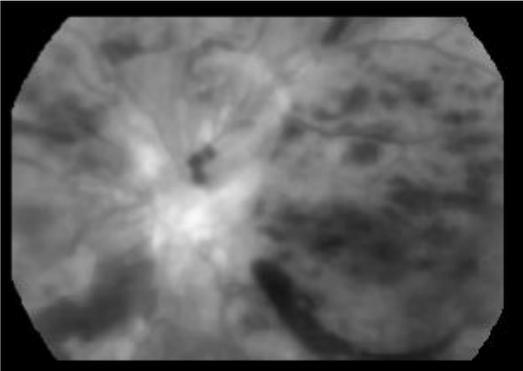
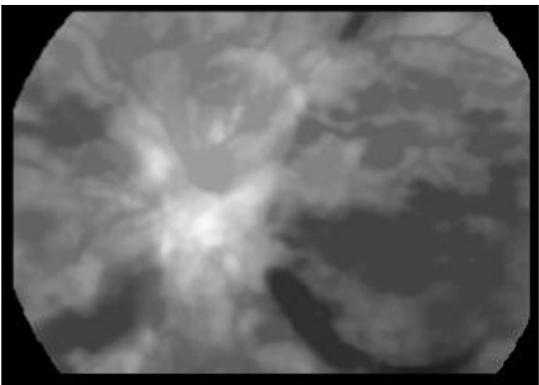
- 109 imágenes con diagnóstico acertado: $(109/109) \times 100\% = 100\%$
- 0 falsos positivos: $(0/109) \times 100\% = 0\%$
- 0 falsos negativos: $(0/109) \times 100\% = 0\%$

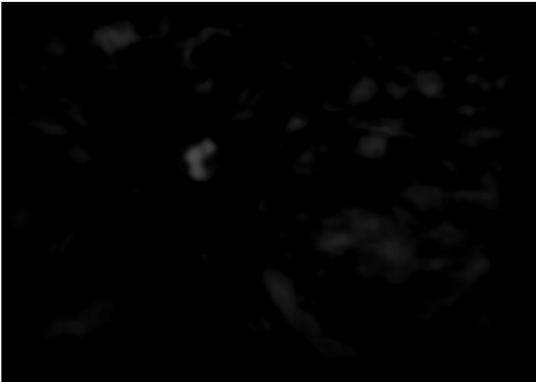
Por lo tanto, el total de aciertos en la detección de las hemorragias fue del 100%. Se analizaron únicamente aquellas imágenes que contienen hemorragias, ya que de acuerdo a la metodología global de análisis el algoritmo para analizar la normalidad de la retina fue capaz de discriminar entre las imágenes de retina normales y anormales; además, de acuerdo a los resultados presentados en la tabla 5.3, se ha considerado que el método de análisis de la normalidad de la retina brinda buenos resultados para tales efectos de discriminación.

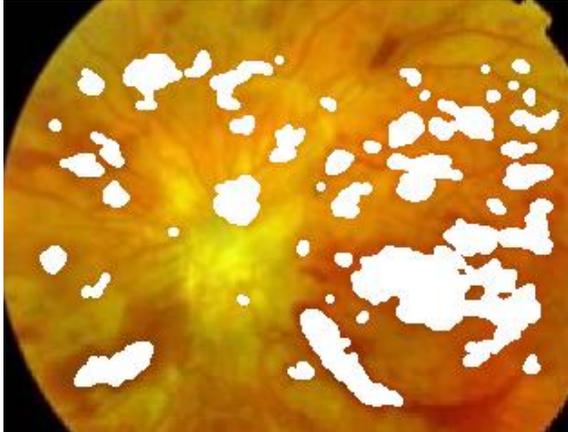
A pesar de los buenos resultados obtenidos, queda pendiente el diseño e implementación de un algoritmo que nos permita clasificar las hemorragias de acuerdo a los tipos mencionados en el

epígrafe 3.3.6.3. En la tabla 5.6 se ejemplifican en detalle las etapas del método para la detección de las hemorragias.

Tabla 5. 6 Resultados del método para la detección de las hemorragias.

No.	Etapa	Imagen
1	Canal verde de la imagen original; filtro de mediana	
2	Dilatación con un EE tipo círculo de 59px de diámetro	
3	Reconstrucción por erosión de 1 usando 3	

4	Resta entre 1 y 4	
5	Umbralado simple	
6	Apertura con un EE cuadrado de 3px de lado	
7	Dilatación con un EE tipo cruz de 3px de lado	

8	Etiquetado de objetos	
9	Conteo de objetos, cálculo de distancia a la mácula y almacenamiento de los resultados	

5.2.8 Resultados del algoritmo para la detección de las drusas

A continuación se presentan los resultados del método para detectar las drusas. Se analizaron un total de 16 imágenes, las que según los oftalmólogos, todas presentaban drusas y en todas ellas se detectaron las afecciones presentes.

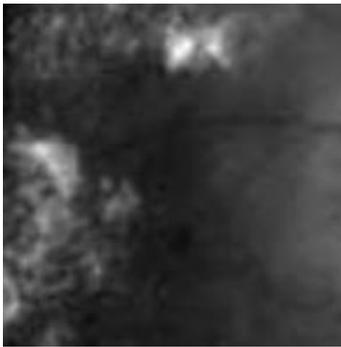
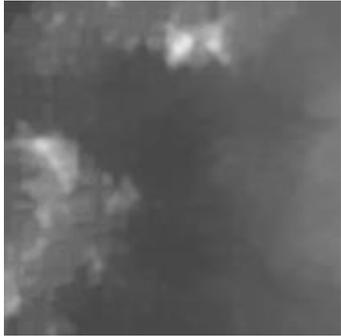
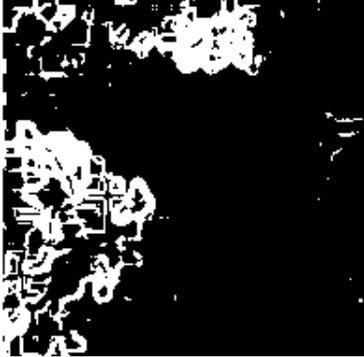
Las imágenes fueron tomadas de nuestro conjunto de imágenes. El resultado obtenido después de ser analizadas las imágenes de fondo de ojo con drusas fue el siguiente:

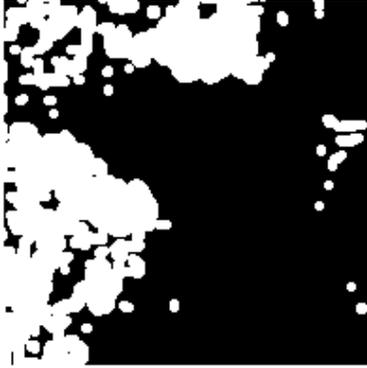
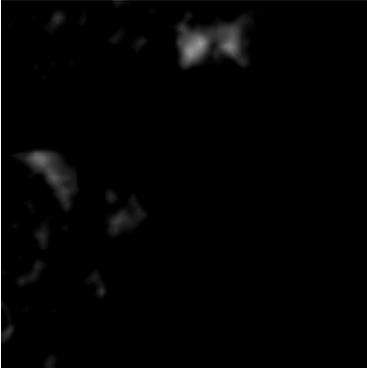
- 16 imágenes con diagnóstico acertado: $(16/16) \times 100\% = 100\%$
- 0 falsos positivos: $(0/16) \times 100\% = 0\%$
- 0 falsos negativos: $(0/16) \times 100\% = 0\%$

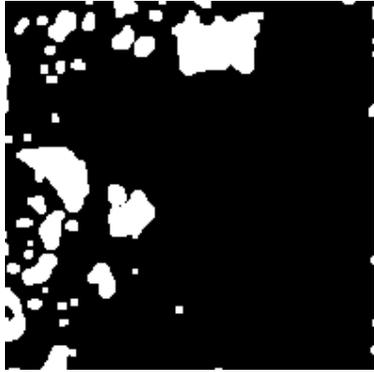
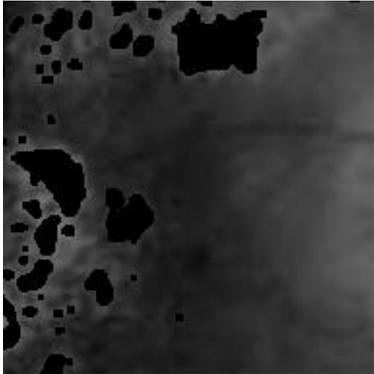
Por lo tanto, el total de aciertos en la detección de las drusas fue del 100%. Se analizaron únicamente aquellas imágenes que contenían drusas, ya que de acuerdo a la metodología global de análisis el algoritmo para analizar la normalidad de la retina debe ser capaz de discriminar entre las imágenes de retina normales y anormales; de acuerdo a los resultados presentados en la tabla 5.3, se considera que el método de análisis de la normalidad de la retina brinda buenos resultados

para tales efectos de discriminación. En la tabla 5.7 se ejemplifican en detalle las etapas del método para la detección de las drusas.

Tabla 5. 7 Resultados del método para la detección de las drusas.

No.	Etapa	Imagen
1	Localización de la mácula, recorte de una zona de 200x200px; aplicación del estiramiento del histograma y el mejoramiento morfológico para mejorar el contraste	
2	Clausura con un EE con forma de cruz de 23px de lado	
3	Negativo de la aplicación del detector de bordes Sobel para encontrar objetos de bordes bien definidos (Para fines de visualización)	
4	Umbralado simple	

5	Dilatación con un EE con forma de círculo de 5px de diámetro	
6	Resta de 1 y 5	
7	Reconstrucción por dilatación de 1 usando 6	
8	Resta de 1 y 7	

9	Umbralado y dilatación con un EE cuadrado de 3px de lado	
10	Etiquetado, conteo y clasificación de objetos, cálculo de distancias a la mácula y almacenamiento de los resultados	

5.2.9 Resultados del algoritmo para la detección de las espículas

A continuación se presentan los resultados del método para detectar las espículas. Se analizaron un total de 7 imágenes con espículas y en todas ellas se detectaron las afecciones presentes.

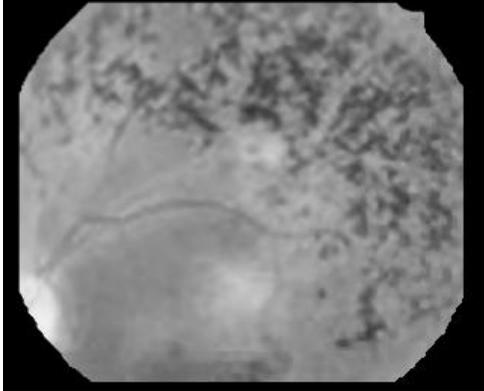
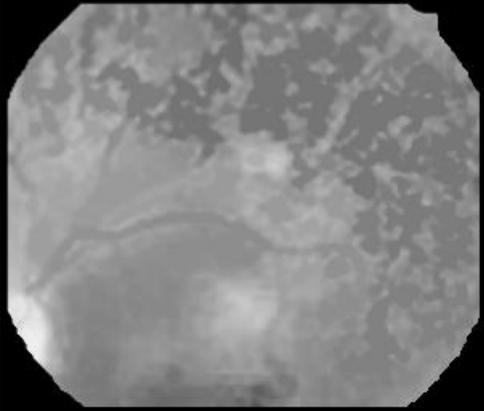
Las imágenes fueron tomadas de nuestro conjunto de imágenes utilizado para probar los algoritmos. El resultado obtenido después de ser analizadas las imágenes de fondo de ojo con espículas fue el siguiente:

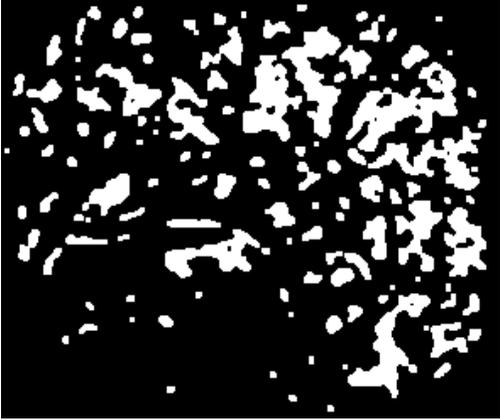
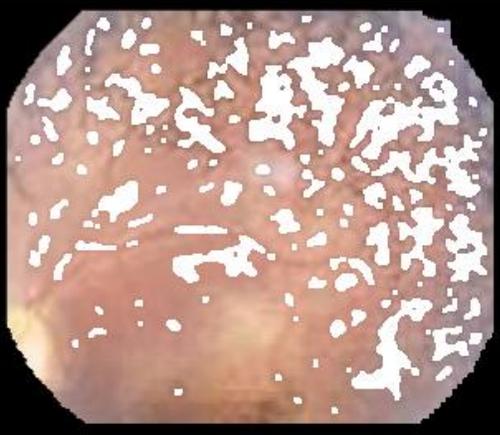
- 7 imágenes con diagnóstico acertado: $(7/7) \times 100\% = 100\%$
- 0 falsos positivos: $(0/7) \times 100\% = 0\%$
- 0 falsos negativos: $(0/7) \times 100\% = 0\%$

Por lo tanto, el total de aciertos en la detección de las espículas fue del 100%. Se analizaron únicamente aquellas imágenes que contenían espículas, ya que de acuerdo a la metodología global de análisis el algoritmo para analizar la normalidad de la retina es capaz de discriminar entre las imágenes de retinas normales y anormales; además, de acuerdo a los resultados presentados en la tabla 5.3, se considera que el método de análisis de la normalidad de la retina brinda buenos resultados para tales efectos de discriminación. En la tabla 5.8 se ejemplifican en detalle las etapas para obtener los resultados con este método.

Tabla 5. 8 Resultados del método de detección de espículas.

No.	Etapas	Imagen
-----	--------	--------

1	Normalización a 350px de lado mayor del canal verde de la imagen de color	
2	Dilatación con un EE círculo de 19px de diámetro	
3	Reconstrucción por erosión de 1 usando 3	
4	Resta entre 4 de 1	

5	Umbralado y apertura con un EE cuadrado de 3px de lado	
6	Etiquetado de objetos, cálculo de distancia a la mácula y almacenamiento de los resultados	

5.3 Resultados del módulo de análisis de variables y factores de riesgo

Inicialmente se había tomado el software desarrollado en [Santos, 2009]; sin embargo, los resultados reportados por el autor eran poco satisfactorios ya que el porcentaje de aciertos era del 84%. Por esta razón se rediseñó el módulo (ver epígrafe 4.2.3) empleando algunos de los conceptos utilizados en ese trabajo de tesis. En la tabla 5.9 se mencionan los resultados obtenidos por nuestro módulo utilizando los casos descritos en [Santos, 2009].

Tabla 5. 9 Resultados del módulo de análisis de variables y factores de riesgo en números globales y en por cientos.

	Total	Con diagnóstico correcto	Falsos positivos	Falsos negativos
Casos	50	45	2	3
% Casos	100%	90%	4%	6%

Hay una mejora significativa en los resultados, ya que la disminución de los falsos negativos ayuda a evitar un prediagnóstico favorable, cuando en realidad el paciente requiere atención médica. Sin embargo, el prediagnóstico que dio el sistema en los falsos positivos fue “cada seis meses” cuando el prediagnóstico tenía que ser “urgente”; esta situación no es muy grave, ya que al paciente se le indica que NO está sano, por lo tanto deberá acudir con un oftalmólogo.

En el caso de los falsos positivos las fallas se dieron, al parecer, por la manera en que se ponderaron los factores de riesgo; afortunadamente los prediagnósticos que se dieron en ambos casos fue “cada seis meses”, esto implica que el prediagnóstico recibido puede verse como preventivo y no tendría un fuerte impacto en el estado de ánimo del paciente.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo futuro

En este capítulo se exponen las principales conclusiones del trabajo de tesis, se proporcionan algunas recomendaciones de acuerdo a la experiencia adquirida en su desarrollo y se proponen algunos trabajos futuros que podrían desarrollarse como una continuación lógica de este trabajo, con el fin de complementarlo o mejorarlo.

6.1 Conclusiones

En este trabajo se ha demostrado que la hipótesis planteada de que mediante la unión de algunas técnicas de análisis de imágenes y de un sistema experto, es posible prediagnosticar con suficiente certeza cuáles son los casos de retinas sanas y cuáles no, y dentro de estas últimas, determinar qué tipo de patología está presente.

Se han cumplido los objetivos general y particulares propuestos al inicio de esta investigación, los cuales han facilitado el análisis de una gran cantidad de imágenes organizadas como casos ficticios.

El desarrollo del módulo de flujo de la información y control nos permitió entregar una aplicación Web, capaz de actuar como la interfaz con el usuario del sistema integral para la prevención de la ceguera; ya que a través de esta aplicación será posible dar de alta a los pacientes, entregarle sus resultados y los oftalmólogos tendrán la posibilidad de revisar y avalar los prediagnósticos generados por el módulo de análisis de las variables y factores de riesgo.

Uno de los elementos más importantes al momento de desarrollar el módulo de análisis de imágenes fue la no consideración de las imágenes angiográficas, con las que hubiera sido más fácil la determinación de las diferentes patologías y por lo tanto la discriminación entre

las retinas sanas y patológicas, pero hubiera implicado un costo mayor para los pacientes debido a que se basa en un método invasivo de obtención de las imágenes.

Los algoritmos de análisis de imágenes que fueron desarrollados en este trabajo, consideran un conjunto de afecciones relacionadas con las cinco enfermedades que a nivel mundial (y nacional) provocan silenciosamente la ceguera en la mayoría de los casos, a saber, el glaucoma, la retinopatía diabética, la retinopatía hipertensiva, la retinosis pigmentaria y la degeneración macular dependiente de la edad.

El tiempo de ejecución del módulo de análisis de imágenes fue de 108 segundos (un minuto y 48 segundos) por cada grupo de las cuatro imágenes de un paciente, debido a la gran cantidad de operaciones involucradas en cada uno de los algoritmos de análisis y a que la mayoría de las operaciones morfológicas utilizadas son consideradas como herramientas exhaustivas. Haciendo el cálculo total para 400 casos por día, se determinó que serían necesarias 12 horas de procesamiento *off-line*, el cual es un tiempo aceptable si se consideran los requerimientos iniciales de entrega de los resultados en tiempo diferido al paciente. Estos tiempos fueron calculados en un equipo de cómputo convencional y no en un servidor dedicado, por lo que si el sistema trabajara con un servidor dedicado, el tiempo de ejecución del módulo de análisis sería considerablemente menor.

Una de las tareas que consumió más tiempo al momento de desarrollar los algoritmos de análisis de imágenes fue la elección de los elementos de estructura, ya que se probaron diversas formas y tamaños debido a que con algunos EE se obtenían mejores resultados que con otros. Pensamos que existe la posibilidad de mejorar los resultados de nuestros algoritmos si se hacen pruebas exhaustivas con una mayor variedad de tipos y tamaños de elementos de estructura.

Debido a la cantidad de tiempo empleada en el módulo de análisis de imágenes, no nos fue posible analizar y proponer una nueva versión del módulo de análisis de variables y factores de riesgo; sin embargo, debido a que los resultados reportados en [Santos, 2009] no eran satisfactorios, se propusieron varias modificaciones las cuales mejoraron los resultados y disminuyeron tiempo de ejecución de dos segundos a sólo un segundo. Por lo tanto, este módulo resulta adecuado para nuestro sistema de análisis masivo; no obstante, sería interesante analizar otras alternativas para este módulo del sistema (redes neuronales, clasificadores, etc.), para desarrollar en futuras versiones de este trabajo. El tiempo total empleado para analizar un caso fue de 109 segundos, el cual es congruente con el objetivo propuesto de proporcionar un sistema que analice al menos 400 casos en un solo día.

En resumen las conclusiones de este trabajo son:

- El desarrollar una aplicación Web para que funja como módulo de flujo de información y control, cumple cabalmente con los requerimientos establecidos de permitir el manejo de usuarios y pacientes a través de Internet. Esto permite la operación del sistema desde unidades de atención a pacientes ubicadas en fábricas,

hospitales, universidades, etc., o incluso remotamente en unidades móviles para el acceso a comunidades rurales, y solo exigir el acceso a Internet.

- En el caso del módulo de análisis, las técnicas morfológicas han demostrado ser una opción adecuada para el procesamiento de las imágenes, ya que en todos los casos los resultados obtenidos fueron satisfactorios; se observó que los resultados que se logran, obviamente dependen de las formas y tamaños de los EE seleccionados.
- A pesar de que en la literatura se encontraron otros métodos de análisis de imágenes que ofrecían resultados similares o superiores a los nuestros, el tiempo de procesamiento los volvía inadecuados para nuestro objetivo de ofrecer un sistema de análisis masivo de retinas humanas.
- El tiempo de ejecución del módulo de análisis, hace adecuado su uso en un sistema de análisis masivo de retinas humanas.
- Para el módulo de análisis de variables y factores de riesgo, las técnicas difusas demostraron ser una herramienta útil para expresar el conocimiento de los expertos y con ello resolver problemas no lineales que en este caso es el prediagnóstico que se le da a los pacientes.
- El prediagnóstico se genera en un tiempo muy corto, por lo que el módulo de análisis de variables y factores de riesgo es adecuado para hacer pesquisajes masivos en la población, que es uno de los objetivos de nuestro trabajo.
- Sin duda, son varias las opciones de sistemas difusos que nos hubieran ayudado a mejorar los resultados de este módulo, pero por falta de tiempo no nos fue posible probarlas.

6.2 Recomendaciones

A partir de la experiencia obtenida durante el desarrollo del sistema integral de análisis para la prevención de la ceguera y de los resultados obtenidos, se hacen las siguientes recomendaciones para su mejoramiento.

- Implementar el Módulo de Estadística para el sistema, que ofrezca información detallada acerca de las tendencias de las características de la población con respecto a las enfermedades que propenden a la ceguera tratadas.
- Implementar el Módulo de Seguridad del sistema, el cual permitirá garantizar la integridad de los datos de los pacientes y usuarios del sistema, así como del sistema mismo, contra cualquier tipo de ataque proveniente del exterior.
- Emplear el filtro no lineal sigma en el módulo de análisis de imágenes, al parecer mejora los resultados obtenidos con los filtros morfológicos.
- Diseñar e implementar un algoritmo que mejore los resultados obtenidos por el método de análisis de la normalidad de la retina.
- Incorporar en el sistema algún algoritmo confiable de segmentación de la red vascular de la retina y el análisis de sus afecciones.

- Diseñar e implementar un método de segmentación de la red vascular en imágenes de retina con afecciones, que ayudaría en gran medida a los algoritmos de búsqueda de las afecciones por parte del módulo de análisis de imágenes.
- Diseñar e implementar un método que permita diferenciar con mayor certeza entre los microaneurismas y algunos grupos pequeños de píxeles pertenecientes a la red vascular; esta labor se facilitaría con la existencia del método de segmentación de la red vascular mencionado anteriormente.
- Mejorar el algoritmo para la detección de los exudados de manera tal que no se confunda con ciertos reflejos presentes en algunas imágenes de retina.
- Diseñar e implementar un algoritmo que nos permita clasificar entre exudados duros y suaves.
- Refinar el algoritmo de segmentación de hemorragias para que distinga las hemorragias de tipo flama.
- Diseñar e implementar un algoritmo que clasifique los diferentes tipos de hemorragias.
- Proponer métodos alternos para la emisión de los prediagnósticos, ya sea dentro de los sistemas difusos o bien probar otros clasificadores o las redes neuronales.

6.3 Trabajos futuros

Con el fin de mejorar el sistema y lograr un mayor número de posibilidades, se proponen los siguientes trabajos para llevarse a cabo en futuras tesis de licenciatura o maestría.

- Implementar las cuestiones expuestas en las recomendaciones (sección 6.2).
- Aplicar las optimizaciones necesarias al código fuente del sistema, de manera tal que aproveche las capacidades de los procesadores modernos o bien migrar el código de los módulos de análisis de imágenes y de análisis de variables y factores de riesgo a un compilador de C/C++ (GNU/g++, Open 64, Intel/icpc, etc.), que sea capaz de aprovechar las ventajas de los procesadores actuales.

Para el caso del módulo de análisis de imágenes, plantear la posibilidad de migrar todas las operaciones de análisis de imágenes a una arquitectura paralela basada en GPU (*Graphics Processing Unit*); se recomienda usar CUDA u Open CL.

Referencias

- Aykac, D., 2010. Telemedical retinal image analysis and diagnosis, R&D Magazine. Disponible en: <http://www.rdmag.com/Awards/RD-100-Awards/2010/08/Eye-disease-diagnosed-online-automatically/>. Fecha de consulta: 31 de marzo de 2011.
- Aslam, T., Chua, P., Richardson, M., Patel, P., Musadiq, M., 2009. A system for computerized retinal haemorrhage analysis, BioMed Central Research Notes 2009. Disponible en: <http://www.biomedcentral.com/1756-0500/2/196>. Fecha de consulta: 31 de marzo de 2011.
- Badea, P., Danciu, D., Davidescu L., 2008. Preliminary results on using an extension of gradient method for detection of red lesions on eye fund photographs, *IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics*, pp. 43-48, May 2008.
- Ben-Sbeh, Z., Cohen, L., Mimoun, G., Coscas, G., 2001. A new approach of geodesic reconstruction for drusen segmentation in eye fundus images, *IEEE Transactions on medical imaging*, vol. 20, no. 12, pp. 1321-1333, December 2001.
- Chandna, A., Fisher, A., 2010. Web-StrabNet: A web based expert System for the Differential Diagnosis of Vertical Strabismus, *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, volume 11, 89-97, 2010.
- Chia-Ling, T., Leotta, M., Sofka, M., Yang, G., Majerovics, A., Tanenbaum, H., Stewart, C., Roysan, B., 2008. Automated retinal image analysis over the internet, *IEEE Transactions on information technology in medicine*, vol. 12, no. 4, pp. 480-487, July 2008.
- Dey, A., 2010. Web Based Retina image analysis, Academic Meeting 2010 of the Forum of Scientists, Engineers & Technologists. Disponible en <http://fasetonline.org/Academicmeet/CS&IT/Web%20Based%20Retina%20image%20analysis.pdf>. Fecha de consulta: 24 de marzo de 2011.
- Estrabidis, K., 2007. Automatic detection and diagnosis of diabetic retinopathy, PhD thesis, California USA, University of California Irvine.
- Fairchild, M., 1998. Color Appearance Models, first edition, Massachusetts USA. Addison Wesley, 1998, 408p.
- Felipe-Riverón, E., M., del Toro-Céspedes, M. A., 2004. Measurement of Parameters of the Optic Disk in Ophthalmoscopic Color Images of Human Retina, *Lecture Notes in Computer Science 3287*, pp. 661-668, October 2004.
- Fisher, A., 2008. Expert system for risk analysis in sight-threatening diabetic retinopathy using MatSOAP, disponible en:

http://clinengnhs.liv.ac.uk/Diabetes_Risk_Factors_ES/ES_4_DR_Risk_Introduction.htm.

Fecha de consulta: 23 de marzo de 2011.

- Garg, S., Sivaswamy, J., Joshi, G. D., 2007. Automatic drusen detection from colour retinal images, *IEEE Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*, pp. 377-381, December 2007.
- Goldbaum, M., 2000. Structured analysis of the retina, STARE, disponible en: <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare/>. Fecha de consulta: 24 de marzo de 2011.
- Gonzalez, R., Woods, R. C., 2008. Digital image processing, third ed. USA. Prentice Hall, 2008, 976p.
- Hadwiger, H., 1959. Normale Körper im euklidischen Raum und ihre topologischen und metrischen Eigenschaften, *Math Zeitschr*, 71, pp. 124-140, 1959.
- Hajer, J., Kamel, H., Noureddine, E., 2008. Localization of the optic disc in retinal images using the “watersnake”, *Proceedings of the International Conference on Computer and Communication Engineering 2008*, pp. 947-951, May 2008.
- Huang, P., Kaiser, P. K., Lowder, C. Y., Traboulsi, E., 2005. Retinal Imaging, first ed. USA. Mosby Elsevier. 2005, 640 p.
- Hurtado, M., 2001. Desarrollo de un sistema experto simbólico conexionista de ayuda al diagnóstico del glaucoma, tesis de doctorado, Valladolid España, Universidad de Valladolid, Junio de 2002, 239 p.
- Kande, G.B., Subbaiah, P.V., Savithri, T. S., 2008. Segmentation of exudates and optic disc in retinal images, *Sixth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, pp. 535-542, December 2008.
- Köse, C., Sevik, U., Gencalioglu, O., 2008. Automatic segmentation of age-related macular degeneration in retinal fundus images, *Elsevier Computers in Biology and Medicine*, volume 38, pp. 611-619, May 2008.
- Kuivalainen, M., 2005. Retinal image analysis using machine vision, master’s thesis, Lappeenranta Finland, Lappeenranta University of Technology, 2005, 96 p.
- Laine, A., Smith, T., Lee, N., 2008 A method and system for interactive segmentation of retinal disorders, *30th Annual IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference*, pp. 2242-2245, August 2008.
- Lalonde, M., Laliberté, F., Gagnon, L., 2004. RetsoftPlus: A tool for retinal image analysis, *Proceedings of the 17th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, pp. 542-547, June 2004.

- Lammens, J., 1994. A Computational Model for Color Perception and Color Naming, PhD. Dissertation, New York USA, State University of New York at Buffalo, NY, June 1994, 253 p.
- Leong, J., 2006, Number of Colors Distinguishable by the Human Eye, disponible en: <http://hypertextbook.com/facts/2006/JenniferLeong.shtml>. Fecha de consulta 7 de junio de 2010.
- Leung, E., Schafer, G., 2007. Neural Networks for exudates detection in retinal images, *International Symposium on Visual Computing 2007, Lecture Notes in Computer Science 4842 Part II*, pp. 298-306, September 2007.
- Lin, W., Liu, H., Xu, M., Zhang, J., 2008. Automated detection of exudates on color fundus images using region merging by k-NN graph, *7th Asian Pacific Conference on Medical and Biological Engineering 2008, International Federation for Medical and Biological Engineering Proceedings*, volume. 19, pp. 216-220, April 2008.
- Mahfouz, A., Fahmy, A., 2010. Fast localization of the optic disc using projection of image features, *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 19, no. 12, pp. 3285-3289, December 2010.
- Martín, B., Sanz, A., 2007. Redes Neuronales y Sistemas Borrosos, tercera ed. Madrid. Alfa Omega, 2007. 404p.
- Minkowsky, H., 1897. Allgemeine lehre über konvexe polyeder, *Nachrichten von der Gesellschaft der Wissenschaften zu Göttingen*, 1897, pp. 198-219.
- Morales, S.L., 2006. Detección automática de la normalidad de las retinas humanas, Tesis de maestría, México, D.F., CIC-IPN, 2006, 118p.
- Nyúl, L., 2009. Retinal image analysis for automated glaucoma risk evaluation, Medical Imaging, *SPIE Proceedings on Parallel Processing of Images and Optimization Techniques 2009*, volume 7497, pp. 74971C1-9, November 2009.
- Otsu, N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics SMC-9*, pp. 62-66, 2009.
- Pajares, G., De la Cruz, J.M., 2008. Visión por computador: imágenes digitales y aplicaciones, segunda ed. Madrid. Alfa Omega, 2008. 740p.
- Pulido, J.S., 2003. Retina, coroides y Vítreo Los requisitos en oftalmología, primera ed. Madrid. Elsevier Science, 2003. 225p.
- Ríos, I., 2008. Desarrollo de un sistema de análisis de retinas humanas, Tesis de maestría, México, D.F., CIC-IPN, Diciembre de 2008, 156 p.

- Sagar, A.V., Balasubramanian, S., Chandrasekaran, V., 2007. A novel integrated approach using dynamic thresholding and edge detection (IDTED) for automatic detection of exudates in digital fundus retinal images, *Proceedings of the International Conference on Computing : Theory and Applications (ICCTA '07)*, pp. 705-710, March 2007.
- Sagar, A.V., Balasubramanian, S., Chandrasekaran, V., 2007. Automatic detection of anatomical structures in digital fundus retinal images, *International Association for Pattern Recognition Conference on Machine Vision Applications*, pp. 483-486, May 2007.
- Sánchez, C.I., Hornero, R., López, M.I., Posa, J., 2004. Retinal image analysis to detect and quantify lesions associated with diabetic retinopathy, *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1624-1627, September 2004.
- Santhi, D., Manimegalai, D., 2007. Location of optical disc in retinal image, *International Conference of Computational Intelligence and Multimedia Applications 2007*, pp. 333-338, 2007.
- Santos, B.I., 2009. Detección de enfermedades que propenden a la ceguera, Tesis de maestría, México, D.F., CIC-IPN, junio de 2009, 208 p.
- Sedova, T., 2000. Not All Bits Are Created Equal, disponible en: http://www.bio-rad.com/webroot/web/pdf/lsr/literature/Bulletin_2589.pdf. Fecha de consulta: 7 de junio de 2011.
- Sekhar, S., Al-Nuaimy, W., Nandi, K., 2008. Automated localisation of optic disk and fovea in retinal fundus images, 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2008). Disponible en: <http://www.eurasip.org/Proceedings/Eusipco/Eusipco2008/papers/1569104283.pdf>. Fecha de consulta: 28 de marzo de 2011.
- Serra, J., 1984. Image Analysis and Mathematical Morphology, first edition. USA. Academic Press, 1984. 610p.
- Serra, J., 1988. Image Analysis and Mathematical Morphology: Theoretical Advances, first edition. USA. Academic Press, 1988. 411 p.
- Sinthanayotin, C., Boyce, J., Williamson, T., Cook, H., Mensah, E., Lal, S., Usher, D., 2002. Automatic detection of diabetic retinopathy on digital fundus images, *Diabetic Medicine*, volume 19, pp. 105-112, February 2002.
- Soille, P., 2004. Morphological image processing principles and applications, second ed. Gernay. Springer, 2004. 391 p.
- Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., 1998. Image Processing: Analysis and Machine Vision, second ed. USA. CL-Engineering, 800 p.

- Tobin, K., Chaum, E., 2006. Automated screening aids diagnosis of diabetic eye disease, The International Society for Optical Engineering, SPIE Newsroom, disponible en: <http://spie.org/x8604.xml?ArticleID=x8604>. Fecha de consulta: 28 de marzo de 2011.
- Usher, D., Dumskyj, M., Himaga, M., Williamson, T., Nussey, S., Boyce, J., 2003. Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening, *Diabetic Medicine*, volume 21, pp. 84-90, May 2003.
- Wasif-Reza, A., Eswaran, C., Dimyati, K., 2010. Diagnosis of diabetic retinopathy: automatic extraction of optic disc and exudates from retinal images using marker-controlled watershed transformation, *Journal of Medical Systems*, disponible en: <http://www.springerlink.com/content/b3535777k13724r6/>. Fecha de consulta: 28 de marzo de 2011.
- Wyszecki, G., Stiles, W., 1982. *Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*, first ed. USA. John Wiley & Sons, 968 p.
- Yáñez, C., Felipe, E.M., Flores, R., 2006. Un algoritmo morfológico para la detección automática de la mácula lútea y la papila óptica en imágenes de retina humana, *Congreso Latinoamericano de Informática Médica 2006*, Noviembre 2006.
- Ying, H., Zhang, M., Liu, J., 2007. Fractal-based automatic localization and segmentation of optic disc in retinal images, *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 2007*, pp. 4139-4141, August 2007.
- Zhang, Z., Lee, B., Liu, J., Wong, D., Tan, N., Lim, J., Yin, F., Huang, W., Li, H., 2010. Optic disc region of interest localization in fundus image for glaucoma detection in ARGALI, *5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, pp. 1686-1689, June 2010.