



UNIVERSIDAD LATINA DE PANAMÁ  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
ESCUELA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA E INSTRUMENTACIÓN

**“EVALUACIÓN DE LA EFECTIVIDAD DE DOS PROTOTIPOS DE  
HERRAMIENTAS EN EL ÁMBITO DEL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DE  
FONDO DE OJO PARA EL DIAGNÓSTICO DEL GLAUCOMA MEDIANTE LA  
MEDICIÓN DE LA RELACIÓN COPA-DISCO ÓPTICOS.”**

Proyecto final de graduación presentado como requisito para optar por el título de  
Licenciatura en Ingeniería Biomédica e Instrumentación en la Universidad Latina de  
Panamá

Lucía Pérez  
C.I.P. 05.177.779-7

Asesor:  
Ing. Roberto Hassell

Director:  
Ing. Alfredo Lescher

Panamá, República de Panamá  
2025

## DEDICATORIA

Para mi mamá,  
por siempre creer en mí y cuidar mis sueños como si fueran suyos.

## AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la fortaleza y sabiduría que necesité a lo largo de mi carrera universitaria. Su guía me brindó la serenidad para enfrentar los retos que se presentaron en el camino y en la realización de este trabajo final, incluso cuando estos parecían insuperables.

A la Ingeniera Mónica Bengoa, y también mi madre, por enseñarme que como mujer no hay nada más importante que tomar decisiones con claridad e inteligencia, siendo fieles a nuestra esencia. A mi padre, por su compromiso de proporcionar los recursos y los medios para que este logro fuera posible. Gracias a ambos por su incondicional apoyo.

A mi hermano, que sabemos que su aporte en mi tesis fue inexistente, pero me dio material para reírme.

A mi novio Lenin, por ser mi mejor amigo, antes que nada, por siempre escucharme con cariño y tener las palabras indicadas cuando más lo necesito.

A Dulcinea y Elsa, mis mejores amigas de cuatro patas, por llenar mis días de alegría y amor, recordándome que la verdadera felicidad está en las cosas simples de la vida.

A mi familia, especialmente a mis abuelos, que desde la distancia siempre están pendientes de mí, apoyándome en cada etapa.

Al profesor Roberto Hassell, por asesorar la presente tesis con dedicación, y por ser un docente brillante que hace que sus estudiantes disfruten el proceso de aprendizaje.

Al profesor Alfredo Lescher, por su especial atención a los pequeños detalles, que marcaron la diferencia en el desarrollo de este trabajo.

A los amigos que hice en la universidad, por la compañía, las risas y el apoyo, que hicieron que este camino esté lleno de recuerdos bonitos.

A todos los que me dieron palabras de ánimo, que estuvieron allí en los momentos de estrés, o que me escucharon cuando lo necesitaba, gracias por ofrecer su apoyo y comprensión, tan desapercibida pero tan necesaria.



UNIVERSIDAD LATINA DE PANAMÁ

### DECLARACIÓN JURADA

Yo LUCIA DOMINIQUE PÉREZ BENGOA con cédula de identidad personal número 05.177.779-7 estudiante graduando del programa/carrera LICENCIATURA EN INGENIERÍA BIOMÉDICA E INSTRUMENTACIÓN declaro bajo gravedad de juramento que el material que aparece en este trabajo de graduación, en la opción TESIS (Tesis, proyecto final, pasantía, otro), es de mi producción intelectual, en razón de lo cual exonero a la Universidad Latina de Panamá de cualquier responsabilidad relacionado a este aspecto.

Como constancia, firmo la presente declaración el día 7 del mes de DICIEMBRE del año 2024.

A handwritten signature in black ink that reads 'Lucía Pérez'.

Firma del estudiante: \_\_\_\_\_

Cédula: 05.177.779-7

## ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	i
AGRADECIMIENTO.....	ii
DECLARACIÓN JURADA .....	iv
ÍNDICE GENERAL.....	v
ÍNDICE DE TABLAS .....	ix
ÍNDICE DE FIGURAS .....	ix
INTRODUCCIÓN .....	1
CAPÍTULO I: EL PROBLEMA .....	3
1.1 Antecedentes del problema de investigación.....	4
1.2 Planteamiento del problema .....	5
1.3 Justificación del proyecto .....	8
1.4 Objetivos.....	9
1.4.1 Objetivos Generales .....	9
1.4.2 Objetivos Específicos.....	10
1.5 Alcance y límites de la investigación.....	10
1.6 Línea de investigación a la que pertenece el estudio.....	11
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	13
2.1 Antecedentes de investigaciones realizadas en el tema.....	14

2.2 Bases teóricas que sustentan la investigación.....	15
2.2.1 Generalidades sobre el sistema visual .....	15
2.2.2 Anatomía básica del ojo humano.....	16
2.2.2.1 Capa externa .....	18
2.2.2.2 Capa media .....	18
2.2.2.3 Capa interna.....	19
2.2.2.4 Otros contenidos del globo ocular .....	20
2.2.3 Nervio óptico.....	20
2.2.4 Glaucoma .....	22
2.2.5 Factores de riesgo del glaucoma.....	23
2.2.5.1 Presión intraocular elevada.....	23
2.2.5.2 Hipertensión .....	24
2.2.5.3 Miopía.....	24
2.2.5.4 Hipermetropía.....	25
2.2.5.5 Diabetes Mellitus .....	26
2.2.5.6 Otros.....	27
2.2.6 Clasificación del glaucoma según el estado del ángulo iridocorneal .....	28
2.2.7 Clasificación del glaucoma según la causa .....	29
2.2.7.1 Glaucoma primario de ángulo abierto.....	30
2.2.7.2 Glaucoma primario de ángulo cerrado .....	31

2.2.7.3 Glaucoma secundario de ángulo abierto .....	32
2.2.7.4 Glaucoma secundario de ángulo cerrado .....	33
2.2.8 Clasificación del glaucoma según la edad de aparición.....	35
2.2.9 Técnicas para el diagnóstico de glaucoma .....	35
2.2.9.1 Evaluación de la presión intraocular .....	36
2.2.9.2 Evaluación del ángulo de la cámara anterior.....	37
2.2.9.3 Evaluación de la cabeza del nervio óptico.....	39
2.2.9.4 Evaluación de la función visual.....	40
2.2.10 Imagen de fondo de ojo .....	42
2.2.11 Relación copa-disco .....	44
2.2.12 Procesamiento de imágenes digitales .....	45
2.2.13 Técnicas de procesamiento de imágenes relevantes para el presente estudio .....	46
2.2.13.1 Conversión a escala de grises.....	46
2.2.13.2 Kernel Gaussiano .....	47
2.2.13.3 Umbralización OTSU .....	47
2.2.13.4 Umbralización K-Means.....	48
2.2.13.5 Detección de bordes.....	48
2.2.14 Librerías Python.....	49
2.2.14.1 Open CV.....	49

2.2.14.2 NumPy.....	50
2.2.14.3 PyQt5.....	50
2.2.14.4 Scikit Learn.....	50
2.3 Variable.....	51
2.3.1 Definición conceptual de la variable.....	51
2.3.2 Definición operacional de la variable .....	52
2.3.3 Mapa de Variables .....	54
2.4 Glosario de términos.....	57
CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO.....	59
3.1 Tipo y diseño de la investigación .....	60
3.2 Población y muestra.....	61
3.3 Procedimiento de la Investigación.....	62
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS.....	71
4.1 Análisis de resultados de la bibliografía consultada.....	72
4.2 Análisis de resultados de las herramientas desarrolladas .....	73
4.2.1 Tablas de recolección de datos .....	73
4.2.2 Análisis de resultados del Algoritmo #1 .....	86
4.2.3 Análisis de resultados del Algoritmo #2 .....	93
4.3 Análisis de la validación y comparación de resultados .....	102
4.4 Interpretación de resultados.....	108

4.5 Limitaciones del estudio .....	110
CONCLUSIONES.....	112
RECOMENDACIONES .....	114
BIBLIOGRAFÍA .....	115
ANEXOS .....	123

### ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> Mapa de variables.....	54
<b>Tabla 2</b> Métricas para la clasificación de diagnóstico de las imágenes analizadas .	68
<b>Tabla 3</b> Resultados del Algoritmo #1 .....	76
<b>Tabla 4</b> Resultados del Algoritmo #2 .....	81
<b>Tabla 5</b> Valoración del Índice Kappa de Cohen por Landis y Koch .....	106
<b>Tabla 6</b> Matriz de concordancia entre los diagnósticos realizados por el Algoritmo #1 y los diagnósticos realizados por los expertos en la base de datos PAPILA.....	107
<b>Tabla 7</b> Matriz de concordancia entre los diagnósticos realizados por el Algoritmo #2 y los diagnósticos realizados por los expertos en la base de datos PAPILA.....	107

### ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> Estructuras anatómicas básicas del ojo humano .....	17
<b>Figura 2</b> Fondo de ojo normal.....	42
<b>Figura 3</b> Flujograma #1 sobre el funcionamiento del Algoritmo #1 .....	65
<b>Figura 4</b> Flujograma #2 sobre el funcionamiento del Algoritmo #2.....	66

<b>Figura 5</b> Interfaz de usuario del Algoritmo #1 .....	86
<b>Figura 6</b> Visualización de la segmentación y círculos trazados de la Imagen #004OD en la interfaz de usuario del Algoritmo #1 .....	88
<b>Figura 7</b> Ejemplo de la imagen #045OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1, con condiciones ideales, con segmentación y diagnóstico satisfactorio .....	89
<b>Figura 8</b> Ejemplo de la imagen #008OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1, con condiciones ideales, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios .....	89
<b>Figura 9</b> Ejemplo de la imagen #009OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente borrosidad, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios .....	90
<b>Figura 10</b> Ejemplo de la imagen #010OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente falta de brillo, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios .....	91
<b>Figura 11</b> Ejemplo de la imagen #027OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente exceso de brillo, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios .....	91
<b>Figura 12</b> Ejemplo de la imagen #019OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente presencia de manchas amarillas, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios .....	92
<b>Figura 13</b> Interfaz de usuario del Algoritmo #2 .....	93

<b>Figura 14</b> Visualización de la segmentación y círculos trazados de la Imagen #002OS de la base de datos PAPILA en la interfaz de usuario del Algoritmo #2.....	95
<b>Figura 15</b> Ejemplo de la imagen #002OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2, con condiciones ideales, con segmentación y diagnóstico satisfactorios. ....	96
<b>Figura 16</b> Ejemplo de la imagen procesada #033OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente falta de brillo, con segmentación y diagnóstico satisfactorios .....	97
<b>Figura 17</b> Ejemplo de la imagen procesada #053OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente borrosidad, con segmentación y diagnóstico satisfactorios.....	98
<b>Figura 18</b> Ejemplo de la imagen procesada #047OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente presencia de manchas amarillas y disco levemente fuera de la ROI, con segmentación y diagnóstico satisfactorios. ....	99
<b>Figura 19</b> Ejemplo de la imagen procesada #009OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente falta de brillo, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios. ....	100
<b>Figura 20</b> Ejemplo de la imagen procesada #015OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente presencia de manchas amarillas, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios .....	101
<b>Figura 21</b> Gráfica de comparación de las cantidades de cada diagnóstico entre la base de datos PAPILA, el Algoritmo #1 y el Algoritmo #2 .....	103

<b>Figura 22</b> Gráfica de porcentajes de coincidencias de diagnósticos entre la base de datos PAPILA y el Algoritmo #1 .....	104
<b>Figura 23</b> Gráfica de porcentajes de coincidencias de diagnósticos entre la base de datos PAPILA y el Algoritmo #2 .....	105

## INTRODUCCIÓN

El entorno de la imagenología médica ha sido transformado con el salto de la tecnología analógica a la digital. Con ello surgen diferentes tareas para el procesamiento de imágenes, desde el mejoramiento de la imagen y su segmentación, hasta la extracción de sus características. (Chaira, 2015)

Gracias al procesamiento de imágenes médicas, a través de los años se han logrado desarrollar herramientas para el diagnóstico y seguimiento de patologías en diferentes ramas de la medicina. En este contexto, el glaucoma representa un desafío importante que al ser la primera causa de ceguera irreversible en el mundo (Tham et al., 2014) requiere de diagnósticos precisos y tempranos.

Las pruebas diagnósticas más comunes para detectar el glaucoma son la oftalmoscopia o examen de fondo de ojo (Piñero et al., 2005), que pueden ser realizadas mediante un oftalmoscopio directo (equipo analógico) o retinógrafo (equipo digital) (Herguedas Fenoy, 2019). Su objetivo principal es permitir la observación del fondo de ojo para la evaluación de la relación entre los diámetros de la copa y disco ópticos (CDR), un indicador importante sobre el padecimiento de glaucoma (Toledo et al., 2020).

El problema reside en que la retinografía como única herramienta diagnóstica posee baja sensibilidad, ya que el diagnóstico depende de la evaluación de múltiples aspectos de la imagen retinal y no se toman medidas específicas de la CDR. Esto puede ocasionar subjetividad en el diagnóstico y riesgo de errores en la derivación de pacientes. (Sánchez González et al., 2017). Existen equipos en el mercado que miden

la CDR del fondo de ojo de los pacientes, como el HRT y OCT, pero estos son costosos y no suelen encontrarse en un consultorio de oftalmología general.

El desarrollo de programas semiautomatizados para segmentar el disco óptico y medir la relación copa-disco ópticos que puedan ser implementados con equipos básicos de un consultorio de oftalmología general ofrecen una oportunidad para reducir esta subjetividad y los costos adicionales asociados al diagnóstico y seguimiento del glaucoma. De esta manera, el diagnóstico temprano del glaucoma se vuelve más accesible en entornos con limitaciones de recursos. Además, presenta la oportunidad de reducir la sobrederivación y subderivación de pacientes que afecta tanto al sistema de salud como a la calidad de vida de quienes padecen glaucoma.

Para lograr estas innovaciones, es necesario ampliar los conocimientos existentes acerca del procesamiento de imágenes de fondo de ojo y las técnicas de procesamiento aplicables a las mismas. El objetivo de esta investigación es realizar una evaluación de la efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo para el diagnóstico del glaucoma mediante la medición de la CDR.

## **CAPÍTULO I: EL PROBLEMA**

## 1.1 Antecedentes del problema de investigación

El glaucoma es una enfermedad crónica que puede conducir a quien la padece a la ceguera. Es un conjunto de procesos que comparten una neuropatía óptica adquirida, que presenta dos características principales: la presencia de una excavación en la papila óptica y un adelgazamiento en el borde neuroretiniano (Piñero et al., 2005). Esta excavación es ocasionada por la pérdida de axones en las células ganglionares de la retina, que componen las fibras del nervio óptico; cuando la pérdida se vuelve considerable el campo visual de la persona se reduce, si la pérdida de las fibras es completa puede resultar en ceguera (Piñero et al., 2005).

El glaucoma es la primera causa de ceguera irreversible en el mundo, se estima que en el 2010 aproximadamente 60.5 millones de personas fueron afectadas por esta enfermedad (Tham et al., 2014). Se estimó que para en el año 2020 el número de personas con glaucoma de entre 40 y 80 años de edad fuera de 76 millones, con un aumento de 18.3% comparado a la cifra de 64.3 millones en 2013; para el 2040 habrá un aumento de 74% de dicha cifra, ósea 111.8 millones de personas (Tham et al., 2014). Según los resultados de una encuesta sobre ceguera y deficiencia visual evitable en Panamá publicada en 2014, el glaucoma es la segunda causa de ceguera con un 10.2% (López et al., 2014).

Algunos factores de riesgo principales de glaucoma son la hipertensión arterial, la historia familiar de glaucoma, la hipertensión ocular, la miopía (Labrada Rodríguez, 2008) y la diabetes (Zhou et al., 2014). Los pacientes hipertensos tienen hasta 4 veces más posibilidades de sufrir glaucoma a diferencia de alguien que no presenta esta condición, mientras que los pacientes con hipertensión ocular hasta 10 veces más y

los pacientes miopes hasta 3 veces más (Labrada Rodríguez, 2008). En cuanto a la diabetes, esta puede acelerar la evolución del glaucoma y agravar algunas de sus características (Redondo Piñó et al., 2013). Según las estadísticas del Instituto de Estadística y Censo (INEC) del 2021, la diabetes está en el cuarto puesto y las enfermedades hipertensivas en el sexto en cuanto a causas de muerte en Panamá (INEC, 2021).

Cuando existe sospecha de glaucoma en un paciente, se puede realizar una serie de pruebas para lograr el diagnóstico, entre estas tenemos la oftalmoscopia (Piñero et al., 2005), mejor conocida como examen de fondo de ojo. Para realizar una oftalmoscopia puede utilizarse una lámpara de hendidura, un oftalmoscopio directo, un retinógrafo o mediante una tomografía de coherencia óptica (Amat Marfá, s.f.). El objetivo principal es poder analizar la relación entre los diámetros de la copa y disco ópticos (CDR), estos parámetros son indispensables en la detección del glaucoma (Toledo et al., 2020). La implementación de tecnologías para medir estos parámetros de manera digital proporciona a los médicos mediciones más exactas para un diagnóstico y seguimiento óptimos del glaucoma.

## **1.2 Planteamiento del problema**

Las técnicas para el análisis de imagen del disco óptico (que incluyen la medición de la relación copa-disco) y de la capa de fibras nerviosas retinianas que se utilizan actualmente son la tomografía retinal de Heidelberg (HRT) y la tomografía de coherencia óptica (OCT) (Quiñónez Quiñónez et al., 2017), a pesar de que son muy fiables para el diagnóstico completo del glaucoma, no se utilizan de manera rutinaria en una consulta oftalmológica de atención primaria, sino cuando ya existe una

sospecha de la enfermedad y se requieren otro tipo de estudios con un especialista. El diagnóstico del glaucoma muchas veces puede ser difícil, ya que en sus etapas más tempranas es asintomático (Barría von-Bischhoffshausen y Jiménez-Román, 2019).

Para la prevención de enfermedades oculares como el glaucoma en países de bajos y medianos ingresos se utilizan metodologías de evaluación rápida, con exámenes oftalmológicos simplificados que muchas veces impiden asignar un diagnóstico acertado (OMS, 2020). De los errores más frecuentes en la derivación de pacientes a centros terciarios está un examen clínico incompleto, siendo frecuente el sobrediagnóstico, que puede ser incluso igual de grave que el no diagnosticar o derivar a pacientes de manera correcta (Barría von-Bischhoffshausen y Jiménez-Román, 2019). Si todos los pacientes fueran derivados a especialistas, los centros terciarios no tendrían la capacidad suficiente para brindarles atención completa (Barría von-Bischhoffshausen y Jiménez-Román, 2019).

Uno de los exámenes para determinar si existe una sospecha de glaucoma, que puede realizarse en un consultorio de oftalmología general, es el examen de fondo de ojo, llamado oftalmoscopia (Barría von-Bischhoffshausen y Jiménez-Román, 2019). Este examen puede realizarse con un oftalmoscopio directo o un retinógrafo. La retinografía no solo permite ver el fondo de ojo del paciente, sino también guardar fotografías digitales del mismo (Herguedas Fenoy, 2019), a diferencia del oftalmoscopio directo, que no es un equipo digital. Almacenar las imágenes del fondo de ojo permite al médico analizar el disco óptico del paciente de manera visual y poder darle un seguimiento, aunque se trata de un examen más subjetivo, ya que no aporta mediciones automáticas como en el caso de la HRT y la OCT. Se ha encontrado que

la retinografía como método único del diagnóstico del glaucoma posee una sensibilidad baja porque su análisis no se basaba solo en un solo parámetro, sino en varios aspectos de la imagen de la retina que los observadores deben evaluar en conjunto antes de llegar a un diagnóstico de la enfermedad (Sánchez González et al., 2017). Esto puede conducir nuevamente a la sobrederivación o subderivación a especialistas.

El desarrollo de programas semiautomatizados que puedan realizar la segmentación del disco óptico utilizando diferentes técnicas de procesamiento de imágenes y que puedan medir la relación copa-disco ópticos (como parámetro clave para el diagnóstico de glaucoma en las imágenes de fondo de ojo) nos brinda la oportunidad de restar subjetividad a la evaluación de esta enfermedad. Además, comparar la efectividad de diferentes técnicas de procesamiento de imágenes en el proceso de segmentación del disco óptico proporciona información relevante para el desarrollo de futuras herramientas automatizadas para diagnóstico, pero también plantea una serie de desafíos en cuanto al procesamiento de las imágenes de fondo de ojo.

Lo cual conlleva al planteamiento de las siguientes preguntas ¿Qué enfoques innovadores se pueden aplicar en el desarrollo de un programa que realice mediciones objetivas de la CDR?, ¿Cuál sería la metodología más adecuada para validar la precisión y la eficiencia de estos programas en la evaluación de pacientes con glaucoma?, ¿Una herramienta semiautomatizada puede tener un grado alto de fidelidad para la detección de glaucoma?

En este proyecto se propone el desarrollo y comparación de dos programas, cada uno con diferencias puntuales en sus métodos de segmentación de la copa y el disco

ópticos a partir de imágenes digitales de fondo de ojo, que puedan utilizarse como herramienta de diagnóstico y seguimiento del glaucoma, proporcionando mediciones sobre la CDR para determinar si existe sospecha de la enfermedad.

### **1.3 Justificación del proyecto**

La alta cantidad de personas que quedan ciegas debido al glaucoma nos resalta la necesidad de mejorar las medidas de detección en sus etapas iniciales y de fortalecer los servicios de diagnóstico (López et al., 2014). En el caso de Panamá, donde la población tiende a presentar la mayoría de los factores de riesgo anteriormente mencionados para padecer glaucoma, una herramienta que funcione como apoyo a los médicos oftalmólogos generales puede ser muy beneficiosa. Un programa que pueda realizar la segmentación semiautomática de la copa y el disco óptico, y que además proporcione valores numéricos de los parámetros CDR que nos indiquen si se está dentro de los rangos del glaucoma, ayudaría a optimizar el proceso de diagnóstico y a reducir el error humano.

El área de la automatización del diagnóstico de glaucoma y la medición de parámetros oculares debe seguir nutriéndose de contribuciones investigativas en cuanto a las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes para lograrlo, ya que aún es un tema relativamente reciente. En el caso de la presente investigación se desarrollarán dos algoritmos donde se priorice la parte del procesamiento de imágenes y no se tome la inteligencia artificial como el componente principal, como se acostumbra en diversas investigaciones existentes. De esta manera se reducirá el recurso computacional que se requiere y además el diagnóstico final siempre se dejará a criterio del profesional de la salud. Se busca aportar nuevas aplicaciones de las técnicas de procesamiento

de imágenes, principalmente en el proceso de segmentación de la copa y disco ópticos.

El algoritmo no solo tiene el propósito de ser una herramienta de diagnóstico, sino también de seguimiento, que pueda aplicarse tanto a imágenes de fondo de ojo de bases de datos e historiales de pacientes como a imágenes más recientes. También es importante mencionar la comparación de las técnicas de procesamiento que se estará utilizando en cada programa, la cual es útil para el desarrollo de futuros programas enfocados en resolver la misma problemática.

Para realizar las pruebas de funcionamiento de los algoritmos, se utilizarán imágenes digitales de fondo de ojo tomadas con un retinógrafo de una base de datos libre llamada PAPILA, cuyas imágenes han sido clasificadas. Es importante mencionar, que para determinar si las mediciones pueden ser consideradas o no sospecha de glaucoma, los resultados serán validados mediante la clasificación de las imágenes de fondo de ojo (ojos sanos, sospechosos de glaucoma y glaucomatosos) de la base de datos, dicha clasificación ha sido realizada por oftalmólogos (Kovalyk O. et al., 2022).

## **1.4 Objetivos**

### **1.4.1 Objetivos Generales**

Evaluar la efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo para el diagnóstico del glaucoma mediante la medición de la relación copa-disco ópticos.

### 1.4.2 Objetivos Específicos

- Revisar la literatura científica y técnica relacionada con el procesamiento de imágenes de fondo de ojo para la detección de glaucoma.
- Desarrollar dos herramientas utilizando algoritmos para el procesamiento de imágenes para la segmentación y medición de la copa y disco ópticos.
- Evaluar las técnicas de procesamiento de imágenes de umbralización OTSU y umbralización K-Means para esta área de estudio, en las herramientas utilizadas mediante la medición de la CDR en imágenes de fondo de ojo.
- Validar la efectividad de los algoritmos para detectar si existe glaucoma, una sospecha de glaucoma, o si el ojo se encuentra sano mediante comparaciones de los resultados obtenidos con los provistos por la base de datos consultada.

### 1.5 Alcance y límites de la investigación

Se estará usando como muestras la base de datos libre llamada PAPILA, recopilada en el Departamento de Oftalmología del Hospital General Universitario Reina Sofía, HGURS, de Murcia en España, entre los años 2018 y 2020. La población de esta base de datos que estaremos usando es de 244 pacientes, hombres y mujeres entre la edad de 15 y 90 años con ojos sanos, glaucomatosos o con sospecha de glaucoma (Kovalyk O. et al., 2022). Se estará identificando la sospecha de glaucoma en base a los parámetros CDR de las imágenes de fondo de ojo de los pacientes. El tiempo estipulado para la realización de la investigación es de 16 meses.

Los algoritmos serán un prototipo de herramienta de diagnóstico para los oftalmólogos, que ofrecen mediciones (CDR) y recomendaciones (si según las mediciones existe

sospecha de glaucoma) para que el profesional de la salud pueda apoyar su propio diagnóstico y restar subjetividad al mismo. Las mediciones que se estarán realizando, utilizarán como unidad los píxeles de la imagen, ya que no se cuenta con una escala para pasar los píxeles a otras unidades. Estaremos validando si el algoritmo está identificando correctamente las sospechas de glaucoma basándonos en la clasificación de la base de datos PAPILA. La segmentación de la copa y disco ópticos también se estará validando, comparándola con las imágenes de fondo de ojo de la base de datos que realizaron los oftalmólogos.

Es importante resaltar que la decisión de utilizar una base de datos española se debe a la indisponibilidad de bases de datos libres que fueran de Panamá. Además, gestionar los permisos requeridos por el Comité Nacional de Bioética de la Investigación para utilizar una base de datos de algún hospital panameño es un proceso complejo requiere una mayor cantidad de recursos de los que tenemos disponibles.

El algoritmo también podría ser aplicado a otros conjuntos de imágenes de fondo de ojo que cuenten con el tamaño y calidad apropiada, independientemente del país de procedencia.

### **1.6 Línea de investigación a la que pertenece el estudio**

Se declara en esta sección que el presente estudio pertenece a la línea de investigación en Ciencias de la Salud, específicamente en el tema de Ingeniería Clínica y Biomédica el cual trata de: Evaluar la efectividad de dos prototipos de

herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo para el diagnóstico del glaucoma mediante la medición de la relación copa-disco ópticos.

## **CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO**

## **2.1 Antecedentes de investigaciones realizadas en el tema**

En el estudio realizado por los investigadores Mirian Encalada y Edwin Gamboa, titulado “Desarrollo de un sistema de soporte a la detección del glaucoma a través de procesamiento digital de imágenes biomédicas del fondo de ojo y uso de software libre”, se realizaron importantes hallazgos acerca de las técnicas de procesamiento de imágenes que pueden ser utilizadas para la segmentación de la copa y el disco óptico. Dentro de su metodología, se encuentra la aplicación de filtrado y operaciones morfológicas en la segmentación, para la posterior medición de la relación copa-copa disco y aplicación de la regla ISNT para el diagnóstico del glaucoma. Su porcentaje de error relativo promedio fue del 4.5%, pero solo se realizaron las pruebas a 10 pacientes. (Encalada y Gamboa, 2016)

Enrique Sierra desarrolló la investigación “Procesamiento de imágenes de fondo de ojo para la extracción de características de relevancia clínica y corrección de artefactos”, donde (enfocándonos en la parte de extracción de características de relevancia clínica) también se utiliza morfología matemática para eliminar vasos sanguíneos y facilitar la segmentación del disco óptico. Además, plantea que la segmentación por contornos activos tiene una buena similitud a la segmentación realizada por expertos. Uno de los inconvenientes del algoritmo desarrollado en el estudio es que cuando este no está bien delimitado por cuestiones patológicas del paciente o de calidad de la imagen utilizada, no se puede realizar la segmentación correctamente. (Sierra Bravo, 2019)

En el estudio “Procesamiento de imágenes digitales del fondo de ojo con el uso de inteligencia artificial para brindar una herramienta de soporte de diagnóstico presuntivo

del glaucoma humano” por Edison Burdi, se aborda el problema de encontrar la región de interés de las imágenes de fondo de ojo en diferentes posiciones. En el mismo se realiza un preprocesamiento de las imágenes con las que se entrenaría el algoritmo. También se recomienda que en las imágenes a utilizar el disco óptico se encuentre demasiado a los extremos, lo que limita en cierto modo el uso del programa. (Buri, 2022)

## **2.2 Bases teóricas que sustentan la investigación**

### **2.2.1 Generalidades sobre el sistema visual**

La visión es una de las funciones más complejas del organismo humano, “se puede considerar que la visión es el procesamiento a nivel de la corteza cerebral de la información recibida por los ojos” (Hernández, 2013). Además, es un factor fundamental de la calidad de vida de una persona, el 80% de la información de nuestro entorno implica al sistema visual. (Hernández, 2013)

El sistema visual puede dividirse en tres componentes principales. El primero de ellos es el globo ocular, que capta imágenes y las convierte en impulsos nerviosos, en segundo lugar, tenemos las estructuras periféricas y músculos extraoculares que protegen y brindan movimiento al globo ocular, y por último, la vía óptica que es aquella que conecta el ojo con el cerebro. (Hernández, 2013).

El globo ocular es el componente periférico clave en el proceso visual, se encuentra alojado y resguardado en la cavidad orbitaria, donde además se encuentra la inserción de los músculos que controlan sus movimientos. Las cavidades oculares influyen en

la disposición de ambos ojos, para poder permitir la visión binocular y la coordinación de movimientos simultáneos de ambos ojos. (García-Porrero y otros, 2013)

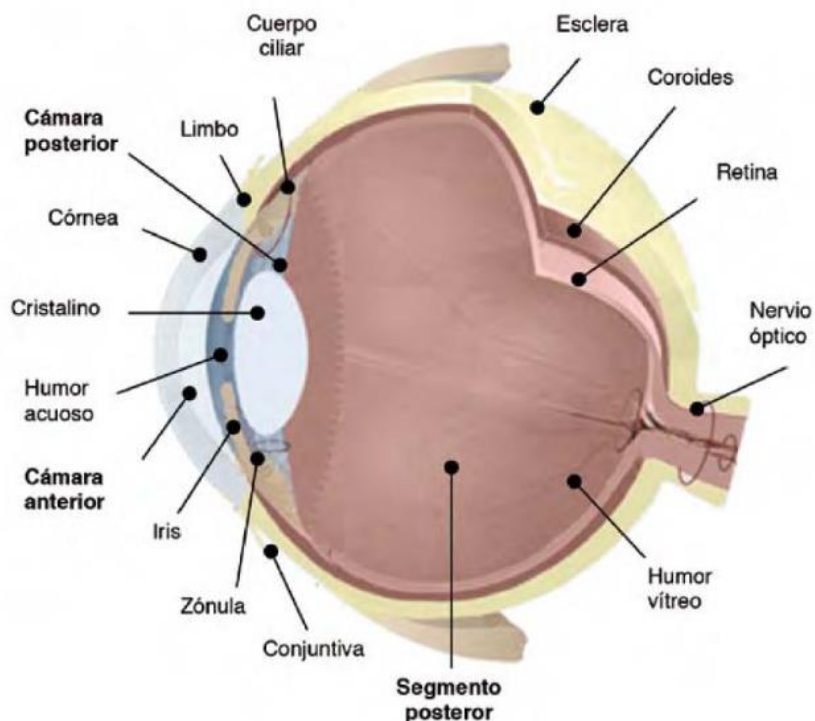
### **2.2.2 Anatomía básica del ojo humano**

El globo ocular tiene una forma casi esférica, aunque es ligeramente aplanado de arriba hacia abajo. En un hombre adulto, su diámetro suele ser de 24 mm en promedio, y en la mujer adulta es un poco menor. En el desarrollo el diámetro cambia, de 17 mm en el recién nacido a casi 21 mm en la pubertad. (García-Porrero y otros, 2013)

El globo ocular está dividido en dos segmentos: el anterior y el posterior. El segmento anterior a su vez se subdivide en la cámara anterior delimitada por la córnea y el iris, y la cámara posterior delimitada por el iris y el cristalino. Las dos cámaras se comunican por la pupila y contienen humor acuoso. El segmento posterior está ubicado detrás del cristalino, en esta área, encontramos un espacio grande conocido como la cámara vítrea, que contiene un fluido: el humor vítreo. La estructura de la pared del globo ocular en esta parte consta de varias capas, que incluyen la esclera, la coroides y la retina. Todas estas estructuras podemos visualizarlas en la Figura 1. (Hernández, 2013)

## Figura 1

### *Estructuras anatómicas básicas del ojo humano*



*Nota.* Tomado de *Fundamentos de oftalmología: para grados biosanitarios en enfermería óptica y optometría. Terapia ocupacional* (p. 12) , por G. Hernández, 2013, Ediciones Universidad de Salamanca.

A su vez, el globo consta de tres capas. La capa externa está conformada por la córnea (parte anterior) y la esclera (parte posterior), dónde se unen se le conoce como limbo. La capa media está conformada principalmente por el iris, el cuerpo ciliar y coroides. La tercera capa, la capa interna, está conformada principalmente por la retina, el área de mayor interés en este estudio. (Hernández, 2013)

Para explicar las funciones de las diferentes estructuras principales del ojo, se las estará dividiendo según la capa de la cual forman parte.

### **2.2.2.1 Capa externa**

En la capa interna está la córnea y la esclera. La córnea es la parte frontal y transparente del ojo. Tiene una forma abultada, porque su radio de curvatura es menor que la esclera. Su función principal es óptica, como la lente más potente del globo ocular posee entre 42 y 43 dioptrías. También actúa como una barrera protectora contra factores externos (Hernández, 2013). La córnea está rodeada internamente por el humor acuoso y externamente por las secreciones lagrimales, que ayudan a nutrir la córnea al igual que pequeños capilares en su periferia, ya que es una estructura avascular (García-Porrero y otros, 2013).

Por otro lado, la esclera es la parte posterior de la cubierta externa del ojo, caracterizada por ser una estructura firme, opaca y de color blanco. Su función principal es proporcionar soporte estructural al globo ocular, y ser el punto de inserción para los músculos extraoculares. La esclera presenta varios orificios, para los vasos sanguíneos y la lámina cribosa, que es por donde emergen las fibras nerviosas de la retina para formar el nervio óptico. (Hernández, 2013)

### **2.2.2.2 Capa media**

La capa media está constituida principalmente por el iris, el cuerpo ciliar y la coroides.

Primero se encuentra el iris, es el que separa la cámara anterior y posterior del segmento anterior del ojo. Su función primordial es ser el diafragma que se encarga de disminuir o aumentar el tamaño de la pupila para regular la cantidad de luz que entra al ojo. (Hernández, 2013)

Después está el cuerpo ciliar se compone por los procesos ciliares, que se encargan de la producción del humor acuoso y es donde se insertan las fibras que mantienen al cristalino en su posición correcta, y el músculo ciliar que posee un mecanismo de acomodación para modificar la capacidad dióptrica del cristalino (que se traduce en su capacidad de enfocar. (Hernández, 2013)

De última, encontramos a la coroides una delgada capa de tejido conectivo altamente vascularizado que cubre aproximadamente los cinco sextos posteriores del globo ocular, ubicada entre la esclera y la retina. Su función principal es proporcionar nutrientes a las capas de la retina que se encuentran más cercanas a ella y regular la temperatura en el interior del globo ocular para garantizar su funcionamiento óptimo. (Hernández, 2013)

### **2.2.2.3 Capa interna**

La retina es el elemento principal de la capa interna del globo ocular, y tiene una de las tareas más importantes de todo el sistema visual: es el receptor del estímulo lumínico captado y lo convierte en un impulso nervioso, enviado al cerebro a través del nervio óptico. Su estructura es muy compleja, por lo tanto, requiere varios tipos de células con funciones específicas, entre ellas tenemos a las células epiteliales pigmentadas, las neuronas fotorreceptoras (bastones y conos), las células ganglionares, las células bipolares y las células de sostén. (Hernández, 2013)

A su vez, en la retina, encontramos otras estructuras, que pueden apreciarse claramente en una imagen de fondo de ojo (ver Fig. 2). La mácula es el área central de la retina, que contiene la fovea, una pequeña depresión con conos, permitiendo la

visión de alta resolución y precisión. La papila óptica (también llamada disco óptico, ubicada en la parte nasal de la mácula, es la porción frontal del nervio óptico donde convergen las fibras nerviosas de la retina, y debido a la ausencia de fotorreceptores, crea un área ciega en el campo visual conocida como mancha ciega. Tanto la arteria como la vena central de la retina se originan en el centro de la papila óptica y se dividen en ramas superior, inferior, temporal y nasal, proporcionando nutrición a las capas internas de la retina. La parte externa es nutrida por la coroides. (Hernández, 2013)

#### **2.2.2.4 Otros contenidos del globo ocular**

Otras estructuras y fluidos que contiene el globo ocular son el cristalino, el vítreo y el humor acuoso.

El cristalino, una lente transparente biconvexa, que se nutre a través del vítreo y el humor acuoso. Actúa como una lente convergente, para enfocar la luz en la retina. El vítreo y el humor acuoso, son fluidos. El primero es un gel transparente, con una función óptica y de soporte para el cristalino y la retina. El segundo, un líquido transparente que circula en el globo ocular para nutrir la cara posterior de la córnea y el cristalino, además es al fluido que se le debe la presión intraocular. (Hernández, 2013)

#### **2.2.3 Nervio óptico**

El nervio óptico es una estructura importante en la anatomía ocular, emergiendo en la parte posterior del ojo a través de la coroides. Está compuesto mayormente por los axones de las células ganglionares de la retina, que transmiten la información visual hacia el cerebro para su procesamiento. Dentro de la retina, podemos identificar dos

características anatómicas importantes: la mácula lútea y la papila óptica, un área redondeada en la retina de donde sale el nervio óptico. (García-Porrero y otros, 2013)

El área de tejido entre la excavación y el borde de la papila óptica se conoce como anillo neuroretiniano. En condiciones normales, este anillo presenta una anchura uniforme y un tono anaranjado, pero un aumento en la presión intraocular (PIO) resulta en la pérdida de fibras nerviosas, disminuyendo el anillo neuroretiniano y provocando una ampliación de la excavación central del nervio óptico. (García-Porrero y otros, 2013)

La papila o disco óptico es donde se une el conjunto de los axones de las células ganglionares para formar el tracto nervioso, es decir que es la parte intraocular del nervio óptico. Entre sus características más distintivas está la forma redondeada y ligeramente ovalada, con bordes nítidos y una excavación central, también llamada copa óptica. (Hernández, 2013)

La papila permite el paso la entrada y salida de los vasos sanguíneos de la retina, que se dividen en distintas ramas para abastecer a diferentes áreas. La arteria central de la retina ingresa en la retina por el disco óptico y se divide en ramas superior e inferior, que luego se subdividen en ramas nasales y temporales. Las venas siguen un patrón similar, aunque su trayectoria no coincide exactamente con la de las arterias, lo que da lugar cruces entre ambas. (Hernández, 2013)

La región alrededor del disco óptico y los vasos sanguíneos que la atraviesan son de gran relevancia clínica, y su observación mediante una oftalmoscopia es fundamental

en el diagnóstico y seguimiento de diversas afecciones oftalmológicas. (Hernández, 2013)

#### **2.2.4 Glaucoma**

El glaucoma es una patología oftalmológica considerada una de las mayores causas de ceguera del mundo. Podemos definir al glaucoma como el “desarrollo de una afectación del nervio óptico, que se caracteriza por la pérdida crónica y progresiva de las fibras nerviosas procedentes de la retina y los cambios en el aspecto del nervio, teniendo como factor de riesgo más importante la elevación de la presión intraocular (PIO).” (Hernández, 2013)

Cuando hay un desajuste entre la producción y la salida del líquido llamado humor acuoso en el ojo, se produce un aumento de la presión intraocular (PIO) (Hernández, 2013). Hay dos teorías principales de cómo esta presión daña al nervio óptico: la primera es que la presión genera daño mecánico a los axones; la segunda, que al reducir el flujo sanguíneo a la cabeza del nervio por la presión se produce una isquemia de los axones nerviosos (James y Bron, 2014).

La mayoría de las veces, el glaucoma es asintomático hasta fases más avanzadas de la enfermedad. A medida que la enfermedad progresa, el paciente puede notar una pérdida progresiva de la visión, que de no recibir tratamiento termina en ceguera (Gerstenblith y Rabinowitz, 2013).

## 2.2.5 Factores de riesgo del glaucoma

El término “factor de riesgo” combina dos conceptos. El primero, la causa directa de enfermedad o padecimiento, y el segundo la probabilidad, predicción y pronóstico de la misma. (Alpizar Salazar, 2020)

Los factores de riesgo de una enfermedad son características fuertemente asociadas al aumento de la probabilidad de que el paciente desarrolle dicha enfermedad (Szklo y Nieto, 2018). Pueden ser de diferente índole, como por ejemplo de comportamientos o hábitos, ambientales, de condiciones o patologías previas, historia clínica, entre otros.

### 2.2.5.1 Presión intraocular elevada

Se considera una PIO elevada a aquella mayor a 22 mmHg (Choplin y Traverso, 2014). En la mayoría de los casos, se asocia a una presión intraocular (PIO) elevada el padecimiento de glaucoma, aunque hay casos donde puede ser una excepción (Barton y Hitchings, 2013).

Los factores que determinan la PIO son: la tasa de producción de humor acuoso que realiza el cuerpo ciliar, la resistencia al flujo del humor acuoso a través del sistema de canales de Schlemm y la red trabecular, y la presión venosa de la esclerótica, en su parte anterior. (Barton y Hitchings, 2013)

La PIO está dada por la ecuación de Goldmann:

$$P_o = \left(\frac{F}{C}\right) + P_v$$

Donde  $P_o$  representa la presión intraocular en mmHg,  $F$  representa la producción de humor acuoso en L/min,  $C$  representa la salida del humor acuoso en L/min/mmHg y  $P_v$  representa la presión venosa episcleral en mmHg. (Araneda Venegas, 2020)

Un aumento en la presión intraocular puede causar la muerte de ciertas células en la retina, las células ganglionares. Esto ocurre debido a la falta de oxígeno, problemas en el transporte axonal y un exceso de una sustancia llamada glutamato. Este exceso de glutamato provoca daños a las células debido a una sobreexcitación, lo que se conoce como “excitotoxicidad” (Schachat, 2017).

#### **2.2.5.2 Hipertensión**

Se ha sugerido que problemas en la circulación sanguínea son la principal razón de la reducción del flujo de sangre hacia los ojos en el glaucoma. Los trastornos circulatorios suelen ser más frecuentes en personas con daño glaucomatoso que en personas sin glaucoma, que tengan la misma edad (Barton y Hitchings, 2013). La hipertensión arterial también puede inducir a cambios en la PIO (Abelenda et al., 2020).

El papel de los factores vasculares en el desarrollo del glaucoma no es totalmente comprendido aún, pero existe evidencia de que una perfusión ocular disminuida afecta el campo visual en algunos pacientes (Barton y Hitchings, 2013). Los datos existentes hasta la actualidad tampoco han podido responder cómo el tratamiento de la hipertensión arterial influye en el glaucoma (Avalos et al., 2019).

#### **2.2.5.3 Miopía**

La miopía es una anomalía refractiva que ocurre cuando el poder refractivo del ojo es demasiado positivo o cuando su longitud axial es demasiada. La corrección de esta

anomalía se realiza mediante lentes negativas, la percepción visual de una persona con miopía dependerá de la magnitud de esta, el síntoma principal es la dificultad para ver de lejos. (Toledo et al., 2020)

Según los autores del libro “Glaucoma en Latinoamérica Tomo 4” Actualmente, cada vez existen más evidencia de que la presencia de miopía es un factor de riesgo importante a considerar para el desarrollo del glaucoma:

El Beaver Dam Eye Study estableció que la miopía de más de  $-1.0$  dioptría q (D) de equivalente esférico era un FR significativo para la prevalencia del glaucoma. En el estudio de Rotterdam follow-up, la miopía alta ( $\leq -4.0$  D de equivalente esférico) estaba asociada a un aumento (2.31) del riesgo de desarrollar glaucoma ... (Abelenda et al., 2020, p. 26)

Además, el diagnóstico del glaucoma para un paciente con miopía puede ser engañoso, ya que existe el riesgo de falsos positivos (Avalos et al., 2019). Las características de los discos de los pacientes con miopía alta como una copa óptica de poca profundidad, un borde neurorretiniano pálido y márgenes poco definidos que se encuentran rodeados por atrofia peripapilar de la zona beta, son algunas de las cuales dificultan la evaluación. (Choplin y Traverso, 2014)

#### **2.2.5.4 Hipermetropía**

Al igual que la miopía, la hipermetropía es un error refractivo. En un paciente con ojo hipermetrope, el poder refractivo del globo ocular es demasiado negativo o su longitud axial no es suficiente. La corrección de esta anomalía se realiza con lentes positivas. Uno de los síntomas principales de la hipermetropía es que el paciente siente

cansancio e incomodidad visuales durante la visión de cerca y tiene mayor dificultad para ver de cerca que de lejos. (Toledo et al., 2020)

La hipermetropía es uno de los extremos del error refractivo ocular, los extremos refractivos se consideran como un riesgo elevado para desarrollar glaucoma (Barton y Hitchings, 2013). El paciente hipermetrope tiene más riesgo de glaucoma de ángulo cerrado (Avalos et al., 2019) y poseen mayores posibilidades de desarrollar hipertensión ocular aguda debido a su anatomía y su facilidad para desarrollar un cierre angular por bloqueo pupilar (Abelenda et al., 2020).

#### **2.2.5.5 Diabetes Mellitus**

La diabetes mellitus es una enfermedad crónica metabólica, donde se presentan alteraciones en la metabolización de proteínas, grasas y carbohidratos (Alpízar Salazar, 2020). Se manifiesta principalmente como hiperglucemia, derivada de problemas en la secreción y acción de la insulina en el cuerpo humano (Ochoa Martínez y Madero Fernández del Castillo, 2018), aunque puede presentarse a la vez con hipercolesterolemia e hipertrigliceridemia (Alpízar Salazar, 2020).

La hiperglucemia crónica está asociada con daños a la microvasculatura y macrovasculatura del cuerpo (Scattini, 2020) y a varios órganos, entre ellos los ojos, riñones y corazón (Ochoa Martínez y Madero Fernández del Castillo, 2018).

Existen discrepancias en los resultados de los estudios que vinculan la diabetes con el glaucoma, aunque hallazgos recientes sugieren que la diabetes sí incrementa el riesgo de desarrollar glaucoma, principalmente el glaucoma primario de ángulo abierto (Avalos et al., 2019).

La formación de nuevos vasos sanguíneos en el iris puede desencadenar glaucoma, un evento que se manifiesta en un porcentaje entre 4 y 7% en la Diabetes Mellitus. Esto ocurre debido a la formación de vasos anormales en el iris y en el seno camerular, los cuales forman una membrana fibrovascular que recubre el trabécula escleral y determina goniosinequias, el conjunto de todos estos procesos resulta en un aumento de la PIO (Ochoa Martínez y Madero Fernández del Castillo, 2018).

#### **2.2.5.6 Otros**

La edad es un factor crucial en el desarrollo del glaucoma, con un riesgo considerablemente mayor a medida que se envejece, siendo hasta diez veces más común en comparación con grupos más jóvenes (Barton y Hitchings, 2013). La presencia de glaucoma tiende a ser mayor a partir de los 40 años, y el promedio de daño inicial oscila entre 58 y 60 años (Araneda Venegas, 2020).

El origen étnico también influye en la predisposición al glaucoma. En personas de raza negra el glaucoma inicia de manera más precoz y también es más severo, con un riesgo de 6.8 a 8 veces mayor (Araneda Venegas, 2020). A su vez ciertos tipos de glaucomas prevalecen en determinados grupos étnicos, las personas de origen asiático tienen más probabilidades de desarrollar glaucoma primario de ángulo cerrado que aquellos de raza blanca, mientras que las personas de raza blanca tienen más posibilidades de desarrollar glaucoma pigmentario (Barton y Hitchings, 2013).

Con relación al género, existen ligeras inclinaciones hacia determinados tipos de glaucoma. Por ejemplo, el glaucoma pigmentario se manifiesta con mayor frecuencia en hombres, mientras que el ángulo cerrado primario tiende a presentarse un poco

más en mujeres. Aunque en general, no parece haber una clara preferencia de género hacia el glaucoma primario de ángulo abierto, que es el tipo más frecuente. (Barton y Hitchings, 2013)

### **2.2.6 Clasificación del glaucoma según el estado del ángulo iridocorneal**

La clasificación del glaucoma según el estado de ángulo iridocorneal es de: ángulo abierto o ángulo cerrado. (Araneda Venegas, 2020)

La cámara anterior del ojo se compone de la córnea frontal, el iris y el centro del cristalino. En la periferia de la cámara anterior está el ángulo iridocorneal, formado por el iris y la córnea. Esta área está recubierta por una red trabecular, la cual permite que humor acuoso, se drene hacia el canal de Schlemm, y luego salga del ojo al sistema venoso a través de las venas acuosas. (James y Bron, 2014)

El glaucoma de ángulo abierto ocurre cuando el ángulo iridocorneal está abierto, en él la red trabecular se encuentra libre y las obstrucciones de drenaje se deben en cambios estructurales de la red trabecular (James y Bron, 2014). Puede ocasionar presión intraocular elevada, pero esto puede no pasar en todos los casos (Avalos et al., 2019).

El mecanismo de acción del glaucoma de ángulo abierto es el aumento de la producción acuosa y la disminución del flujo de salida. Los pacientes casi no experimentan síntomas, ya que la subida de presión ocurre sin dolor y se mantiene buena visión. Cuando se nota una disminución del campo visual, se habla de una manifestación tardía de la enfermedad, que ya es irreversible. Es debido a ello que el

glaucoma de ángulo abierto puede ser hallado en un examen oftalmológico completo. (Avalos et al., 2019)

Por otro lado, el glaucoma de ángulo cerrado ocurre cuando el ángulo iridocorneal está cerrado o estrechado, en él la red trabecular se encuentra cubierta, el iris periférico bloquea la red acumulándose el humor acuoso (James y Bron, 2014). En el caso del glaucoma de ángulo cerrado puede ocurrir que se tenga un aumento súbito de la presión intraocular, o también un aumento más lento (Avalos et al., 2019).

Cuando el aumento de la presión intraocular es muy rápido se presentan diferentes síntomas, como por ejemplo visión reducida, cefalea, náuseas, dolor en los ojos, etc. Cuando la subida de presión intraocular ocurre lentamente, sucede al igual que con el glaucoma de ángulo abierto, donde el paciente no nota afectaciones en su visión periférica hasta que sea demasiado tarde. (Avalos et al., 2019)

### **2.2.7 Clasificación del glaucoma según la causa**

Según la causa del glaucoma, este puede clasificarse en: primario o secundario (Araneda Venegas, 2020).

La distinción principal radica en que el glaucoma primario surge sin una causa identificable, mientras que el secundario está asociado a una causa subyacente conocida (Graue Wiechers, 2014). Los glaucomas de tipo secundario se ocurren debido a otras afecciones oculares, traumatismos, cirugía intraocular, enfermedades sistémicas o como efecto secundario de un tratamiento médico (Barton y Hitchings, 2013). Tanto los glaucomas primarios como secundarios pueden ser de ángulo abierto o ángulo cerrado (Graue Wiechers, 2014).

### **2.2.7.1 Glaucoma primario de ángulo abierto**

El glaucoma primario de ángulo abierto, también conocido por sus siglas GPAA, es el tipo de glaucoma más común, representa el 75% de los casos de glaucoma que se detectan en el mundo (Barton y Hitchings, 2013). La malla trabecular del glaucoma primario de ángulo abierto presenta cambios relacionados con la edad, formando placas en las fibras elásticas. Esto reduce el espacio para la salida del humor acuoso. Además, estudios sugieren que la acumulación de material fibroso dificulta aún más la salida del líquido en los ojos con glaucoma (Graue Wiechers, 2014). El GPAA suele ocurrir en ambos ojos, pero la enfermedad es más severa en uno de ellos (Barton y Hitchings, 2013).

Los pacientes normalmente no presentan síntomas. La visión central es la última en verse afectada, por lo tanto, la mayor parte de los pacientes sólo notan pérdida visual cuando el glaucoma está muy avanzado. Algunos síntomas de la visión con GPAA son retraso en la adaptación a la luz y la oscuridad, pérdida de contraste y, deslumbramiento. Algunos puntos importantes que pueden ayudar a llegar al diagnóstico de glaucoma primario de ángulo abierto en la historia clínica del paciente son el uso de esteroides, la hipotensión sistémica o nocturna, apnea del sueño y trastornos en la tiroides. (Graue Wiechers, 2014)

Las características clínicas que suelen presentar los pacientes con GPAA son córneas delgadas, disco óptico de gran diámetro, pseudoexfoliación, miopía, anillo neuroretiniano irregular, hemorragias de disco, adelgazamiento del borde inferior del anillo neuroretineano, atrofia peripapilar en la zona de la pérdida del borde neuroretiniano, entre otras. (Graue Wiechers, 2014)

### **2.2.7.2 Glaucoma primario de ángulo cerrado**

El glaucoma primario de ángulo cerrado, también conocido por sus siglas GPAC, ocurre cuando el iris de un ojo anatómicamente predispuesto sufre un cambio fisiológico y se adhiere a la red trabecular. Esto impide el drenaje del humor acuoso y ocasiona daño trabecular y aumento de la PIO. (Graue Wiechers, 2014)

Hay tres cursos clínicos generales que el Glaucoma primario de ángulo cerrado puede seguir:

- Cierre de ángulo primario agudo: Provoca un rápido aumento en la PIO, con problemas de irrigación sanguínea e inflamación del iris. Los síntomas surgen de manera repentina, pero se observa un deterioro progresivo con cefaleas, náuseas, alteraciones visuales, dolor ocular intenso y enrojecimiento durante varios días. Es difícil de revertir y requiere atención urgente, ya que existe un alto riesgo de daño permanente en el ojo afectado. (Barton y Hitchings, 2013)
- Cierre de ángulo primario intermitente: Se manifiesta con una excavación en el disco óptico y PIO normal, lo cual lo hace difícil de detectar, por lo que su diagnóstico requiere una historia detallada y una gonioscopia con alto grado de sospecha. Los síntomas principales son cefaleas, visión borrosa, o percepción de halos visuales, especialmente al despertar o por la noche. (Barton y Hitchings, 2013)
- Cierre de ángulo primario crónico: Antes conocido como glaucoma crónico de ángulo estrecho, se solía diagnosticar a pacientes con GPAA, observándose que tenían ángulos estrechos, no obstruidos. Este diagnóstico es inexacto y diferente de los casos de GPAC verdadero. En cuanto a los síntomas, es similar

al glaucoma primario de ángulo abierto. El daño crónico y permanente puede evolucionar GPAC. (Barton y Hitchings, 2013)

Entre las características clínicas del glaucoma primario de ángulo cerrado están una cámara anterior poco profunda, un iris normal sin criptas, una atrofia pupilar significativa, pigmentación trabecular, sinequias anteriores periféricas (uniones entre el iris y otras estructuras) extensas, cabeza del nervio óptico más pequeña con pérdida del borde neuroretiniano, entre otras. La PIO en el GPAC cuando no es tratada suele ser mayor a la que se presenta en el GPAA, en promedio de 32 a 34 mm Hg. (Graue Wiechers, 2014)

### **2.2.7.3 Glaucoma secundario de ángulo abierto**

Existen varios tipos de glaucoma secundario de ángulo abierto, que surgen como resultado de otras condiciones, entre ellos están: el glaucoma secundario al síndrome de pseudoexfoliación, glaucoma pigmentario, glaucoma inducido por corticoesteroides, glaucoma secundario a traumas, entre otros. (Barton y Hitchings, 2013)

En el caso del glaucoma secundario al síndrome de pseudoexfoliación, este síndrome se caracteriza por el depósito de material fibrilar y dispersión de pigmento en las estructuras del ojo. Cuando se acumula puede bloquear el drenaje del humor acuoso, y elevar gradualmente la presión en el ojo. Afecta comúnmente a personas mayores de 60 años y ocasiona glaucoma en un 20 a 30% de los pacientes. En etapas iniciales, es asintomático, pero puede provocar depósitos de pigmento en la córnea y defectos en la región del iris. (Graue Wiechers, 2014)

El glaucoma pigmentario es un tipo de glaucoma secundario al síndrome de dispersión pigmentaria, quienes padecen este síndrome tienen un 10% de riesgo de desarrollar glaucoma pigmentario en 5 años, y un 15% en 15 años (Abelenda et al., 2020). Presenta defectos radiales de transiluminación en el iris, debido a la pérdida crónica del pigmento de la superficie posterior iridiana, el cual se acumula en las estructuras del segmento anterior. A diferencia de la pseudoexfoliación, estos defectos no afectan el esfínter del iris. (Graue Wiechers, 2014)

El glaucoma inducido por corticoesteroides es secundario al aumento de la presión ocular asociado al uso de corticoides. La dosis y duración del tratamiento influyen en el aumento de la presión intraocular. La uveítis en estos casos es un factor de riesgo significativo. Dependiendo de la dosis, más del 20% de los pacientes pueden experimentar un aumento de la presión ocular de más de 10 mmHg, y alrededor del 11% puede experimentar un aumento de 15 mmHg. (Abelenda et al., 2020)

Por último, el glaucoma secundario a traumas ocurre cuando el ojo sufre un golpe contuso no penetrante, que provoca un desgarro en el cuerpo ciliar anterior, llamado recesión del ángulo. Los pacientes que han sufrido estos desgarros poseen más mayor riesgo de desarrollar glaucoma, incluso años después del trauma inicial. (Barton y Hitchings, 2013)

#### **2.2.7.4 Glaucoma secundario de ángulo cerrado**

De igual manera, existen varios tipos de glaucoma secundario de ángulo cerrado, resultantes de otras condiciones, entre ellos están: el glaucoma secundario a uveítis,

glaucoma neovascular, glaucoma secundario al síndrome endotelial iridocorneal, entre otros. (Barton y Hitchings, 2013)

El glaucoma en el paciente con uveítis le ocurre hasta al 10% de pacientes con uveítis (Abelenda et al., 2020). Es ocasionado por el asentamiento de material en la malla trabecular con material y células inflamatorias, dificultando el drenaje del humor acuoso. Durante las primeras etapas del proceso inflamatorio, el cuerpo ciliar reduce la producción de humor acuoso, haciendo que la presión ocular pueda estar más baja de lo normal. Cuando la inflamación persiste de manera crónica, puede causar daño irreversible a la malla trabecular y el cuerpo ciliar recupera su capacidad de producir humor acuoso, resultando en un aumento sostenido de la PIO, llevando al desarrollo de glaucoma con el tiempo. (Graue Wiechers, 2014)

El glaucoma neovascular, por otra parte, surge como consecuencia de afecciones que tienen en común la isquemia, como por ejemplo la retinopatía diabética, oclusión de la vena central de la retina o enfermedad obstructiva carotídea. Su signo clínico inicial principal es el desarrollo de delgados neovasos alrededor del reborde pupilar, que terminan formando una malla fibrovascular en el ángulo iridocorneal. Esto avanza hasta que se desarrolla el glaucoma, cuyo tratamiento en estos casos suele estar orientado hacia su causa, que es la isquemia. (Graue Wiechers, 2014)

Como último ejemplo, el glaucoma secundario al síndrome endotelial iridocorneal. Este síndrome es una anomalía en el endotelio corneal que puede provocar glaucoma unilateral con atrofia del iris y edema corneal y afecta a individuos jóvenes o de mediana edad. (Barton y Hitchings, 2013)

### **2.2.8 Clasificación del glaucoma según la edad de aparición**

Según la edad de aparición del glaucoma en el paciente, el glaucoma se clasifica de la siguiente manera: congénito, infantil, juvenil y adulto. (Araneda Venegas, 2020)

La clasificación del glaucoma según la edad es muy sencilla. El glaucoma congénito es aquel que está presente desde el nacimiento, el glaucoma infantil se presenta después del nacimiento hasta los tres años, el glaucoma juvenil se presenta entre los 3 y 16 años y el glaucoma adulto, después de los 16 años. (Araneda Venegas, 2020)

En el caso del glaucoma congénito, es una forma muy rara de esta afección. Ocurre en uno de cada 10.000 niños nacidos vivos y de los afectados, un 2 a 15% desarrollan ceguera. En la mayoría de los casos, se padece en ambos ojos. (Graue Wiechers, 2014)

### **2.2.9 Técnicas para el diagnóstico de glaucoma**

El problema primordial del manejo del glaucoma es su diagnóstico tardío. Los parámetros que deben analizarse principalmente para determinar si un paciente padece glaucoma son: la presión intraocular, el ángulo de la cámara anterior, la cabeza del nervio óptico y la función visual. (Sun y Dai, 2019)

Las técnicas utilizadas para el diagnóstico del glaucoma pueden dividirse según el parámetro que se necesita evaluar, ya que dependiendo del caso puede existir más de una para su evaluación.

### 2.2.9.1 Evaluación de la presión intraocular

La PIO elevada es uno de los factores de riesgo más importantes para padecer glaucoma, si bien su medición no brinda un diagnóstico completo, es ampliamente utilizada como método de cribado (Andonegui et al., 2012). La técnica utilizada para medir la PIO es la tonometría, la cual puede ser categorizada como directa o indirecta (Sun y Dai, 2019).

En el método directo o también llamado invasivo, el sensor se coloca dentro del ojo para obtener mediciones precisas de la PIO real. El resultado del método directo se basa en la comprensión de la relación entre la PIO real y los parámetros medidos, como la aplanación y la alteración de la curvatura del radio corneal. (Sun y Dai, 2019)

Actualmente, solo los enfoques no invasivos se utilizan en la práctica clínica (Sun y Dai, 2019). Dependiendo de la técnica, hay diferentes tonómetros, entre ellos están:

- Tonómetro de aplanación de Goldmann: Es considerado el estándar para medir la PIO. Se basa en aplanar la córnea con una fuerza específica y un área determinada. Requiere anestesia tópica y tinte de fluoresceína en la película lagrimal. (Sun y Dai, 2019)
- Tonómetro de indentación de Schiøtz: Se basa en la sangría por opresión gravitacional del ojo. Utiliza un émbolo metálico de peso conocido para calcular la indentación corneal, convirtiéndola a mmHg. (Sun y Dai, 2019)
- Tonómetro sin contacto: Utiliza aire controlable para aplanar un área de la córnea y registra el tiempo de recepción de la luz reflejada, convirtiéndolo en mediciones de la PIO. (Sun y Dai, 2019)

- Tonómetro TonoPen: Evita el efecto de la película lagrimal y utiliza un émbolo de 1,02 mm para aplanar la córnea. Emplea dispositivos eléctricos para detectar el movimiento del émbolo y la fuerza aplicada. (Sun y Dai, 2019)
- Tonómetro de rebote: No necesita anestesia ni aplanamiento corneal. Utiliza una sonda de acero inoxidable repelida por imanes y golpea la córnea a distancia, transformando el rebote en una señal digital. (Sun y Dai, 2019)
- Tonómetro de contorno dinámico: Utiliza un émbolo cóncavo que se adapta al contorno corneal con una fuerza constante, sin ser afectado por la película lagrimal o la deformación corneal. (Sun y Dai, 2019)
- Analizador de Respuesta Ocular: Utiliza un impulso de aire durante 20 ms para evaluar la respuesta corneal a través de cambios en el tiempo, aplanación, concavidad y retorno a la curvatura normal. Mide la PIO considerando las propiedades viscoelásticas de las capas corneoesclerales y la histéresis corneal. (Sun y Dai, 2019)

Para tratar y brindar seguimiento de los casos de pacientes glaucomatosos mediante la presión intraocular, es necesario comprender ampliamente los alcances y limitaciones de cada una de las técnicas de tonometría.

#### **2.2.9.2 Evaluación del ángulo de la cámara anterior**

La evaluación del ángulo de la cámara anterior y sus relaciones se realiza mediante técnicas como la gonioscopía, tomografía de coherencia óptica (OCT) del segmento anterior y biomicroscopía por ultrasonido. (Sun y Dai, 2019)

La gonioscopia es una técnica biomicroscópica clínica utilizada para observar las estructuras del ángulo de la cámara anterior del ojo, las cuales no pueden ser visualizadas en un examen clínico rutinario (Ferrerías, 2016). Además de visualizar el ángulo, otros motivos para realizar una gonioscopia relacionados al glaucoma son la identificación del mecanismo glaucomatoso y el seguimiento de sus cambios después de un tratamiento con láser (Sun y Dai, 2019).

El fenómeno mediante el cual la gonioscopia se basa es la "reflexión interna total", el cual sucede cuando la luz incide con un ángulo tan amplio que se refleja por completo (ángulo crítico). La gonioscopia puede ser directa o indirecta (la cual a su vez se subdivide en gonioscopia estática o dinámica). En la primera, se obtiene una visión directa del ángulo, y en la segunda, se obtiene una imagen especular del ángulo opuesto. (Ferrerías, 2016)

La técnica de tomografía de coherencia óptica (conocida por sus siglas en inglés como OCT) es otra técnica de diagnóstico por imágenes, que se basa en la reflectometría óptica. Esta adquiere imágenes en vivo y de alta resolución de tejidos transparentes o semitransparentes. La resolución de una OCT es similar a la de un microscopio de baja potencia, alcanzando hasta 2 a 4 mm de profundidad en la visualización de estructuras. (Akman et al., 2018)

En la tomografía de coherencia óptica del segmento anterior del ojo usa luz de baja coherencia para obtener imágenes de la sección transversal de las estructuras. Entre sus usos principales, se cuenta el monitoreo de la morfología del ángulo, la evaluación del cierre anterior periférico y la identificación de algunos de los diferentes tipos de glaucoma secundario. (Sun y Dai, 2019)

La biomicroscopía por ultrasonido (también conocida como UBM por sus siglas en inglés) obtiene imágenes de las estructuras posteriores al iris y del segmento anterior, mediante la opacificación de los medios (Sihota, 2021). La resolución de esta técnica para distinguir detalles en los tejidos llega a aproximadamente 50 micrómetros (Sun y Dai, 2019). Algunas condiciones que ayuda a visualizar la UBM en la cámara anterior son el iris en meseta, la recesión del ángulo, el síndrome de derrame ciliar, la subluxación del cristalino, quiste del cuerpo ciliar o tumores (Sihota, 2021).

### **2.2.9.3 Evaluación de la cabeza del nervio óptico**

El monitoreo de la cabeza del nervio óptico es fundamental para el diagnóstico y tratamiento del glaucoma. Las técnicas que se utilizan principalmente en la evaluación de la cabeza del disco óptico son la oftalmoscopia, la fotografía de fondo de ojo y la tomografía de coherencia óptica. (Sun y Dai, 2019)

La evaluación del disco óptico puede ser subjetiva u objetiva dependiendo de la manera en que se utilizan las técnicas de diagnóstico por imágenes. La oftalmoscopia y las fotografías del fondo de ojo, que son el “estándar de oro” para la evaluación del disco óptico del paciente con glaucoma, son métodos subjetivos y cualitativos. Mientras que los instrumentos de imágenes por computadora, como la tomografía de coherencia óptica, proporcionan información objetiva y cuantitativa sobre el disco óptico y la capa de fibras nerviosas de la retina (también conocida por sus siglas como CFNR). (Sun y Dai, 2019)

La oftalmoscopía (también conocida como fondoscopía o estudio del fondo de ojo) es una técnica que implica la observación del polo posterior del globo ocular utilizando un

oftalmoscopio. La oftalmoscopia puede ser directa, que utiliza un oftalmoscopio monocular directo para la exploración, o indirecta, que emplea un oftalmoscopio binocular con una fuente de luz externa y una lupa para examinar el ojo (Toledo et al., 2020). Las fotografías de fondo de ojo también entran en la oftalmoscopia, las mismas ofrecen más información y también pueden ser documentadas, ya que son almacenadas en formato digital.

Hoy en día, existen cámaras de fondo de ojo no midriáticas que utilizan un sistema de enfoque infrarrojo de baja potencia para evitar la constricción pupilar refleja. Esto hace que operar y examinar sea más eficiente y sin necesidad de dilatar la pupila (Sun y Dai, 2019). Las estructuras, áreas de interés y otros factores relacionados a las imágenes de fondo de ojo, son tratados con mayor profundidad en la Sección 2.2.9.

La tomografía de coherencia óptica del nervio óptico (cuyo principio de funcionamiento fue previamente descrito en la Sección 2.2.8.2) brinda información sobre diferentes parámetros de esta estructura. Los parámetros que proporciona incluyen la relación copa-disco, el área y volumen del borde neuroretiniano. Este enfoque, común a todos los fabricantes, garantiza alta repetibilidad y reproducibilidad. (Akman et al., 2018)

#### **2.2.9.4 Evaluación de la función visual**

La evaluación de la función visual se realiza mediante técnicas como la perimetría, sensibilidad al contraste, electrorretinografía (también conocida como ERG por sus siglas en inglés) y potencial evocado visual (también conocida como PEV por sus siglas). (Sun y Dai, 2019)

La perimetría es una prueba que registra las direcciones desde las cuales el ojo percibe estimulación visual en un momento dado, la cual utiliza distintos objetivos de diferentes tamaños, iluminación y colores. Es subjetiva y depende en gran medida de las respuestas del paciente, ya que puede ser afectada por la fatiga, el estrés y la atención de este. En la perimetría existen dos técnicas normalmente utilizadas: la cinética, que utiliza un objetivo en movimiento para mapear el área visual, y la estática, más estandarizada, con estímulos de diferente luminancia para evaluar la sensibilidad lumínica diferencial en puntos específicos de la retina. (Sihota, 2021)

La prueba de sensibilidad al contraste se usa para detectar cambios tempranos en la función visual, en pacientes con sospecha de glaucoma y sin defectos en otras pruebas visuales. Aunque hay varias pruebas disponibles, la sensibilidad máxima al contraste, medida a través de la curva de la función de sensibilidad al contraste (CSF), destaca como un indicador clave, siendo crucial para predecir el rendimiento en tareas diarias como la conducción y la lectura. (Sun y Dai, 2019)

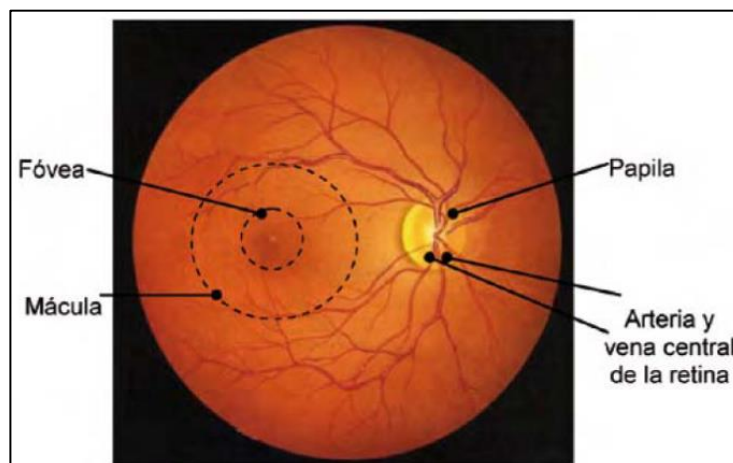
Los cambios sutiles en la función de las neuronas de la retina también pueden ser evaluados mediante la electroretinografía y por el potencial evocado visual (Bagetta y Nucci, 2015). La ERG es una técnica no invasiva, realiza mediciones de las respuestas eléctricas de las células retinales a la estimulación luminosa (Bagetta y Nucci, 2015) y al ser una medición electrofisiológica de la función visual, es objetiva (Sun y Dai, 2019). El VEP también es una medición electrofisiológica objetiva, la cual tiene la ventaja de no ser afectada por las limitaciones motoras o cognitivas del paciente (Sun y Dai, 2019).

### 2.2.10 Imagen de fondo de ojo

Una imagen de fondo de ojo es un proceso donde utiliza luz reflejada para obtener una representación en dos dimensiones de los tejidos retinianos. Las imágenes de fondo de ojo son fundamentales en la atención y tratamiento de enfermedades retinianas o sistémicas. En la Figura 2 puede observarse un fondo de ojo normal con sus elementos principales. Es ampliamente utilizada para la detección de diferentes patologías, entre ellas el glaucoma. (Schachat, 2017)

#### Figura 2

*Fondo de ojo normal*



*Nota.* Tomado de *Fundamentos de oftalmología: para grados biosanitarios en enfermería óptica y optometría. Terapia ocupacional* (p. 16), por G. Hernández, 2013, Ediciones Universidad de Salamanca.

En una fotografía de fondo de ojo del paciente glaucomatoso, principalmente se le toma interés a la cabeza del nervio óptico, la región peripapilar y la capa de fibras

nerviosas de la retina. También permite evaluar las características morfológicas clave del cuadro de glaucoma como: (Shaarawy et al., 2015)

- Tamaño y forma del disco óptico
- Tamaño, forma y palidez del borde neuroretiniano
- Tamaño de la copa óptica en relación con el área del disco
- Configuración y profundidad de la copa óptica
- Relación de diámetro de copa a disco y relación de área de copa a disco
- Posición de la salida del tronco del vaso central de la retina en la superficie de la lámina cribosa
- Presencia y ubicación de hemorragias en forma de astillas
- Ocurrencia, tamaño, configuración y ubicación de la atrofia coriorretiniana peripapilar
- Disminución difusa o focal del diámetro de las arteriolas retinianas; y visibilidad de la capa de fibras nerviosas de la retina. (Shaarawy et al., 2015)

Las imágenes de fondo de ojo pueden variar su coloración según el caso. Por ejemplo, una coloración roja sucede cuando el epitelio pigmentario es denso. Una coloración atigrada puede ser producto del adelgazamiento del epitelio pigmentario, donde se transparentan los vasos coroides, o también puede ser resultado de una miopía muy alta. Mientras que una coloración albina, puede denotar una falta de melanina o también adelgazamiento del epitelio pigmentario retinal. (Toledo et al., 2020)

De las estructuras observadas en las imágenes de fondo de ojo, una de las más importantes en su análisis rutinario, y la más importante para el diagnóstico de

glaucoma o sospecha de glaucoma es la papila óptica. La papila es la salida del nervio óptico al ingresar al globo ocular, su medida oscila entre 1,4 y 1,8 mm aproximadamente y posee un aspecto levemente ovalado. En la zona central de la papila se halla una excavación fisiológica llamada copa óptica, esta excavación es el área que carece de axones.

Para determinar si existen cambios en esta estructura se realizan comparaciones, con el fin de esto, a la papila también se le llama disco óptico, principalmente refiriéndose a su borde externo. Entre el disco y la copa ópticos se crea un anillo, llamado anillo neuroretiniano, donde se encuentran los axones neuronales. (Toledo et al., 2020)

### **2.2.11 Relación copa-disco**

La relación copa-disco (también conocida como CDR por sus siglas en inglés) es una medida que puede obtenerse a partir del análisis de la papila de un fondo de ojo. Es expresada como un factor decimal que va de 0.1 a 1. Esta relación se calcula dividiendo el diámetro de la copa óptica (excavación) entre el diámetro del disco óptico (papila). (Gonzalez et al., 2012)

Cuando el cociente de la relación copa-disco es 0,3 significa que el ojo es normal; entre 0,3 y 0,6 es sospechoso de glaucoma; y mayor de 0,6 es considerado patológico (glaucomatoso) (Gonzalez et al., 2012). A pesar de que suele calcularse la relación copa-disco en la vertical y la horizontal, ya que la papila no es perfectamente redonda sino que es levemente ovalada, en varias fuentes de la literatura prima el resultado de la relación en la vertical (VCDR) (Barton y Hitchings, 2013) (Sihota, 2021) (Bagetta y

Nucci, 2015) (Rapuano et al., 2021). Debido a ello, en este estudio también primará la relación copa-disco en la vertical cuya fórmula es:

$$CDR = \frac{\text{diámetro de la copa óptica}}{\text{diámetro del disco óptico}}$$

### **2.2.12 Procesamiento de imágenes digitales**

Una imagen se define como “...una ilustración, fotografía o cualquier forma de representación bidimensional (2D) de objetos o una escena.” (Guo & Mason, 2016)

La información de una imagen es codificada en tonos o colores, representada por una matriz bidimensional de números en una imagen digital. Cada unidad de la matriz, llamada píxel, tiene un número digital (ND) que indica su brillo. Las operaciones matemáticas realizadas en los números digitales de las imágenes se denominan procesamiento de imágenes digitales. (Guo & Mason, 2016)

El procesamiento de imágenes puede dividirse en varios niveles:

- Bajo nivel: Trata los píxeles, mejorando o filtrando la imagen como preprocesamiento.
- Nivel medio: Se enfoca en regiones de la imagen, extrayendo características de diferentes áreas u objetos.
- Alto nivel: Considera la totalidad o partes de la imagen, segmentándolas para clasificación, reconocimiento e interpretación. (Chaira, 2015)

En el procesamiento de imágenes del ámbito médico, normalmente suelen verse los siguientes pasos: mejora de la imagen, segmentación de la imagen, detección de bordes y morfología. (Chaira, 2015)

La mejora de imagen busca transformar la imagen original en otra más apropiada para su procesamiento posterior, aumentando el contraste para resaltar ciertas estructuras y luego filtrándolas para eliminar el ruido. Este proceso es conocido como preprocesamiento. Después de esto, se realiza la segmentación de estructuras de la imagen, donde la misma se divide en regiones con propiedades homogéneas con respecto a las diferentes características. (Chaira, 2015)

La detección de bordes que sigue es esencial para identificar la información estructural al reducir significativamente los datos a procesar, donde pueden revelarse ciertas condiciones en el paciente u objetos. (Chaira, 2015)

### **2.2.13 Técnicas de procesamiento de imágenes relevantes para el presente estudio**

En el campo del procesamiento de imágenes, existe una gran cantidad de técnicas para alcanzar diferentes resultados con las imágenes a analizar. En esta sección, se estarán desarrollando los más relevantes para el presente estudio.

#### **2.2.13.1 Conversión a escala de grises**

La luz monocromática es aquella que carece de color y cuya característica es la intensidad, esta última es percibida en una escala que va desde el negro hasta los grises y, finalmente, el blanco. La variación de intensidad se denomina nivel de grises, y el rango completo de valores, desde negro hasta blanco, se llama escala de grises. Por ello a las imágenes monocromáticas se les conoce como imágenes en escala de grises. (Gonzalez & Woods, 2018)

Cualquier imagen puede ser representada como una imagen en escala de grises utilizando una visualización monocromática, donde los valores de los píxeles en señales electrónicas se convierten en niveles de energía que generan diferentes tonos de grises desde negro hasta blanco. La mayoría de los sistemas de procesamiento de imágenes admiten una visualización de 8 bits, lo que significa 256 tonos de gris, lo cual es adecuado para la percepción visual humana. (Guo & Mason, 2016)

### **2.2.13.2 Kernel Gaussiano**

Los kernels gaussianos son matrices utilizadas en el procesamiento de imágenes que siguen una distribución gaussiana. Son únicos porque son separables y presentan simetría circular con respecto al centro, teniendo un coeficiente central distinto de cero. Esto significa que pueden descomponerse en dos dimensiones independientes, lo que los hace computacionalmente eficientes. (Gonzalez & Woods, 2018)

Los filtros gaussianos, que utilizan estos kernels, comparten ventajas computacionales con los filtros de caja debido a su capacidad de ser separables, pero además tienen propiedades adicionales que los hacen especialmente adecuados para el procesamiento de imágenes. (Gonzalez & Woods, 2018)

### **2.2.13.3 Umbralización OTSU**

El método de umbralización de OTSU es una técnica de segmentación de imágenes que busca encontrar un valor de umbral óptimo al minimizar las variaciones dentro de dos grupos de píxeles en la imagen. (Chaki & Dey, 2018)

Este método es efectivo para separar claramente las regiones de interés del fondo en una imagen en blanco y negro (Chaki & Dey, 2018). En otras palabras, se establece

un valor de umbral, los píxeles que estén por encima de este valor serán blancos, y los que estén por debajo serán negros.

#### **2.2.13.4 Umbralización K-Means**

K-Means es un algoritmo relativamente simple. Es capaz de agrupar conjuntos de datos de manera rápida y eficiente, en unas pocas iteraciones en la mayoría de los casos. (Géron, 2019)

A esto se le llama clustering. El clustering es la tarea de identificar instancias similares y asignarlas a clusters, es decir, grupos de instancias similares. No existe una definición universal de qué es un clúster, lo que signifique realmente depende del contexto. Los diferentes algoritmos capturan diferentes tipos de clusters según sea el caso. Se debe especificar el número de clusters  $k$  que debe encontrar el algoritmo cuando este vaya a implementarse. (Géron, 2019)

#### **2.2.13.5 Detección de bordes**

La detección de bordes es un proceso fundamental en el análisis de imágenes médicas, ya que permite extraer la estructura esencial de la imagen y reducir la cantidad de datos para procesar. En una imagen, los cambios en los niveles de intensidad revelan bordes, presentes cuando se observan variaciones en la escala de grises, formando lo que se conoce como una "imagen de gradiente". (Chaira, 2015)

Estos bordes definen la posición y forma de elementos como tumores, lesiones, vasos sanguíneos u otras estructuras. Sin embargo, en las imágenes médicas, los bordes suelen ser difusos debido al bajo contraste y la iluminación desigual. Por ello, a

menudo se mejora su visibilidad antes de proceder con la detección de bordes. (Chaira, 2015)

### **2.2.14 Librerías Python**

Es común que las librerías más destacadas sean aquellas que facilitan la interacción con el sistema operativo, como sys, os, shutil y glob. Esto se debe a que la mayoría de las aplicaciones Python están orientadas al procesamiento de entradas. (Hattingh, 2016)

Sin embargo, según las necesidades del programador, existen muchas otras opciones de librerías disponibles. En esta sección, se habla sobre las características principales de las librerías utilizadas en el presente estudio.

#### **2.2.14.1 Open CV**

OpenCV, o Biblioteca de Visión por Computadora de Código Abierto, es una herramienta fundamental para la visión por computadora en tiempo real, ofreciendo una amplia gama de funciones y algoritmos poderosos para aplicaciones de procesamiento de imágenes y videos. (Durums, 2023)

Escrita en C++, OpenCV proporciona enlaces para Python, facilitando su implementación en aplicaciones de este lenguaje. Además, cuenta con una interfaz gráfica de usuario (GUI) que simplifica la visualización y manipulación de datos. Entre sus características destacadas se incluyen el procesamiento de imágenes y videos, detección y reconocimiento de objetos mediante cascadas de Haar, HOG y enfoques basados en aprendizaje profundo, calibración de cámaras y algoritmos de aprendizaje automático para clasificación, regresión y agrupación en clústeres. (Durums, 2023)

### **2.2.14.2 NumPy**

NumPy es una biblioteca fundamental de Python para computación numérica, ofreciendo estructuras de datos poderosas como matrices multidimensionales o "ndarrays", junto con una amplia gama de funciones matemáticas para operar matrices. Es ampliamente utilizado en diversos campos como ciencia de datos, aprendizaje automático, informática científica e ingeniería. (Durums, 2023)

Está construido sobre lenguajes de bajo nivel como C y Fortran, NumPy es rápido y eficiente incluso con grandes conjuntos de datos. Además de su funcionalidad principal, NumPy facilita la integración con otras bibliotecas, como SciPy y Pandas. (Durums, 2023)

### **2.2.14.3 PyQt5**

PyQt es una de las opciones que existen para elaborar una interfaz gráfica de usuario (GUI) en Python. Esta ofrece desde opciones para trazado de gráficos, visualización 3D, widgets, etc. Suele ser similar a matplotlib, con la diferencia que PyQt ofrece una mejor interactividad. PyQt puede ser problemático a la hora de instalarlo, dependiendo de su plataforma. Por esta razón se han desarrollado diferentes versiones, entre ellas la PyQt5, que como su nombre lo indica es la versión número 5 de PyQt. (Hattingh, 2016)

### **2.2.14.4 Scikit Learn**

Scikit-learn, o sklearn, es una biblioteca de aprendizaje automático para Python, conocida por su amplia gama de algoritmos supervisados y no supervisados para análisis de datos. Fue desarrollada inicialmente por David Cournapeau como un

proyecto de Google Summer of Code en 2007, sklearn es ahora mantenida por un equipo de desarrolladores. (Durums, 2023)

Es un software de código abierto bajo licencia BSD y se basa en otras bibliotecas científicas de Python como NumPy, SciPy y matplotlib. Además, se integra con herramientas como TensorFlow y Pandas. Sklearn ofrece algoritmos para regresión, clasificación, agrupación (como K-Means), reducción de dimensionalidad y más, junto con utilidades para la selección y evaluación de modelos, como validación cruzada y búsqueda de cuadrícula. Es aplicada en tareas como procesamiento de lenguaje natural, reconocimiento de imágenes y análisis predictivo. (Durums, 2023)

## **2.3 Variable**

En esta sección, se plantean la variable, dimensiones, subdimensiones e indicadores de la presente investigación.

### **2.3.1 Definición conceptual de la variable**

La variable de la presente investigación es la “efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo”. La palabra clave de la variable es “efectividad”, la cual George Quintero et al. (2021) define como “la relación objetivo/resultado bajo condiciones reales”.

Esto indica que las dimensiones de la variable se encuentran directamente ligadas a los objetivos específicos de la investigación. En este contexto de estudio y para la variable “efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo”, existen 3 dimensiones.

La primera dimensión es la “bibliografía consultada”, que se alinea con el primer objetivo específico “Revisar la literatura científica y técnica relacionada con el procesamiento de imágenes de fondo de ojo para la detección de glaucoma”.

La segunda dimensión de la variable es “Herramientas desarrolladas” que a su vez cuenta con dos subdimensiones, “Algoritmo #1” y Algoritmo #2”. La segunda dimensión se alinea con el segundo y tercer objetivo específico, “Desarrollar dos herramientas utilizando algoritmos para el procesamiento de imágenes para la segmentación y medición de la copa y disco ópticos” y “Evaluar las técnicas de procesamiento de imágenes de umbralización OTSU y umbralización K-Means para esta área de estudio, en las herramientas utilizadas mediante la medición de la CDR en imágenes de fondo de ojo” respectivamente.

La tercera y última dimensión es “Validación y comparación de resultados”, se alinea con el cuarto objetivo específico “Validar la efectividad de los algoritmos para detectar si existe una sospecha de glaucoma, glaucoma, o si el ojo se encuentra sano mediante comparaciones de los resultados obtenidos con los provistos por la base de datos consultada”.

### **2.3.2 Definición operacional de la variable**

Para comprender mejor el manejo que se da a la variable “efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo”, Beracochea (2015) la define como “obtener los resultados planificados y esperados y requiere que exista un plan conjunto y común y que todos puedan esperar resultados”. Para poder entender la variable en su totalidad, se desglosa la misma en dimensiones

y subdimensiones, que pueden medirse, evaluarse o estudiarse mediante indicadores. En esta sección se describen los indicadores a utilizar en cada dimensión o subdimensión.

En la primera dimensión “Bibliografía Consultada”, los indicadores son “Cantidad de libros consultados”, “Cantidad de Tesis consultadas” y “Cantidad de informes de investigación consultados”. Para ello, solo se estarán tomando en cuenta aquellos que hayan sido utilizados y referenciados en la elaboración del presente informe. De esta manera puede analizarse la extensión de la Bibliografía consultada.

La segunda dimensión “Herramientas desarrolladas”, posee indicadores para cada una de sus subdimensiones. La subdimensión “Algoritmo #1” se estudia mediante los indicadores “Técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas en el Algoritmo #1”, “Características y valores del preprocesamiento en el Algoritmo #1” y “Fortalezas y limitaciones del Algoritmo #1”. La subdimensión “Algoritmo #2” se estudia mediante los indicadores “Técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas en el Algoritmo #2”, “Características y valores del preprocesamiento en el Algoritmo #2” y “Fortalezas y limitaciones del Algoritmo #2”. Estos indicadores son de un carácter principalmente cualitativo y analítico, y permiten una visión de los algoritmos desarrollados tanto desde la perspectiva del desarrollador como del usuario.

En la tercera dimensión, “Validación y comparación de resultados”, se cuenta con los indicadores “Positivos”, “Negativos” y “Falsos positivos”. Estos indicadores permiten determinar cómo se comporta cada programa en la detección de glaucoma comparado con los diagnósticos proporcionados por los expertos en la base de datos PAPILA.

### 2.3.3 Mapa de Variables

En la Tabla 1 se presenta el mapa de variables para el presente estudio.

**Tabla 1**

*Mapa de variables*

Objetivo General	Evaluar la efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo para el diagnóstico del glaucoma mediante la medición de la relación copa-disco ópticos.			
Objetivos Específicos	Variable	Dimensiones	Subdimensiones	Indicadores
Revisar la literatura científica y técnica relacionada con el procesamiento de imágenes de fondo de ojo para la detección de glaucoma.	Efectividad de dos prototipos de herramientas en el ámbito del procesamiento de imágenes de fondo de ojo	Bibliografía consultada		Cantidad de libros consultados Cantidad de tesis consultadas Cantidad de informes de investigación consultados

<p>Desarrollar dos herramientas utilizando algoritmos para el procesamiento de imágenes para la segmentación y medición de la copa y disco ópticos.</p>	<p>Herramien- tas desarrolla- das</p>	<p>Algoritmo #1</p>	<p>Técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas en el Algoritmo #1</p> <hr/> <p>Características y valores del preprocesamien- to en el Algoritmo #1</p> <hr/> <p>Fortalezas y limitaciones del Algoritmo #1</p>
<p>Evaluar las técnicas de procesamiento de imágenes de umbralización</p>		<p>Algoritmo #2</p>	<p>Técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas en el Algoritmo #2</p>

<p>OTSU y umbralización K-means para esta área de estudio, en las herramientas utilizadas mediante la medición de la CDR en imágenes de fondo de ojo.</p>	<p>Características y valores del preprocesamiento en el Algoritmo #2</p>
<p>Validar la efectividad de los algoritmos para detectar si existe glaucoma, una sospecha de glaucoma, o si el ojo se encuentra sano mediante</p>	<p>Validación y comparación de resultados</p> <p>Positivos</p> <p>Negativos</p>

---

comparacio- nes de los resultados obtenidos con los provistos por la base de datos consultada	Falsos positivos
--	------------------

---

## 2.4 Glosario de términos

1. Nervio óptico: segundo par craneal, pertenece al sistema nervioso somático. El nervio óptico está formado por los axones mielínicos de las células ganglionares de la retina. El nervio óptico es particular porque su vaina de mielina formada por oligodendrocitos, y el tejido conectivo que tiene asociado es dependencia de las meninges, por esto algunos lo consideran un tracto (como también se considera a la retina una parte adelantada del sistema nervioso central). (Garavaglia, 2019)

2. Pápila óptica: Elevación circular de la superficie interna de la retina que corresponde al borde del disco óptico y se forma por la acumulación de axones de células ganglionares que se incorporan al nervio óptico. (Garavaglia, 2019)

3. Copa del disco óptico: Excavación o depresión en el centro de la cabeza del nervio óptico. (Garavaglia, 2019)

4. Anillo neuroretiniano: Es el formado por las fibras de las células ganglionares que existe entre el borde externo de la excavación y el margen de la papila óptica.

(Garavaglia, 2019)

5. Glaucoma: Enfermedad crónica y lentamente progresiva, con excepción del agudo, multifactorial de los ojos que se caracteriza por una presión intraocular patológica, generalmente elevada, más de 21 mmHg. Como consecuencia genera una neuropatía óptica característica y potencialmente progresiva que se asocia a pérdida del campo visual con la progresión de la lesión. El glaucoma puede ser congénito o adquirido, de ángulo abierto o cerrado, y puede ser primario o secundario. (Garavaglia, 2019)

6. Fondo de ojo: Examen que se realiza para observar a través de la pupila, diferentes estructuras internas del globo ocular: vítreo, mácula, retina y papila óptica, entre otras estructuras. (Garavaglia, 2019)

7. Presión intraocular: Presión que se genera por el equilibrio entre la tasa de secreción y drenaje del humor acuoso. A su vez, es proporcional a la resistencia encontrada en los canales de drenaje y el grado de presión venosa episcleral. (Garavaglia, 2019)

## **CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO**

### **3.1 Tipo y diseño de la investigación**

El diseño de la investigación, según (Gallardo, 2017) es un plan estructurado que define las preguntas de investigación, identifica variables, establece métodos de manipulación, determina la frecuencia de las observaciones, analiza diferencias estadísticas y guía la interpretación de resultados para llegar a conclusiones.

El diseño según el control del factor de estudio de la presente investigación es no experimental. En una investigación no experimental, se observa las variables tal como se presentan en su contexto natural, sin manipularlas intencionalmente, para luego analizarlas (Cabezas et al., 2018). En este caso se estará aplicando dos algoritmos desarrollados a una serie de imágenes de fondo de ojo, para obtener resultados. Por otro lado, el diseño de la investigación según la secuencia temporal es transversal. Esto quiere decir, que no existe un intervalo temporal entre las variables estudiadas (Freire-Garabal et al., 2016). El tiempo no es una variable significativa en este estudio.

Mientras que el tipo de investigación, según el enfoque de las observaciones y valoraciones del fenómeno estudiado, suele ser catalogada en tipo cualitativa o cuantitativa (Cabezas et al., 2018). Cuando se combinan elementos de estos dos enfoques, le llama investigación de tipo mixto (Gallardo, 2017).

El tipo de investigación de este estudio es mixto, ósea que utiliza medidas numéricas y observación para la recolección datos (Cabezas et al., 2018), y a su vez varios de estos datos son categorizados, algo propio de las investigaciones cualitativas (Gallardo, 2017).

### 3.2 Población y muestra

La población tomada proviene de la base de datos libre PAPILA, recopilada por el Departamento de Oftalmología del Hospital General Universitario Reina Sofía, HGURS, de Murcia en España, entre los años 2018 y 2020. La población de la base de datos es de 244 pacientes, hombres y mujeres entre la edad de 15 y 90 años con ojos sanos, glaucomatosos o con sospecha de glaucoma (Kovalyk O. et al., 2022).

Esta base de datos posee la ventaja de tener las imágenes tanto en formato original (igual que al momento en que se tomaron) y las imágenes segmentadas por oftalmólogos (las imágenes originales con la segmentación trazada a mano sobre las mismas). Tener ambos formatos de imágenes de los sujetos muestreados, permite realizar una comparación entre la segmentación del algoritmo y la segmentación de los expertos.

El muestreo de la población es no probabilístico. En este, el investigador selecciona los sujetos sin seguir un método aleatorio, busca tener muestras representativas incluyendo sujetos con características comunes o típicas (Cabezas et al., 2018). El método de muestreo no probabilístico a utilizar es el muestreo por juicio, donde las imágenes son seleccionadas con base a los criterios o juicios del investigador (Gallardo, 2017).

Tomando en consideración el proceso de preprocesamiento que se realiza de manera manual, en total se seleccionaron 100 imágenes para ser la muestra representativa de la población, de 50 pacientes (dos imágenes por paciente, ojo izquierdo y ojo derecho) entre las edades de 90 y 22 años, hombres y mujeres. De las cuales 52 imágenes

están catalogadas como glaucomatosas, 22 como sospechosas de glaucoma y 26 como no glaucomatosas. Dentro de esas 100 imágenes encontramos características diferentes que le permiten al algoritmo probarse en diversos casos, las características principales observadas son imágenes ideales, imágenes borrosas, imágenes oscuras, imágenes claras, imágenes con manchas amarillas o blancas e imágenes con un disco óptico no centrado. Las 100 imágenes serán procesadas dos veces cada una, la primera vez en el Algoritmo #1 y la segunda en el Algoritmo #2, lo que representa un total de 200 preprocesamientos manuales.

Dado que el orden de las imágenes en la base de datos es arbitrario y no sigue ningún criterio relacionado con las características de los pacientes o de las imágenes tomadas, seleccionar las primeras 100 imágenes tiene un efecto de selección casi aleatoria, ya que ninguna característica particular se asocia con el número de posición de las imágenes en la base de datos.

### **3.3 Procedimiento de la Investigación**

Las fases seguidas en esta investigación se pueden resumir en:

Planteamiento del problema: El glaucoma es una de las principales causas de ceguera en el mundo, cuyo diagnóstico puede ser difícil, principalmente porque en sus etapas más tempranas es asintomático. El diagnóstico del glaucoma mediante el análisis de imágenes de fondo de ojo por parte de los oftalmólogos es subjetivo. Sin la implementación de equipos más sofisticados que aporten mediciones automáticas y exactas, este diagnóstico suele estar sujeto a errores que pueden conducir a la sobrederivación o subderivación de pacientes a un especialista, provocando

problemas en el sistema de salud o en la calidad de vida de los pacientes. Estas técnicas (principalmente HRT y OCT) no suelen ser utilizadas de manera rutinaria en consultas de atención primaria y además son más costosas, lo cual acentúa el problema.

Objetivos de la investigación: El desarrollo de algoritmos de bajo costo que puedan ser utilizados en las consultas de atención primaria, para su aplicación en imágenes de fondo de ojo, son una alternativa para el mejoramiento de la detección y seguimiento del problema en las consultas primarias. El objetivo, se encuentra en hallar cuáles son las mejores técnicas de procesamiento de imágenes para la segmentación del nervio óptico, que es el primer paso para obtener mediciones precisas de los parámetros más utilizados para la detección del glaucoma (CDR). En el futuro, esta información puede ser utilizada para buscar la mejor manera de crear herramientas más sofisticadas y automatizadas.

Alcance de la investigación: El alcance de la investigación abarca el desarrollo y validación de dos algoritmos con diferentes técnicas de umbralización como prototipo de herramientas de diagnóstico para el glaucoma, para la comparación de resultados entre ambos.

Marco Teórico: Previo al desarrollo de los algoritmos, se realizó una revisión de la literatura, donde se estudiaron investigaciones relacionadas a la problemática que aborda este estudio, centradas en la aplicación de técnicas de procesamiento de imágenes para obtener ciertos parámetros de las imágenes de fondo de ojo. Una de las conclusiones principales obtenidas de esta revisión, fue la importancia de realizar una buena segmentación de la copa y disco ópticos para obtener mediciones precisas.

Además, se analizaron los conceptos teóricos en torno al glaucoma (clasificaciones, parámetros para su diagnóstico, técnicas actuales de diagnóstico, etc.) y al procesamiento de imágenes (técnicas utilizadas en imágenes de fondo de ojo y utilizadas en los algoritmos desarrollados).

Metodología: El diseño escogido según el control del factor de estudio de la investigación es no experimental (Cabezas et al., 2018) y según la secuencia temporal, es transversal (Freire-Garabal et al., 2016). La investigación es de tipo mixto, ya que los datos recolectados son cualitativos y cuantitativos (Gallardo, 2017).

Población y muestra: Los datos recolectados mediante los algoritmos serán de la población de la base de datos PAPILA del Hospital General Universitario Reina Sofía en Murcia, España, cuyas imágenes fueron obtenidas entre 2018 y 2020 (Kovalyk O. et al., 2022). De esta población, se realizó un muestreo no probabilístico, cuyo método es muestreo de juicio (Gallardo, 2017). En total se seleccionaron 100 imágenes.

Recolección y procesamiento de datos: Los datos se recopilan a través de los algoritmos desarrollados. Para la segmentación de la copa y disco óptico de la imagen y la medición de los parámetros CDR en el Algoritmo #1, se utiliza una umbralización por escala de grises (umbralización OTSU), cuyo funcionamiento se sintetiza en el Flujograma #1 (Ver Figura 3). Para la segmentación de la copa y disco óptico de la imagen y la medición de los parámetros CDR en el Algoritmo #2, se utiliza una umbralización por colores (umbralización K-Means), cuyo funcionamiento se sintetiza en el Flujograma #2 (Ver Figura 4). Ambos flujogramas fueron realizados utilizando la simbología para flujogramas ANSI (Ministerio de Planificación Nacional y Política Económica, 2009). En cada algoritmo se procesan las mismas 100 imágenes. Los

datos recopilados, son los parámetros de relación copa disco obtenidos y la sugerencia de diagnóstico de cada imagen de fondo de ojo.

**Figura 3**

*Flujograma #1 sobre el funcionamiento del Algoritmo #1*

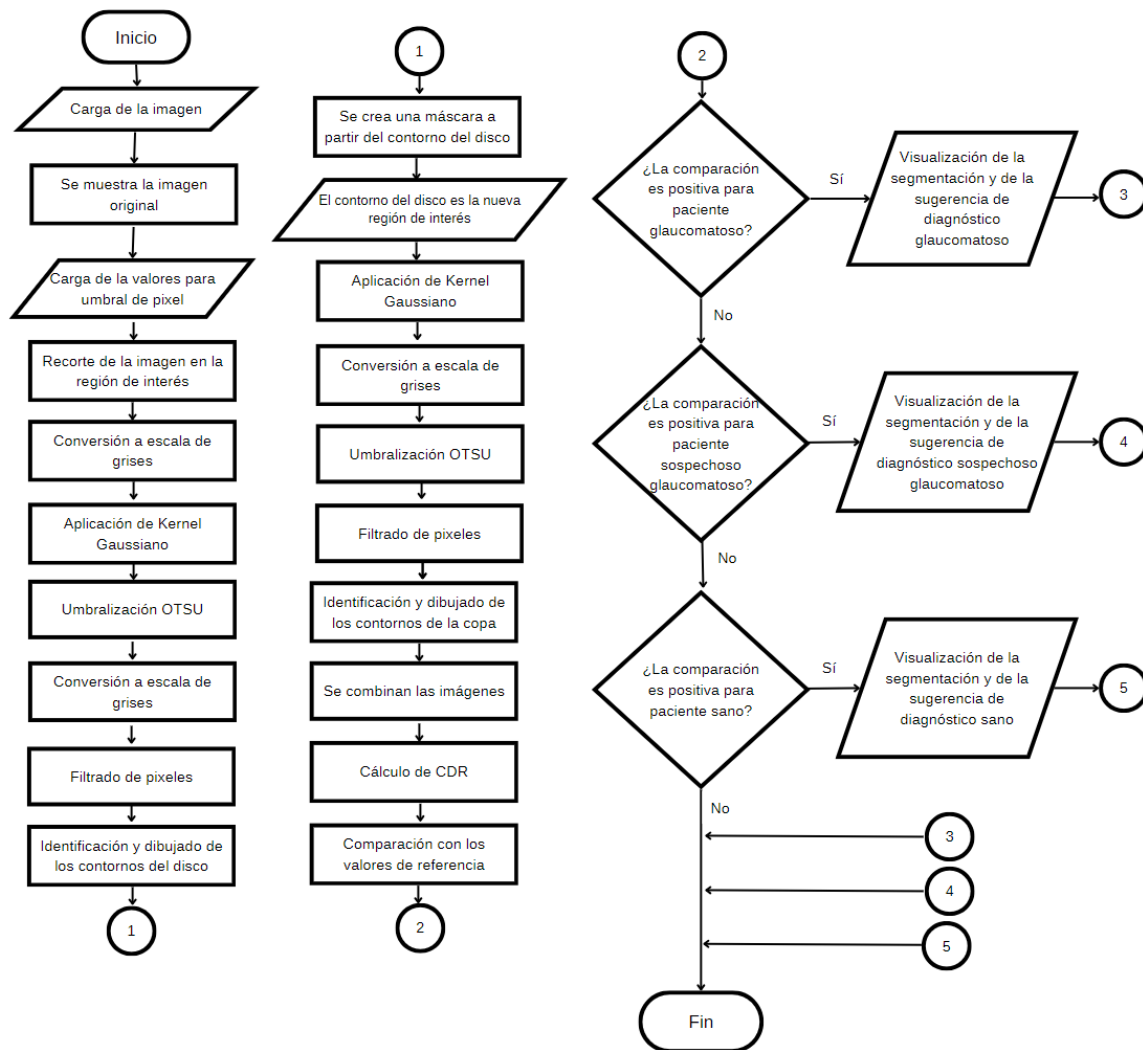
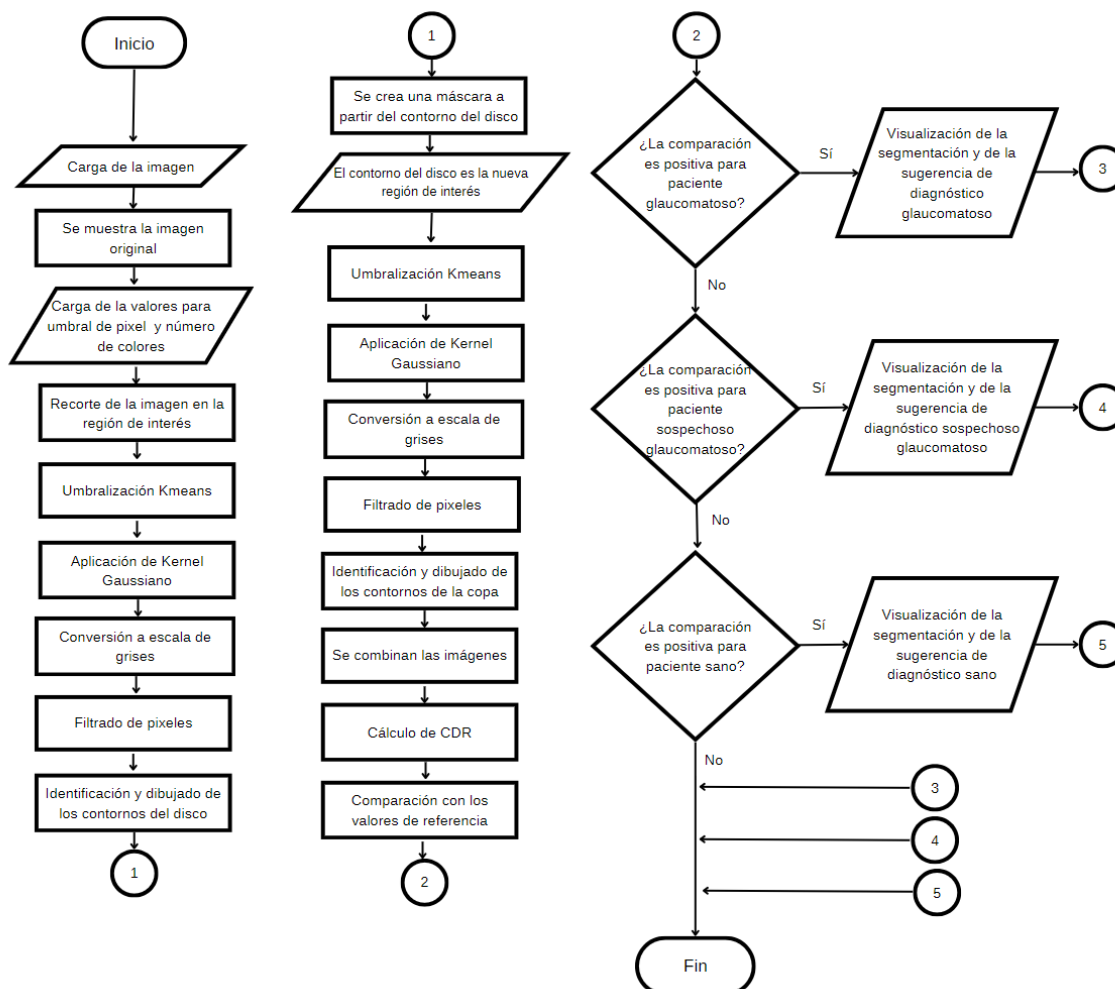


Figura 4

Flujograma #2 sobre el funcionamiento del Algoritmo #2



El Flujograma #1 inicia con la carga de la imagen al Algoritmo #1, que será mostrada en la interfaz. Una vez cargada la imagen el usuario ingresa los valores para el umbral de píxel de la copa y el disco para iniciar que representan el preprocesamiento de la imagen. El procesamiento de la imagen primero se enfoca en la segmentación del disco. Primero se realiza un recorte en la región de interés de la imagen y se convierte la imagen a escala de grises. Posteriormente se aplica un kernel Gaussiano, se realiza

umbralización OTSU y se convierte nuevamente a escala de grises para realizar el filtrado de píxeles. Luego procede a la identificación y dibujado de los contornos del disco óptico. De este contorno se crea una máscara que es utilizada como una nueva región de interés para segmentar la copa óptica.

En la nueva región de interés se aplica un kernel Gaussiano, se realiza la umbralización OTSU y se aplica el filtrado de píxeles, para proceder a la identificación y dibujado de los contornos del a copa óptica. De esta manera finaliza el proceso de segmentación y se combinan las imágenes para calcular la relación copa-disco (CDR). Ese cálculo se compara con los valores de referencia y se toma la decisión del diagnóstico del paciente entre glaucomatoso, sospechoso de glaucoma o sano. Por último, se visualiza la sugerencia de diagnóstico y la segmentación de la imagen original, dando fin al Algoritmo #1.

El Flujograma #2 inicia con la carga de la imagen al Algoritmo #2, que será mostrada en la interfaz. Una vez cargada la imagen el usuario ingresa los valores para el umbral de píxel de la copa y el disco y los valores para el número de colores de la umbralización de la copa y el disco que representan el preprocesamiento de la imagen. El procesamiento de la imagen primero se enfoca en la segmentación del disco. Se realiza un recorte en la región de interés de la imagen y posteriormente se realiza la umbralización K-Means. Después se aplica un kernel Gaussiano y se convierte la imagen a escala de grises, para realizar el filtrado de píxeles. Luego procede a la identificación y dibujado de los contornos del disco óptico. De este contorno se crea una máscara que es utilizada como una nueva región de interés para segmentar la copa óptica.

En la nueva región de interés se realiza la umbralización K-Means. Después se aplica un kernel Gaussiano y se convierte la imagen a escala de grises, para realizar el filtrado de píxeles. Luego procede a la identificación y dibujo de los contornos de la copa óptica. De esta manera finaliza el proceso de segmentación y se combinan las imágenes para calcular la relación copa-disco (CDR). Ese cálculo se compara con los valores de referencia y se toma la decisión del diagnóstico del paciente entre glaucomatoso, sospechoso de glaucoma o sano. Por último, se visualiza la sugerencia de diagnóstico y la segmentación de la imagen original, dando fin al Algoritmo #2.

Análisis de datos: Se realiza en tres partes. El primer paso es la categorización de los datos obtenidos, esta categorización es realizada por el programa automáticamente. Según los parámetros obtenidos por el algoritmo, este los clasifica en una de tres categorías: glaucomatoso, sospechoso de glaucoma y no glaucomatoso. La clasificación se realiza a partir de las mediciones de la relación copa-disco de cada imagen (Ver Tabla 2).

**Tabla 2**

*Métricas para la clasificación de diagnóstico de las imágenes analizadas*

Diagnóstico	Medida de la relación copa-disco (CDR)
Sano	$CDR \leq 0.3$
Sospechoso de glaucoma	$0.3 < CDR \leq 0.6$
Glaucomatoso	$CDR > 0.6$

*Nota.* Adaptada de “Manual CTO Oftalmología” por J. Gonzalez et. al., *Grupo CTO* (2012)

Una vez obtenida la categoría en la cual se halla cada uno de los datos obtenidos, el segundo paso del análisis de datos es la comparación del diagnóstico sugerido por el algoritmo con el diagnóstico de los expertos (que también se divide en glaucomatoso, sospechoso de glaucoma y no glaucomatoso), que se encuentra en la información de la base de datos.

En la tercera y última parte, se realiza un análisis de los datos de diagnóstico obtenidos entre los resultados de diagnóstico realizados por los algoritmos y los diagnósticos realizados por los expertos utilizando el índice Kappa de Cohen. Este índice es aplicable y funciona como coeficiente de correlación de concordancia, ya que se comparan datos categóricos, que además poseen una relación entre sí. Una de las principales aportaciones de analizar los resultados mediante este índice, es que Cohen propone una medida que corrige la concordancia ocasionada por azar, introduciendo en su cálculo la probabilidad de que exista concordancia por causas aleatorias. (Choudhary y Nagaraja, 2017)

Interpretación de resultados: Una vez realizado el análisis de resultados, se procede a la interpretación. Para determinar cuál de los métodos utilizados por cada algoritmo obtiene mejores resultados finales, se realiza una comparación de los índices obtenidos. Dentro de esta comparación también se contemplan las limitaciones individuales de cada algoritmo, sus ventajas y desventajas.

Informe final: Como último paso del procedimiento del presente estudio, es de carácter obligatorio el informe final de resultados. El informe final de resultados constituye al presente documento, en formato de tesis, la cual será sometida a defensa ante un jurado y entregada en forma digital e impresa según los parámetros establecidos por la Universidad Latina de Panamá. En la misma se incluirán todos los hallazgos relevantes, conclusiones y metodologías utilizadas para responder a los objetivos propuestos al inicio de la investigación. Se espera que este informe pueda contribuir de manera significativa al material académico existente en relación con el tema propuesto y al mejoramiento de las técnicas de diagnóstico y seguimiento del glaucoma.

## **CAPÍTULO IV: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS**

#### **4.1 Análisis de resultados de la bibliografía consultada**

La bibliografía consultada para realizar la presente investigación incluyó un número significativo de fuentes académicas, entre las cuales se destacan 42 libros. Los libros revisados aportaron una base teórica sólida sobre el procesamiento de imágenes, abarcando desde los fundamentos hasta los métodos avanzados, lo cual permitió contextualizar el desarrollo de los algoritmos. Además, proporcionaron las bases teóricas necesarias en materia de oftalmología para comprender el contexto, causas, factores de riesgo, métodos de diagnóstico y anatomía involucrada en el padecimiento de glaucoma. Otros temas presentes en los libros consultados también son la metodología de la investigación y bioestadística.

Adicionalmente, se consultaron 5 tesis de temas principalmente relacionados con el procesamiento de imágenes en materia de glaucoma y oftalmología. Mediante el análisis de su contenido se pudieron estudiar los antecedentes existentes a la presente investigación.

Por último, los 14 informes de investigación consultados brindaron una perspectiva aplicada de diversos temas, exponiendo datos estadísticos sobre el glaucoma y datos referentes a técnicas de procesamiento de imágenes que enriquecieron el análisis de las técnicas aplicadas.

En conjunto, estas fuentes proporcionan un marco comprensivo y balanceado que sustenta las decisiones metodológicas y los enfoques implementados en los algoritmos desarrollados.

## 4.2 Análisis de resultados de las herramientas desarrolladas

### 4.2.1 Tablas de recolección de datos

En la Tabla 3 y Tabla 4 se pueden observar tres secciones de información que corresponden a cada muestra. En la primera sección, después de la columna que indica el número de muestra, titulada “Información de la base de datos PAPILA” está la información general sobre cada muestra que proporciona la base de datos PAPILA. Esta información incluye el nombre de la imagen en la base de datos, la edad y género del paciente (valores de “0” para masculino y “1” para femenino) y el diagnóstico realizado por expertos a cada imagen. Este último corresponde al dato de control que se está utilizando en este estudio. El diagnóstico está dividido en tres categorías: normal (0), glaucomatoso (1) y sospechoso de glaucoma (2). Las categorías están codificadas de manera numérica para poder realizar posteriormente un análisis del coeficiente Kappa de Cohen.

En la segunda sección titulada “Resultados del Algoritmo #1” para la Tabla 3 y “Resultados del Algoritmo #2” para la Tabla 4, se encuentran los datos obtenidos al aplicar el programa en cada imagen. En ella se encuentran siete columnas de datos, la primera sobre el diagnóstico realizado por el programa dividido en tres categorías y codificado al igual que en la sección anterior de la tabla: normal (0), glaucomatoso (1) y sospechoso de glaucoma (2).

En la segunda columna se encuentran los resultados de “Coincidencia del diagnóstico”, que surge de la comparación del diagnóstico realizado por los expertos y el diagnóstico realizado por el programa. La coincidencia del diagnóstico se divide

en tres categorías se encuentran codificadas para la practicidad del análisis de la siguiente manera: positivos (0), negativos (1) y falsos positivos (2).

Los positivos, son aquellos diagnósticos del programa que coinciden correctamente con el diagnóstico proporcionado por los expertos en la base de datos PAPILA. Los negativos son aquellos diagnósticos del programa que no coinciden con el diagnóstico proporcionado por los expertos. Por último, en los falsos positivos se refieren a aquellos diagnósticos del programa que coinciden aparentemente con el diagnóstico proporcionado por los expertos, pero que al observar dónde se están realizando las mediciones de las áreas segmentadas, estas no están ubicadas en la copa y/o disco óptico.

En la tercera columna de la sección se encuentra el “CDR” (relación copa-disco óptico). La medición del CDR es el parámetro medido mediante el cual el programa incluye la imagen dentro de una de las tres categorías de diagnóstico. La correcta medición de la CDR depende de una buena segmentación de las áreas donde se encuentra la copa y el disco óptico. En las cuatro últimas columnas de la sección “D. de disco”, “D. de copa”, “R. de disco” y “R. de copa” se proporciona información adicional sobre el radio y diámetro de la copa y disco ópticos medidos.

En la tercera sección “Información introducida en el programa” se encuentran los valores introducidos por el usuario para el preprocesamiento. En el caso de la Tabla 3 que corresponde al Algoritmo #1 que utiliza umbralización OTSU, se ingresan los valores para el umbral de píxel de la copa y el umbral de píxel del disco. En el caso de la Tabla 4 que corresponde al Algoritmo #2 que utiliza umbralización K-Means, además de estos dos valores, también se ingresa el valor para el número de colores en los que

se van a clasificar los pixeles del disco y el número de colores en los que se van a clasificar los pixeles de la copa. En ambos algoritmos también se cuenta con el valor editable del tamaño del kernel para el procesamiento de la copa y disco por separado. Después de diversas pruebas, se decide utilizar únicamente kernels de tamaño 9 para todos los casos, ya que es el que mejor se acopla a las necesidades de las imágenes.

**Tabla 3**  
**Resultados del Algoritmo #1**

Información de la base de datos PAPILA					Resultados del Algoritmo #1						Información introducida en el programa				
Muestra #	Imagen	Edad	Género	Diagnóstico por expertos	Diagnóstico por el programa	Coincidencia del diagnóstico	CDR	D. de disco	D. de copa	R. de disco	R. de copa	Umbral pixel copa	Umbral pixel disco	Tamaño kernel copa	Tamaño kernel disco
1	#002OD	47	0	2	2	0	0,53	440	233,98	220	116,99	140	75	9	9
2	#002OS	47	0	2	2	0	0,48	540	259,59	270	129,79	145	85	9	9
3	#004OD	58	1	1	1	0	0,6	420	253,73	210	126,87	100	65	9	9
4	#004OS	58	1	1	1	1	0,74	440	325,59	220	162,8	120	55	9	9
5	#005OD	89	1	1	2	1	0,6	1050	626,62	525	313,31	125	90	9	9
6	#005OS	89	1	1	2	1	0,31	862	263,02	431	131,51	100	80	9	9
7	#006OD	69	0	2	0	1	0,23	1272	289,71	636	144,85	70	200	9	9
8	#006OS	69	0	2	0	1	0,16	1242	201,97	621	100,99	85	75	9	9
9	#007OD	22	1	2	0	1	0,21	1052	220,88	526	110,44	130	150	9	9
10	#007OS	22	1	2	0	1	0,19	864	162,1	432	81,05	130	120	9	9
11	#008OD	67	1	2	0	1	0,18	1396	248,71	698	124,36	78	143	9	9
12	#008OS	67	1	2	2	0	0,56	466	260,67	233	130,33	100	140	9	9
13	#009OD	79	0	2	0	1	0,29	1276	364,56	638	182,28	55	230	9	9
14	#009OS	79	0	2	0	1	0,12	1232	143,11	616	71,55	65	230	9	9
15	#010OD	72	1	1	0	1	0,2	1022	203,39	511	101,7	50	143	9	9
16	#010OS	72	1	1	0	1	0,3	1172	351,57	586	175,78	50	240	9	9
17	#013OD	70	1	1	2	1	0,47	802	379,09	401	189,55	160	230	9	9
18	#013OS	70	1	1	1	2	0,89	1344	1196,49	672	598,25	55	240	9	9

19	#014OD	60	1	1	1	1	0,77	486	375,11	243	187,56	115	140	9	9
20	#014OS	60	1	1	0	1	0,18	1110	207,51	555	103,76	115	70	9	9
21	#015OD	78	1	1	1	1	0,95	634	599,41	317	299,71	100	240	9	9
22	#015OS	78	1	1	2	2	0,37	980	362,23	490	181,12	130	110	9	9
23	#016OD	69	0	1	2	1	0,46	1244	573,31	622	287,66	50	240	9	9
24	#016OS	69	0	1	0	1	0,2	1364	277,27	682	138,63	65	240	9	9
25	#018OD	43	0	2	2	0	0,53	438	232,44	219	116,22	100	180	9	9
26	#018OS	43	0	2	2	0	0,6	360	215,36	180	107,68	130	10	9	9
27	#019OD	87	1	1	0	1	0,06	1030	61,63	515	30,81	100	200	9	9
28	#019OS	87	1	1	1	2	0,74	1368	1007,69	684	503,84	70	200	9	9
29	#020OD	87	1	1	0	1	0,23	1148	266,63	574	133,31	90	243	9	9
30	#020OS	87	1	1	0	1	0,26	1136	290,84	568	145,44	90	240	9	9
31	#021OD	62	0	1	1	0	0,67	426	286,36	213	143,18	120	20	9	9
32	#021OS	62	0	1	1	0	0,7	426	300,1	213	150,05	120	10	9	9
33	#023OD	81	1	1	1	0	0,83	528	436,85	264	218,42	130	230	9	9
34	#023OS	81	1	1	1	0	0,76	508	384,97	254	192,49	130	100	9	9
35	#024OD	53	0	2	0	1	0,07	1442	104,4	721	52,2	65	220	9	9
36	#024OS	53	0	2	0	2	0,1	1276	130,38	638	65,19	75	240	9	9
37	#025OD	62	1	1	2	1	0,39	658	254,25	329	127,12	120	240	9	9
38	#025OS	62	1	1	1	0	0,79	554	438,1	277	219	120	240	9	9
39	#026OD	61	0	1	0	1	0,25	1096	276,38	548	138,19	120	243	9	9
40	#026OS	61	0	1	0	1	0,21	1126	239,51	563	119,75	110	240	9	9
41	#027OD	78	1	0	0	2	0,15	1026	154,09	513	77,05	150	240	9	9
42	#027OS	78	1	1	0	1	0,13	1204	154,86	602	77,42	150	240	9	9

43	#028OD	26	0	0	2	1	0,37	536	199,22	268	99,61	130	240	9	9
44	#028OS	26	0	0	0	0	0,3	536	160,43	268	80,22	105	10	9	9
45	#029OD	41	1	0	0	2	0,08	1294	105,79	647	52,89	88	240	9	9
46	#029OS	41	1	0	0	2	0,08	1200	92,4	600	46,2	85	200	9	9
47	#030OD	34	1	0	2	1	0,35	406	140,28	203	70,14	130	15	9	9
48	#030OS	34	1	0	0	0	0,26	424	110,62	212	55,31	160	10	9	9
49	#031OD	29	1	0	0	2	0,09	1158	107,79	579	53,89	80	240	9	9
50	#031OS	29	1	0	2	1	0,35	868	308,11	434	154,06	90	240	9	9
51	#032OD	37	0	0	0	2	0,16	1232	192,89	616	96,44	70	240	9	9
52	#032OS	37	0	0	0	2	0,16	1298	203,25	649	101,62	75	240	9	9
53	#033OD	56	1	0	0	2	0,16	1166	192,02	583	96,01	80	240	9	9
54	#033OS	56	1	0	0	0	0,29	484	140,1	242	70,05	117	20	9	9
55	#034OD	57	1	0	2	1	0,36	434	152,62	217	77,31	130	140	9	9
56	#034OS	57	1	0	0	0	0,29	500	144,42	250	72,21	120	90	9	9
57	#035OD	34	1	0	0	0	0,25	494	124,92	247	62,46	156	40	9	9
58	#035OS	34	1	0	0	0	0,23	538	125,4	269	62,7	154	20	9	9
59	#036OD	30	0	0	0	2	0,23	680	157,16	340	78,58	145	240	9	9
60	#036OS	30	0	0	0	0	0,26	530	138,98	265	69,49	142	50	9	9
61	#037OD	30	0	0	0	0	0,29	534	155,96	267	77,98	130	240	9	9
62	#037OS	30	0	0	0	2	0,26	570	145,64	285	72,82	140	240	9	9
63	#038OD	34	1	0	2	1	0,37	484	179,4	242	89,7	150	220	9	9
64	#038OS	34	1	0	0	0	0,26	508	134,41	254	67,21	150	10	9	9
65	#039OD	29	0	0	0	2	0,12	1236	146,13	618	73,07	40	240	9	9
66	#039OS	29	0	0	0	2	0,12	1194	142,21	597	71,1	90	200	9	9

67	#041OD	50	1	2	2	0	0,33	570	187,27	285	93,63	125	150	9	9
68	#041OS	50	1	2	2	0	0,48	538	258,12	269	129,06	120	200	9	9
69	#042OD	62	0	1	0	1	0,18	1224	217,21	612	108,6	90	240	9	9
70	#042OS	62	0	1	0	1	0,15	1156	172,63	578	86,31	75	240	9	9
71	#044OD	76	0	1	1	0	0,74	538	400,4	269	200,2	100	180	9	9
72	#044OS	76	0	1	0	1	0,26	1332	352,53	666	176,27	100	240	9	9
73	#045OD	67	0	0	0	0	0,21	522	108,94	261	54,47	110	243	9	9
74	#045OS	67	0	1	1	0	0,66	448	296,02	224	148,01	100	90	9	9
75	#046OD	53	0	2	2	2	0,31	820	250,63	410	125,31	140	180	9	9
76	#046OS	53	0	2	2	2	0,41	1018	420,77	509	210,39	60	240	9	9
77	#047OD	78	1	1	1	0	0,62	508	316,42	254	158,21	135	180	9	9
78	#047OS	78	1	1	1	0	0,6	522	315,42	261	157,71	130	180	9	9
79	#048OD	69	1	1	1	0	0,62	464	288,76	232	144,38	130	60	9	9
80	#048OS	69	1	1	1	0	0,67	548	369,35	274	184,68	110	60	9	9
81	#050OD	71	1	1	1	0	0,8	500	401,91	250	200,95	140	40	9	9
82	#050OS	71	1	1	2	1	0,33	562	187,52	281	93,76	140	240	9	9
83	#051OD	71	1	1	1	0	0,73	502	367,27	251	183,63	150	100	9	9
84	#051OS	71	1	1	1	0	0,63	554	292,65	277	146,32	110	100	9	9
85	#053OD	80	1	2	0	1	0,15	1246	188,3	623	94,15	70	240	9	9
86	#053OS	80	1	2	0	1	0,17	1150	196,61	575	98,31	85	240	9	9
87	#055OD	77	1	1	2	1	0,33	1170	382,35	585	191,17	95	240	9	9
88	#055OS	77	1	1	2	1	0,31	1194	367,82	597	183,91	95	240	9	9
89	#056OD	65	0	1	0	1	0,17	1264	215,54	632	107,77	110	240	9	9
90	#056OS	65	0	1	2	1	0,38	1252	472,34	626	236,17	70	200	9	9

91	#057OD	74	0	1	2	1	0,56	514	256,15	257	143,07	120	15	9	9
92	#057OS	74	0	1	1	0	0,61	496	304,67	248	152,34	114	10	9	9
93	#062OD	65	0	1	0	1	0,19	1066	206	533	103	95	240	9	9
94	#062OS	65	0	1	2	1	0,4	1014	407,31	507	203,65	75	240	9	9
95	#064OD	90	1	1	0	1	0,26	1136	291,43	568	145,72	90	240	9	9
96	#064OS	90	1	1	0	1	0,2	1340	264,01	670	132	90	240	9	9
97	#065OD	60	1	1	1	0	0,63	512	324	256	162,26	80	220	9	9
98	#065OS	60	1	1	0	1	0,21	1278	269,36	639	134,68	80	200	9	9
99	#066OD	68	1	2	0	1	0,08	1286	101,01	643	50,51	78	240	9	9
100	#066OS	68	1	2	0	1	0,21	1212	255,27	606	127,63	70	240	9	9

**Tabla 4**  
**Resultados del Algoritmo #2**

Información de la base de datos				Resultados del Algoritmo #2								Información introducida en el programa					
PAPILA																	
Muestra	Imagen	Edad	Género	Diagnóstico	Diagnóstico	Coincidencia	CDR	D. de	D. de	R.	R. de	Umbral	Umbral	Tamaño	Tamaño	N°	N°
#				por	por el	de		disco	copa	de	copa	pixel	pixel	kernel	kernel	colores	colores
				expertos	programa	diagnóstico				disco		copa	disco	copa	disco	copa	disco
1	#002OD	47	0	2	2	0	0,52	546	281,96	273	140,98	120	70	9	9	3	4
2	#002OS	47	0	2	2	0	0,49	540	262,8	270	131,4	120	90	9	9	3	2
3	#004OD	58	1	1	1	0	0,64	428	273,58	214	136,79	90	70	9	9	5	6
4	#004OS	58	1	1	1	0	0,67	494	332,49	247	166,24	120	85	9	9	3	7
5	#005OD	89	1	1	1	0	0,66	470	311,29	235	155,65	130	120	9	9	4	3
6	#005OS	89	1	1	2	1	0,36	742	270,12	371	135,06	95	90	9	9	3	3
7	#006OD	69	0	2	2	0	0,53	546	290,47	273	145,23	65	65	9	9	3	3
8	#006OS	69	0	2	2	0	0,55	612	337,42	306	168,71	70	65	9	9	3	3
9	#007OD	22	1	2	2	2	0,51	404	206,12	202	103,06	130	90	9	9	7	3
10	#007OS	22	1	2	2	0	0,42	414	172,72	207	86,36	130	90	9	9	6	3
11	#008OD	67	1	2	2	0	0,5	482	243,08	241	121,54	80	60	9	9	3	4
12	#008OS	67	1	2	2	0	0,59	482	282,31	241	141,15	80	70	9	9	3	4
13	#009OD	79	0	2	2	0	0,43	502	215,11	251	107,55	57	55	9	9	5	6
14	#009OS	79	0	2	2	2	0,54	880	475,28	440	237,64	56	55	9	9	5	8
15	#010OD	72	1	1	1	0	0,72	514	368,9	257	184,45	40	30	9	9	3	4
16	#010OS	72	1	1	1	0	0,76	554	422,93	277	211,46	40	30	9	9	3	5
17	#013OD	70	1	1	1	0	0,77	486	375,19	243	187,59	160	140	9	9	3	10

18	#013OS	70	1	1	1	2	0,93	272	251,75	136	125,87	63	62	9	9	3	12
19	#014OD	60	1	1	1	0	0,7	508	356,61	254	178,3	110	80	9	9	3	4
20	#014OS	60	1	1	1	0	0,68	442	299,07	221	149,54	90	75	9	9	3	5
21	#015OD	78	1	1	2	1	0,47	1314	611,14	657	305,57	90	80	9	9	3	6
22	#015OS	78	1	1	1	0	0,73	522	383,22	261	191,61	120	105	9	9	3	6
23	#016OD	69	0	1	1	0	0,75	538	400,82	269	200,41	55	50	9	9	3	7
24	#016OS	69	0	1	1	0	0,61	462	280,11	231	140,06	60	57	9	9	3	8
25	#018OD	43	0	2	2	0	0,49	494	243,21	247	121,6	80	65	9	9	3	4
26	#018OS	43	0	2	2	0	0,52	468	245,64	234	122,82	95	75	9	9	3	4
27	#019OD	87	1	1	1	2	0,93	784	732,07	392	366,03	85	80	9	9	3	10
28	#019OS	87	1	1	1	2	0,68	306	207,41	153	103,71	76	75	9	9	3	5
29	#020OD	87	1	1	1	0	0,65	454	296,82	227	148,41	75	65	9	9	3	14
30	#020OS	87	1	1	1	0	0,6	516	311,91	258	155,95	75	65	9	9	3	14
31	#021OD	62	0	1	1	0	0,67	430	286,08	215	143,04	120	85	9	9	3	4
32	#021OS	62	0	1	1	0	0,76	418	315,64	209	157,83	120	100	9	9	4	2
33	#023OD	81	1	1	1	0	0,77	526	402,48	263	201,24	130	110	9	9	3	5
34	#023OS	81	1	1	1	0	0,82	506	415,44	253	207,72	110	100	9	9	3	5
35	#024OD	53	0	2	2	2	0,49	988	485,98	494	242,99	55	50	9	9	3	4
36	#024OS	53	0	2	2	0	0,51	452	230,39	226	115,19	65	60	9	9	4	10
37	#025OD	62	1	1	1	0	0,71	464	327,94	232	163,97	110	90	9	9	5	5
38	#025OS	62	1	1	1	0	0,84	462	388,21	231	194,1	130	90	9	9	3	5
39	#026OD	61	0	1	1	0	0,69	510	339,06	255	169,53	105	85	9	9	6	5
40	#026OS	61	0	1	1	0	0,62	484	302,28	242	151,14	95	81	9	9	10	8
41	#027OD	78	1	0	2	1	0,4	426	170,32	213	85,16	145	120	9	9	7	3

42	#027OS	78	1	1	2	1	0,46	500	294,76	250	147,38	135	120	9	9	3	4
43	#028OD	26	0	0	0	0	0,22	624	136,5	312	68,22	135	70	9	9	8	4
44	#028OS	26	0	0	0	0	0,25	632	158,9	316	79,45	105	70	9	9	9	2
45	#029OD	41	1	0	0	0	0,29	422	120,81	211	60,41	85	60	9	9	8	8
46	#029OS	41	1	0	0	0	0,23	468	105,76	234	52,88	80	55	9	9	6	9
47	#030OD	34	1	0	0	0	0,26	394	102,15	197	51,07	135	75	9	9	16	6
48	#030OS	34	1	0	0	0	0,29	406	116,69	203	58,34	160	100	9	9	9	6
49	#031OD	29	1	0	0	0	0,28	432	122,92	216	61,46	78	60	9	9	11	4
50	#031OS	29	1	0	0	0	0,23	392	88,23	196	44,11	105	80	9	9	6	4
51	#032OD	37	0	0	0	0	0,21	472	98,86	236	49,43	72	50	9	9	9	4
52	#032OS	37	0	0	0	0	0,3	472	141,42	236	70,71	86	55	9	9	13	6
53	#033OD	56	1	0	0	0	0,29	478	139,13	239	69,56	90	45	9	9	11	3
54	#033OS	56	1	0	0	0	0,28	458	129,17	229	64,58	120	45	9	9	11	3
55	#034OD	57	1	0	0	0	0,29	532	153,22	266	76,61	125	80	9	9	9	2
56	#034OS	57	1	0	0	0	0,27	522	142,48	261	71,24	125	80	9	9	6	2
57	#035OD	34	1	0	0	0	0,3	516	150,04	258	77,02	156	75	9	9	12	2
58	#035OS	34	1	0	0	0	0,22	566	124,62	283	62,31	153	85	9	9	14	2
59	#036OD	30	0	0	0	0	0,2	490	98,18	245	49,09	150	100	9	9	9	3
60	#036OS	30	0	0	0	0	0,22	504	111,46	252	55,73	150	100	9	9	4	3
61	#037OD	30	0	0	0	0	0,25	496	125,86	248	62,93	135	90	9	9	10	3
62	#037OS	30	0	0	0	0	0,26	464	122,37	232	61,18	140	90	9	9	10	3
63	#038OD	34	1	0	0	0	0,29	550	160,11	275	80,05	150	70	9	9	8	2
64	#038OS	34	1	0	0	0	0,23	516	118,83	258	59,41	150	70	9	9	8	2
65	#039OD	29	0	0	0	0	0,25	422	104,45	211	52,22	45	30	9	9	10	3

66	#039OS	29	0	0	0	0	0,22	460	100,75	230	50,37	90	60	9	9	10	3
67	#041OD	50	1	2	2	0	0,36	516	188,22	258	94,11	125	90	9	9	13	3
68	#041OS	50	1	2	2	0	0,46	568	261,28	284	130,64	110	90	9	9	5	2
69	#042OD	62	0	1	1	1	0,63	442	277,26	221	138,63	75	58	9	9	8	15
70	#042OS	62	0	1	1	0	0,61	410	250,19	205	125,1	68	65	9	9	10	4
71	#044OD	76	0	1	1	0	0,74	566	419,08	283	209,54	85	60	9	9	3	2
72	#044OS	76	0	1	1	0	0,63	520	325,4	260	162,7	100	85	9	9	6	4
73	#045OD	67	0	0	0	0	0,28	478	134,3	239	67,15	100	75	9	9	7	2
74	#045OS	67	0	1	1	0	0,6	474	285,1	237	142,55	95	80	9	9	3	2
75	#046OD	53	0	2	2	0	0,41	524	215,86	262	107,93	150	120	9	9	8	3
76	#046OS	53	0	2	2	0	0,44	512	227,77	256	113,89	62	55	9	9	8	4
77	#047OD	78	1	1	1	0	0,64	506	323,39	253	161,7	140	100	9	9	3	2
78	#047OS	78	1	1	1	0	0,64	514	328,59	257	164,3	140	100	9	9	3	2
79	#048OD	69	1	1	1	0	0,64	480	306,54	240	153,27	125	90	9	9	7	2
80	#048OS	69	1	1	1	0	0,62	546	337,38	273	168,69	120	90	9	9	3	2
81	#050OD	71	1	1	1	0	0,8	496	397,4	248	198,7	130	90	9	9	3	2
82	#050OS	71	1	1	1	0	0,64	474	302,98	237	151,49	130	93	9	9	3	7
83	#051OD	71	1	1	1	0	0,75	502	377,52	251	188,76	150	120	9	9	3	2
84	#051OS	71	1	1	1	0	0,68	504	344,23	252	172,11	110	90	9	9	3	2
85	#053OD	80	1	2	2	0	0,54	470	253,64	235	126,82	65	62	9	9	3	6
86	#053OS	80	1	2	2	0	0,42	456	190,51	228	95,25	90	75	9	9	3	3
87	#055OD	77	1	1	1	0	0,85	520	440,11	260	220,06	90	85	9	9	3	12
88	#055OS	77	1	1	2	1	0,48	802	381,09	401	190,55	90	80	9	9	3	6
89	#056OD	65	0	1	2	1	0,39	496	295,16	248	97,58	110	100	9	9	6	10

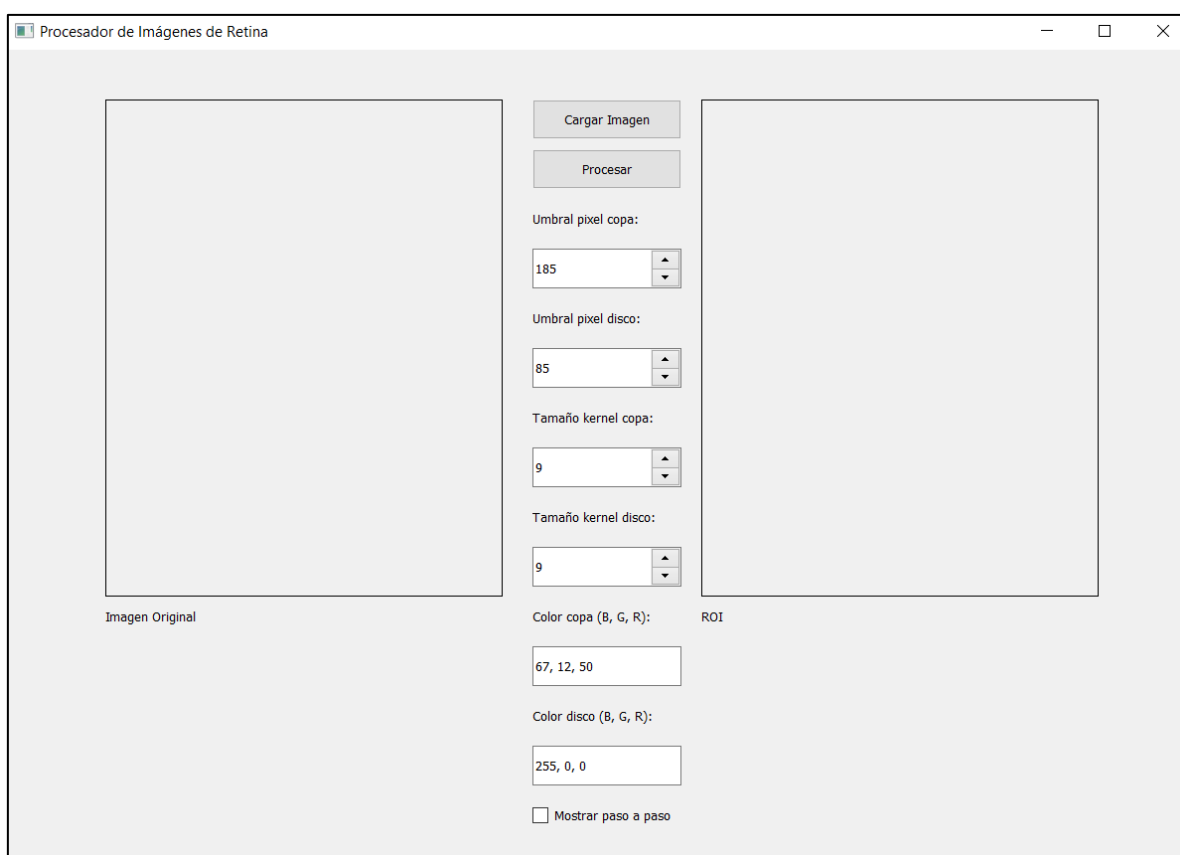
90	#056OS	65	0	1	2	1	0,55	974	533,35	487	266,68	67	65	9	9	3	8
91	#057OD	74	0	1	1	0	0,61	474	288,14	237	144,07	120	90	9	9	5	3
92	#057OS	74	0	1	1	0	0,69	472	327,89	236	163,94	110	80	9	9	3	2
93	#062OD	65	0	1	1	0	0,6	450	270,96	225	135,48	80	70	9	9	3	3
94	#062OS	65	0	1	1	0	0,6	410	247,73	205	123,86	75	70	9	9	3	4
95	#064OD	90	1	1	2	1	0,57	1580	893,76	790	446,88	80	75	9	9	3	4
96	#064OS	90	1	1	2	1	0,39	344	134,24	172	67,12	95	82	9	9	4	6
97	#065OD	60	1	1	1	0	0,7	496	346,52	248	173,26	70	55	9	9	3	3
98	#065OS	60	1	1	1	0	0,68	468	318,62	234	159,31	75	65	9	9	6	3
99	#066OD	68	1	2	2	0	0,54	572	306,44	286	153,22	65	50	9	9	4	4
100	#066OS	68	1	2	2	0	0,48	512	247,92	256	123,96	70	65	9	9	4	4

### 4.2.2 Análisis de resultados del Algoritmo #1

El funcionamiento del Algoritmo #1 comienza con la carga de la imagen, que se muestra en la interfaz (Ver Figura 5). Una vez cargada, el usuario ingresa los valores de umbral para la copa y el disco óptico, iniciando el preprocesamiento de la imagen.

#### Figura 5

##### *Interfaz de usuario del Algoritmo #1*



Primero, el procesamiento se centra en la segmentación del disco óptico: se recorta la región de interés de la imagen, se convierte a escala de grises y se aplica un filtro Gaussiano. A continuación, se aplica la umbralización OTSU, se ajusta a escala de grises nuevamente y se realiza el filtrado de píxeles. Luego se identifican y trazan los

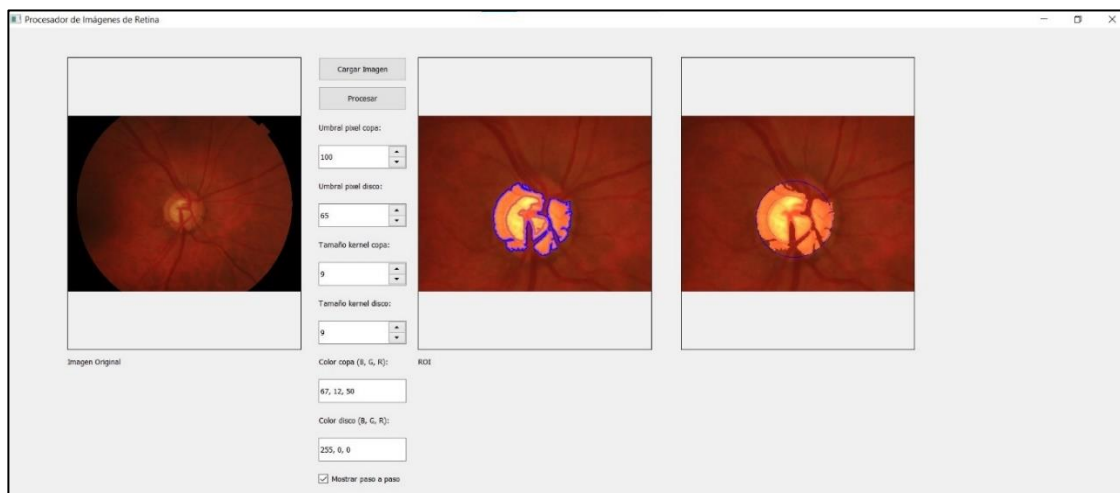
contornos del disco óptico, donde también se filtran pequeños detalles estableciendo un mínimo de tamaño para el área de los contornos que se toma en cuenta, creando una máscara que delimita una nueva región de interés para segmentar la copa óptica.

En esta región de interés de la copa óptica, se repite el proceso: se aplica el filtro Gaussiano, la umbralización de OTSU y el filtrado de píxeles, para luego identificar y trazar los contornos de la copa óptica, donde nuevamente se filtran pequeños detalles estableciendo un mínimo de tamaño para el área de los contornos que se toma en cuenta. Con la segmentación terminada, las imágenes se combinan para calcular la relación copa-disco (CDR). Este valor se compara con los rangos de referencia para determinar el diagnóstico del paciente, clasificándolos como glaucomatoso, sospechoso de glaucoma o sano.

Finalmente, el sistema muestra la recomendación de diagnóstico junto con la segmentación visual de la imagen original y los círculos las áreas donde se toman los diámetros para el cálculo del CDR, concluyendo así el Algoritmo #1. Si se selecciona la opción "Mostrar paso a paso" antes de procesar la imagen, adicionalmente, antes de mostrar la segmentación, pueden observarse las principales técnicas de procesamiento aplicadas a la imagen en una ventana emergente. Además, al ver el resultado final de la segmentación, al tener esta opción seleccionada, a la derecha de la imagen segmentada también pueden visualizarse los círculos trazados a partir de la segmentación, de los cuales se toman los diámetros para calcular el CDR (Ver Figura 6).

## Figura 6

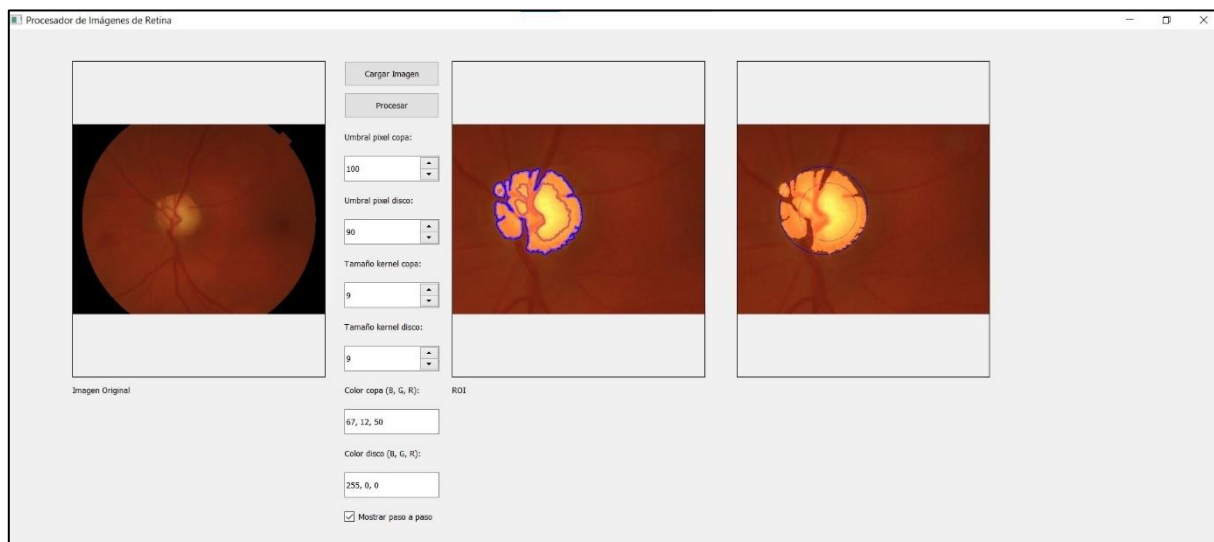
*Visualización de la segmentación y círculos trazados de la Imagen #004OD en la interfaz de usuario del Algoritmo #1*



En el Algoritmo #1 se presentaron ninguna, algunas o leves dificultades en la segmentación si la imagen contaba con condiciones ideales (Ver Figura 7 y Figura 8 con condiciones ideales), dependiendo del caso.

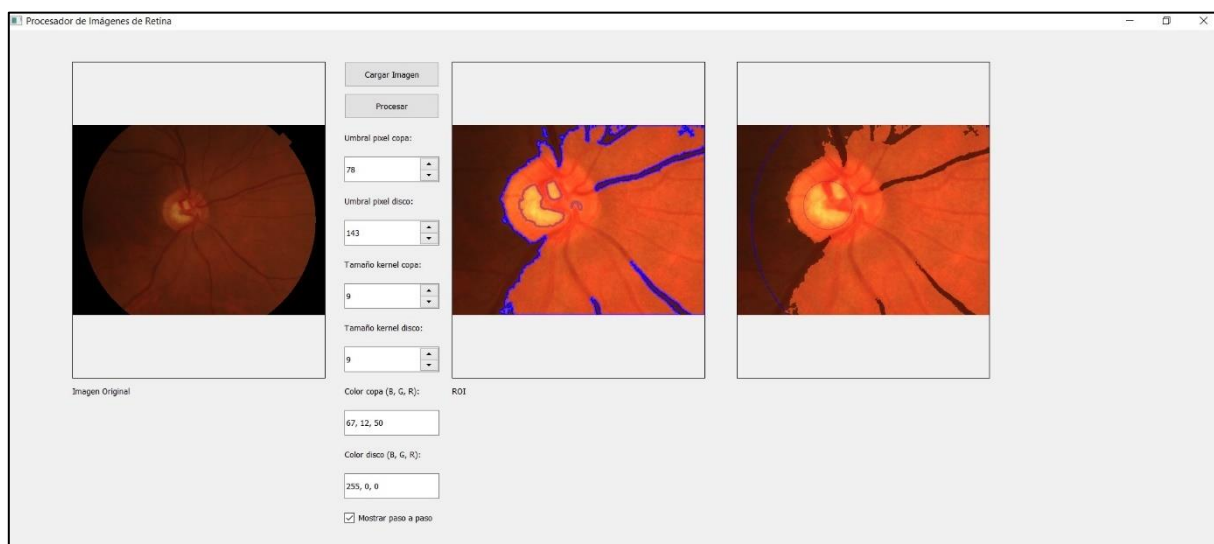
## Figura 7

*Ejemplo de la imagen #045OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1, con condiciones ideales, con segmentación y diagnóstico satisfactorio*



## Figura 8

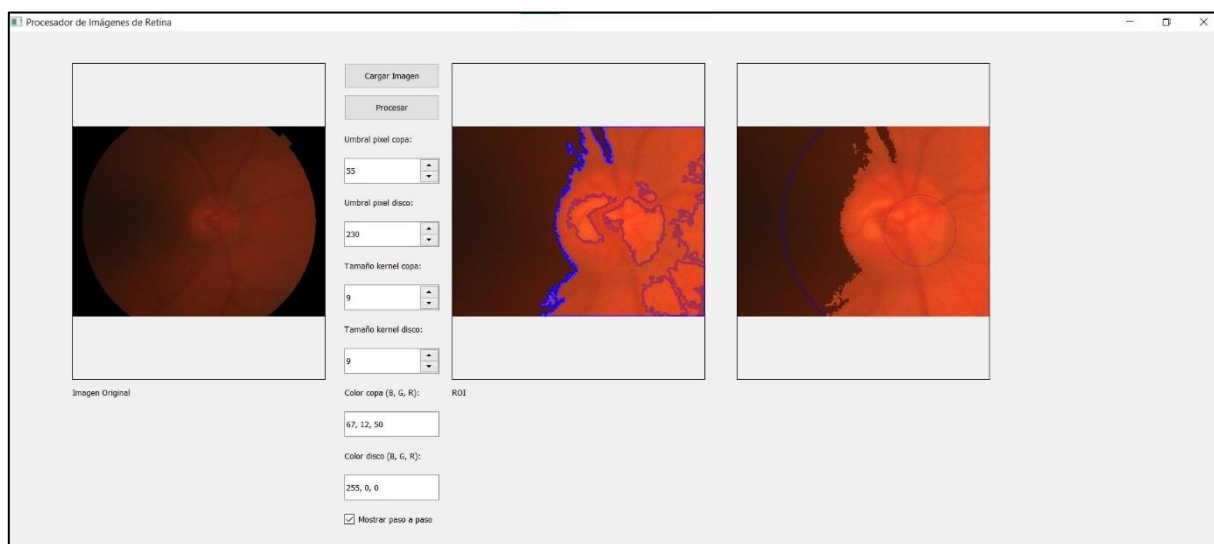
*Ejemplo de la imagen #008OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1, con condiciones ideales, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios*



Cuando la imagen no contaba con condiciones ideales, la segmentación y diagnóstico obtenidos no fueron satisfactorios en la mayoría de los casos. Entre las condiciones no ideales, se mencionan las imágenes demasiado oscuras, demasiado claras, borrosas, con manchas blancas o amarillas o con discos no centrados en la ROI. En la Figura 9, Figura 10, Figura 11 y Figura 12 se ejemplifican casos donde la segmentación presentó dificultades y en consecuencia el diagnóstico no fue satisfactorio.

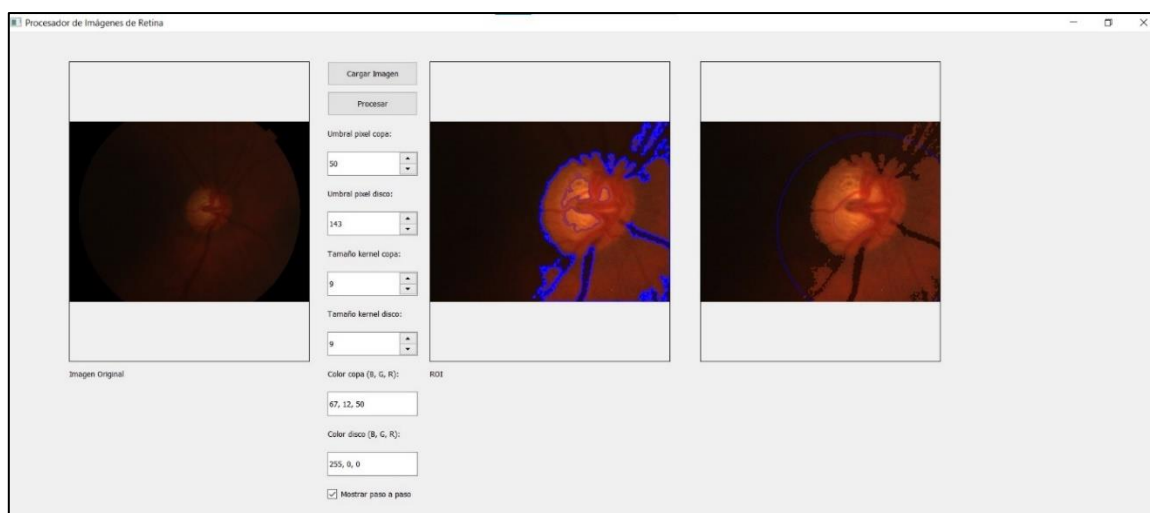
### Figura 9

*Ejemplo de la imagen #009OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente borrosidad, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios*



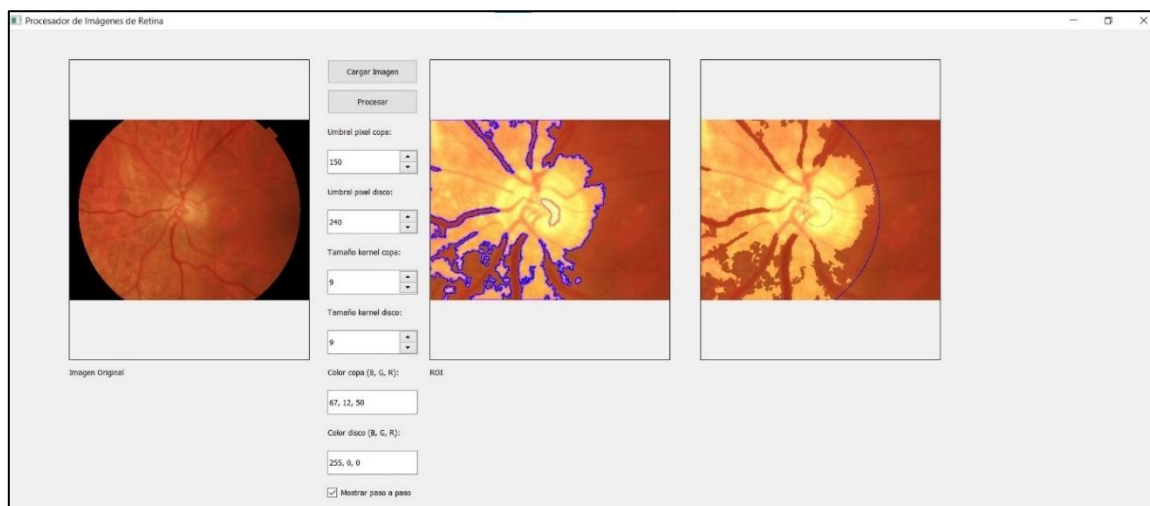
## Figura 10

*Ejemplo de la imagen #0100D de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente falta de brillo, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios*



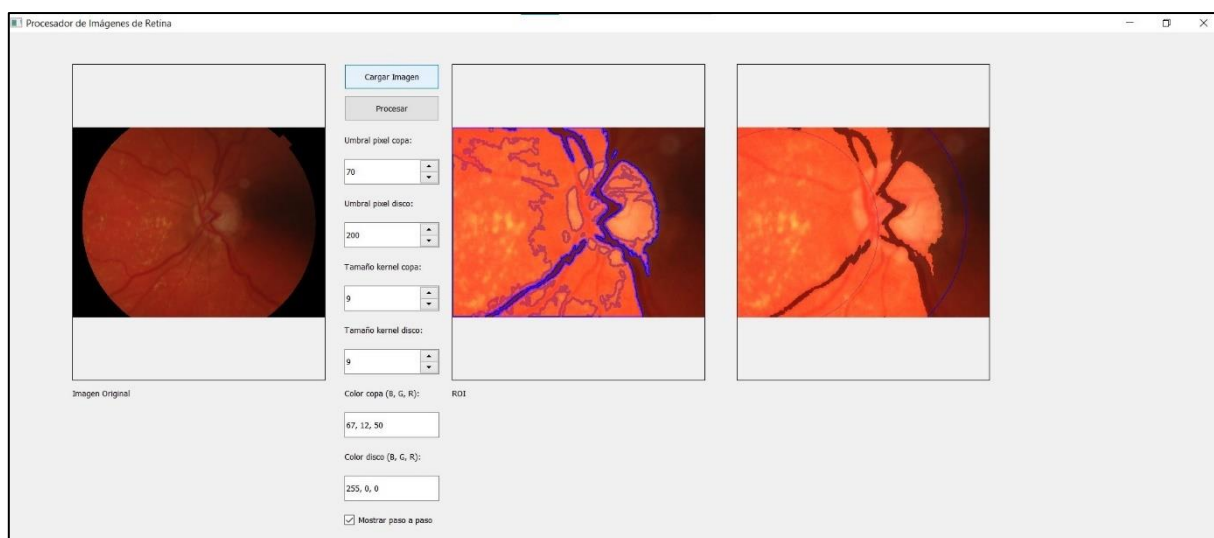
## Figura 11

*Ejemplo de la imagen #0270S de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente exceso de brillo, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios*



## Figura 12

*Ejemplo de la imagen #019OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #1 con condiciones no ideales, específicamente presencia de manchas amarillas, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios*



Los valores ingresados para el umbral de píxel del disco se encuentran entre el 10 y el 243, mientras que los valores ingresados para el umbral de píxel de la copa se encuentran entre 40 y 160. Como se menciona en la sección anterior, el valor del tamaño de los kernels utilizados se mantuvo en 9.

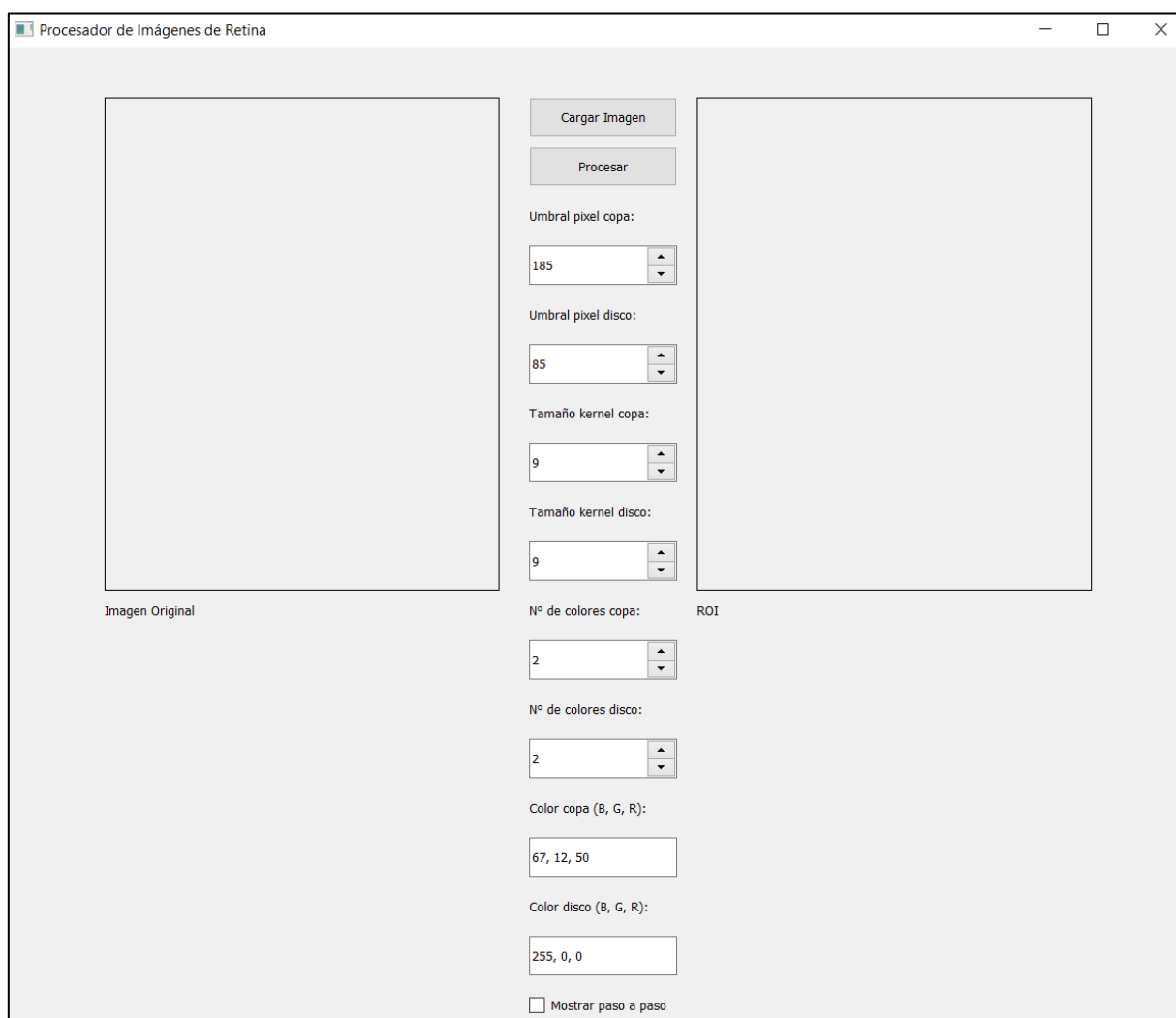
Los valores para cada imagen fueron seleccionados tomando en cuenta las características de cada una, principalmente el brillo, y mediante el ensayo y error, hasta lograr la mejor segmentación posible. Aunque no en todos los casos, se observa que, imágenes más claras, suelen necesitar valores más altos en los umbrales de píxel, y que imágenes más oscuras suelen necesitar valores más bajos en los umbrales de píxel.

### 4.2.3 Análisis de resultados del Algoritmo #2

El Algoritmo #2 comienza con la carga de la imagen, que se despliega en la interfaz (Ver Figura 13). Una vez cargada, el usuario ingresa los valores de umbral para la copa y el disco óptico, así como el número de colores para la umbralización de cada uno, estableciendo el preprocesamiento de la imagen.

#### Figura 13

*Interfaz de usuario del Algoritmo #2*



Primero, el procesamiento se centra en la segmentación del disco óptico: se recorta la región de interés de la imagen y se aplica la umbralización mediante el método K-Means. Luego, se emplea un filtro Gaussiano y la imagen se convierte a escala de grises para realizar el filtrado de píxeles. A continuación, se identifican y trazan los contornos del disco óptico, donde también se filtran pequeños detalles estableciendo un mínimo de tamaño para el área de los contornos que se toma en cuenta, generando una máscara que sirve como nueva región de interés para segmentar la copa óptica.

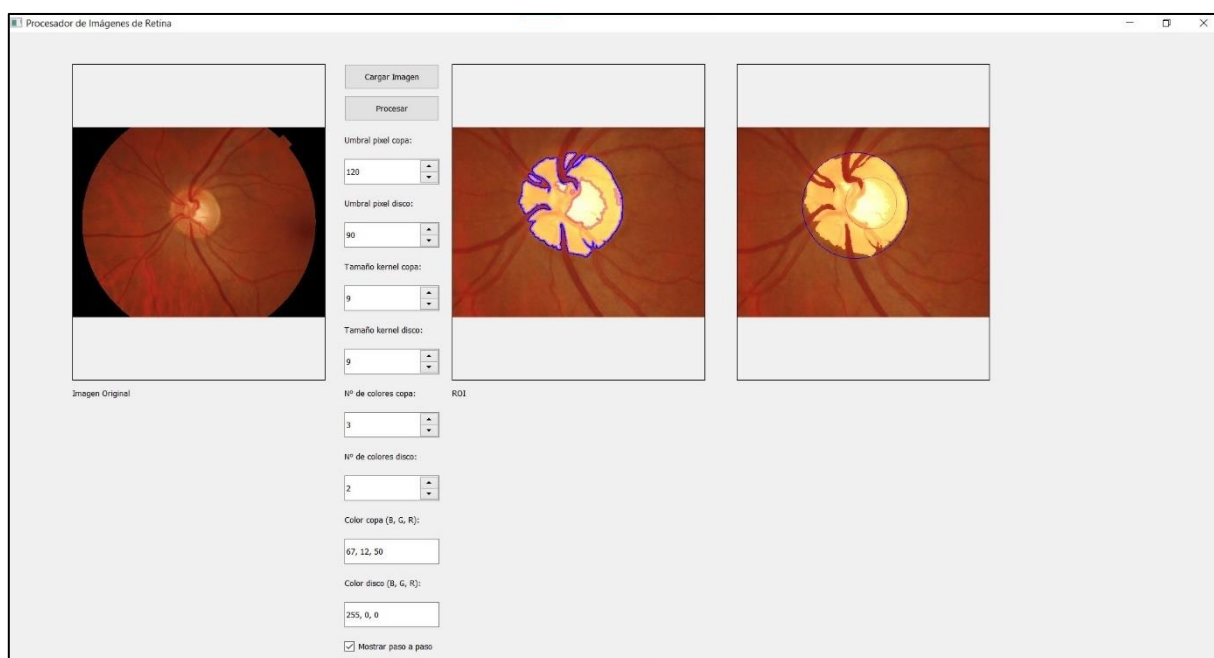
En esta nueva región de interés para la copa óptica, se repite el proceso de umbralización K-Means, seguido del filtro Gaussiano y la conversión a escala de grises para el filtrado de píxeles. Luego se identifican y trazan los contornos de la copa óptica, donde nuevamente se filtran pequeños detalles estableciendo un mínimo de tamaño para el área de los contornos que se toma en cuenta. Con la segmentación completada, las imágenes se combinan para calcular la relación copa-disco (CDR). Este valor se compara con los valores de referencia para determinar el diagnóstico, clasificando al paciente como glaucomatoso, sospechoso de glaucoma o sano.

Finalmente, el sistema muestra la sugerencia de diagnóstico y la segmentación en la imagen original, concluyendo el Algoritmo #2. Si se selecciona la opción "Mostrar paso a paso" antes de procesar la imagen, adicionalmente, antes de mostrar la segmentación, pueden observarse las principales técnicas de procesamiento aplicadas a la imagen en una ventana emergente. Además, al ver el resultado final de la segmentación, al tener esta opción seleccionada, a la derecha de la imagen segmentada también pueden visualizarse los círculos trazados a partir de la

segmentación, de los cuales se toman los diámetros para calcular el CDR (Ver Figura 14).

### Figura 14

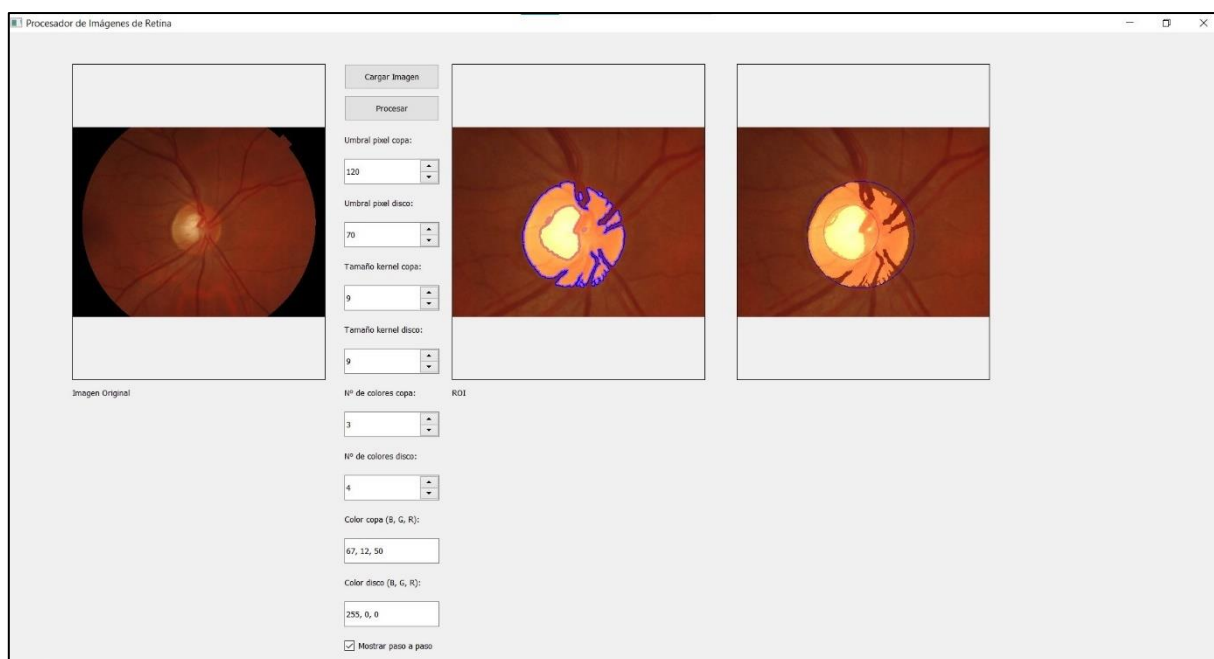
*Visualización de la segmentación y círculos trazados de la Imagen #002OS de la base de datos PAPILA en la interfaz de usuario del Algoritmo #2*



En el Algoritmo #2 se presentaron muy pocas dificultades en la segmentación de imágenes con condiciones ideales o no ideales. En la mayoría de las imágenes procesadas se obtuvieron segmentaciones y diagnósticos satisfactorios. En las Figura 15, Figura 16, Figura 17 y Figura 18 se ejemplifican casos no ideales donde la segmentación y diagnóstico no presentaron dificultades.

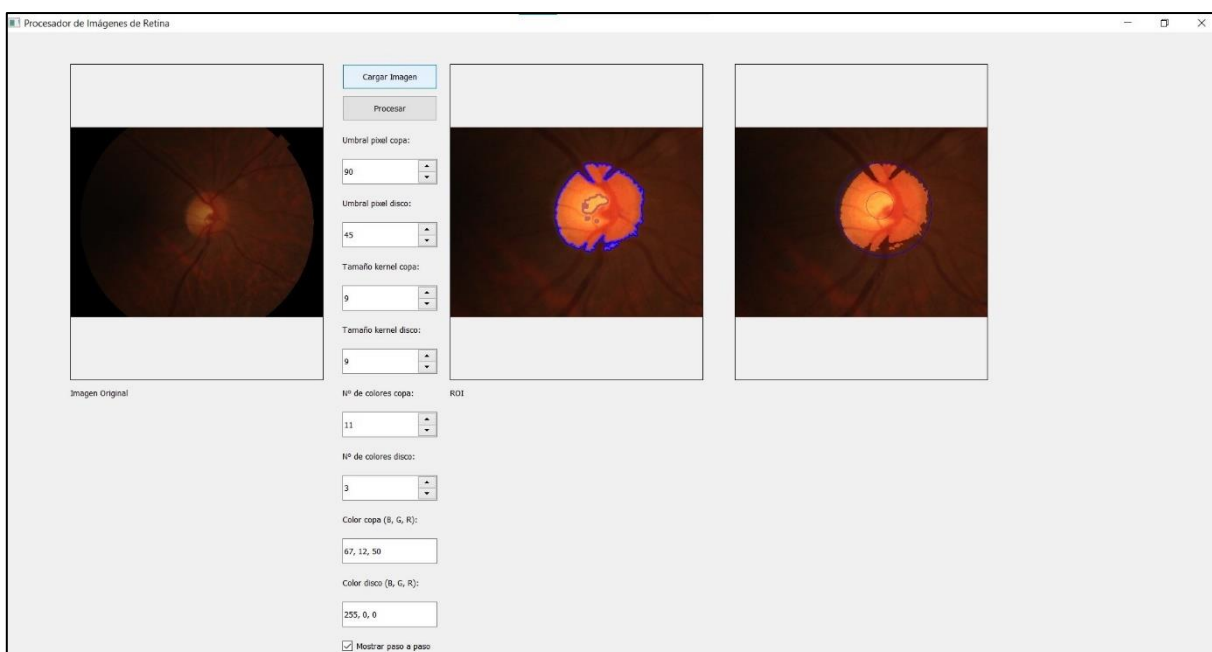
## Figura 15

*Ejemplo de la imagen #002OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2, con condiciones ideales, con segmentación y diagnóstico satisfactorios.*



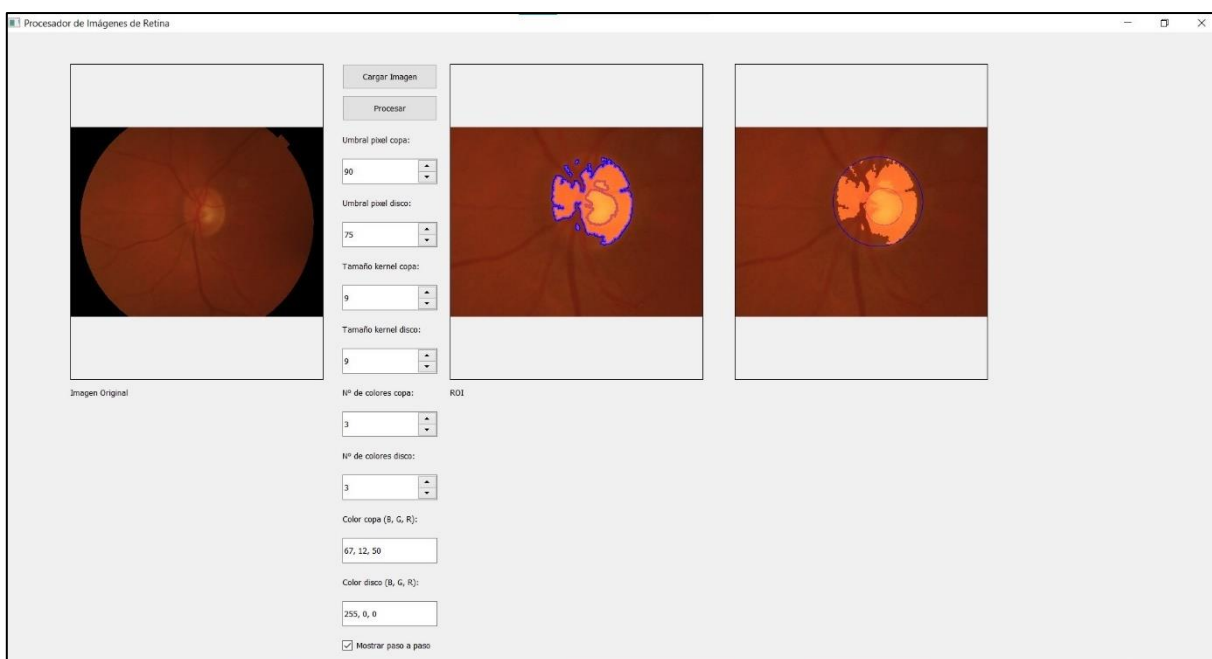
## Figura 16

*Ejemplo de la imagen procesada #033OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente falta de brillo, con segmentación y diagnóstico satisfactorios*



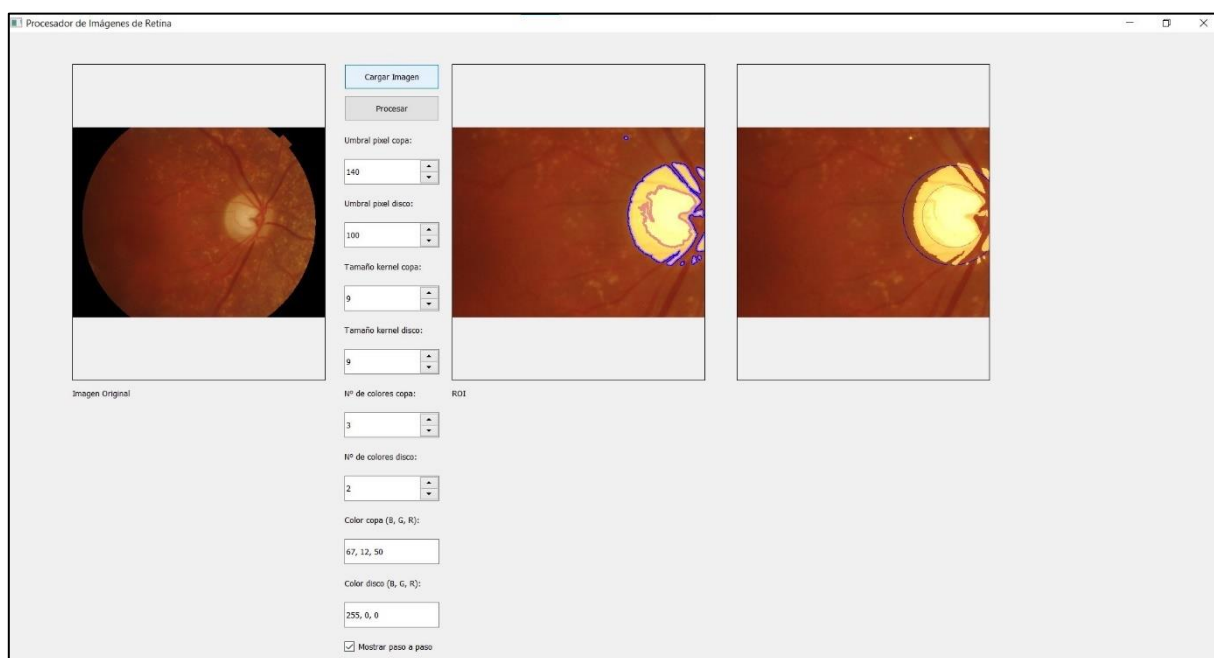
## Figura 17

*Ejemplo de la imagen procesada #053OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente borrosidad, con segmentación y diagnóstico satisfactorios*



## Figura 18

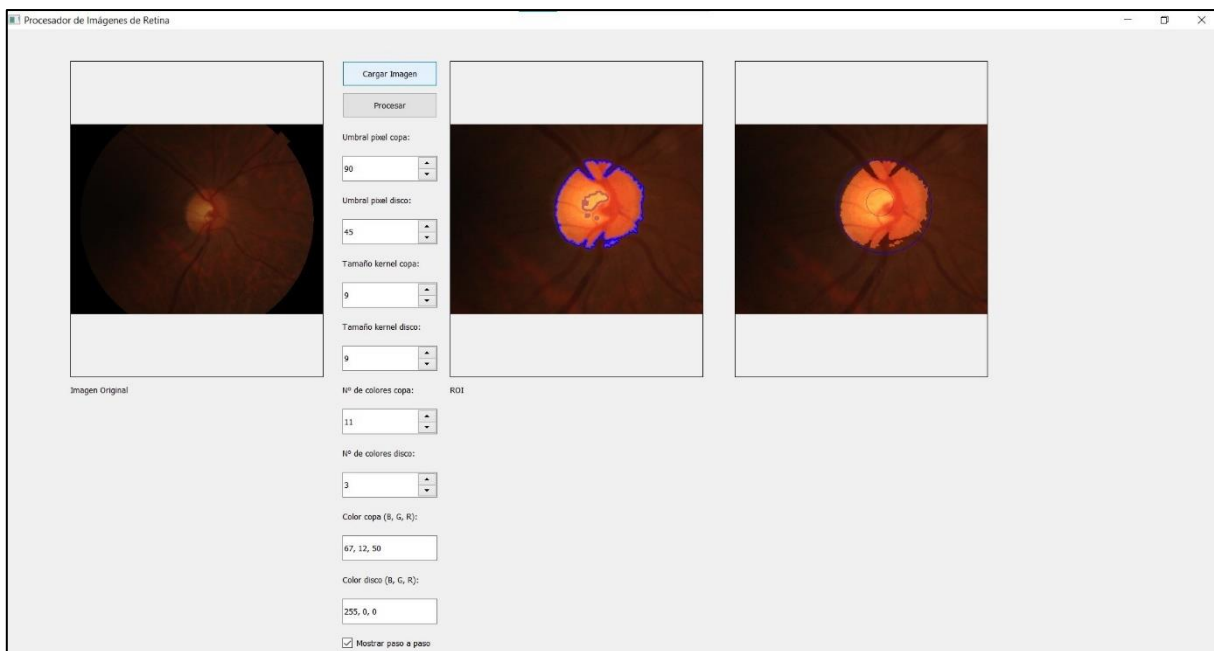
*Ejemplo de la imagen procesada #047OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente presencia de manchas amarillas y disco levemente fuera de la ROI, con segmentación y diagnóstico satisfactorios.*



Solo algunas imágenes muy claras, oscuras o con manchas y tonalidades blancas o amarillas representaron un reto en el Algoritmo #2 (Ver Figura 19 y Figura 20).

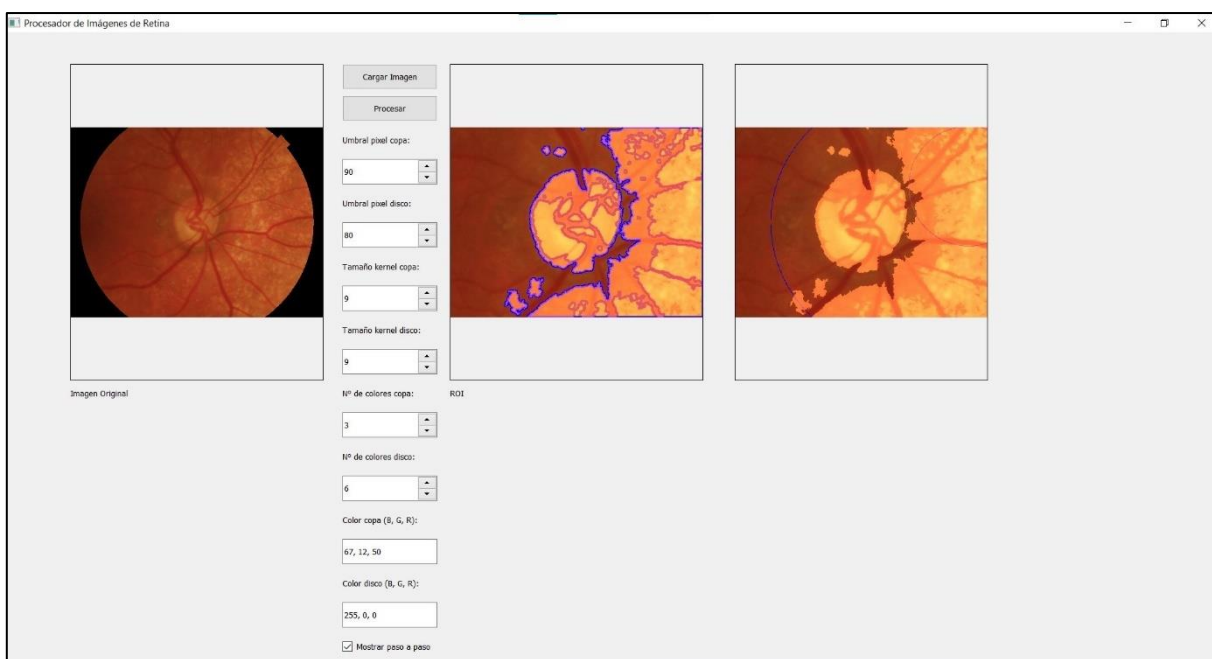
## Figura 19

*Ejemplo de la imagen procesada #009OS de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente falta de brillo, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios.*



## Figura 20

*Ejemplo de la imagen procesada #015OD de la base de datos PAPILA procesada por el Algoritmo #2 con condiciones no ideales, específicamente presencia de manchas amarillas, con segmentación y diagnóstico no satisfactorios*



Los valores ingresados para el número de colores en los que se clasifican los píxeles del disco se encuentran entre el 2 y el 15. Por otro lado, los valores ingresados para el número de colores, en los que se clasificarían los píxeles de la copa se encuentran entre el 3 y el 16.

Estos valores fueron seleccionados para cada imagen tomando en cuenta sus características individuales y mediante el ensayo y error. Las características que se tomaron en cuenta principalmente fueron la borrosidad y la presencia o ausencia de manchas blancas o amarillas. En algunos casos de imágenes borrosas, podría ser necesario utilizar un mayor número de colores en la copa y/o el disco, para poder

obtener una mejor separación visual de las estructuras para la posterior segmentación. Sucede de manera similar con las imágenes con presencia de manchas, valores mayores en el número de colores en la copa y/o el disco ayudan a separar dichas manchas de las estructuras ópticas que nos interesa segmentar.

Los valores ingresados para el umbral de píxel del disco se encuentran entre el 30 y el 140, mientras que los valores ingresados para el umbral de píxel de la copa se encuentran entre 40 y 160. Como se menciona anteriormente, nuevamente el valor del tamaño de los kernels utilizados se mantiene en 9.

Los valores de umbral de píxel para cada imagen fueron seleccionados tomando en cuenta las características de cada una, principalmente el brillo después de la clasificación de los píxeles de la imagen mediante K-Means, y mediante el ensayo y error, hasta lograr la mejor segmentación posible. Se observa que, para imágenes más claras, suelen necesitar valores más altos en los umbrales de píxel, y que para imágenes más oscuras suelen necesitar valores más bajos en los umbrales de píxel.

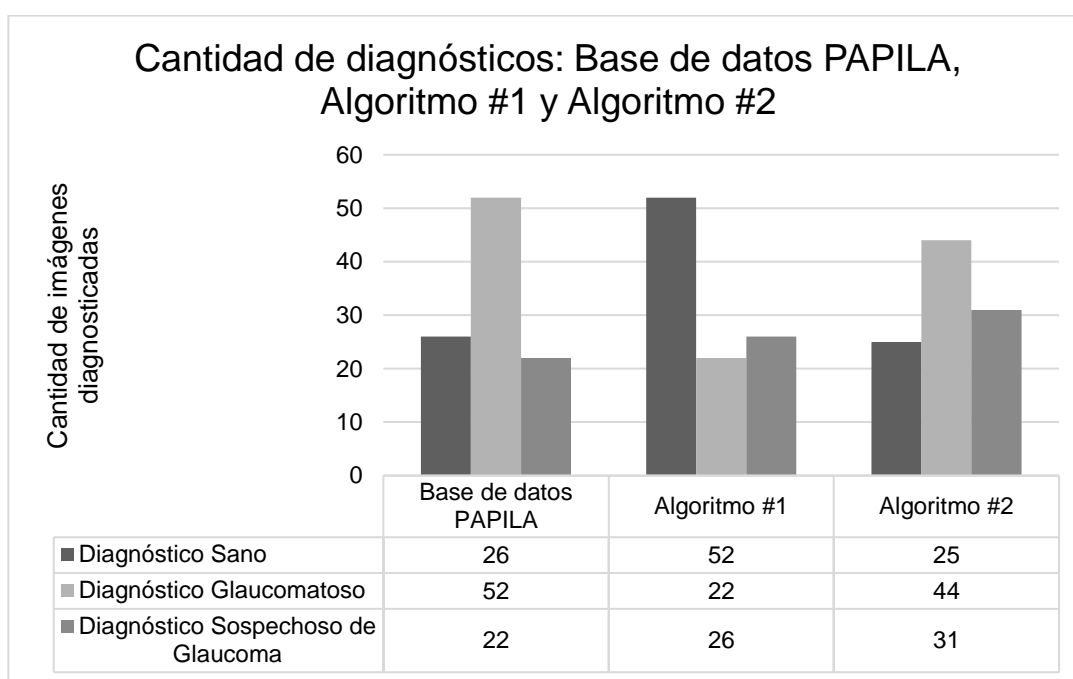
### **4.3 Análisis de la validación y comparación de resultados**

Las muestras seleccionadas de la base de datos PAPILA, cuentan con 26 imágenes diagnosticadas como ojos sanos, 52 imágenes diagnosticadas como ojos glaucomatosos y 22 imágenes diagnosticadas como ojos sospechosos de glaucoma. El Algoritmo #1 utilizando las mismas imágenes, obtuvo como resultado 52 imágenes diagnosticadas como ojos sanos, 22 imágenes diagnosticadas como ojos glaucomatosos y 26 imágenes diagnosticadas como ojos sospechosos de glaucoma. Por otro lado, el Algoritmo #2 obtuvo como resultado 25 imágenes diagnosticadas

como ojos sanos, 44 imágenes diagnosticadas como ojos glaucomatosos y 31 imágenes diagnosticadas como ojos sospechosos de glaucoma. En la Figura 21 se presenta una gráfica de comparación de estos resultados.

### Figura 21

*Gráfica de comparación de las cantidades de cada diagnóstico entre la base de datos PAPILA, el Algoritmo #1 y el Algoritmo #2*

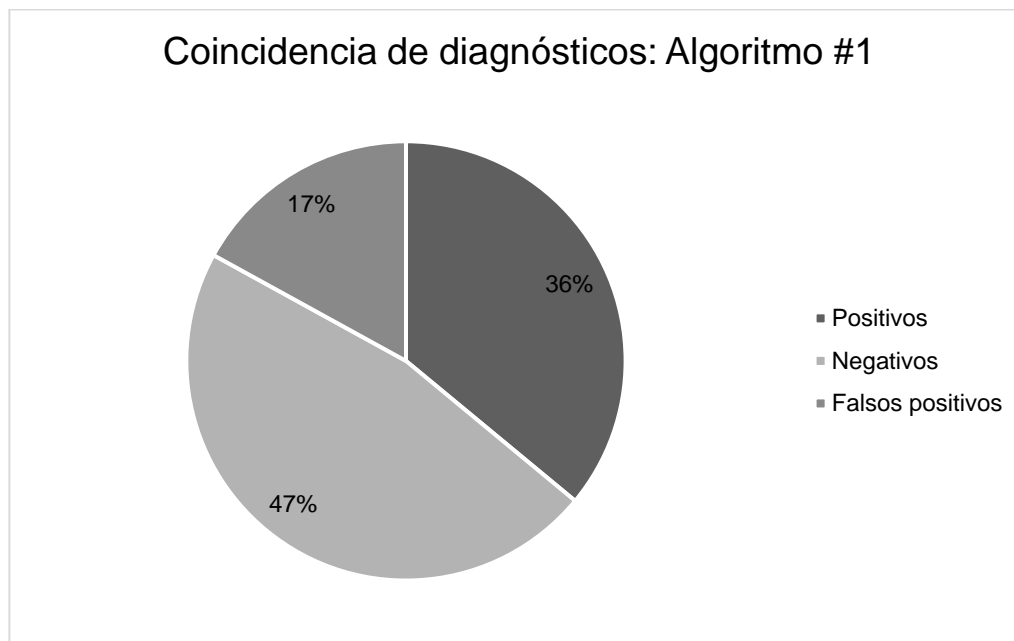


La validación de resultados se realiza mediante la verificación de la coincidencia entre el diagnóstico realizado por el programa y el diagnóstico realizado por los expertos en la base de datos PAPILA.

En cuanto a la coincidencia de diagnósticos en el Algoritmo #1, se cuenta con un 36% (equivalente a 36 muestras) de resultados positivos, 47% (equivalente a 47 muestras) de resultados negativos, y 17% (equivalente a 17 muestras) de falsos positivos (Ver Figura 22).

**Figura 22**

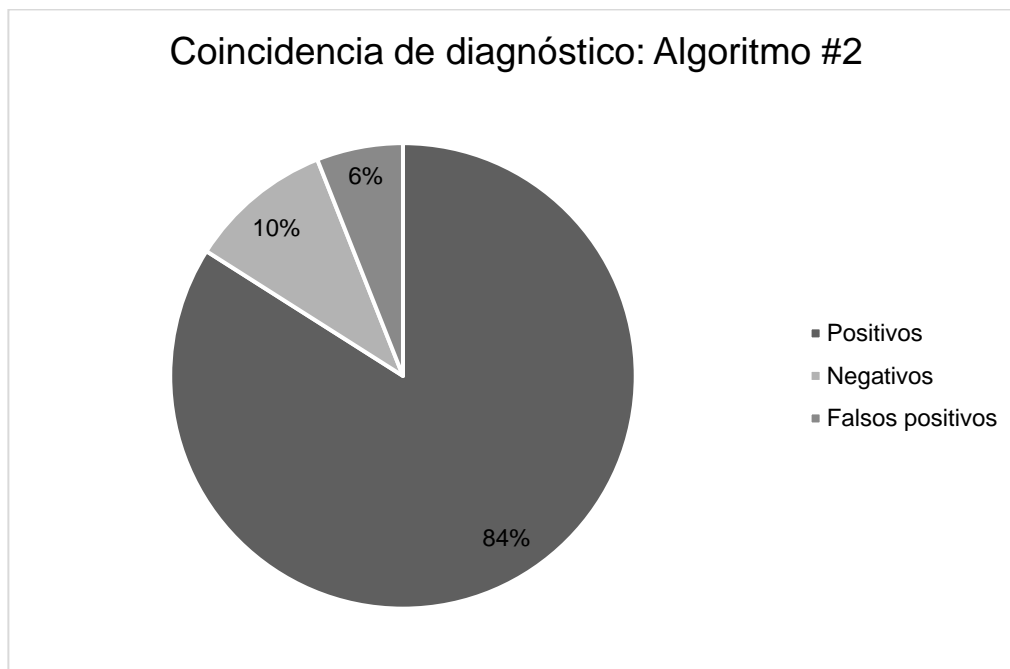
*Gráfica de porcentajes de coincidencias de diagnósticos entre la base de datos PAPILA y el Algoritmo #1*



Mientras que, la coincidencia de diagnósticos en el Algoritmo #2, cuenta con un 84% (equivalente a 84 muestras) de resultados positivos, 10% (equivalente a 10 muestras) de resultados negativos, y 6% (equivalente a 6 muestras) de falsos positivos (Ver Figura 23).

**Figura 23**

*Gráfica de porcentajes de coincidencias de diagnósticos entre la base de datos PAPILA y el Algoritmo #2*



Para una comprensión más profunda de la coincidencia de datos entre los resultados de los algoritmos y los resultados de los expertos, se realizó el cálculo del índice Kappa de Cohen. Cuando se produce un acuerdo entre dos evaluadores existe la posibilidad de que este haya sido ocasionado por el azar, pero el índice Kappa de Cohen se ajusta para medir la concordancia más allá del azar. (Choudhary y Nagaraja, 2017)

La fórmula para calcular el índice Kappa de Cohen es la siguiente:

$$k = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e}$$

Donde  $k$  representa el índice Kappa de Cohen calculado,  $P_o$  es la proporción de acuerdos observados y  $P_e$  es la proporción de acuerdos esperados (por azar) (Abraira, 2001).

El valor del índice kappa de Cohen toma un valor entre el 0 y el 1. Siendo 0 total desacuerdo de concordancia y 1 máximo acuerdo de concordancia (Abraira, 2001). La escala de valoración del índice kappa de Cohen por Landis y Koch (1977) es ampliamente utilizada en la actualidad, donde se clasifican los valores que pueden obtenerse de kappa en una categoría de grado de acuerdo (ver Tabla 5).

**Tabla 5**

*Valoración del Índice Kappa de Cohen por Landis y Koch*

Kappa (k)	Grado de acuerdo
<0.00	Sin acuerdo
0.00 – 0.20	Insignificante
0.21 – 0.40	Mediano
0.41 – 0.60	Moderado
0.61 – 0.80	Sustancial
0.81 – 1.00	Casi perfecto

*Nota.* Adaptada de “El índice kappa” (pp. 247-249), por V. Abraira, 2001, *Notas Estadísticas*, 27(5).

Para realizar el cálculo de Kappa de Cohen entre el diagnóstico de los algoritmos y el diagnóstico de los expertos se realizó una matriz de concordancia para cada caso (Ver Tabla 6 y Tabla 7)

**Tabla 6**

*Matriz de concordancia entre los diagnósticos realizados por el Algoritmo #1 y los diagnósticos realizados por los expertos en la base de datos PAPILA*

		Diagnóstico realizado por el Algoritmo #1			
		0	1	2	Total general
Diagnóstico realizado por expertos en la base de datos PAPILA	0	21	0	5	26
	1	18	22	12	52
	2	13	0	9	22
Total general		52	22	26	100

**Tabla 7**

*Matriz de concordancia entre los diagnósticos realizados por el Algoritmo #2 y los diagnósticos realizados por los expertos en la base de datos PAPILA.*

		Diagnóstico realizado por el Algoritmo #2			
		0	1	2	Total general
Diagnóstico realizado por expertos en la base de datos PAPILA	0	25	0	1	26
	1	0	44	8	52
	2	0	0	22	22
Total general		25	44	31	100

Una vez elaboradas las matrices de concordancia, se utiliza la herramienta Excel para realizar los cálculos correspondientes de Kappa de Cohen con su respectivo margen de error. En el caso del Algoritmo #1 se obtuvo un Kappa de Cohen de 0.307, que representa un grado de acuerdo mediano según la valoración del índice Kappa de Cohen por Landis y Koch, y un margen de error de 6.27%.

Por otra parte, en el caso del Algoritmo #2 se obtuvo un Kappa de Cohen de 0.859, que representa un grado de acuerdo casi perfecto según la valoración del índice Kappa de Cohen por Landis y Koch, y un margen de error de 4.45%.

#### **4.4 Interpretación de resultados**

En esta sección, se lleva a cabo una interpretación detallada de los resultados obtenidos, que fueron presentados y analizados en las secciones anteriores de este capítulo. A través de esta interpretación, se busca identificar patrones, contrastar los resultados y evaluar su relevancia, sentando así las bases para las conclusiones de este estudio.

El análisis de la bibliografía consultada evidencia la profundidad y diversidad de fuentes académicas que respaldan esta investigación, aportando un marco teórico sólido. La consulta de un número considerable de libros fue fundamental para construir las bases conceptuales de la investigación, proporcionando un conocimiento amplio y detallado sobre el procesamiento de imágenes y el diagnóstico de glaucoma. La inclusión de tesis relacionadas permitió identificar los avances previos y las metodologías utilizadas por otros investigadores en el área de procesamiento de imágenes en oftalmología. Por otro lado, los informes de investigación aportaron datos

actualizados, especialmente en lo que respecta a las estadísticas de prevalencia de glaucoma y la efectividad de técnicas específicas de procesamiento de imágenes.

En términos de segmentación, el Algoritmo #1 presentó dificultades en imágenes con condiciones no ideales, como bajo o alto brillo, manchas y disco óptico no centrado, resultando en segmentaciones menos precisas y diagnósticos menos confiables. En contraste, el Algoritmo #2 mostró una mayor adaptabilidad a estas condiciones no ideales, obteniendo segmentaciones y diagnósticos satisfactorios en la mayoría de los casos, incluso en presencia de imágenes borrosas o con variaciones de brillo.

En cuanto al ajuste de parámetros, el Algoritmo #2 permitió una mayor personalización de la segmentación a través del número de colores en el método de umbralización K-Means, lo que ayudó a mitigar los problemas de segmentación en imágenes difíciles y contribuyó a una identificación más precisa de las estructuras relevantes.

En la clasificación de los casos como sanos, glaucomatosos o sospechosos de glaucoma, los resultados del Algoritmo #1 difirieron considerablemente del diagnóstico de referencia. Por el contrario, el Algoritmo #2 logró una distribución diagnóstica más alineada con los diagnósticos de expertos. Su capacidad para identificar con mayor precisión los casos glaucomatosos y sospechosos reflejó una sensibilidad diagnóstica más alta.

Estas diferencias pueden observarse notablemente en el análisis estadístico sobre la concordancia de datos, realizado mediante el cálculo del índice kappa de Cohen. El índice Kappa de Cohen arrojó un resultado de 0.307 para el Algoritmo #1, lo cual representa una concordancia mediana. Esto sugiere que el Algoritmo #1 tiene

limitaciones importantes para replicar el criterio de los expertos y carece de la precisión suficiente para ser confiable. El Algoritmo #2, con un índice Kappa de Cohen de 0.859, mostró una concordancia casi perfecta con el diagnóstico de referencia, lo que indica una notable mejora en su capacidad diagnóstica y una baja probabilidad de errores atribuibles al azar. Este grado de acuerdo en el Algoritmo #2 refleja una mayor confiabilidad en su capacidad de detección.

En conjunto, los resultados sugieren que el Algoritmo #2 supera al Algoritmo #1 en términos de efectividad. La flexibilidad de ajuste en el Algoritmo #2, particularmente en la segmentación mediante K-Means, le permite abordar mejor las variaciones en calidad de imagen, aumentando así la eficacia en el diagnóstico. Al comparar la efectividad de ambos algoritmos, se observa que la combinación de técnicas de procesamiento de imágenes que incluyen la umbralización K-Means es más apropiada que la combinación de técnicas de procesamiento de imágenes que incluyen la umbralización OTSU para el procesamiento de imágenes de fondo de ojo para la detección de glaucoma y la toma de medidas CDR.

#### **4.5 Limitaciones del estudio**

Los resultados de este estudio han permitido validar la efectividad de los algoritmos desarrollados para el procesamiento de imágenes de fondo de ojo, pero es importante considerar las limitaciones que pueden afectar tanto su rendimiento como su aplicabilidad en un contexto clínico real. En esta sección, se presentan los principales aspectos limitantes de este estudio, que sugieren áreas de mejora y futuras investigaciones para su perfeccionamiento.

Como primer punto el rendimiento de los algoritmos depende en gran medida de la calidad y consistencia de las imágenes de fondo de ojo utilizadas. La presencia de imágenes con condiciones no ideales (por ejemplo, borrosas, demasiado claras u oscuras, o con manchas y discos no centrados) puede afectar la precisión de la segmentación y el diagnóstico, como se observó en los resultados de validación.

En segundo lugar, los algoritmos desarrollados requieren que el usuario ingrese valores para el preprocesamiento. Esto sugiere la necesidad de una estrategia de ajuste automatizado para hacer el sistema más robusto y menos dependiente del operador.

En tercer lugar, aunque se utilizó el índice Kappa de Cohen para evaluar la concordancia entre los diagnósticos obtenidos con los algoritmos y los realizados por expertos, debe tomarse en cuenta que estas medidas contaron con un margen de error. En el Algoritmo #1 este fue de 6.27% y en el Algoritmo #2 fue de 4.45%, como se menciona en la sección correspondiente. Aunque estos márgenes están dentro de los límites aceptables, trabajar con una muestra más amplia permitiría obtener resultados más generalizables frente a variaciones en las imágenes y un menor margen de error en el análisis de concordancia.

Por último, debe mencionarse que el estudio se realiza en un entorno controlado y no ha sido validado en condiciones clínicas reales, lo cual es una limitación importante. La implementación en un entorno clínico podría presentar desafíos adicionales, como por ejemplo la necesidad de adaptarse a diferentes formatos de imagen o de adaptarse a nuevas formas de condiciones no ideales.

## CONCLUSIONES

Los principales hallazgos de esta investigación se reflejan en las siguientes conclusiones:

1. La efectividad del Algoritmo #2 en imágenes con condiciones ideales y no ideales fue significativamente superior a la efectividad del Algoritmo #1.
2. La implementación de la umbralización K-Means es un enfoque innovador, que aplicado en el Algoritmo #2, es la parte más importante del proceso de segmentación, que permite que se realicen mediciones objetivas de la CDR.
3. En este caso, la umbralización K-Means es más apropiada que la umbralización OTSU para la segmentación de la copa y disco ópticos en las imágenes de fondo de ojo.
4. Se consideró que la metodología más adecuada para la validación de la precisión y eficiencia de cada programa en la evaluación de pacientes con glaucoma fue la comparación entre los diagnósticos de cada algoritmo y el diagnóstico de los expertos en la base de datos PAPILA, que incluyó el cálculo del índice Kappa de Cohen para determinar el grado de concordancia entre ellos.
5. Una herramienta semiautomatizada puede llegar a tener un alto grado de fidelidad para la detección de glaucoma. Combinar la precisión de un programa con los ajustes de un especialista es factible para alcanzar un grado alto de fidelidad, pero para ello es necesario realizar estudios y ensayos adicionales para su optimización y perfeccionamiento, lo cual permitiría en el futuro que pueda ser aplicable en condiciones de uso clínico reales.

6. El desarrollo del Algoritmo #1 y el Algoritmo #2 contribuyen a los avances para el diagnóstico temprano y seguimiento del glaucoma. Los métodos y análisis presentados sientan las bases para investigaciones futuras que busquen mejorar las técnicas de diagnóstico automatizado o semiautomatizado en el área de la oftalmología.

## RECOMENDACIONES

Las recomendaciones que son presentadas a continuación buscan contribuir a futuras investigaciones y desarrollos técnicos en áreas afines a este estudio:

1. Utilizar nuevos métodos de procesamiento de imágenes para combatir los desafíos que presentan las imágenes con condiciones no ideales.
2. Incorporar técnicas de *deep learning* o redes neuronales para el reconocimiento de patrones, para una segmentación más precisa, principalmente en los casos complejos.
3. Desarrollar un módulo de preprocesamiento en el cual el usuario no requiera conocimiento sobre procesamiento de imágenes para utilizarlo.
4. Realizar pruebas en condiciones reales para observar el desempeño de los programas en entornos clínicos como consultorios oftalmológicos u hospitales.
5. Realizar una guía de usuario que permita a médicos y técnicos no especializados realizar el análisis de las imágenes sin necesidad de conocimientos técnicos avanzados.

## BIBLIOGRAFÍA

- Abelenda, Á., Arosemena-Vence, E., Azses-Halabe, Y., Barreto, G., Becerril-Ledezma, V., Blanco, E., . . . Saad-Brahim, L. (2020). *Glaucoma en Latinoamérica Tomo 4*. Permanyer.
- Abraira, V. (2001). El índice kappa. *Notas Estadísticas*, 27(5), 247-249.  
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1138-3593\(01\)73955-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1138-3593(01)73955-X)
- Akman, A., Bayer, A., y Nouri-Mahdavi, K. (2018). *Optical Coherence Tomography in Glaucoma: A Practical Guide*. Springer International Publishing.
- Alpizar Salazar, M. (2020). *Guía para el manejo integral del paciente diabético*. Editorial Alfil, S. A. de C. V.
- Amat Marfá, P. (s.f.). *Elaboración de material para la Wikipedia: Instrumentación de medida y observación de la retina*. Universitat Politècnica de Catalunya:  
[https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/343471/TFG\\_PedroAmatMarf%C3%A1.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/343471/TFG_PedroAmatMarf%C3%A1.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Andonegui, J., Bagel, M., Casaroli, R., Fontoba, B., Méndez, I., Pareja, A., . . . Ramón, S. (2012). *Exploración del fondo de ojo en Atención Primaria. Cribado de retinopatía diabética mediante cámara no midriática*. Euromedice.
- Araneda Venegas, C. (2020). *Principios de glaucoma: para tecnología médica en oftalmología*. RIL editores.

- Avalos, M., Azses-Halabe, Y., Campbell, K., Chacón, C., Chacón, M., Delgado-Morales, M., . . . Granados, J. (2019). *Glaucoma en Latinoamérica Tomo 1*. Permanyer.
- Bagetta, G., y Nucci, C. (2015). *New trends in basic and clinical research of glaucoma : a neurodegenerative disease of the visual system. Part A*. Elsevier.
- Barría von-Bischoffshausen, F., y Jiménez-Román, J. (2019). *Guía Latinoamericana de glaucoma primario de ángulo abierto*. PAAO: <https://pao.org/wp-content/uploads/2016/05/Guia-Glaucoma-2019-final-para-www.pdf>
- Barton, K., y Hitchings, R. (2013). *Medical Management of Glaucoma*. Springer Healthcare.
- Beracochea, E. (2015). *Improving Aid Effectiveness in Global Health*. Springer.
- Buri, E. (2022). *Procesamiento de imágenes digitales del fondo de ojo con el uso de inteligencia artificial para brindar una herramienta de soporte de diagnóstico presuntivo del glaucoma humano*. <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/21962/1/UPS-CT009595.pdf>
- Cabezas, E., Andrade, D., y Johana, T. (2018). *Introducción a la metodología de la investigación científica*. Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
- Chaira, T. (2015). *Medical Image Processing: Advanced fuzzy set techniques*. CRC Press.
- Chaki, J., y Dey, N. (2018). *A Beginner's Guide to Image Preprocessing Techniques*. CRC Press.

- Choplin, N., y Traverso, C. (2014). *Atlas of Glaucoma, Third Edition*. CRC Press.
- Choudhary, P., y Nagaraja, H. (2017). *Measuring agreement. Models, Methods and Applications*. Wiley.
- Durums, M. (2023). *A Hands-On Introduction to Essential Python Libraries and Frameworks (With Code Samples)*.
- Encalada, M., y Gamboa, E. (Noviembre de 2016). *Desarrollo de un sistema de soporte a la detección del glaucoma a través de procesamiento digital de imágenes biomédicas del fondo de ojo y uso de software libre*.  
<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/13132/1/UPS-CT006797.pdf>
- Ferreras, A. (2016). *Glaucoma Imaging*. Springer International Publishing.
- Freire-Garabal, M., Núñez, M., y Novío, S. (2016). *Investigación en ciencias de la salud: metodología básica*. Universidad de Santiago de Compostela.
- Gallardo, E. (2017). *Metodología de la investigación*. Universidad Continental.
- Garavaglia, M. (2019). *Diccionario de óptica ocular y optometría : conceptos y fundamentos para la atención sanitaria*. Edulp.
- García-Porrero, J., Hurlé, J. M., y Benítez Padilla, G. (2013). *Anatomía humana*. McGraw-Hill España.
- George Quintero, R. S., Gámez Toirac<sup>2</sup>, Y., Matos Laffita, D., González Rodríguez, I., Labori Ruiz, R., y Guevara Silveira, S. A. (2021). Eficacia, efectividad, eficiencia y equidad en relación con la calidad en los servicios de salud. *Revista de Información científica para la Dirección en Salud*(35), 1-15.

- Géron, A. (2019). *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. O'Reilly Media, Inc.
- Gerstenblith, A. T., y Rabinowitz, M. P. (2013). *Manual de Oftalmología del Wills Eye Institute (6a. ed.)*. Wolters Kluwer Health.
- Gonzalez, J., Bañeros, P., Berrozpe, C., González, J., Guzmán, E., de Manuel, S., . . .  
. Perucho, L. (2012). *Manual CTO Oftalmología* (Décima ed.). Grupo CTO.
- Gonzalez, R., y Woods, R. (2018). *Digital Image Processing* (Cuarta ed.). Pearson.
- Graue Wiechers, E. (2014). *Oftalmología en la práctica de la medicina general*, (Cuarta ed.). Mc Graw Hill.
- Guo, J., y Mason, P. (2016). *Image processing and GIS for remote Sensing* (Segunda ed.). Wiley.
- Hattingh, C. (2016). *20 Python Libraries You Aren't Using (But Should)*. O'Reilly Media, Inc.
- Herguedas Fenoy, L. (25 de Junio de 2019). *Guía práctica clínica para la realización de una retinografía*. Universidad de Valladolid:  
<https://uvadoc.uva.es/bitstream/handle/10324/31988/TFG-G2967.pdf?sequence=1>
- Hernández, G. (2013). *Fundamentos de oftalmología: para grados biosanitarios en enfermería óptica y optometría. Terapia ocupacional*. Ediciones Universidad de Salamanca.

- INEC. (2021). *Defunciones y tasa de mortalidad de las principales causas de muerte en la república, por sexo, según causa: año 2021*. INEC: <https://www.inec.gob.pa/archivos/P0579518620221229152644Cuadro%2013.pdf>
- James, B., y Bron, A. (2014). *Oftalmología: diagnóstico y tratamiento*. Editorial El Manual Moderno.
- Kovalyk, O., Morales-Sánchez, J., Verdú-Monedero, R., Selles Navarro, I., Palazón Cabanes, A., y Sancho Gómez, J. (2022). PAPILA: Dataset with fundus images and clinical data of both eyes of the same patient for glaucoma assessment. . *Scientific Data*, 9(291). <https://doi.org/https://doi.org/10.1038/s41597-022-01388-1>
- Labrada Rodríguez, Y. H. (2008). Evaluación de los factores de riesgo en el glaucoma primario de ángulo abierto. *Revista Cubana de Oftalmología*, 21(1). [http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0864-21762008000100013&script=sci\\_arttext&lng=pt](http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0864-21762008000100013&script=sci_arttext&lng=pt)
- Landis, J. R., y Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159-174. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2529310>
- López, M., Brea, I., Yee, R., Yi, R., Carles, V., Broce, A., . . . Silva, J. C. (2014). Encuesta de ceguera y deficiencia visual evitable en Panamá. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 36(6), 355-360.

[https://www.researchgate.net/publication/272740277\\_Encuesta\\_de\\_ceguera\\_y\\_deficiencia\\_visual\\_evitable\\_en\\_Panama](https://www.researchgate.net/publication/272740277_Encuesta_de_ceguera_y_deficiencia_visual_evitable_en_Panama)

Ministerio de Planificación Nacional y Política Económica. (Julio de 2009). *Guía para la Elaboración de Diagramas de Flujo*. mideplan.

Ochoa Martínez, C., y Madero Fernández del Castillo, M. A. (2018). *Manual práctico del manejo de la diabetes mellitus y sus comorbilidades. Volumen 1*. Editorial Alfil, S. A. de C. V.

OMS. (2020). *Informe mundial sobre la visión*.

Perez, L., Perez, R., y Seca, M. V. (2020). *Metodología de la investigación científica*. Editorial Maipue.

Piñero, R., Lora, M., y Andrés, M. I. (2005). Glaucoma. *Offarm*, 24(2), 88-96.  
<https://www.elsevier.es/es-revista-offarm-4-articulo-glaucoma-13071464>

Quiñónez Quiñónez, W., Chávez Gutiérrez, R. D., y Chávez Gutiérrez, K. G. (2017). Espesor de la capa de fibras nerviosas y células ganglionares de la retina mediante tomografía de coherencia óptica en una población mexicana sana menor de 18 años. *Revista Mexicana de Oftalmología*, 91(3), 127-133.  
<https://doi.org/10.1016/j.mexoft.2016.04.006>

Rapuano, C., Stout, T., y McCannel, C. (2021). *2021-2022 Basic and clinical science course, Section 10: Glaucoma*. American Academy of Ophthalmology.

Redondo Piñó, L. R., Rodríguez, M., Elvira, J., y Pérez Muñoz, M. (2013). Asociación de la diabetes mellitus con el glaucoma crónico simple. *Revista Cubana de*

*Endocrinología*, 24(3), 314-322.

[http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1561-29532013000300007](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1561-29532013000300007)

Rodrigo, B., Morales, S., Naranjo, V., Colomer, A., y Alcañiz, M. (2014). Detección de glaucoma mediante la combinación de la relación copa/disco y la regla ISNT.

*CASEIB*.

[https://www.researchgate.net/publication/311913240\\_Deteccion\\_de\\_glaucoma\\_mediante\\_la\\_combinacion\\_de\\_la\\_relacion\\_copadisco\\_y\\_la\\_regla\\_ISNT](https://www.researchgate.net/publication/311913240_Deteccion_de_glaucoma_mediante_la_combinacion_de_la_relacion_copadisco_y_la_regla_ISNT)

Sánchez González, S., Calvo Lozano, J., Sánchez González, J., Pedregal González,

M., Cornejo Castillo, M., Molina Fernández, E., . . . Pérez Espinosa, J. R. (2017).

Valoración del uso de retinografía como método de diagnóstico precoz de glaucoma crónico en atención primaria: validación para el cribado en población con factores de riesgo para glaucoma de ángulo abierto. *Atención Primaria*, 49(7), 399-406. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.aprim.2016.10.008>

Scattini, F. J. (2020). *Retinopatía diabética*. Jorge Sarmiento Editor - Universitas.

Schachat, A. (2017). *Ryan's Retina*. Elsevier.

Shaarawy, T., Sherwood, M., Hitchings, R., y Crowston, J. (2015). *Glaucoma*. Science

Direct. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/C2011-1-04562-9>

Sierra Bravo, E. (6 de Septiembre de 2019). *Procesamiento de imágenes de fondo de ojo para la extracción de características de relevancia*.

<https://biblioteca.utb.edu.co/notas/tesis/0076722.pdf>

- Sihota, R. (2021). *Practical Approach to Glaucoma-Case Based*. Thieme.
- Sun, X., y Dai, Y. (2019). *Medical Treatment of Glaucoma*. Springer Singapore.
- Szklo, M., y Nieto, F. J. (2018). *Epidemiology: Beyond the Basics*. Jones & Bartlett Learning.
- Tham, Y.-C., Li, X., Wong, T. Y., A. Quigley, H., Aung, T., y Cheng, C.-Y. (2014). Global Prevalence of Glaucoma and Projections of Glaucoma Burden through 2040 A Systematic Review and Meta-Analysis. *Ophthalmology*, 121(11), 2081-2090. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2014.05.013>
- Toledo, F., Faccia, P., y Liberatore, L. (2020). *Manual práctico: optometría clínica*. Editorial de la UNLP.
- Zhou, M., Wang, W., Huang, W., y Zhang, X. (2014). Diabetes Mellitus as a Risk Factor for Open-Angle Glaucoma: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Plos One*, 9(8), 1-9. <https://doi.org/https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102972>

**ANEXOS**

Panamá, 27 de enero de 2025

Señores:


*UNIVERSIDAD LATINA DE PANAMÁ*

*E.S.D.*

Estimados Señores:

La (El) suscrita (o) notifica (o) haber revisado por solicitud del estudiante **Lucía Dominique Pérez Bengoa** con cédula de identidad personal número **05.177.779-7** el proyecto titulado **"EVALUACIÓN DE LA EFECTIVIDAD DE DOS PROTOTIPOS DE HERRAMIENTAS EN EL ÁMBITO DEL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DE FONDO DE OJO PARA EL DIAGNÓSTICO DEL GLAUCOMA MEDIANTE LA MEDICIÓN DE LA RELACIÓN COPA-DISCO ÓPTICOS"** y a su vez doy fe que el documento cumple satisfactoriamente con todos los requisitos formales de ortografía y redacción exigidos por el idioma español.

Atentamente,

 195050-00581

Firma de la profesora de español

Carta de revisión de la profesora de español