

TRABAJO FIN DE GRADO

Grado en Ingeniería Informática

UNIVERSIDAD DE ALMERIA

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA

Análisis de imágenes optométricas para
diagnóstico en atención primaria

Curso 2017/2018

Alumno/a:

Manuel González Rodríguez

Director/es:

Gracia Ester Martín Garzón

Gloría Ortega López

José Jesús Fernández Rodríguez









Dedicado a mi madre, que siempre me apoyo y confió en mi para conseguir mis metas.



Agradecimientos

En estas líneas me gustaría dejar patente mi agradecimiento por escrito, primero a mi familia ya que sin su incondicional apoyo no hubiera llegado hasta aquí y más aún no habría elaborado este proyecto. En especial a mi madre Carmen y a mi hermana Alejandra que han estado a mi lado en momentos personales realmente difíciles y han creído en mí hasta el último momento.

Tampoco olvidar el inestimable apoyo de mis directores, Gracia Ester Martín Garzón, Gloria Ortega López y José Jesús Fernández Rodríguez, por haber depositado en mí la confianza necesaria para llevar a cabo este TFG, ofreciéndome siempre su tiempo, así como sus conocimientos, sin los que habría sido una tarea ardua la realización de este proyecto. Aquí he intentado plasmar todo el conocimiento que me han brindado y espero que haya sido así. También quiero agradecer al Instituto de Matemáticas e Informática de la Universidad de Vilnius (Lituania) por motivar el desarrollo de este trabajo y por cedernos las imágenes test que son la clave de la evaluación experimental.

Del mismo modo, me gustaría hacer una mención especial a mis amigos José Carlos, Juan Pedro, Sergio, Virginia, Claudio y Alberto que me han hecho superarme cada día y encontrar aún más apoyo para la realización de este grado, sin ellos no hubiera sido lo mismo, ¡muchas gracias chicos!

Si por alguna extraña razón he olvidado nombrar o agradecer a alguien en concreto, pido disculpas por anticipado, pero que no dude que estoy igualmente agradecido.



Prólogo

En el siguiente proyecto se muestra la aplicación de técnicas de tratamiento digital en imágenes, concretamente en retinografías del ojo humano, con este procesamiento informático se podrá identificar patrones de distintas patologías como glaucomas, hemorragias, retinopatías diabéticas etc.

Uno de los objetivos principales de este proyecto es mejorar las imágenes obtenidas de un optómetro portátil a través de la exploración de distintas técnicas de realce como el filtrado AND (Difusión no Lineal Anisotrópica), o la supresión de fondo de la imagen, por otro lado, también se estudiarán distintas técnicas aplicables para la detección de patologías retinográficas.

Además, se pretende en un futuro a corto plazo implantar este software en optómetros portátiles de bajo coste por medio de un sistema empotrado, de los cuales se podrá obtener la imagen retinográfica en tiempo real ya tratada y facilitará el diagnóstico del personal sanitario para estas enfermedades en cualquier lugar y momento.

Como objetivo deseable a largo plazo, pero no incluido en este proyecto, nos plantearemos implementar una base de datos tratados con Machine Learning, es decir una base de datos inteligente que sea capaz de identificar y relacionar un patrón con una patología.



Contenido

Capítulo 1. Introducción.....	11
1.1 Interés y objetivos.....	11
1.2 Definición del problema.....	13
1.2.1 Retinopatía Diabética.....	13
1.2.2 Cataratas.....	15
1.2.3 Hemorragia intraocular.....	16
1.2.3 Optómetro.....	17
1.2.4 Objetivos.....	18
1.3 Fases de desarrollo y Cronograma.....	19
1.3.1 Cronograma.....	20
Capítulo 2. Técnicas de Procesamiento de Imágenes.....	21
2.1 Filtrado de Difusión No Lineal Anisotrópico o AND.....	22
2.1.1 Difusión de la imagen en proceso.....	23
2.1.2 Enfoques de difusión común o EED.....	24
2.1.3 Mejora de difusión coherente o CED.....	24
2.1.4 Estructuras de planos mejoradas.....	25
2.1.5 Discretización Numérica de la ecuación de difusión.....	25
2.1.6 Evolución del ruido en la Imagen.....	26
2.1.7 Proceso del filtrado AND.....	27
2.2 Umbralización Binaria o Thresholding.....	28
2.2.1. Método de los Dos Picos.....	29
2.2.3 Método ISODATA (Mean Intensity).....	30
2.2.4 Método de OTSU o de Umbralizado Óptimo.....	30
2.2.5 Método de entropía de Tsallis.....	32
2.3 Región Creciente.....	33
2.4 Clasificadores.....	34
2.5 Agrupamiento.....	35
2.6 Campos Aleatorios de Markov.....	36
2.7 Algoritmo de Canny.....	37
2.7.1 Principios del Algoritmo de Canny.....	37
2.7.2 Aplicación del Algoritmo de Canny.....	37
2.8 Segmentación por Watershed.....	39
2.9 Resumen de la metodología a seguir con las retinografías.....	40
Capítulo 3. Recursos.....	41
3.1 OpenCV aplicaciones y concepto.....	41
3.2 Entorno de desarrollo Anaconda.....	42
Capítulo 4. Implementación y pruebas.....	45
4.1 Realce y mejora con Filtrado Anisotrópico (AND).....	45
4.1.1 Comparación de un Optómetro Portátil y un Optómetro de Alto Rendimiento.....	46

4.1.2 Resultados EED y CED.....	49
4.1.3 Mejora de resultados CED con supresión de fondo en retinografía	58
4.2 Detección de Patologías en retinografías	62
4.2.1 Detección de Degeneración Macular	63
4.2.2 Detección de Hemorragia Intraocular	74
4.2.3 Detección de Cataratas	82
Capítulo 5. Conclusiones Generales.....	89
Bibliografía.....	91
Bibliografía Básica	91
Enlaces de Interés.....	93
Anexo A. Retinografías y Pruebas.....	95
Paciente 1-r, Patologías: Exudados (D.Macular) y Cataratas.....	95
Paciente 2-l, Patologías: Exudados (D.Macular),Microhemorragias y Estrechamiento arterial	99
Paciente 2-r, Patologías: Exudados (D.Macular),Microhemorragias y Estrechamiento arterial	103
Paciente 3-r, Patologías: Exudados (D.Macular),Microhemorragias y Cataratas	107
Paciente 3-l, Patologías: Exudados (D.Macular), Microhemorragias y Pseudofaquia.....	111
Paciente 10-l, Patologías: Catarata grave, Coriorretinitis	115
Paciente 10-r, Patologías: Catarata grave, Coriorretinitis	119
Anexo B. Nomenclatura y Simbología Retinográfica	123
Referencias de Figuras	127
Índice de Figuras	131

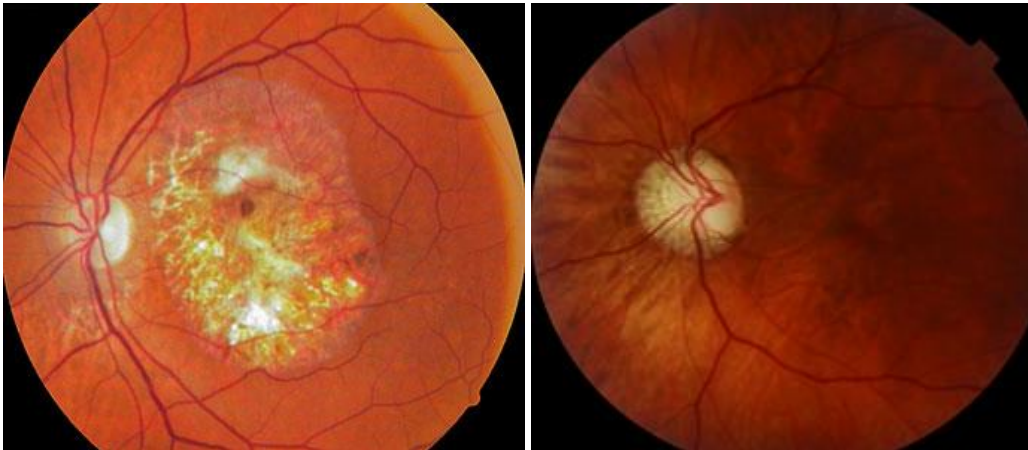
Capítulo 1. Introducción

En este capítulo trataremos aquellos elementos que han motivado la elección de este proyecto, así como su interés académico y objetivo. Se realizará una definición del problema para que el lector se sitúe dentro del contexto del tratamiento digital en imágenes, así como la aplicación de estas técnicas en retinografías con patologías oculares para facilitar su diagnóstico.

Por último, se establecerá las distintas fases del proyecto mediante un cronograma.

1.1 Interés y objetivos

La información suministrada por las imágenes del fondo del ojo o retinografías sirve para el diagnóstico preliminar de diversas enfermedades como: degeneración macular, glaucomas, tumores intraoculares, diabetes, insuficiencia renal, esclerosis múltiple y diversas enfermedades neurológicas y cardíacas [\[1,2,11,15,17\]](#).



[Figura 1.1.1 Degeneración macular \(Izquierda\), Glaucoma \(Derecha\)](#)

Actualmente, se comercializan dispositivos portátiles de bajo coste que son capaces de captar retinografías de cierta calidad^{1,2}. Estos dispositivos representan un recurso para ser usado en la atención primaria sanitaria en la detección y seguimiento de enfermedades. Además, también facilita el desarrollo de la telemedicina. No obstante, es necesario el diseño de herramientas para ayudar a los profesionales sanitarios al análisis retinográfico. El objetivo de estas herramientas es facilitar la identificación de los parámetros retinográficos que son analizados por los médicos en el diagnóstico, tales como la detección de micro aneurismas, hemorragias, análisis de la estructura de la mácula, etc. Ya existe algún software que ayuda a los expertos a identificar los indicadores de patologías específicas, especialmente cuando trabajamos con retinografías de alta calidad obtenidas de optómetros de altas prestaciones.

¹ <https://www.welchallyn.com/content/welchallyn/americas/en/microsites/iexaminer.html>

² <http://www.optomed.com/smartcope-pro/>



Figura 1.1.2 Optómetro portátil.

Actualmente existen optómetros portátiles de bajo coste, estos permiten ampliar este tipo de pruebas sanitarias a poblaciones dispersas geográficamente e incorporar este instrumento médico en la gran mayoría de centros destinados a la Atención Primaria de Salud.

Sin embargo, la calidad de las retinografías obtenidas de este instrumento son de baja calidad, por ello, es necesario el desarrollo de procedimientos que ayuden a mejorar la calidad de estas y así facilitar la identificación de los indicadores de las distintas patologías.

Para compensar este inconveniente se puede aplicar un procesado a las retinografías que realcen la estructura de los vasos sanguíneos y del resto de los elementos a analizar [22], este proceso puede facilitar la valoración de los posibles indicadores de enfermedades. En esta línea, proponemos explorar la aplicación del filtro anisotrópico AND [5,6,7,8] especialmente diseñado para realzar las estructuras en las imágenes microscópicas de estructuras celulares, así como la supresión de fondo en la retinografía para determinar el estado de los vasos sanguíneos.

A continuación, se muestran retinografías obtenidas de un optómetro portátil y de uno fijo de alto rendimiento:



Figura 1.1.3 A la izquierda retinografía obtenida de un optómetro portátil, a la derecha una retinografía obtenida con uno fijo.

El interés principal es el procesado de las retinografías obtenidas del optómetro portátil, para la mejora de estas por medio de un realce con distintas técnicas, con ello se pretende alcanzar un resultado similar al obtenido en uno de alto rendimiento. El siguiente interés es la detección de distintas patologías usando técnicas aplicadas al tratamiento digital de imágenes.

1.2 Definición del problema

En el mundo de la investigación médica se ha trabajado para la detección de patologías tempranas y su posterior tratamiento de forma incansable, todo para mejorar la calidad de vida de las personas. Gracias al tratamiento digital de imágenes se han obtenido conclusiones y resultados muy importantes a través de años de investigación.

La retinografía es una técnica que se usa en medicina y por la cual obtenemos imágenes a color de la retina (Capa de tejido sensible a la luz), gracias a esta se puede detectar enfermedades como la retinopatía diabética, cataratas y hemorragia intraocular[15, 16,17], entre otras. A continuación, voy a explicar de forma breve en qué consiste cada una de estas patologías, en las cuales se centra este proyecto:

1.2.1 Retinopatía Diabética

Se trata de un desgaste ocular provocado por la diabetes (enfermedad que afecta a la capacidad de nuestro organismo para controlar los niveles de glucosa en sangre)³.

Es causada por el deterioro de los vasos sanguíneos de la retina. Estos vasos alterados pueden dilatarse y provocar el escape de fluido o incluso dejar a gran parte de la retina sin circulación sanguínea. Si la enfermedad avanza, se forman nuevos vasos sanguíneos y prolifera el tejido fibroso en la retina, lo que desemboca en un deterioro de la visión. Los síntomas se presentan como crecimiento anormal en los vasos sanguíneos, exudados duros y microhemorragias.

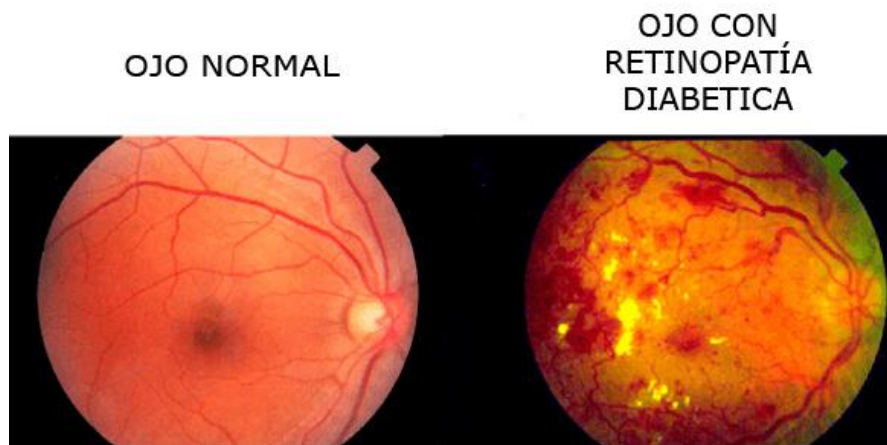


Figura 1.2 .1 Mostramos la imagen de una retina afectada por retinopatía diabética

³ <http://www.clinicasnovovision.com/retinopatia-diabetica-2/que-es-la-retinopatia-diabetica/>

A continuación, se muestra una imagen que indica los distintos síntomas de esta patología presentes en la retina, y los cuales serán objeto de nuestro estudio para identificarlos a través de distintas técnicas de tratamiento digital en imágenes.

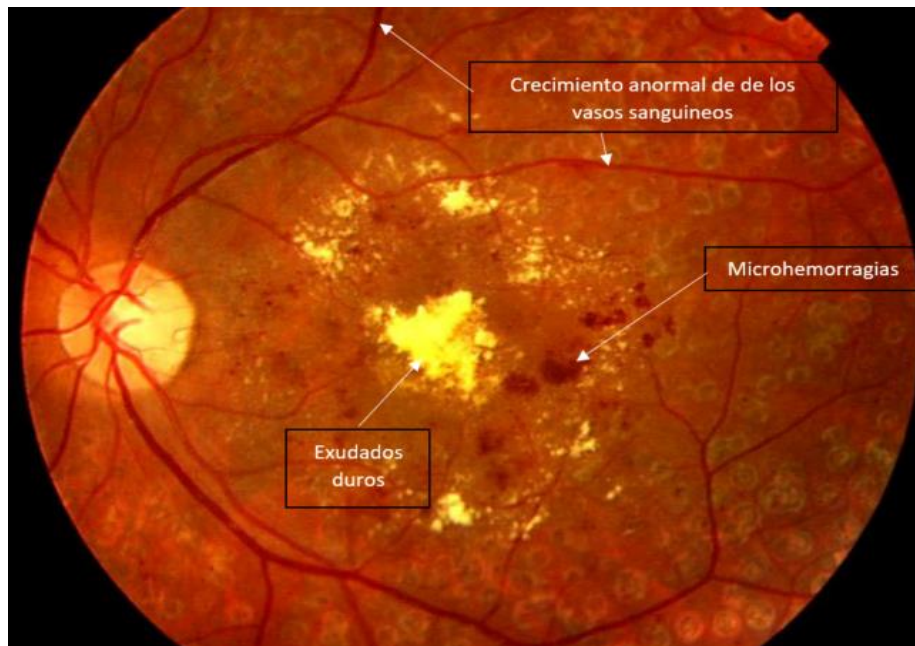


Figura 1.2.2 Representación de síntomas en la retinopatía diabética.

Se exploran distintas técnicas y métodos para la detección de esta patología, entre ellos se han seleccionado los más adecuados para esta función [\[5,6,7,8,19\]](#) :

1. Realce de imagen y supresión del fondo ([Filtrado AND](#), [Supresión de fondo](#)).
2. Detección de bordes aplicados a la zona de vasos sanguíneos ([Algoritmo de Canny](#)).
3. Segmentación por Umbralización y Watershed para la detección de exudados o microhemorragias ([Watershed](#) y [segmentación por umbral](#)).

1.2.2 Cataratas

La catarata⁴ es la opacidad parcial o total del cristalino. Esta opacidad provoca que la luz se disperse dentro del ojo y no se pueda enfocar en la retina, creando imágenes difusas. Es la causa más común de ceguera tratable con cirugía. Tiene diversas causas, pero se le atribuye mayormente a la edad. Con el tiempo se depositan partículas de un color café-amarillo que poco a poco van volviendo opaco el cristalino.

Hasta los 45 años aproximadamente, la forma del cristalino es capaz de cambiar, esto permite que el cristalino enfoque sobre un objeto, ya sea que esté cerca o lejos. A medida que una persona envejece, las proteínas del cristalino comienzan a descomponerse, en consecuencia, este se vuelve opaco, produciendo visión borrosa. Por otro lado, conlleva un crecimiento de la reflexión de la luz sobre el nervio óptico desproporcionado como podemos observar en esta imagen.

A continuación, mostramos una imagen optométrica de un globo ocular afectado por esta anomalía:



Figura 1.2.3 Ejemplo de Catarata

Del mismo modo se exploran las distintas técnicas, seleccionando las más adecuadas para el realce retinográfico y detección de esta enfermedad [5,6,7,8,15]:

- Realce de la imagen ([Filtro AND](#)).
- Detección y unión de contornos para detección de la zona afectada ([Algoritmo de Canny](#)).
- Segmentación de la imagen y extracción la región afectada ([Segmentación por Umbralizado](#) y [Watershed](#)).

⁴ <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/001001.htm>

1.2.3 Hemorragia intraocular

Patología donde la existencia de sangre en la zona interna ocular llamada bicavidad vítrea (el vítreo es una sustancia gelatinosa y transparente que ocupa dos tercios del volumen total del ojo, a su vez limita en su parte posterior con la retina, así como con el cristalino y cuerpo ciliar). Cuando se produce una hemorragia en el humor vítreo, este pierde su transparencia y la luz no puede atravesarlo, lo que produce una pérdida de visión.

Las causas de esta patología pueden ser espontáneas o traumáticas, una de las causas más comunes es la Retinopatía Diabética (50% de los casos), la segunda es el desprendimiento de retina.

Como síntoma principal posee la pérdida brusca de agudeza visual, dependiendo en cierto grado de la intensidad de la hemorragia.

Se muestra una retinografía de un ojo con esta dolencia:

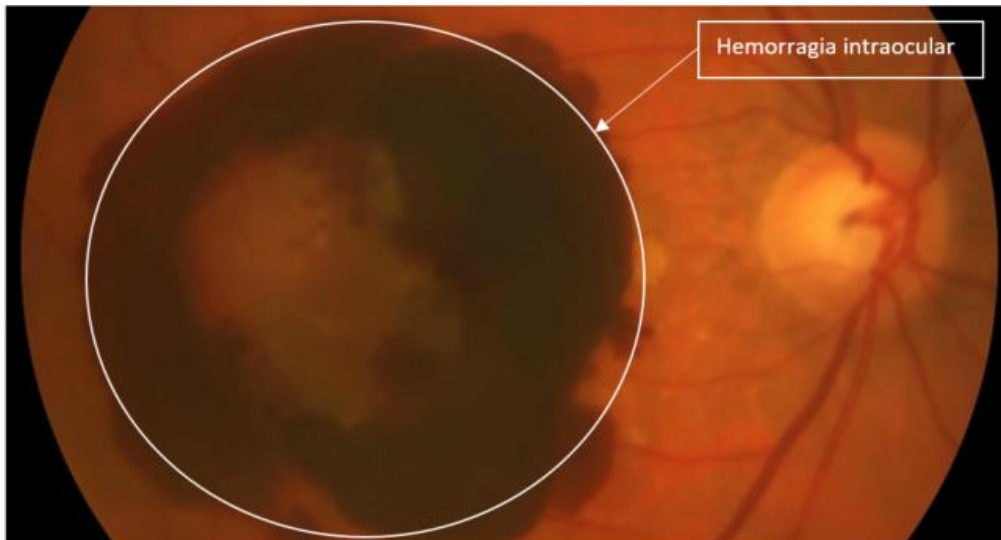


Figura 1.2.4 Hemorragia Intraocular muy grave

Como se ha realizado anteriormente en otros casos se referencian las distintas técnicas de procesado, eligiendo las más adecuadas para el tratamiento de esta patología [\[5,6,7,8,15\]](#):

- Realce de la imagen o supresión del fondo dependiendo del caso ([Filtrado AND](#), [Supresión de fondo](#)).
- Segmentación de la zona y detección de contornos para delimitar esta ([Segmentación por Umbral](#) y [Canny](#)).

1.2.3 Optómetro

Se trata de un dispositivo utilizado por oftalmólogos para cuantificar la calidad de visión de un paciente, así como su estado, este puede mostrar retinografías complejas o valores que nos indiquen la visión del paciente.

Existen dos tipos de optómetros, el portátil (bajo coste) y el fijo o de alto rendimiento, su diferencia radica en la calidad de imagen obtenida, el portátil ofrece una imagen con una definición baja-media, por otro lado, esta herramienta puede usarse en cualquier lugar debido a su diseño y además su coste es menor en comparación al de alto rendimiento. Un ejemplo de este tipo de optómetros es el Smartscope Pro, comercializado por la empresa finlandesa Optomed.

Por otro lado, se encuentra el optómetro de alto rendimiento, el cual ofrece una calidad muy alta en cuanto a retinografías se refiere, en contra tiene su alto coste y la incapacidad de transporte hacia otras zonas de manera ágil y sencilla. Uno de los más usados es el Visucam.

A continuación, se muestran imágenes de estos optómetros, así como las imágenes obtenidas de ellos:

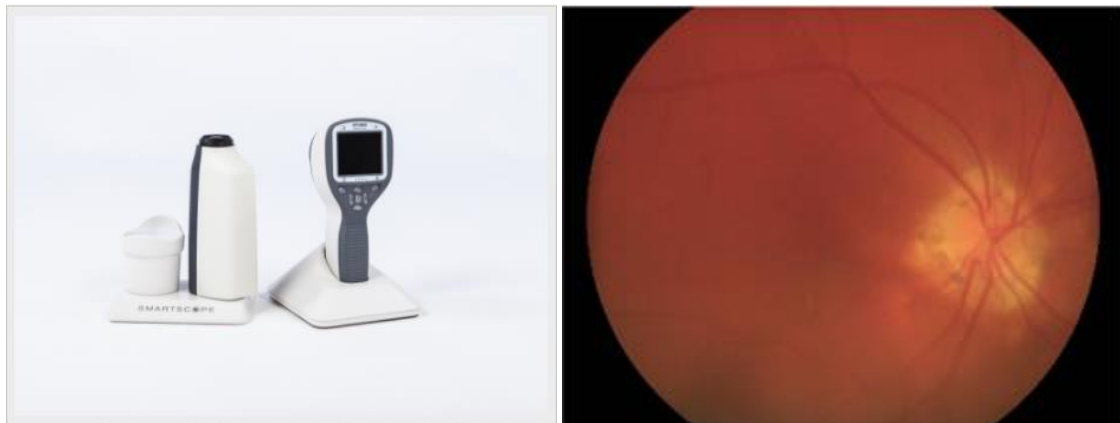


Figura 1.2.5 Optómetro Portátil SmartScope Pro

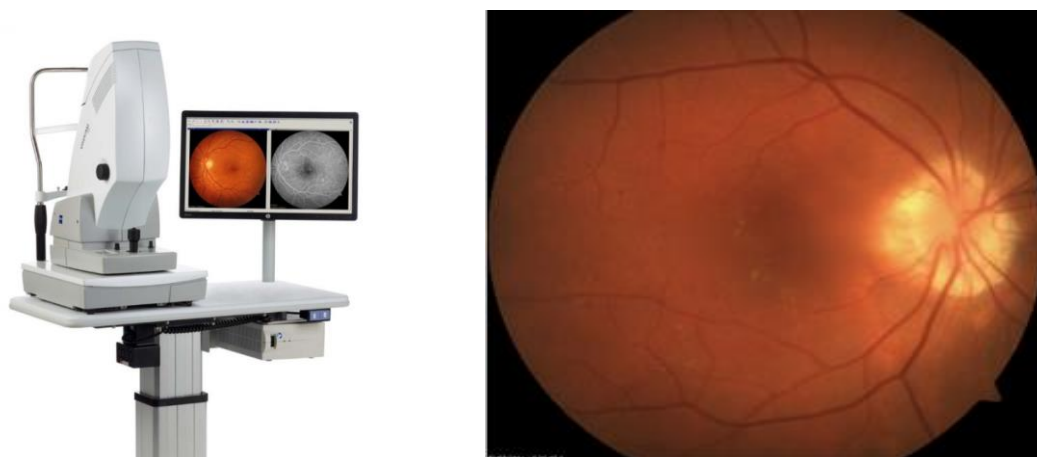


Figura 1.2.6 Optómetro de Alto Rendimiento Visucam

1.2.4 Objetivos

Los objetivos principales de este proyecto son:

- Explorar las distintas técnicas de realce y eliminación de ruido sin deformar la estructura de la imagen. Para ello se realizarán pruebas con el filtrado AND (Filtro de difusión no lineal Anisotrópico) en sus variantes EED (Enfoque de Difusión Común) y CED (Mejora de Difusión Coherente). Además de la supresión de fondo retinográfico, para la extracción de los vasos sanguíneos a través de una diferencia de imágenes. Todo ello para mejorar las imágenes obtenidas para su posterior tratamiento.
- Nuestro siguiente objetivo es la detección de varias patologías en las retinografías obtenidas del optómetro portátil y previamente tratadas, aplicando distintas técnicas de segmentación y detección de bordes para ayudar al personal médico a dictaminar un diagnóstico.

1.3 Fases de desarrollo y Cronograma

La elaboración del proyecto se compone de las siguientes fases:

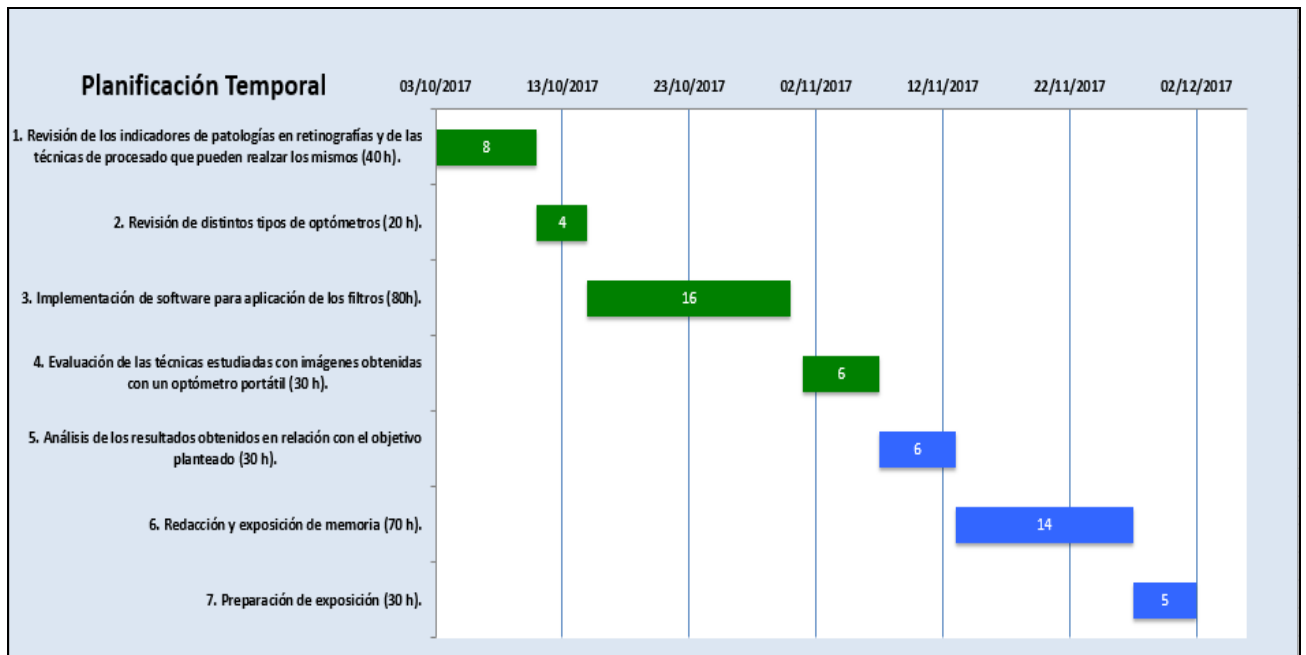
1. Revisión de los indicadores de patologías en retinografías y de las técnicas de procesado que pueden realzar los mismos (40 h).
2. Revisión de distintos tipos de optómetros portátiles (20 h).
3. Implementación de software para aplicación de los filtros (80h).
4. Evaluación de las técnicas estudiadas con imágenes obtenidas con un optómetro portátil (30 h).
5. Análisis de los resultados obtenidos en relación con el objetivo planteado (30 h).
6. Redacción de memoria (70 h).
7. Preparación de exposición (30 h).

Nota: Para cada día corresponden 5 horas de trabajo o actividad relacionada con este proyecto.

Nombre de la tarea	Fecha de inicio	Fecha final	Duración (días)
1. Revisión de los indicadores de patologías en retinografías y de las técnicas de procesado que pueden realzar los mismos (40 h).	03/10/2017	11/10/2017	8
2. Revisión de distintos tipos de optómetros (20 h).	11/10/2017	15/10/2017	4
3. Implementación de software para aplicación de los filtros (80h).	15/10/2017	31/11/2017	16
4. Evaluación de las técnicas estudiadas con imágenes obtenidas con un optómetro portátil (30 h).	01/11/2017	7/11/2017	6
5. Análisis de los resultados obtenidos en relación con el objetivo planteado (30 h).	7/11/2017	13/11/2017	6
6. Redacción de memoria (70 h).	13/11/2017	27/11/2017	14
7. Preparación de exposición (30 h).	27/11/2017	02/12/2017	5

Tabla 1. Planificación temporal

1.3.1 Cronograma



Capítulo 2. Técnicas de Procesamiento de Imágenes.

En el siguiente capítulo se hablará de las distintas técnicas que aplicaremos a las retinografías, todas ellas fundadas en la ciencia del Tratamiento Digital de Imágenes o TDI, para realizar una identificación parcial de las patologías seleccionadas.

Con objeto de mejorar la calidad de la imagen, se realizará un estudio sobre distintas técnicas de filtrado y de realce, en concreto nos centraremos en el filtrado AND (Difusión No Lineal Anisotrópica) y sus tipos EED [3,4,5,6] para eliminación de ruido y conservación de la misma y CED, para el realce y eliminación leve del ruido, también se ha explorado la técnica de supresión del fondo. Previamente se ha de convertir la imagen en escala de grises o imagen monocromática.

Una vez realizado el estudio sobre este tipo de filtrado, pasamos al estudio de distintas técnicas para la detección de patologías, como la Segmentación por Umbralizado, la detección y unión de contornos a través de Canny y la segmentación por Watershed, hemos comprobado que no existe una técnica de segmentación totalmente efectiva con respecto a precisión y definición.

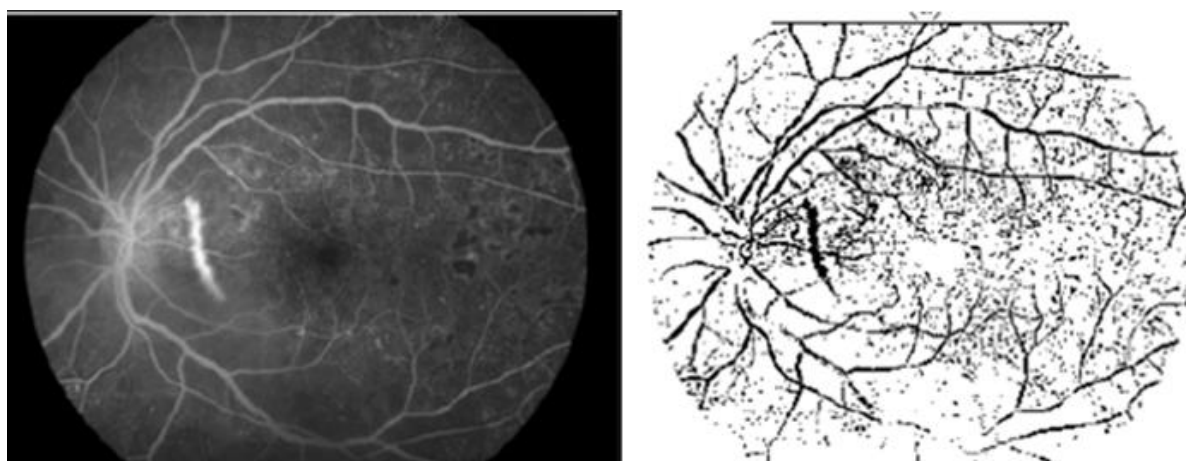
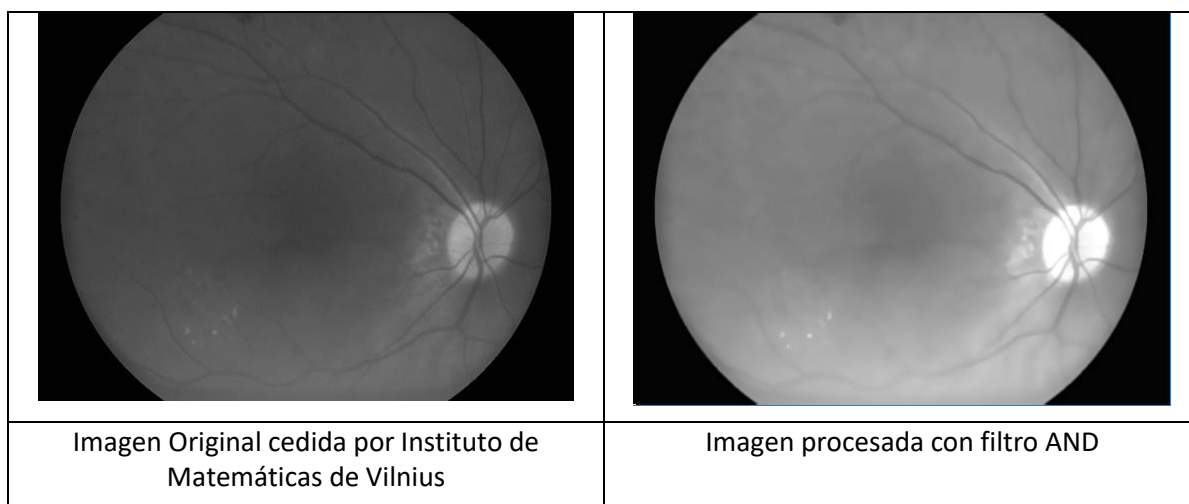


Figura 2.2 A la izquierda imagen retinográfica original, a la derecha con la técnica de segmentación.

2.1 Filtrado de Difusión No Lineal Anisotrópico o AND

El filtrado basado en la Difusión No Lineal Anisotrópica o AND [3,4,5,6,22] es actualmente una de las técnicas de reducción de ruido más potentes en el campo de la visión artificial y TDI. Esta es utilizada en estructuras de la imagen para filtrar el ruido, preservar los bordes y mejorar ciertas características de la misma, aumentando considerablemente la relación señal-ruido sin distorsiones.

Esta técnica fue descubierta por Pietro Perona y Jitendra Malik [27] en 1990, siendo crucial en los avances más recientes en este campo.

Se muestra a continuación una imagen donde se compara los efectos de un filtrado lineal isotrópico con los del filtrado anisotrópico.

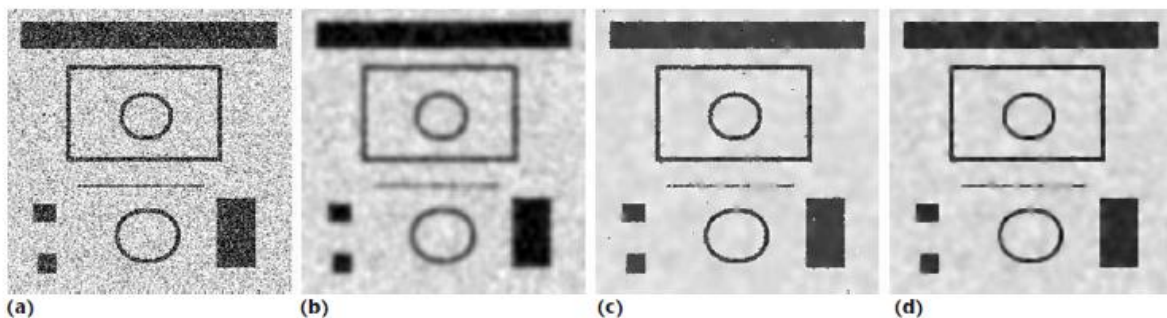


Figura 2.1 Imagen Original con ruido(a), difusión lineal (b), difusión no lineal (c) difusión no lineal Anisotrópica (AND)

1. En la figura A tenemos una imagen que posee bastante ruido.
2. A continuación, y una vez transformada a escala de grises, se trata con un filtrado Gaussiano ([Difusión Lineal Isotrópica](#)), donde el ruido es eliminado afectando a la estructura y difuminando demasiado la imagen.
3. En la figura C se ha aplicado una difusión no lineal, del tipo EED ([Enfoque de mejora común](#)) o CED ([Mejora de difusión coherente](#)).
4. En la figura D se presenta el resultado de un filtrado AND, esta es la combinación de las técnicas anteriores. Estas técnicas dependen de la necesidad, así como de la estructura y características de la imagen.

En conclusión, el filtrado AND es una técnica aplicada para el realce y conservación de la estructura en una imagen, así como la eliminación previa del ruido que esta contiene. Este proceso de filtrado conlleva la aplicación de distintas técnicas expuestas a continuación.

2.1.1 Difusión de la imagen en proceso

Para aplicar el proceso que vamos a describir, partimos de una imagen en escala de grises, la cual se denota como I :

$$I_t = \text{div}(\mathbf{D} \cdot \nabla I)$$

Donde I_t , denota la derivada de la imagen (I) con respecto al tiempo, así como el gradiente del vector I y \mathbf{D} como una matriz cuadrada llamada tensor de difusión, siendo div el operador divergente. El tensor de difusión nos permite modificar el suavizado en intensidad y dirección, de acuerdo con la estructura de la zona a filtrar. Por tanto, definimos \mathbf{D} como una función:

$$\mathbf{D} = [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3] \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \cdot [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3]^T, \quad (4)$$

Los vectores definen el tensor de la estructura, por otro lado los valores de λ definen la intensidad del suavizado a lo largo de la dirección correspondiente al vector, estos valores pueden oscilar desde 0 o no suavizado, hasta 1 o suavizado fuerte.

Si aplicamos distintos valores a λ pertenecientes al tensor de difusión \mathbf{D} , podemos aplicar distintos procesos de difusión. A continuación, mostramos una imagen de ello.

Se pueden dar varios casos dependiendo de los valores de sus componentes en la ecuación:

- Si el valor de λ es igual en los tres componentes ($\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3$), se trata de un filtro Gaussiano[7]. El suavizado será aplicado equitativamente en todas las direcciones independientemente de su estructura, sin que esta sea preservada en su totalidad. El resultado es un borrado fuerte de los bordes de la imagen.

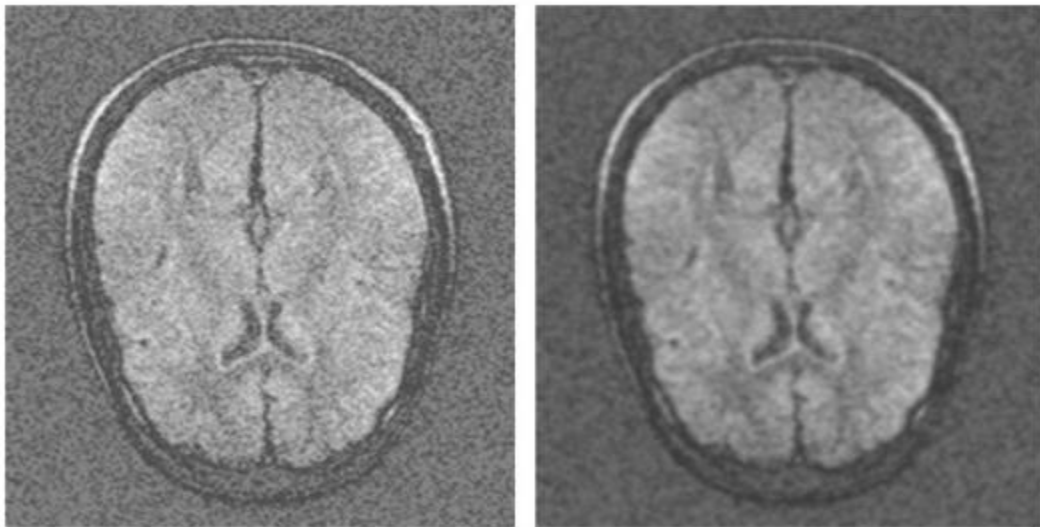


Figura 2.1.2 Figura de la izquierda imagen original, a la derecha con filtro gaussiano aplicado.

Como se puede observar, en la imagen anterior al aplicar un filtrado Gaussiano vemos como los bordes de la imagen pierden realce debido al suavizado equitativo.

- Esta difusión no lineal puede ocurrir $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = g(|\text{gradiente}|)$, donde g es una función decreciente monótona. Aquí el suavizado es inversamente proporcional al valor del gradiente, los píxeles cuyo gradiente es mayor se filtran muy poco y los de un valor menor se suavizan más intensamente. Como limitación posee el enfoque isotrópico [24], cuyo suavizado es igual en todas las direcciones, como consecuencia los vértices son conservados, pero con ruido, debido a la no aplicación del suavizado en estas zonas.
- Con AND, la técnica de suavizado depende de la fuerza de los gradientes en esta dirección. Aquí los valores de λ_i son modificados de forma independiente, así que el suavizado es anisotrópicamente adaptado a la estructura local de la imagen. Consecuentemente, este enfoque permite el suavizado en los vértices además de preservar su estructura.

2.1.2 Enfoques de difusión común o EED

AND puede variar su funcionamiento, este se puede centrar en el filtrado de ruido o bien en el realce la estructura de la imagen y su conservación, todo depende en cierto modo de la definición de λ_i y de difusión del tensor D . Actualmente la forma más común de modificación del tensor de difusión se origina por dos enfoques, EED (Enfoque de difusión común) para una eliminación fuerte del ruido y conservación de la estructura de dicha imagen y CED (Mejora de difusión coherente) para una eliminación suave del ruido y un realce centralizado (un área concreta de la imagen).

El efecto primario de EED (Enfoque de difusión común)[6] es preservar los vértices y mejorarlos, aquí el suavizado fuerte es aplicado a lo largo de la dirección correspondiente para un cambio mínimo del auto vector V_3 , mientras el suavizado fuerte es aplicado a lo largo de los demás auto vectores, dependiendo del valor más alto del gradiente para realizarlo.

Si modificamos λ_i :

$$\begin{cases} \lambda_1 = g(|\nabla I|) \\ \lambda_2 = g(|\nabla I|) \\ \lambda_3 = 1 \end{cases}$$

Donde g es una función monótona de decremento.

2.1.3 Mejora de difusión coherente o CED

Explora la continuidad curvilínea y además puede conectar líneas discontinuas [6] de las estructuras. En este enfoque no hay suavizado excepto a lo largo de la dirección predefinida anteriormente, V_3 .

La intensidad de este suavizado depende de la estructura local anisotrópica ($\mu_1 - \mu_3$), de nuevo el anisotrópico más elevado así como el suavizado más intenso modifica λ_i de la siguiente forma:

$$\begin{cases} \lambda_1 \approx 0 \\ \lambda_2 \approx 0 \\ \lambda_3 = b(\mu_1 - \mu_3) \end{cases}$$

Donde h es una función monótonamente incremental. Este enfoque mejora la estructura line-like [6] debido a que el suavizado es aplicado a lo largo de la dirección mayor v_3 .

A continuación, muestro la figura donde se puede observar el resultado de la aplicación de CED en una imagen en 2D de una huella dactilar:

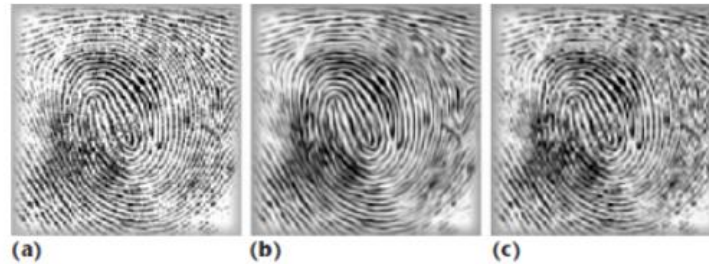


Figura 2.1.3 (a) Imagen original líneas interrumpidas por ruido (b) Aplicación de 20 iteraciones con CED (c) 20 iteraciones con EED (Enfoques de difusión común).

2.1.4 Estructuras de planos mejoradas

El estándar CED enfoca mejoras en la estructura lineal donde $\mu_1 = \mu_2 \gg \mu_3$, debido a la difusión a lo largo de v_3 . La difusión CED puede correr en dos dimensiones cruzando el plano definido por ambos v_2 y v_3 . La intensidad del suavizado que recorre v debe de ser estrechamente acoplada al plano comprendido por $\mu_1 - \mu_2$, mientras que el suavizado recorre v_3 , dependiendo de la anisotropía, así podemos modificar λ :

$$\begin{cases} \lambda_1 \approx 0 \\ \lambda_2 = b(\mu_1 - \mu_2) \\ \lambda_3 = b(\mu_1 - \mu_3) \end{cases}$$

Donde h es una función monótona creciente.

2.1.5 Discretización Numérica de la ecuación de difusión

Podemos resolver numéricamente la siguiente ecuación utilizando la técnica de discretización basada en diferencias finitas:

$$I_t = \text{div}(\mathbf{D} \cdot \nabla I)$$

Específicamente, podemos reemplazar el término $I_t = \text{div}(\mathbf{D} * \text{Grad}.I)$ por una aproximación diferencial de Euler. Resultando de tal forma que:

$$I^{(k+1)} = I^{(k)} + \tau \cdot (\partial/\partial x(D_{11}I_x) + \partial/\partial x(D_{12}I_y) + \partial/\partial x(D_{13}I_z) + \partial/\partial y(D_{21}I_x) + \partial/\partial y(D_{22}I_y) + \partial/\partial y(D_{23}I_z) + \partial/\partial z(D_{31}I_x) + \partial/\partial z(D_{32}I_y) + \partial/\partial z(D_{33}I_z)),$$

Donde τ denota el tamaño del paso temporal de I^k denota la imagen en el instante K .

El esquema estándar para aproximar las derivadas está basado en diferencias centrales, pero en este caso la aproximación diferencial a ellos se produce aplicando filtros con direcciones de barrido definidas por el tensor de estructura D , de esta forma es posible preservar la estructura de la imagen, que en general puede ser tridimensional.

Aquí se aplicará en imágenes de 2D retinográficas, en la aplicación de filtros derivativos, este esquema da lugar a un Kernel de 2x2 muy similar al procesamiento del operador Sobel. Estos filtros nos permiten preservar mejor los detalles finos debido al valor del gradiente para las curvas de la estructura [7,8].

2.1.6 Evolución del ruido en la Imagen

AND es un método iterativo cuyo rendimiento es satisfactorio en lo que se refiere al suavizado de la imagen, eliminando gradualmente el ruido y algunos detalles de esta.

Por otro lado, también se determina el tiempo óptimo de parada en el proceso de eliminación de ruido, esto es muy importante ya que el proceso debe detenerse, antes de que el suavizado afecte de forma significativa a la imagen [5,6].

Se pueden aplicar otros criterios de detención muy costosos a nivel computacional, no asegurando ni garantizando la preservación de la imagen de la degradación.

Se puede aplicar el criterio denominado varianza de ruido estimada o magnitud en su expresión más baja, como la diferencia del ruido de la imagen original (I^0) y su versión con filtro aplicado (I^t), incrementa monótonamente desde 0 a la variable (I^t) durante la difusión. Con esta magnitud es posible definir un criterio de parada con un umbral adecuado sobre esa varianza. Este umbral debe de contener una estimación entre el ruido que contiene la imagen, por lo tanto, este método o criterio hace que la difusión se detenga tan pronto como el valor de la varianza sea igual a ($I^0 - I^t$), es decir cuando alcanza valores del ruido de la imagen sin afectar a la estructura local de la misma y preservando los valores de las características pero sin ruido.

2.1.7 Proceso del filtrado AND

Formado principalmente por dos técnicas, EED (Enfoque de difusión común), para un suavizado fuerte de la imagen y conservación de la estructura de la misma, y CED (Mejora de difusión coherente) para un suavizado leve y realce de zonas de interés de la imagen.

Es usado también como técnica de difusión híbrida entre las dos técnicas principales, su funcionamiento está basado en el Principio de Anisotropía, que es aquel que presenta cambios en sus valores dependiendo de la dirección de barrido, esto nos permite localizar los cambios en la estructura.

A continuación, se exponen los distintos pasos de forma simplificada del filtrado AND, hasta los resultados finales.

- Cuando las estadísticas computacionales del subvolumen contiene ruido:
 - Computando el umbral usado para el cambio entre EED y CED.
 - Computando el umbral usado aplicando el filtrado Gaussiano.
- Computación o cálculo de la estructura del tensor J.
- Computación o cálculo del difusor tensor D.
 - Por cada pixel analizamos la estructura local.
 - El método decide si el pixel es para ser procesado con EED o CED. Consideramos el pixel de fondo si su nivel de gris es tan bajo como el umbral y aplicamos CED si el anisotrópico local es más grande o igual que el umbral, para este caso se aplicará EED.
 - Si en el fondo se le aplica el filtro Gaussiano, EED difumina el tensor D acordando con respecto a las ecuaciones 4 y 5, sin embargo, si es CED difumina el tensor de acuerdo con las ecuaciones 4 y 7.

$$\mathbf{D} = [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3] \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \cdot [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3]^T, \quad \begin{cases} \lambda_1 = g(|\nabla I|) \\ \lambda_2 = g(|\nabla I|) \\ \lambda_3 = 1 \end{cases}$$

Ecuación 4 (Derecha), ecuación 5 (Izquierda)

$$\mathbf{D} = [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3] \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \cdot [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3]^T, \quad \begin{cases} \lambda_1 = 0 \\ \lambda_2 = b(\mu_1 - \mu_2) \\ \lambda_3 = b(\mu_1 - \mu_3) \end{cases}$$

Ecuación 4 (Derecha), ecuación 7 (Izquierda)

- Con esta técnica se solventa la parte diferencial de la ecuación de difusión.
- Por último, se itera esta operación tantas veces como se le indica.

2.2 Umbralización Binaria o Thresholding

Si nos referimos a Umbralización de forma general, es una técnica que trata sobre la segmentación de imágenes, por medio de ella tratamos de determinar un valor de intensidad denominado umbral o threshold. Con la segmentación logramos agrupar todos los píxeles en dos grupos, dependiendo de su valor de intensidad.

Esta técnica resulta ser efectiva para obtener la segmentación en imágenes, donde nos encontramos diferentes estructuras que poseen una intensidad semejante.

La limitación principal de esta técnica se encuentra en que su forma simple solo es capaz de generar dos clases, por lo que no es viable aplicarlo a una imagen multicanal, por otro lado, esta técnica no tiene en cuenta las características peculiares de la imagen y es muy sensible al ruido (SNR-Relación Señal Ruido)

Por otro lado, la técnica de Umbralización binaria es la más sencilla, esta se basa en el cálculo del histograma de la imagen, en concreto en escala de grises con un rango de [0-255]. Su histograma corresponde a un gráfico bidimensional de la distribución de frecuencias (repetición de un nivel de gris) frente a los niveles de intensidad de luz o nivel de gris. La representación de nivel de gris sobre un pixel se realiza con 8 bits, es decir con valores de 0 a 255 [7, 8, 12,14]. A continuación, mostramos un ejemplo de un histograma:

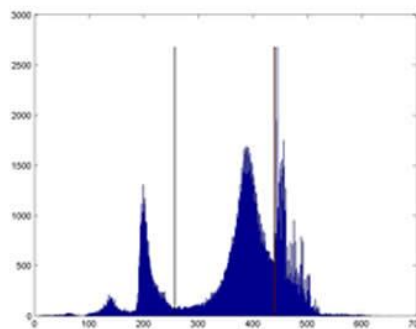


Figura 2.2.1 Ejemplo de histograma en Umbralizado



Figura 2.2.2 Ejemplo de Umbralización sobre una imagen monocromática.

De esta forma se generan dos conjuntos de intensidades, de forma que, teóricamente un conjunto pertenece a los píxeles de los objetos presentes, y el siguiente al fondo de esta.

El umbral, se selecciona como valor medio entre dos modas:

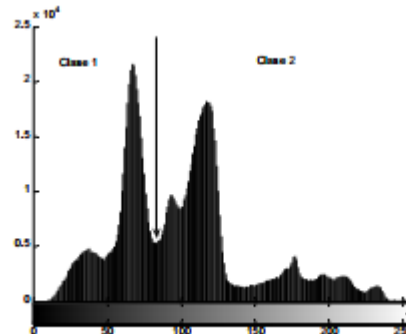


Figura 2.2.3 Ejemplo de umbralización binaria, se observa la selección del umbral de un valor existente entre las modas del histograma.

Si el histograma no es bimodal, debemos de combinar tanto la información espacial como la información sobre los niveles de gris. Existen métodos de selección automática de este umbral, que explicaremos a continuación:

2.2.1. Método de los Dos Picos

Este método de los dos picos sigue los siguientes pasos:

1. Encontrar los dos picos más altos del histograma.
2. Encontrar el punto más bajo entre ellos.

En definitiva, consiste en encontrar el pico con el segundo valor más alto, pero la definición del punto más bajo entre ambos picos puede complicarse en situaciones como la descrita en la figura. En ella se muestra un histograma donde el pico más alto es el punto A, el segundo más alto es el punto B, y C será el segundo pico que definirá el umbral.

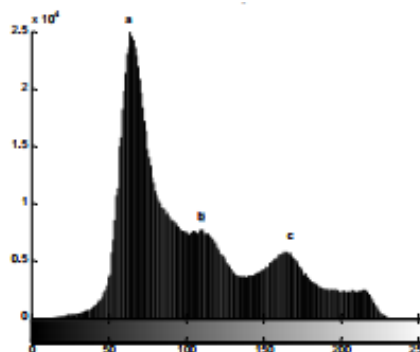


Figura 2.2.4 Ejemplo de Umbralización por medio del método de DOS Picos.

Para solucionar dicho problema debemos de tener en cuenta la distancia al pico máximo. Sea $h(k)$ el pico más alto de este histograma, por otro lado, el segundo pico más alto corresponderá:

$$h(j) = \max_{0 \leq j \leq 255} ((j-k)^2 h(j))$$

2.2.3 Método ISODATA (Mean Intensity)

Se trata de un método iterativo, cuyo funcionamiento se basa en:

1. División del histograma en dos partes, usando como umbral inicial el promedio de las intensidades (media de intensidades).
2. Se calculan los promedios de cada subconjunto, para calcular en nuevo Umbral:

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2}$$

3. Se repite el paso número 2 hasta que T (Umbral) no varíe en las iteraciones sucesivas. Es decir se consiga un valor de Umbral fijo.

2.2.4 Método de OTSU o de Umbralizado Óptimo

El método OTSU nos sirve para hallar el Umbral óptimo aplicable a un conjunto de imágenes, donde como premisa se parte de dos conjuntos, uno perteneciente a los píxeles del fondo de la imagen y otro a los objetos representados en ella. Una vez diferenciado estos dos conjuntos este método se sirve de la probabilidad, varianza y media para calcular dicho umbral.

La mayoría de técnicas de umbralización se basan en estadísticas sobre un histograma unidimensional de una imagen, para localizar los umbrales se suele usar procedimientos paramétricos y no paramétricos. En los primeros, la distribución de los niveles de gris de una clase de objeto nos permite encontrar los umbrales, sin embargo, en el no paramétrico, los umbrales se obtienen de forma óptima de acuerdo con el criterio del método OTSU, eligiendo el umbral óptimo y maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva.

La mayoría de métodos para calcular un umbral no resultan efectivos, al menos de forma teórica, al trabajar con imágenes reales debido a la presencia de ruido en ellas, histogramas planos (poco contraste) o una iluminación inadecuada.

Por otro lado, el método OTSU se define como uno de los mejores métodos para la selección de un umbral óptimo en una imagen real con ruido. Como principal inconveniente posee la característica de ser un algoritmo de búsqueda exhaustiva para calcular la máxima varianza posible, presentando un mayor tiempo de cálculo.

Una de las características principales de este método es que es automático, lo que conlleva la no supervisión del usuario ni la introducción previa de información antes de su procesamiento. Más adelante se mostrarán las pruebas realizadas por este método ([Anexo A](#)).

Como explicación matemática este método utiliza la distribución de probabilidad, la media y la varianza de las intensidades para definir el Umbral Óptimo [25]. A partir de la premisa anterior en la que se estima la existencia de dos conjuntos, una para el fondo y otro para los objetos de dicha imagen, hacemos uso del Umbral inicial para definir dos distribuciones de probabilidad:

$$p_1(i) = \frac{h(i)}{w_1}, 0 \leq i \leq T, w_1 = \sum_{i=0}^T p(i),$$

$$p_2(i) = \frac{h(i)}{w_2}, T < i \leq 255, w_2 = \sum_{i=T+1}^{255} p(i).$$

Los parámetros de la media de las distribuciones están dados por:

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^T \frac{i \times p_1(i)}{w_1(t)},$$

$$\mu_2 = \sum_{i=T+1}^{255} \frac{i \times p_2(i)}{w_2(t)}.$$

El parametro de posicion para la distribución combinada esta dado por:

$$\mu_c(T) = w_1\mu_1 + w_2\mu_2.$$

La dispersión total está dada por:

$$\sigma_c^2(T) = w_1(\mu_1 - \mu_c(T))^2 + w_2(\mu_2 - \mu_c(T))^2.$$

El método De OTSU define que, para una umbralización de dos niveles que el umbral óptimo como valor que maximiza la dispersión total:

$$T^* = \max_{0 \leq T \leq 255} (\sigma_c^2(T))$$

2.2.5 Método de entropía de Tsallis

Este método consiste en la búsqueda del Umbral basado en la entropía[7,8]. Se usan las distribuciones definidas en las ecuaciones del método de OTSU siguientes:

$$p_1(i) = \frac{h(i)}{w_1}, 0 \leq i \leq T, w_1 = \sum_{i=0}^T p(i),$$

$$p_2(i) = \frac{h(i)}{w_2}, T < i \leq 255, w_2 = \sum_{i=T+1}^{255} p(i).$$

La entropía de Tsallis se define para cada distribución como:

$$S_q^1(T) = \frac{1 - \sum_{i=0}^T p_1(i)^q}{q-1}, S_q^2(T) = \frac{1 - \sum_{i=T+1}^{255} p_2(i)^q}{q-1},$$

Como $q \in \mathbb{R}$, Tsallis define la siguiente regla pseudo-aditiva:

$$S_q(T) = S_q^1(T) + S_q^2(T) + (1-q)S_q^1(T)S_q^2(T)$$

Por tanto, el umbral óptimo es:

$$T_{\text{optimo}} = \arg \max_{0 \leq T \leq 255} (S_q(T)).$$

2.3 Región Creciente

Esta técnica está enfocada en la extracción de regiones en la imagen, que están conectadas por un criterio predefinido, este se puede establecer a través de la información proporcionada por la intensidad o los bordes de la imagen.

Se requiere de un punto o pixel semilla, cuya selección depende del usuario en cuestión, una vez seleccionado este método se obtiene todos los píxeles que están conectados a esta semilla y además que posean el mismo valor de intensidad.

Uno de los principales inconvenientes de esta técnica, es la necesidad de intervención de un usuario para obtener el pixel o punto semilla, del mismo modo que esta región creciente es muy sensible al ruido causando desconexiones en la región obtenida.

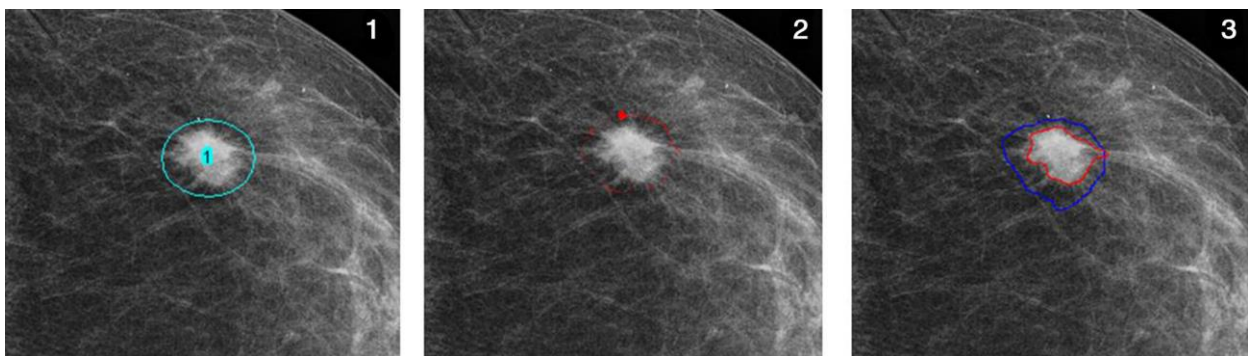


Figura 2.3.1 región creciente aplicada a mamografía.

Este método se utiliza en conjunto o como parte de un conjunto de operaciones para el procesamiento de la imagen. Los algoritmos de división y mezcla (split and merge) están relacionados con la región creciente pero no requieren de semilla.

2.4 Clasificadores

Se trata de una técnica de reconocimiento de patrones [7,8,12,14], cuya función es segmentar un espacio determinado derivado de una imagen usando una serie de etiquetas conocidas. Es posible definir un espacio característico como un rango espacial perteneciente a cualquier función de la imagen, en este caso la intensidad de este será el más común de los espacios característicos, por ejemplo, el Histograma.

Este método se conoce como método supervisado o vigilado, ya que necesita datos de entrenamiento producidos por una segmentación manual, después son aplicados a la segmentación automática de los nuevos datos.

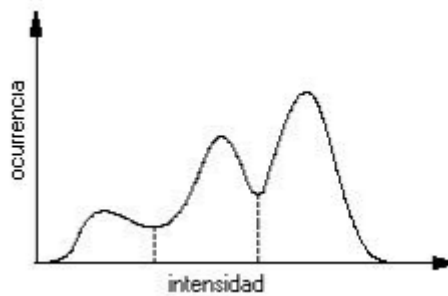


Figura 2.4.1 Ejemplo de espacio característico.

Existen distintos tipos de clasificadores:

- Clasificador simple: clasifica los píxeles vecinos más cercanos, donde cada uno de ellos es clasificado en una clase determinada por la intensidad más próxima, y es utilizado como dato de entrenamiento.
- Clasificador de Bayes: se trata de un clasificador probabilístico, fundamentado en el teorema de Bayes, el cual calcula la probabilidad de que los píxeles vecinos posean una intensidad semejante.
- Clasificador Estándar: Como peculiaridad, necesitan que la estructura donde se aplica la técnica o método de segmentación posea características cuantificables distintas, esto se debe a que en la fase de entrenamiento es posible etiquetar, los mismos clasificadores pueden transferir estas etiquetas a los nuevos datos, siempre y cuando cada espacio se pueda diferenciar con bastante precisión.

Como inconveniente de este método o técnica de segmentación, es no seguir un modelo espacial, así como la dependencia de la interacción del usuario para obtener los datos resultantes del entrenamiento.

2.5 Agrupamiento

Esta técnica realiza en esencia la misma función que los clasificadores, pero sin aplicar datos de entrada como en el caso de los métodos supervisados, por tanto, se le denomina método no supervisado [8,12]. Para sustituir esta carencia el método realiza una tarea de alternancia entre segmentar la imagen y caracterizar las propiedades de cada una de ellas. Podemos concluir que los métodos de agrupamiento se auto-entrenan usando los datos disponibles.

El algoritmo más conocido de agrupamiento se le denomina K-medias [7,8,12,14] o ISODATA, usado también en la Umbralización como se ha expuesto anteriormente. Este algoritmo es una agrupación de datos que se obtiene calculando de forma iterativa la media de intensidad, para cada una de las clases y del mismo modo segmentando la imagen mediante la clasificación de cada pixel en la clase cuya media es semejante.

A continuación, muestro una imagen tratada con este método:



Figura 2.5.1 (Izquierda) imagen original, (Derecha) Técnica de agrupamiento aplicada.

2.6 Campos Aleatorios de Markov

La técnica basada en los campos aleatorios de Markov o MRF (Markov Random Fields) no es un método de segmentación de forma literal, pero si es una serie de métodos estáticos usados por la segmentación. Estos MRF realizan las interacciones espaciales entre vecinos (píxeles cercanos), las correlaciones locales nos proporcionan un mecanismo para modelar una variedad de propiedades pertenecientes a la imagen. En este caso en concreto, para imágenes médicas es usado frecuentemente debido a que la mayoría de los píxeles son de la misma clase que sus píxeles vecinos.

Estos MRF se suelen incorporar en los algoritmos de segmentación por agrupamiento, como son las K-Medias bajo un modelo Bayesiano previo. A continuación, se muestra una figura en la cual se observa la robustez de la segmentación frente al ruido, una vez aplicado un MRF previo:

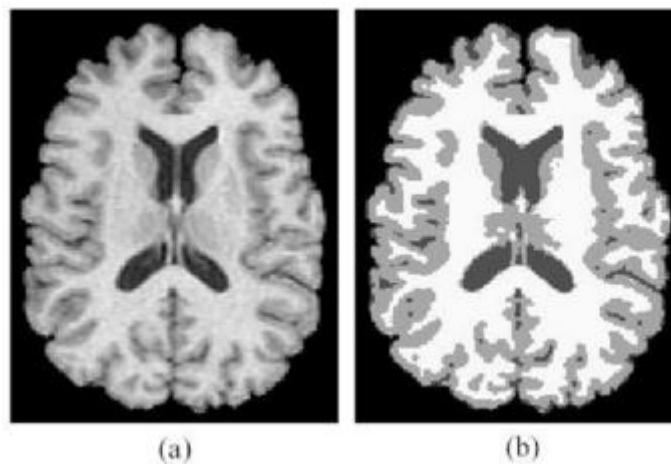


Figura 2.6.1 (a) Imagen original, (b) Segmentación usando k-medias con MRF previo.

2.7 Algoritmo de Canny

La detección de bordes ha supuesto un avance de gran importancia y utilidad en el tratamiento digital de imágenes, ya que nos facilita un gran número de tareas entre ellas el reconocimiento de objetos, la segmentación de regiones, etc. El objetivo de la detección de bordes no es otro que conseguir reducir significativamente la cantidad de datos de la imagen dada, preservando las propiedades estructurales que se usaran más tarde para procesar la imagen.

En la actualidad existen una gran cantidad de algoritmos que solucionan o cumplen con este propósito, por otro lado, el algoritmo más empleado es el de Canny⁵, este es considerado como uno de los mejores métodos de detección utilizando las máscaras de convolución y la primera derivada. El algoritmo de Canny fue desarrollado por John F.Canny⁶, catedrático en la universidad de Berkley en 1986, convirtiéndose en uno de los métodos más estandarizados para la detección de imágenes.

2.7.1 Principios del Algoritmo de Canny

Se trata de un método multietapa el cual posee un objetivo muy claro, que no es otro que la detección de bordes, para ello se debe de cumplir una serie de premisas:

- Buena localización, en el que los bordes a detectar deben de estar lo más próximos al borde a detectar en la medida de lo posible.
- Respuesta mínima: se refiere a la prevención frente a la creación de bordes falsos provocados por el ruido, así como que los bordes reales no sean marcados en más de una ocasión.
- Buena detección se aumenta la probabilidad de detección de puntos reales, maximizándola, mientras se minimiza la detección de puntos falsos, ya que se produce una maximización en la relación señal-ruido (SNR).

Se puede afirmar que, este algoritmo es una solución óptima para cierto tipo de bordes, llamados bordes de escalón que son aquellos donde se produce un fuerte cambio de intensidad entre píxeles vecinos.

2.7.2 Aplicación del Algoritmo de Canny

- Reducción del ruido: es un desenfoque de la imagen producido por un filtro Gaussiano para eliminar el ruido.



Figura 2.7.1 Imagen original (Izq) con Gauss (Derch).

⁵ http://www2.fisica.unlp.edu.ar/materias/procesamiento_de_imagenes/Clase5_imagenes_2011.pdf

⁶ <https://www2.eecs.berkeley.edu/Faculty/Homepages/canny.html>

- Cálculo de gradientes: los bordes son marcados en el lugar donde su valor alcanza grandes magnitudes, esto quiere decir que se centra en la búsqueda de píxeles donde hay un gran cambio de intensidad, para ello se aplica el filtro Sobel X e Y, y el Gradiente Magnitud.



Figura 2.7.2 Imagen Sobel X e Y

- Supresión de no máximos: un máximo local será marcado como referencia dependiendo del umbral del gradiente establecido, este puede clasificarse en Bajo, Medio y Fuerte.
- Clasificación de contornos: Se clasifican a partir de un umbral máximo y mínimo.
- Unión de Bordes: Se determina que contornos pertenecen al borde eliminando aquellos que no estén conectados a un borde fuerte.

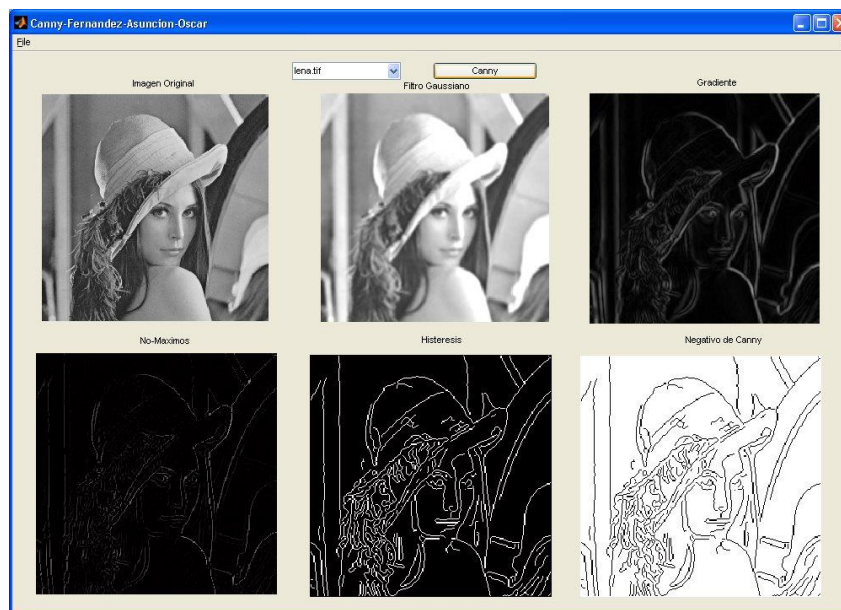


Figura 2.7.3 Resultado de ciertas fases en el Algoritmo de Canny

Esta técnica será muy importante para la detección de patologías primarias en nuestras retinografías, ya que permiten la detección del área afectada de forma más precisa que una segmentación por umbral y del mismo modo podemos clasificar zonas por niveles de intensidad, permitiendo así establecer grados de lesión en dicha zona afectada.

2.8 Segmentación por Watershed

La transformada de Watershed es una herramienta que permite la segmentación de estructuras complejas que no pueden ser procesadas por otros métodos más convencionales en cuanto al procesamiento de imágenes se refiere [7,8,9,12].

La eficiencia o éxito de esta transformada, radica en la elección de marcadores unívocos para cada uno de los objetos principales o de interés. Para la obtención de estos marcadores se requiere un planteamiento complejo y muy dependiente de la aplicación particular⁷.

La segmentación subdivide una imagen en sus partes constituyentes, con el objetivo de separar las partes de interés del resto de la imagen. Para este proceso se lleva a cabo:

- Identificación de los bordes de la imagen, líneas, curvas, etc.
- Crecimiento de regiones agrupando píxeles adyacentes que presenta características muy similares, partiendo de un conjunto de píxeles denominados semillas. A partir de aquí se hace crecer las regiones añadiendo los píxeles semilla a los píxeles vecinos que compartan ciertas propiedades como el color, la intensidad, textura, etc. Esta transformada aplica el método de Región Creciente anteriormente expuesto.



Figura 2.7.4 Segmentación orientada a regiones

Una vez realizada esta pequeña introducción a este método, las aplicaciones en nuestras retinografías nos permitirán a priori segmentar las zonas afectadas por una patología, realizando un estudio más exhaustivo de la misma y así facilitar un diagnóstico primario.

⁷ <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4609921>

2.9 Resumen de la metodología a seguir con las retinografías

Para realizar un diagnóstico primario por medio de las retinografías obtenidas del paciente, se preprocesará la retinografía con técnicas de realce de la imagen, aplicando métodos de supresión del fondo de la imagen y eliminando el ruido mediante el filtro AND (Difusión No Lineal Anisotrópica). Con esta técnica conseguiremos una imagen sin ruido con su estructura conservada en EED y en el caso CED una eliminación suave de este, así como un realce de ciertas estructuras como los vasos sanguíneos, todo ello en escala de grises. Esta parte es muy importante, ya que nuestro objetivo principal es mejorar y realzar la imagen de baja calidad obtenida de un optómetro portátil para su posterior tratamiento.

Una vez obtenida la imagen de mejor calidad se realiza una segmentación por umbralizado típico y OTSU, aplicadas estas técnicas se procede con el Algoritmo de Canny el cual nos permitirá localizar con más exactitud la zona afectada por la patología, más tarde se emplea la técnica Watershed para separar la zona enferma del resto. No obstante, los demás métodos expuestos en este capítulo actúan de manera implícita en las técnicas, por lo que también son necesarios, como la técnica de región creciente en Watershed, clasificadores en Canny, etc.

Capítulo 3. Recursos

En este capítulo se abordarán las herramientas utilizadas para conseguir el objetivo de este proyecto, así como los métodos principales aplicados y pertenecientes a TDI [[7,8,10,11,14,19,21](#)].

En primer lugar, se realizará una introducción a la librería OpenCV destinada a la visión artificial, de sus numerosos métodos nos valdremos para llevar a cabo la implementación de distintas técnicas para la detección de patologías. En segundo lugar, se realizará una descripción del entorno de desarrollo seleccionado denominado Anaconda.

3.1 OpenCV aplicaciones y concepto

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) [[10](#)] es una biblioteca de software de visión artificial y de aprendizaje automático (Machine Learning [[20](#)]). Esta librería fue construida para proporcionar una infraestructura común para aplicaciones de visión computarizada y acelerar el uso de la percepción en los productos comerciales.

Al tratarse de un producto con licencia de BSD, OpenCV facilita que las empresas utilicen y modifiquen dicho código. Su biblioteca cuenta con más de 2500 algoritmos optimizados. Estos algoritmos pueden ser utilizados para detectar y reconocer rostros, identificar objetos, clasificar acciones humanas en videos, realizar un seguimiento de movimientos de cámara, rastrear objetos en movimientos, extraer modelos en 3D de objetos, producir nubes de puntos 3D desde cámaras estéreo, unir imágenes juntas para producir una imagen en alta resolución de una escena completa, buscar imágenes similares de una base de datos de imágenes, quitar los ojos rojos de las imágenes tomadas con flash, seguir los movimientos de los ojos, reconocer el paisaje y establecer marcadores para superponerlo con la realidad aumentada, entre otras muchas más aplicaciones.

OpenCV posee interfaces C++, C, Python, Java y MATLAB, soportando Windows, Linux, Android y Mac OS. OpenCV se apoya principalmente en aplicaciones de visión en tiempo real y se aprovecha de las instrucciones de MMX y SSE cuando están disponibles. En estos momentos se está desarrollando activamente una completa gama de interfaces CUDA y OpenCL⁸. OpenCV se ha implementado de forma nativa en C++ y tiene una interfaz plantilla que funciona perfectamente con contenedores STL⁹. Esta librería se ha diseñado para ser eficiente en el uso de recursos computacionales y con un enfoque hacia las aplicaciones de tiempo real.



⁸ <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1005/1005.2581.pdf>

⁹ <https://decsai.ugr.es/~jfv/ed1/c++/cdrom4/paginaWeb/stl.htm>

En este proyecto OpenCV estará enfocado al tratamiento digital de imágenes y será aplicado para detectar patologías, con la ayuda de diferentes técnicas entre las cuales están el umbralizado, el Algoritmo de Canny y la segmentación por regiones o Watershed.

3.2 Entorno de desarrollo Anaconda

Versión de Python libre desarrollada para distintas plataformas como son Linux, Windows o MacOS, en la cual se instalan los paquetes más importantes para el tratamiento de grandes volúmenes de datos, tratamiento de imágenes, cálculos científicos y análisis de predicciones.

Este entorno está implementado en Python y C y además posee un frontend gráfico PyGTK¹⁰ y otro en modo texto denominado Python-newt.

Spyder es un entorno de desarrollo de Python, que proporciona características similares a MATLAB, además se pueden interactuar con librerías de visión artificial como Numpy, SciPy, Matplotlib, OpenCV, etc, especialmente útiles para el tratamiento digital de imágenes.

Instalaremos el entorno Spyder (The Scientific Python Development EnviRONment) en Anaconda, este ha sido creado por Pierre Raybaut en 2009¹¹ con licencia MIT, se trata de un programa para implementar software científico el cual es multiplataforma y soporta Python 2 y 3.

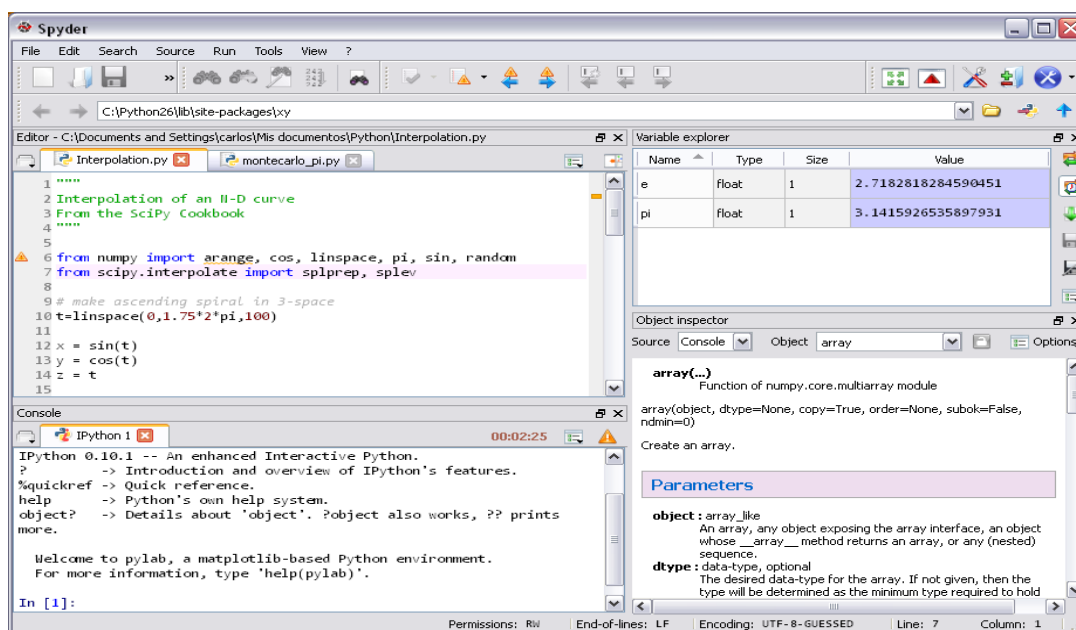


Figura 3.2.1 Muestra del entorno SPYDER instalado en Anaconda

¹⁰ <https://es.wikipedia.org/wiki/PyGTK>

¹¹ <https://sourceforge.net/u/praybaut/profile/>

Spyder está compuesto por:

- Editor: Para implementar el código.
- Terminal: Para ejecutarlo.
- Explorador de variables: Seguimiento de variables en ejecución.
- Inspector de Objetos: Documentación.

Para la implementación de los métodos necesarios en la detección de patologías, utilizaremos Anaconda como entorno para su desarrollo.



Capítulo 4. Implementación y pruebas

En este capítulo se expondrán las distintas técnicas con las que se pretende mejorar la calidad de la imagen, así como el resultado obtenido al aplicarlas sobre un conjunto de imágenes test. En primer lugar, se expondrán los métodos utilizados para detectar las patologías explicadas en puntos anteriores como son la degeneración macular, las hemorragias y las cataratas.

Por otro lado, en el segundo punto explicaremos las técnicas de realce aplicadas a una batería de imágenes cedidas por el Instituto de Matemáticas e Informática de la Universidad de Vilnius.

4.1 Realce y mejora con Filtrado Anisotrópico (AND)

En esta sección nos centraremos en las mejoras de nuestras retinografías para su posterior tratamiento de detección. Para ello se les aplicará un filtrado anisotrópico de difusión no lineal, que ya ha sido explicado en capítulos anteriores¹².

Esta estrategia de filtrado es compleja y está formada por diferentes métodos que, en conjunto forman el método AND. En este caso nos centraremos en las técnicas de Filtrado AND de los tipos EED y CED [3,4,5,6]:

- EED (Enfoques de Difusión Común): Como se ha comentado anteriormente AND puede variar su tipo de funcionamiento, en filtrado de ruido o mejora estructural dependiendo de la definición del vector gradiente y del tensor de difusión. El efecto principal de este filtro es preservar los vértices y mejorar los mismos, del mismo modo los suavizados son aplicados dependiendo del valor más alto del gradiente, aquí se aplica un suavizado fuerte y en los demás un suavizado leve.
- CED (Mejora de Difusión Coherente): Se centra en la continuidad curvilínea y además conecta líneas discontinuas, mejorando la estructura de la imagen. En este enfoque no se produce un suavizado excepto en un valor definido por parámetro de entrada dependiendo de la estructura local anisotrópica.

Una vez expuestos los tipos de filtrado anisotrópico que se van aplicar, un aspecto importante es el formato de imagen que se va a utilizar, tanto de entrada como de salida de la aplicación. Dicho formato es el MRC o Medical Reseach Concil (Consejo de Investigación Médica)¹³, que ha sido ampliamente utilizado en investigaciones médicas. Para visualizar, así como cambiar el formato de los archivos MRC, se ha usado la aplicación IMOD¹⁴ destinada al tratamiento y gestión de imágenes en 2D y 3D de este tipo de formato tan particular.

El formato MRC no es reconocido por la librería OpenCV ni por los gestores de imágenes tipo GIMP o Photoshop. Para convertir cualquier imagen a formato MRC y poder tratarla con este tipo de filtros, tenemos que convertir dicha imagen en formato tif (o tiff). Para esto podemos usar cualquier gestor de imágenes como por ejemplo GIMP. Una vez realizado esto y convertida a escala de grises (el filtro AND sólo trabaja con escala de grises) la convertimos a MRC mediante el ejecutable “tiff2tomrc” de IMOD. Todo esto es realizado a través de consola de Linux compatible con Windows como Bash¹⁵ de Ubuntu

Por ello, para poder ser fácilmente visualizada, tras el filtrado, se convierte en formato tif (o tiff) con el ejecutable “mrc2totiff” de IMOD. El formato tif se usa para almacenar imágenes en mapas de bits,

¹² [FiltradoAND](#)

¹³ <https://www.mrc.ac.uk/about/>

¹⁴ <http://bio3d.colorado.edu/imod/>

¹⁵ <https://winphonemetro.com/2016/08/como-instalar-bash-ubuntu-windows-10-anniversary>

además es muy versátil y conserva muy bien la estructura de la imagen debido a su compresión no destructiva.

Estos ejecutables (tiff2mrc y mrc2tiff), así como el visualizador MRC, están incluidos en el visualizador IMOD que pertenece al laboratorio Bio3 del Estado de Colorado. IMOD es un conjunto de programas especialmente diseñados para el procesamiento de imágenes, modelado y visualización, utilizados para la reconstrucción tomográfica en imágenes 3D y secciones ópticas. El paquete contiene herramientas para ensamblar y alinear datos dentro de múltiples tipos y tamaños de pilas de imágenes, visualización de datos 3D de cualquier orientación y modelado y visualización de los archivos de imagen.

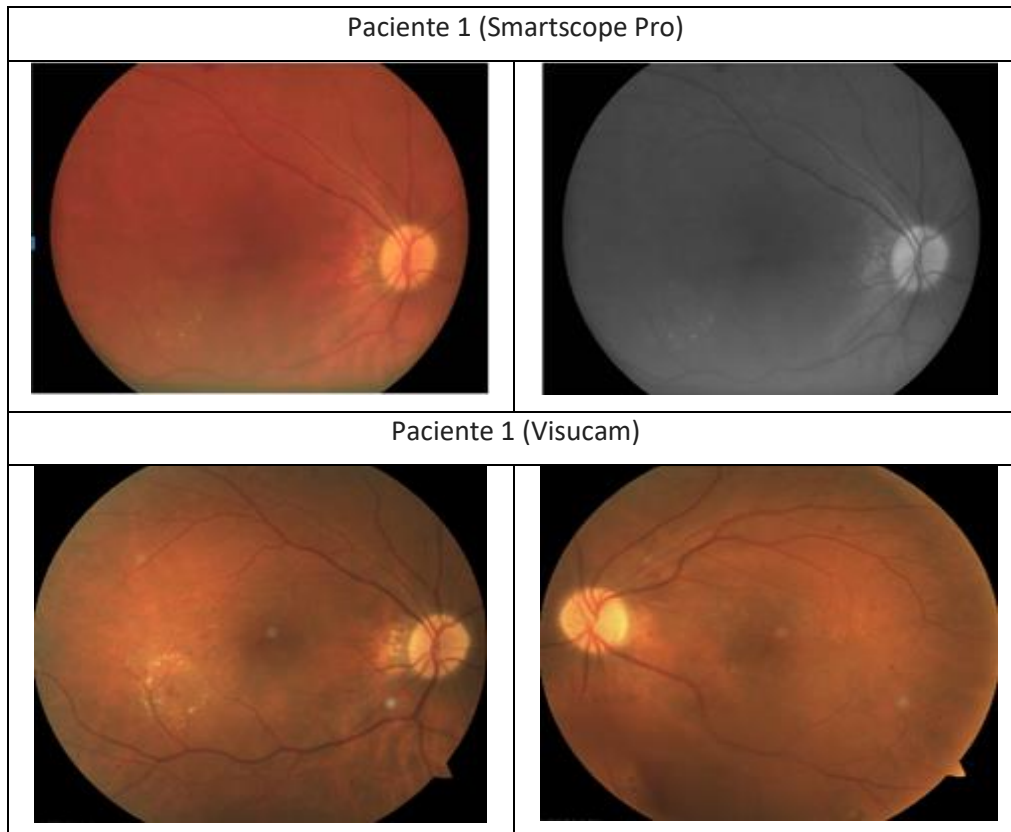
4.1.1 Comparación de un Optómetro Portátil y un Optómetro de Alto

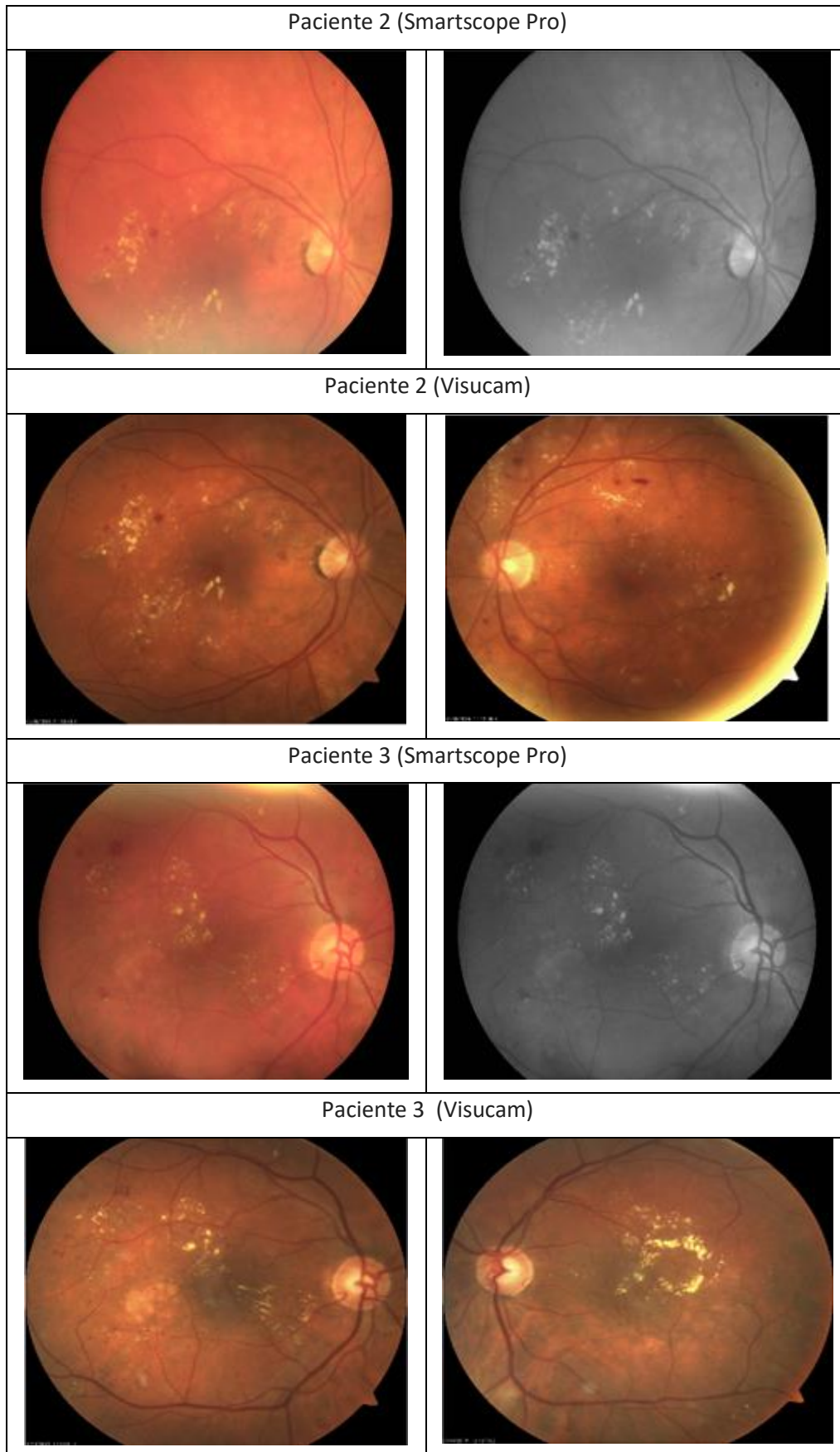
Rendimiento

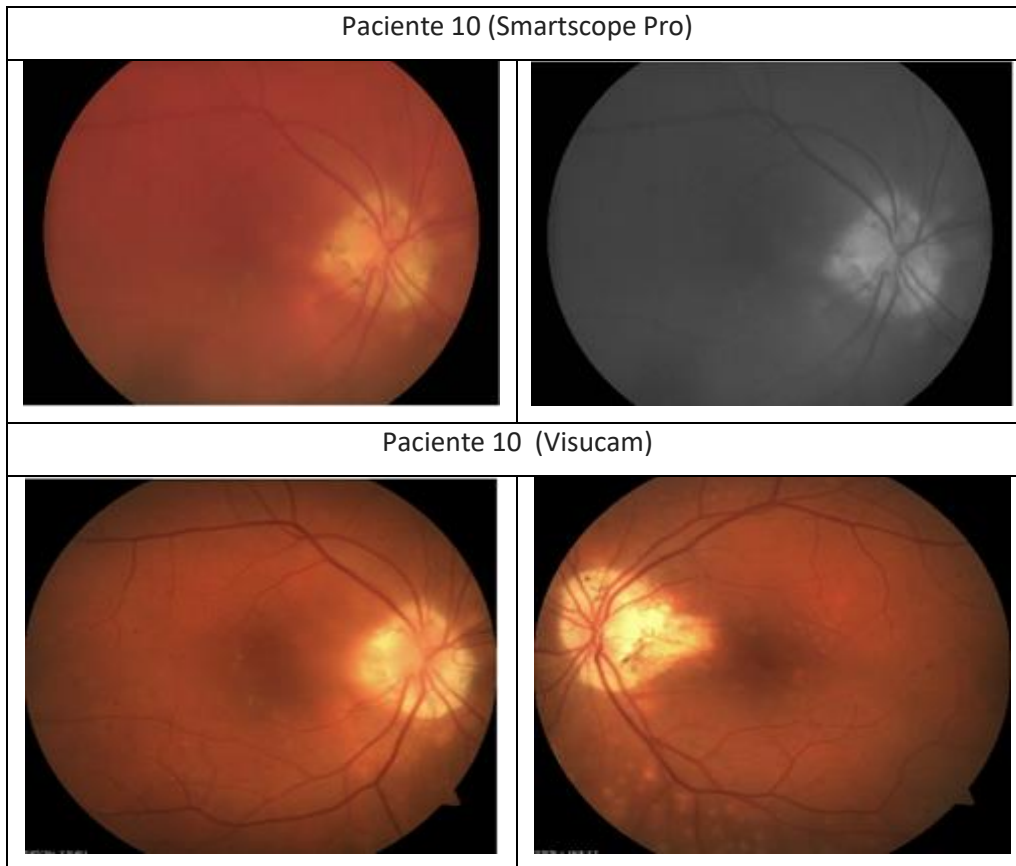
Este apartado es de gran importancia ya que se justifica la necesidad de mejorar la calidad de las retinografías obtenidas con el optómetro portátil. Como hemos explicado con anterioridad, la imagen resultante de un Optómetro portátil (Smartscope Pro) es de menor calidad que la de uno de Alto Rendimiento (Visucam). Las imágenes obtenidas con el optómetro portátil, una vez realzadas y mejoradas con el filtro AND y un procesamiento posterior, nos permiten detectar de forma eficiente las patologías, casi al mismo nivel que la de un optómetro de alto rendimiento, pero con un ahorro muy sustancial a nivel económico.

A continuación, se van a mostrar retinografías para 4 pacientes distintos que presentan una o varias dolencias. Primero se muestran las retinografías del optómetro portátil Smartscope PRO (tanto en color como en blanco y negro), y, a continuación, se muestran las de Visucam.

Nota: Las imágenes siguientes han sido cedidas por Instituto de Matemáticas e Informática de la Universidad de Vilnius







Hay que destacar que las imágenes mostradas serán utilizadas como test en la evaluación de las distintas técnicas de procesamiento que aborda este TFG

Por otro lado, podemos observar que las diferencias tanto de calidad como de definición son evidentes. La idea principal de este proyecto es que seamos capaces de trabajar con retinografías de baja o media resolución obtenidas con un optómetro portátil, obteniendo resultados tan eficientes como los de un optómetro de alta calidad.

Una vez motivado el problema y con la definición previa de las técnicas que se van a explorar para realzar las retinografías, pasamos a mostrar los distintos resultados obtenidos sobre nuestro conjunto de imágenes test con las versiones del filtro AND y con la supresión del fondo de la imagen.

4.1.2 Resultados EED y CED

Los siguientes resultados se han obtenido de los programas de filtrado AND (EED y CED). Para ello, se han tenido que ejecutar cada uno de ellos e introducir unos parámetros específicos para obtener el mejor resultado posible.

Para la ejecución EED se han establecido los siguientes parámetros:

```
No. Iterations: 10
10
K constant for EED: 2
2.000000
Sigma for initial Gaussian filtering: 0.
0.000000

-----
Anisotropic Nonlinear Diffusion with EED
-----

Parameters:
Iterations      : 10
K for EEDk     : 2.000000
Initial Sigma   : 0.000000
```

Figura 4.1.1. Captura de pantalla realizada sobre el programa EED en ejecución

Las iteraciones representan el número de barridos que aplicamos sobre la imagen. Este parámetro también influye directamente sobre el resultado, ya que si establecemos un número de iteraciones muy elevado las fronteras se van erosionando, si la erosión es demasiado elevada la frontera deja de considerarse como tal.

K es la constante del Enfoque de difusión común (EED) y representa el umbral gradiente. Todos los píxeles donde el gradiente sea mayor que este umbral, son considerados frontera y tratará de conservarlos. Por otro lado, todos los píxeles donde el gradiente sea menor que ese umbral se considerarán no frontera y serán procesados con un filtrado de alta intensidad. Hay que tener especial cuidado al establecer el valor de esta constante ya que si establecemos un valor muy alto todos los píxeles serán considerados como no frontera, realizando un filtrado general sin conservar la estructura de la imagen.

Por otro lado, el Sigma Inicial es utilizado para aplicar un filtro Gaussiano, antes de calcular el gradiente. Este parámetro representa la desviación estándar de la Gaussiana y es utilizado para hallar un gradiente más preciso. En nuestro caso, poseemos unas imágenes con poco ruido, por ello, establecemos este valor a 0 para aplicar un suavizado de baja intensidad a la imagen.

Centrándonos ahora en el filtro CED, merece la pena destacar que se ha realizado una batería de pruebas con distintos parámetros, hasta encontrar los parámetros adecuados para conseguir unos resultados óptimos en esta técnica. Dichos parámetros han sido los siguientes:

```
No. Iterations: 50
50
C constant for CED: 0.0000001
0.000000
Sigma for initial Gaussian filtering and for Structure tensor: 0.5 10
0.500000 10.000000

-----
Anisotropic Nonlinear Diffusion with CED
-----

Parameters:
Iterations      :          50
C for CED       :          0.000000
Initial Sigma   :          0.500000
Sigma for S.T.  :         10.000000
```

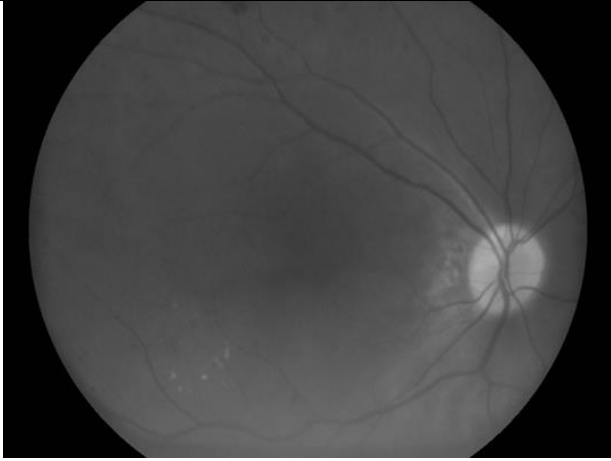
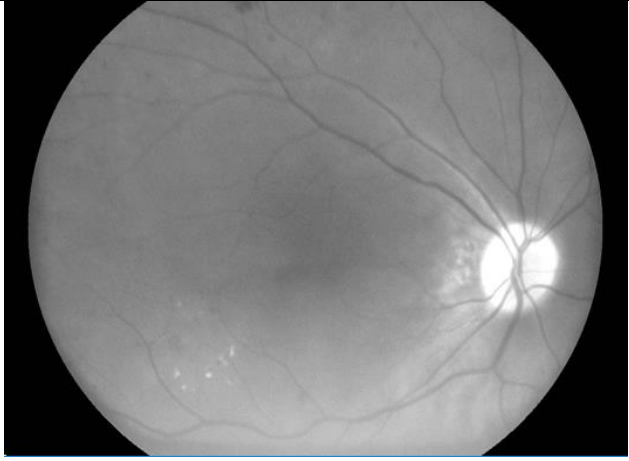
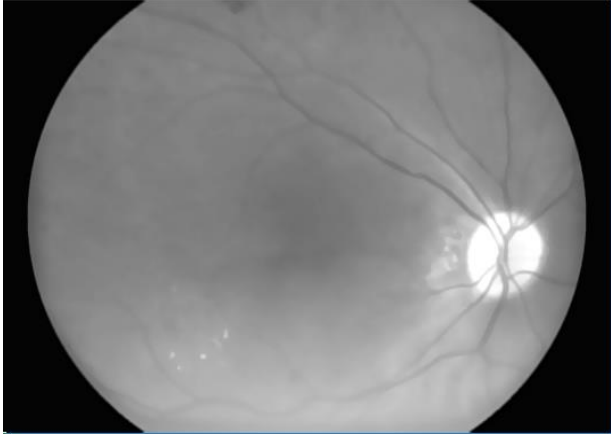
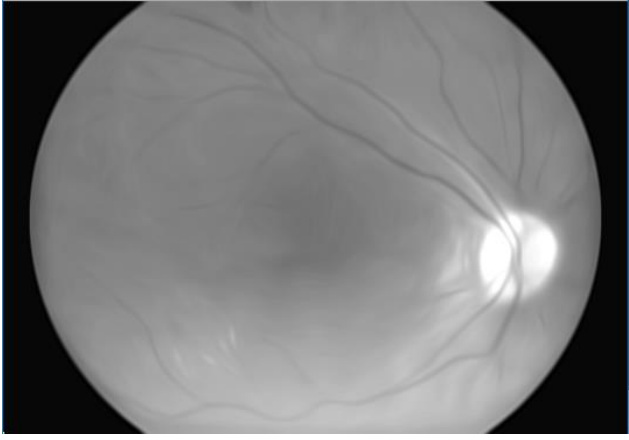
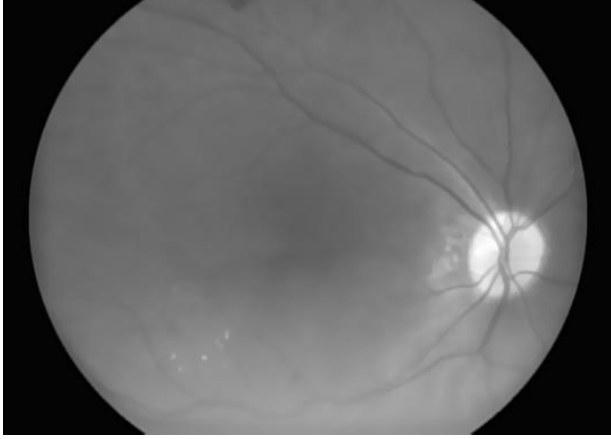
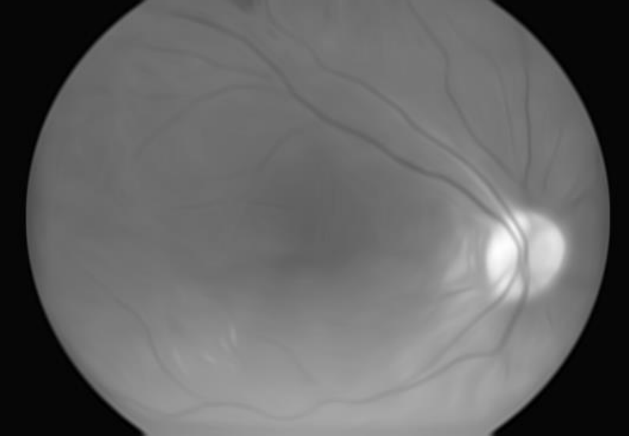
Figure 4.1.2. Captura de pantalla realizada sobre el programa CED en ejecución.

Para el caso de CED, la diferencia con el filtro EED es que con un número de iteraciones mayor se consiguen mejores resultados.

C es la constante de CED y, cuanto menor es, más se intensifica su efecto, estableciendo su valor ideal en 0.0000001.

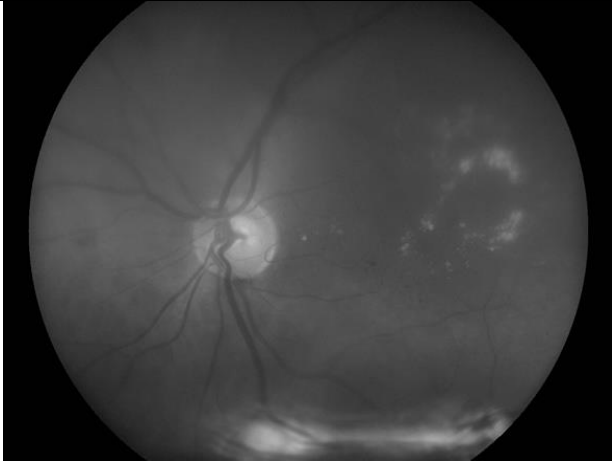
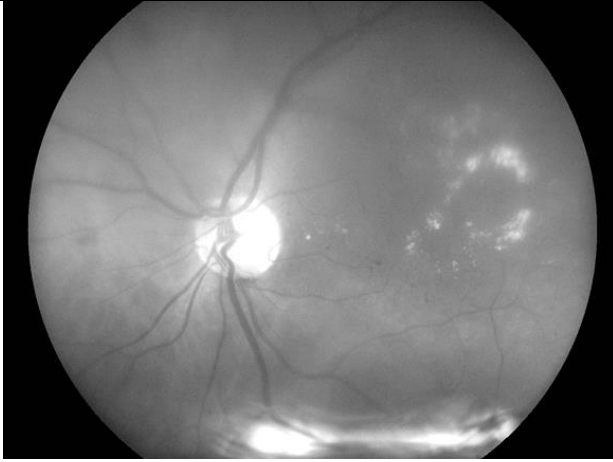
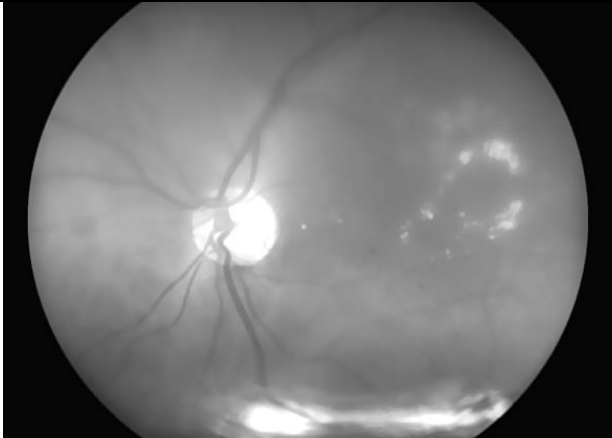
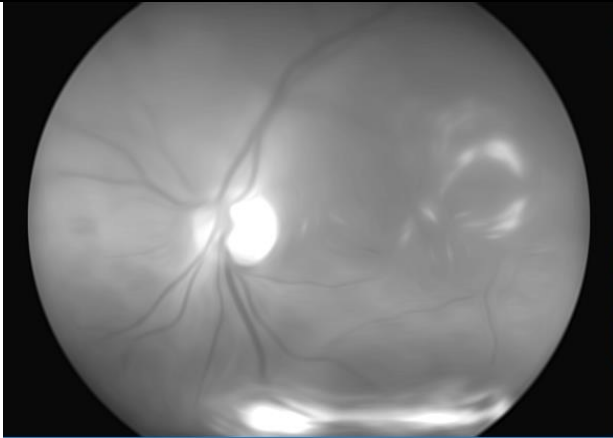
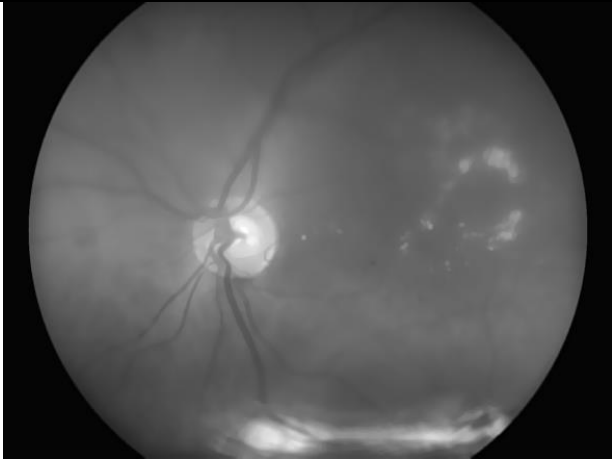
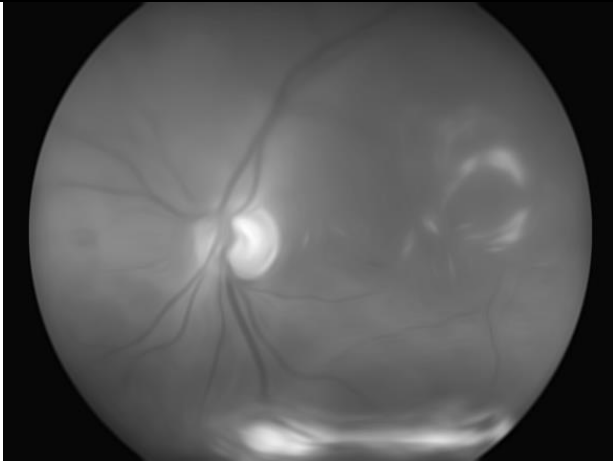
En este caso, Sigma posee dos gaussianas, la inicial que es igual que en EED (es un valor pequeño para realizar un suavizado de baja intensidad y calcular gradientes más precisos), y luego está el gaussiano que es aplicado al tensor de la estructura. Éste es realmente importante ya que representa el tamaño de las estructuras que deseamos realzar. Por ejemplo, si quiero realzar los vasos sanguíneos más finos se aplicará un valor de 0.5 a 5 en este tensor.

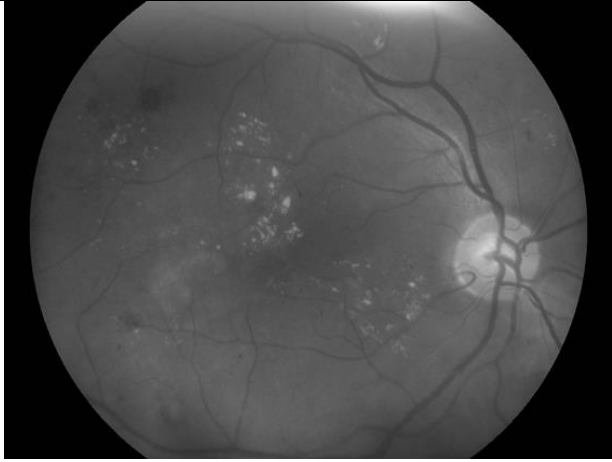
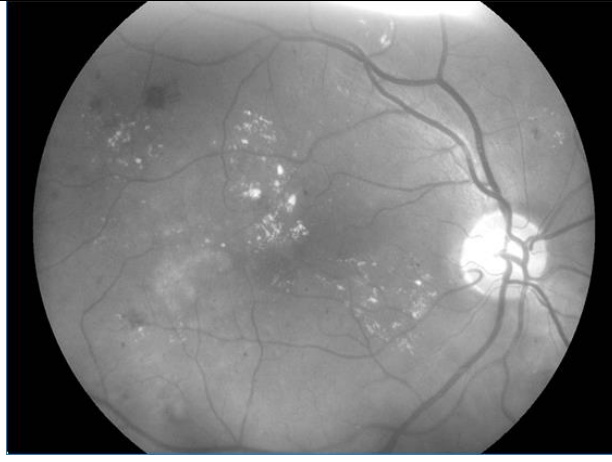
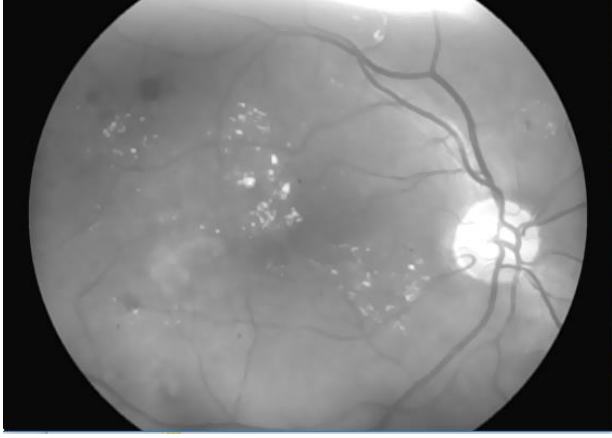
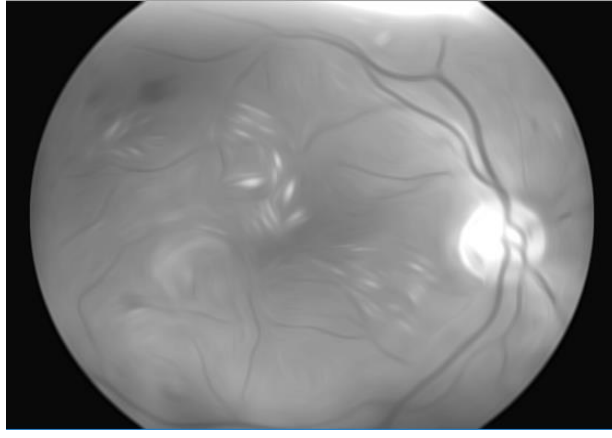
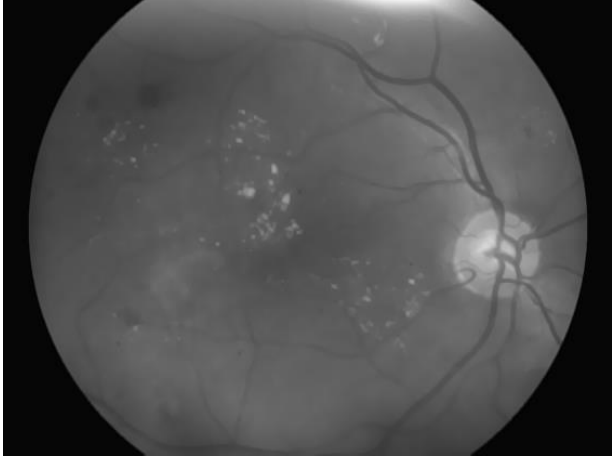
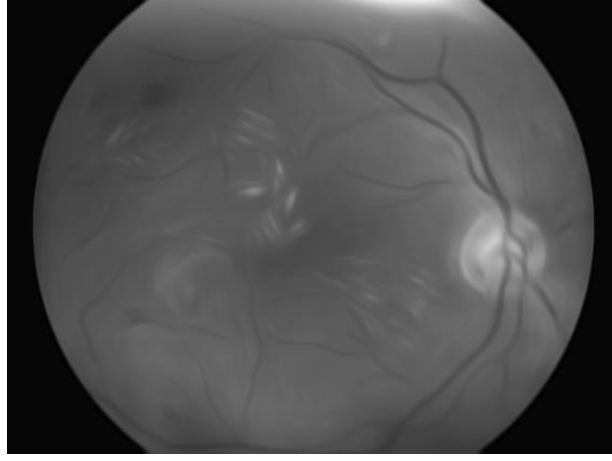
A continuación, se muestran los resultados para los cuatro pacientes (1,2,3 y 10), tras aplicar los filtros EED y CED. Las imágenes se han nombrado de la siguiente forma: Px-o-m, donde "x" denota el número de paciente (1,2,3 o 10), "o" denota el ojo (derecho o izquierdo) y "m" está relacionado con el filtro utilizado EED o CED ([Anexo B](#)).

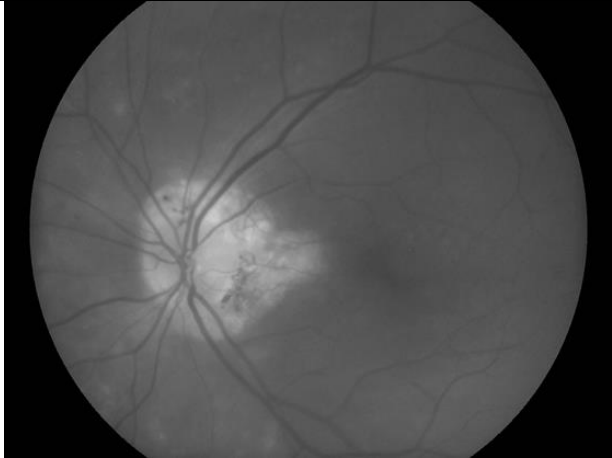
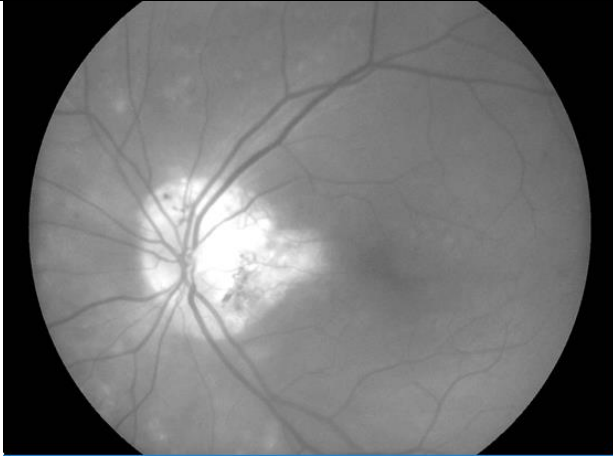
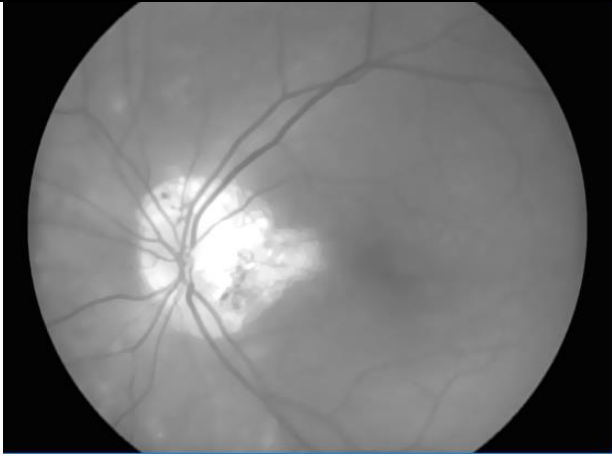
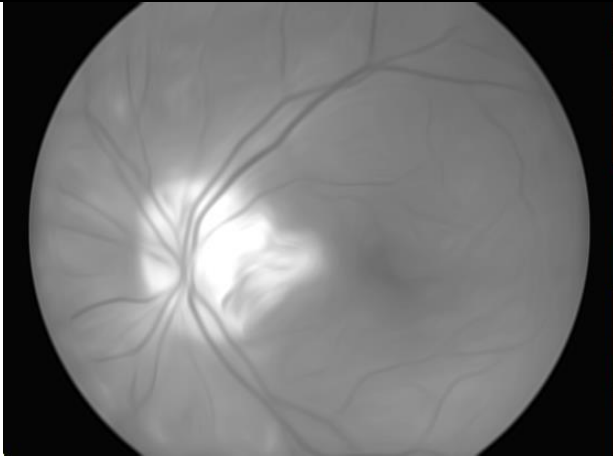
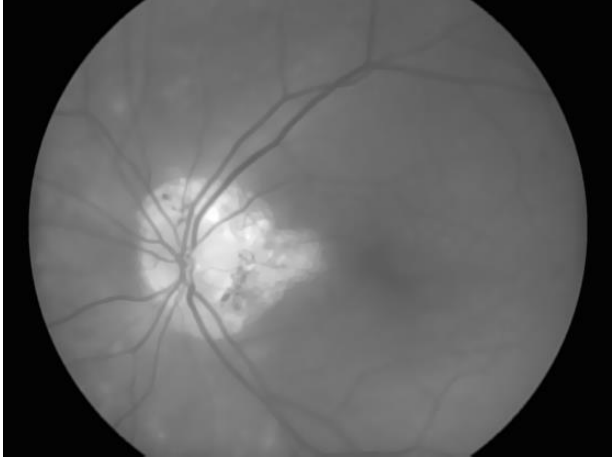
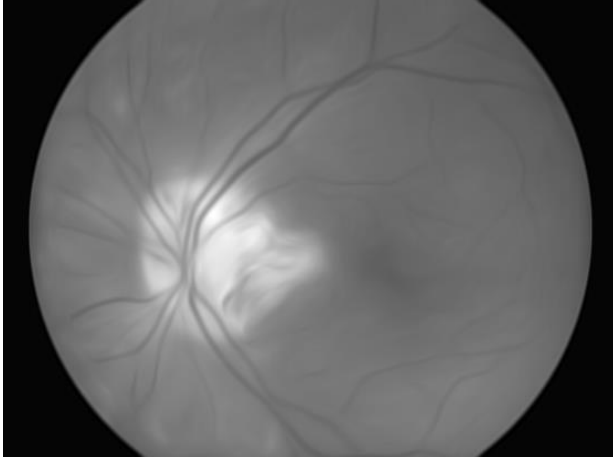
Filtrado AND (EED y CED) P1-r	
	
P1-r.tif	P1-r.mrc
	
P1-r-EED.mrc	P1-r-CED.mrc
	
P1-r-EED.tif	P1-r-CED.tif

Filtrado AND (EED y CED) P2-I	
P2-I.tif	P2-I.mrc
P2-I-EED.mrc	P2-I-CED.mrc
P2-I-EED.tif	P2-I-CED.tif

Filtrado AND (EED y CED) P2-r	
P2-r.tif	P2-r.mrc
P2-r-EED.mrc	P2-r-CED.mrc
P2-r-EED.tif	P2-r-CED.tif

Filtrado AND (EED y CED) P3-I	
	
P3-I.tif	P3-I.mrc
	
P3-I-EED.mrc	P3-I-CED.mrc
	
P3-I-EED.tif	P3-I-CED.tif

Filtrado AND (EED y CED) P3-r	
	
P3-r.tif	P3-r.mrc
	
P3-r-EED.mrc	P3-r-CED.mrc
	
P3-r-EED.tif	P3-r-CED.tif

Filtrado AND (EED y CED) P10-I	
	
P10-I.tif	P10-I.mrc
	
P10-I-EED.mrc	P10-I-CED.mrc
	
P10-I-EED.tif	P10-I-CED.tif

Filtrado AND (EED y CED) P10-r	
P10-r.tif	P10-r.mrc
P10-r-EED.mrc	P10-r-CED.mrc
P10-r-EED.tif	P10-r-CED.tif

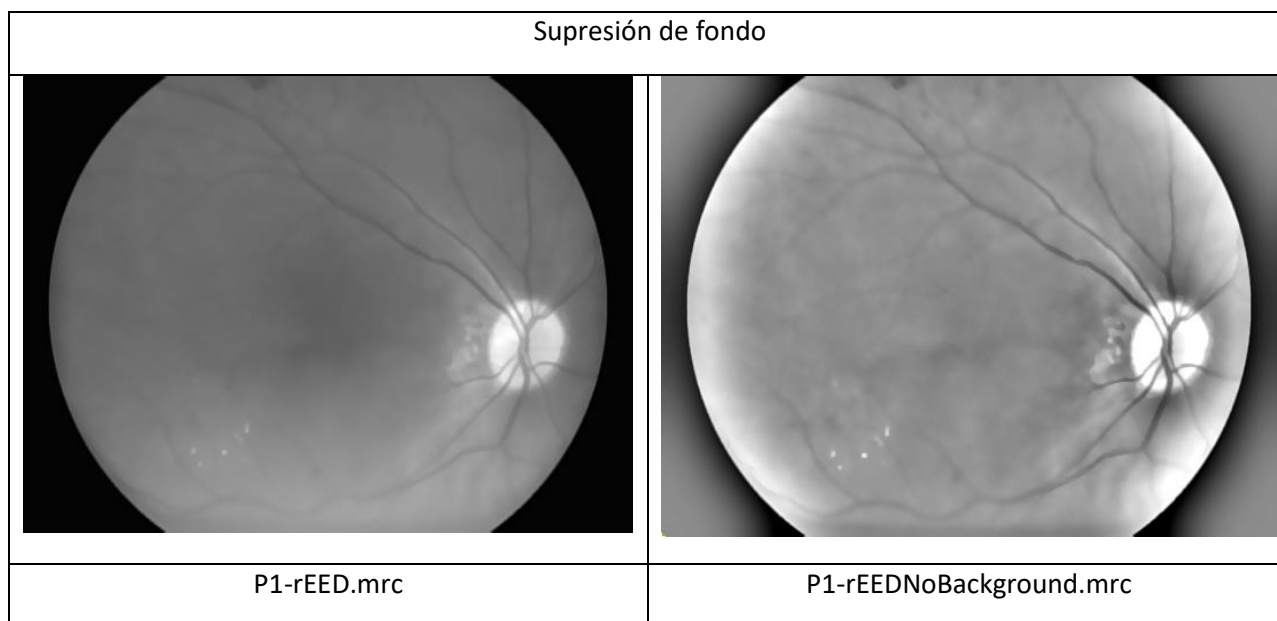
Una vez procesadas todas las imágenes con los distintos tipos de filtrado AND, tanto con EED (Enfoques de difusión común) como con CED (Mejora de difusión coherente), podemos concluir que dichos filtros realizan su función específica, ya que en el caso del EED obtenemos una imagen filtrada y sin ruido, pero respetando la estructura de la imagen y con un realce centralizado en las zonas de mayor intensidad. Por otro lado, con el tipo CED obtenemos una imagen con un filtrado suave y un realce focalizado en las zonas compuestas por vasos sanguíneos. Estos resultados dependerán del valor que tenga el parámetro tensor, el cual determina el tamaño en píxeles de aquellos vasos sanguíneos que tenemos intención de realzar sobre el resto de la retinografía.

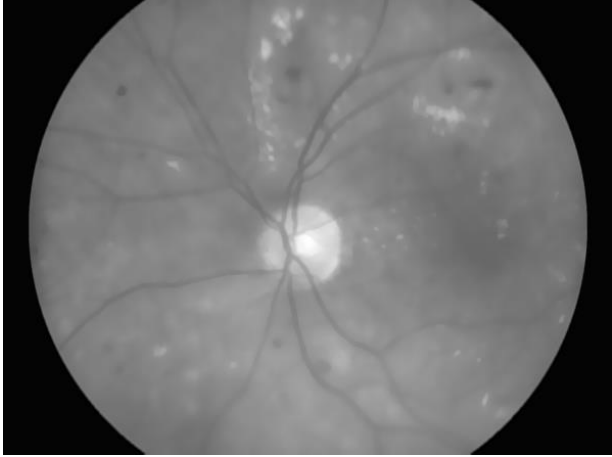
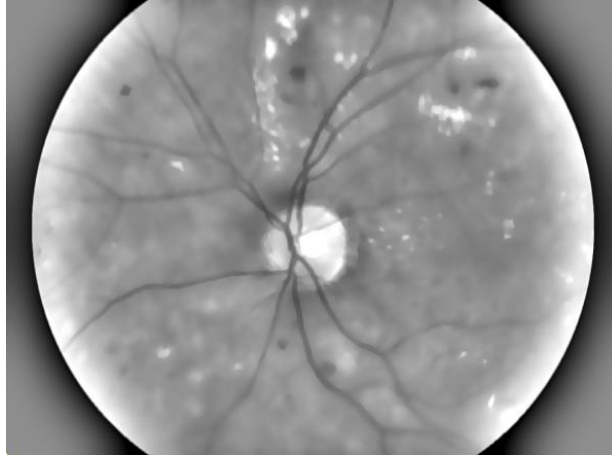
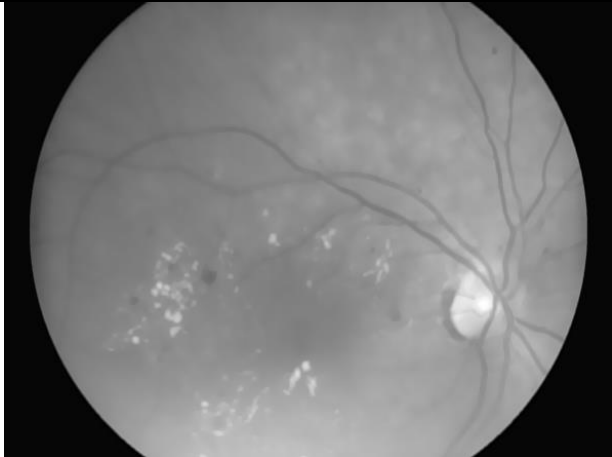
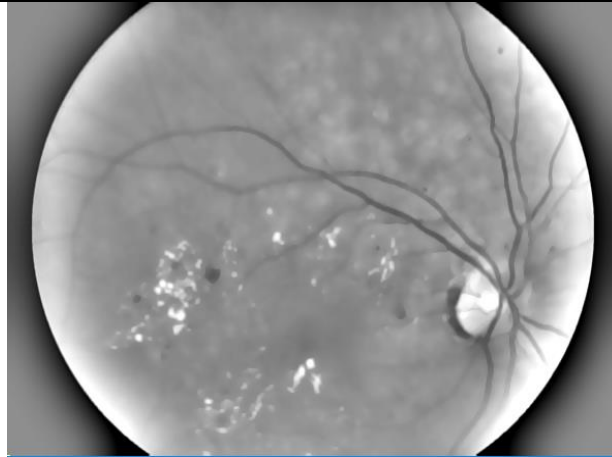
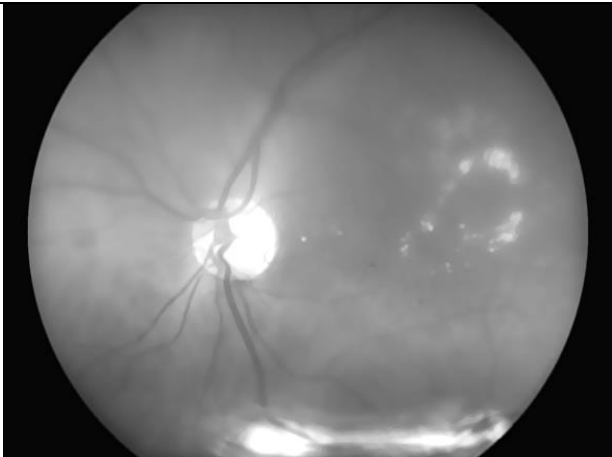
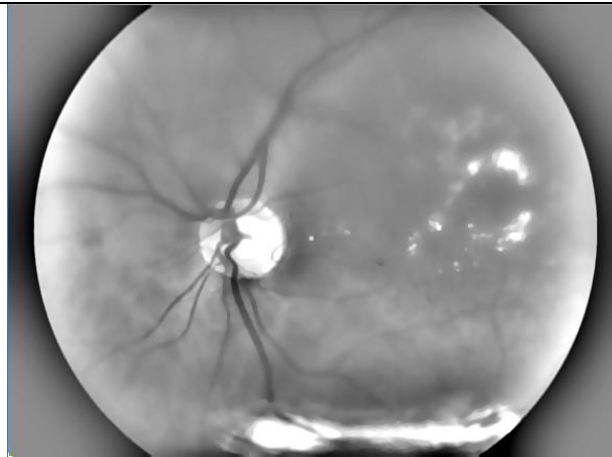
En función de la patología a detectar, utilizaremos un filtro u otro. En el caso de obstrucción de vasos sanguíneos, así como en el de un crecimiento anormal de los mismos no usaremos CED debido a que los resultados no son tan determinantes como se esperaba, en los demás casos se aplicará el enfoque de difusión común (EED).

4.1.3 Mejora de resultados CED con supresión de fondo en retinografía

Una vez obtenidos los resultados de la técnica CED, observamos que éstos no son determinantes para realzar la imagen, por tanto, se ha explorado otra técnica para mejorar dicho realce.

Dicha técnica ha consistido en la supresión del fondo en las retinografías previamente tratadas con la técnica EED (CED no es usada). En primer lugar, se ha definido una “imagen del fondo” aplicando un filtro Gaussiano de muy alta intensidad con un sigma de valor 30 y, posteriormente, se ha calculado la diferencia entre la imagen original y el fondo. A continuación, se muestran los resultados (para interpretar la nomenclatura de las imágenes es necesario ver el [Anexo B](#)):



	
P2-IEED.mrc	P2-IEEDNoBackground.mrc
	
P2-rEED.mrc	P2-rEEDNoBackground.mrc
	
P3-IEED.mrc	P3-IEEDNoBackground.mrc

P3-rEED.mrc	P3-rEEDNoBackground.mrc
P10-IEED.mrc	P10-IEEDNoBackground.mrc
P10-rEED.mrc	P10-rEEDNoBackground.mrc

Al realizar este proceso de supresión del fondo, se ha observado que se han realzado los vasos sanguíneos. Por ello, podemos constatar que esta técnica se ha comportado mejor que el hecho de solamente aplicar el filtro CED, haciendo, de este modo, más fácil el reconocimiento en atención primaria de una patología relacionada con los vasos sanguíneos.

4.2 Detección de Patologías en retinografías

En este apartado se detallan los pasos seguidos para llevar a cabo el proceso de filtrado AND de las retinografías test obtenidas con un optómetro portátil (Smartscope Pro):

1. Se conserva la imagen en formato RGB, si es proporcionada, y se duplica para su posterior conversión a escala de grises (se ha respetado el formato de origen de la retinografía).
2. Se convierte la imagen a formato .tif y, de ahí, a MRC con la aplicación “tif2mrc” de IMOD.
3. Se aplica un filtro AND de tipo EED o CED para la eliminación del ruido existente sin perder definición en la misma, así como para realzar zonas en concreto.
4. Se cambia el formato de MRC a tif con la aplicación “mrc2tiff” de IMOD.
5. Se carga la imagen por medio de la librería OpenCV 3.0 en nuestro entorno Anaconda.
6. Se aplican sobre las retinografías las distintas técnicas de segmentación por umbralizado, como son: Binario, Tozero, Truncamiento y sus inversos.
7. Se aplica el método principal OTSU (Umbralizado óptimo) combinado con otras técnicas de Tresholding o umbralizado. Para ello, ecualizaremos y realzaremos la imagen para obtener el máximo rendimiento de este método.
8. Una vez obtenidos estos resultados, se mostrarán y se explicarán los resultados más relevantes relacionados con nuestra investigación.
9. Terminado este proceso, se volverá a cargar la imagen inicial para esta vez aplicar el Algoritmo de Canny y así detectar, de forma más precisa, la zona dañada y determinar la gravedad de la lesión.
10. Una vez realizada la tarea anterior se aplicará Watershed para obtener, de la forma más eficiente y con el menor error posible, la zona afectada con una patología.

4.2.1 Detección de Degeneración Macular

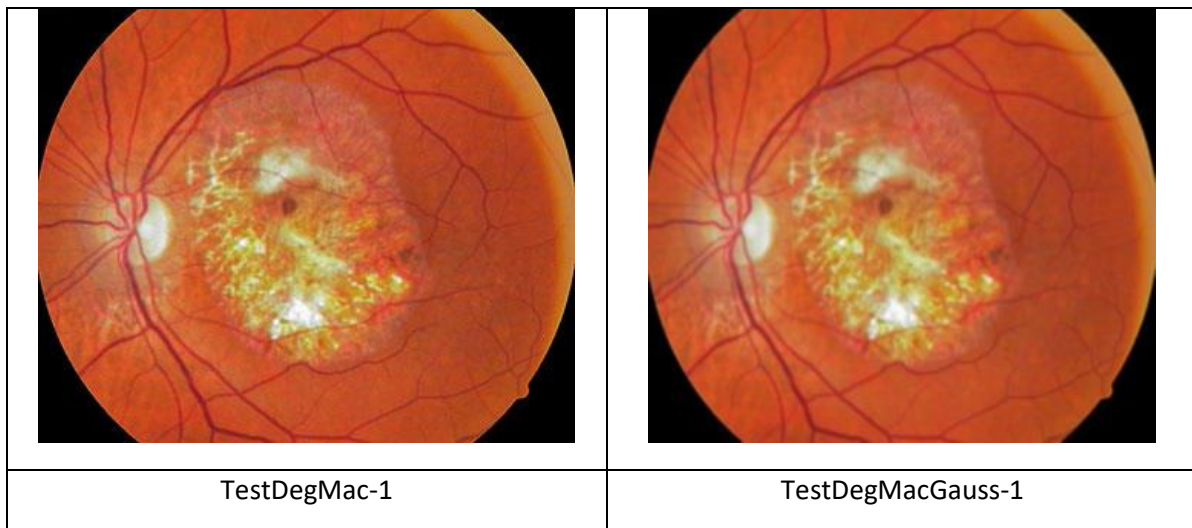
Comenzamos con la patología Degeneración Macular [15,16,17,18]. Pero antes de entrar de lleno en la detección y evaluación de esta patología, mostraremos un ejemplo de funcionamiento de las técnicas de umbralizado sobre una imagen a color obtenida con un optómetro de alta calidad.



Figura 4.2.1 TestDegMac-1

Se ha nombrado la imagen como TestDegMac-1 (Test de Degeneración Macular) y ha sido cedida por el Instituto de Matemáticas e Informática de la Universidad de Vilnius. Como podemos observar, el daño es evidente.

Para esta imagen de prueba no hemos utilizado ningún preprocesado con AND, sino que hemos aplicado, en primer lugar, un filtro Gaussiano con un valor de sigma de 10 como pretratamiento a la técnica de Umbralización:



Al aplicarse dicho filtro Gaussiano, se ha producido un leve suavizado en la retinografía de la izquierda, debido a que nuestras imágenes no poseen un ruido excesivo, podemos conservar la estructura de la imagen sin difuminarla en exceso.

A continuación, hemos aplicado las distintas técnicas de segmentación por umbralizado:

Segmentación por Umbralizado o Thresholding	
Imagen Original (TestDegMac-1)	Umbralizado Binario (TestDegMacBinary-1)
Umbralizado Binario Inverso (TestDegMacBinaryInv-1)	Umbralizado por Truncamiento (TestDegMacTrunc-1)
Umbralización Tozero (TestDegMacTozero-1)	Umbralización Tozero-Inverso (TestDegMacTruncInv1)

En las imágenes anteriores, podemos observar que las técnicas de segmentación por umbralizado nos ayudan a determinar la zona ocular dañada por esta patología. En algunos casos, concretamente las técnicas de Umbralizado Tozero y Tozero Inverso nos muestran esta zona utilizando distintos niveles de intensidad relacionados con el nivel de gravedad de dicha patología. Para exponerlo de forma más concreta, nos centraremos en TestDegMacTruncInv-1:

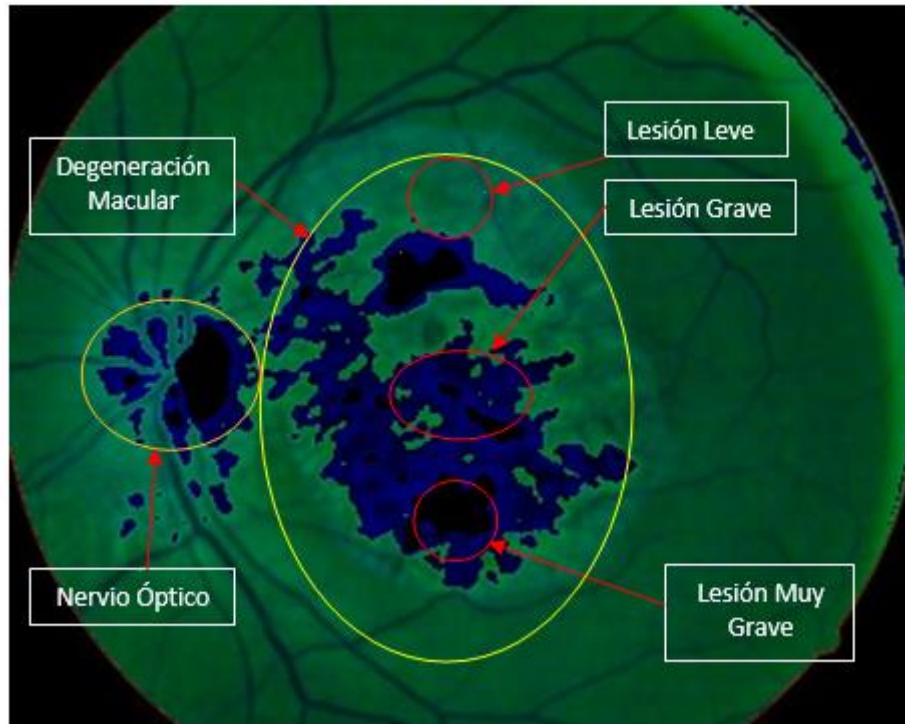


Figure 4.2.2 Relación nivel de intensidad con gravedad de lesión.

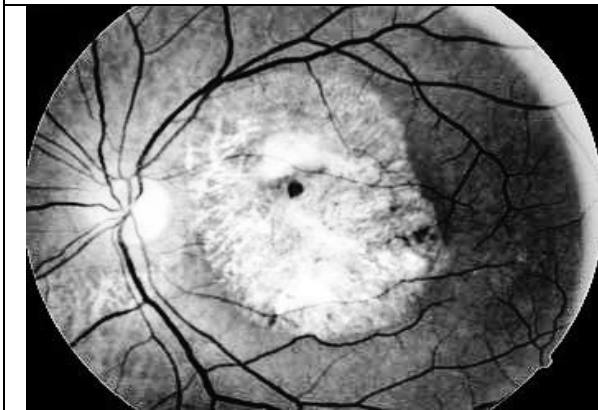
La superficie de la mácula destacada en amarillo muestra la parte afectada por la degeneración, dentro de esta superficie, observamos distintas zonas diferenciadas por colores en función de su gravedad:

- Lesión leve: zona de color verde claro (de mayor intensidad que en el resto de la mácula).
- Lesión grave: zona destacada en azul oscuro.
- Lesión muy grave: zona pintada de negro.

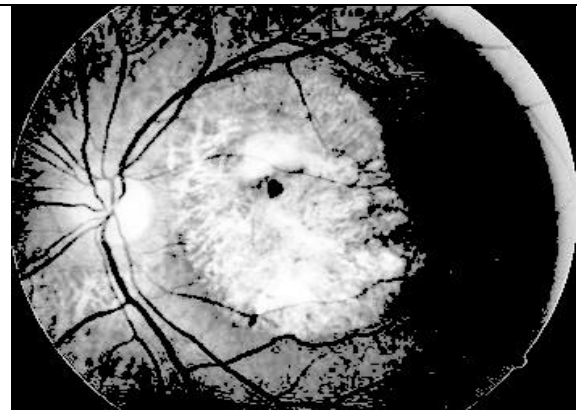
Nota: Para esta clasificación, e excluido el nervio óptico debido a que es el orificio principal de entrada de luz en el ojo y éste siempre presentará una alta intensidad en sus píxeles.

El siguiente punto trata sobre la umbralización y la aplicación del método de OTSU como umbralización óptima. Para ello, se ha de presentar en la imagen una diferencia notoria entre las intensidades de los píxeles, por tanto, usaremos la imagen principal en escala de grises y un previo ecualizado de la misma. Esta técnica sólo es aplicable en retinografías en escala de grises.

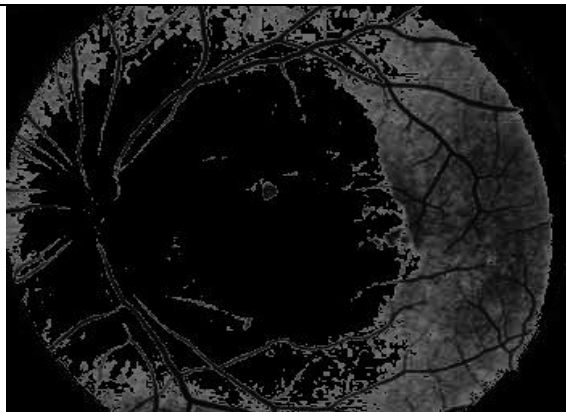
Segmentación por Método OTSU



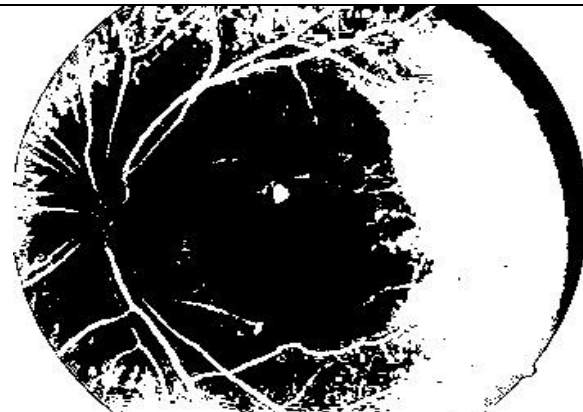
TestDegMacEqua-1 (Imagen original realzada)



TestDegMacOTSUTozero-1



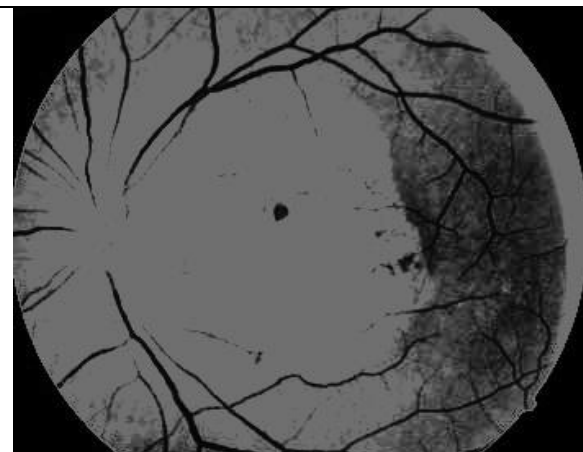
TestDegMacOTSUTozeroInv-1



TestDegMacOTSUBinaryInverso-1



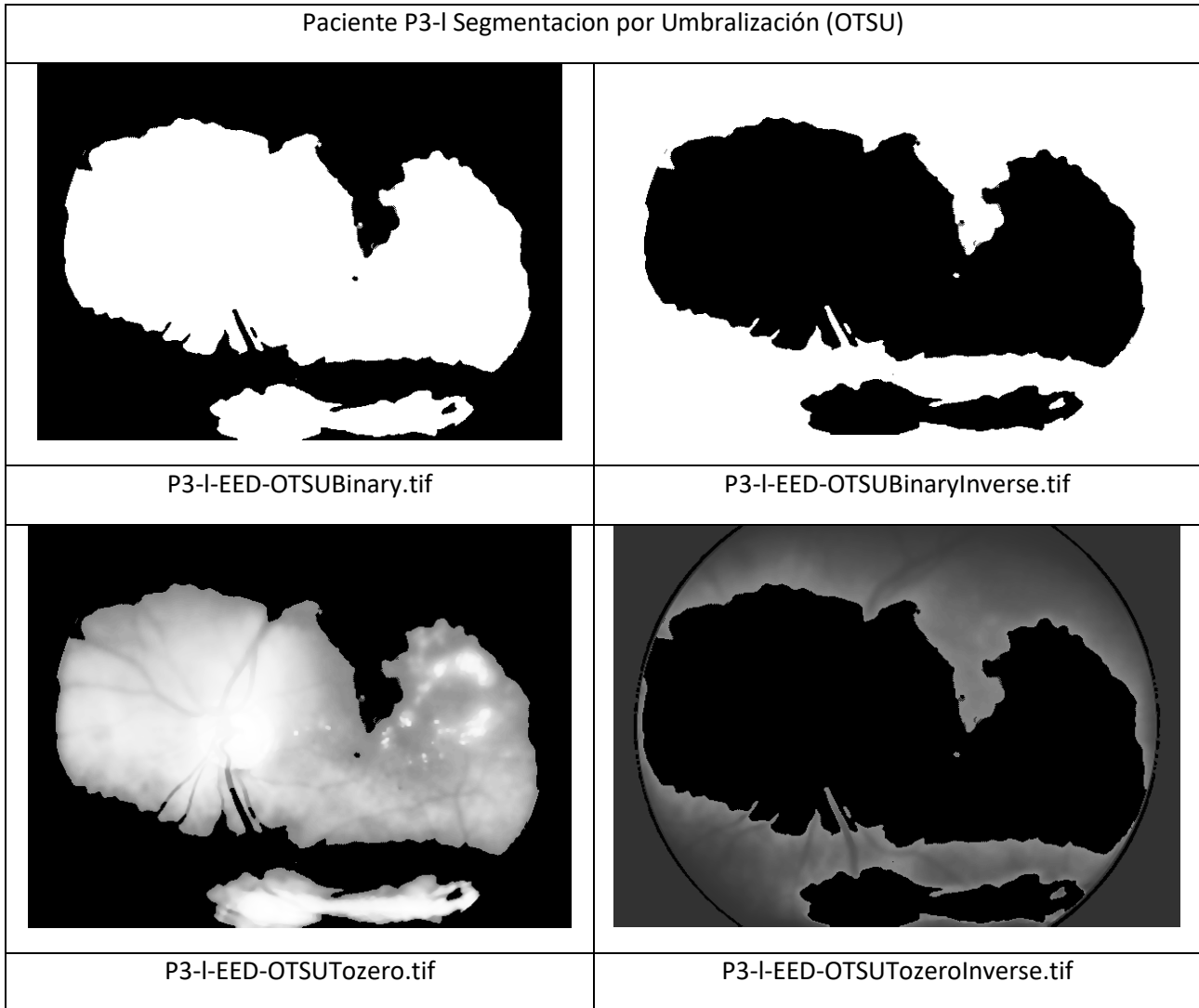
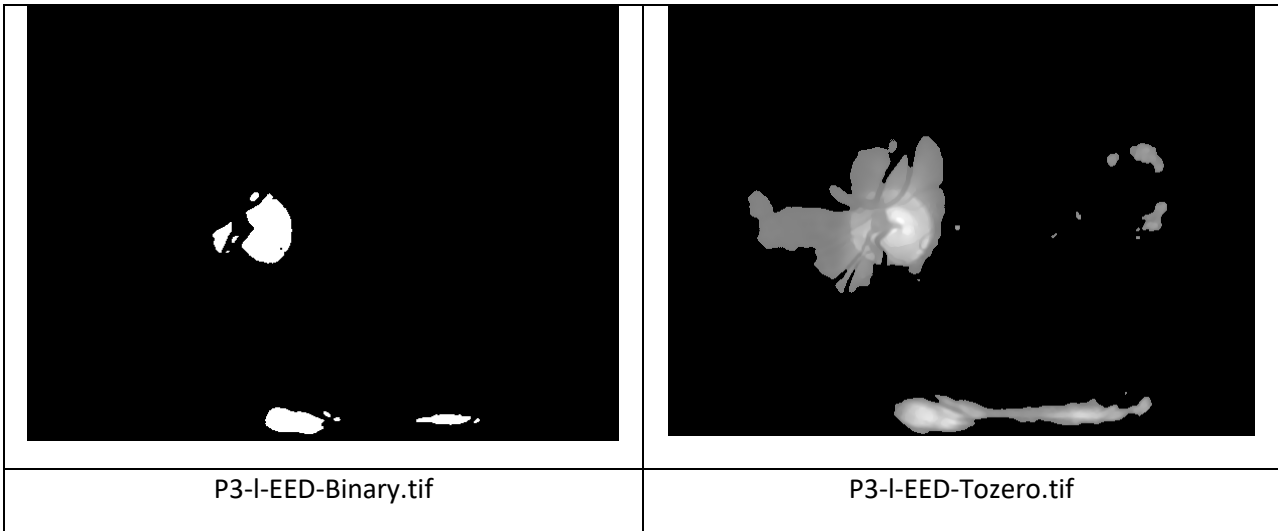
TestDegMacOTSUBinary-1



TestDegMacOTSUTruncado-1

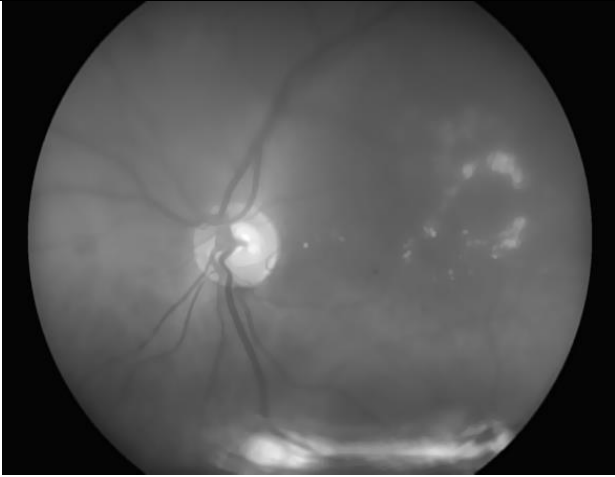
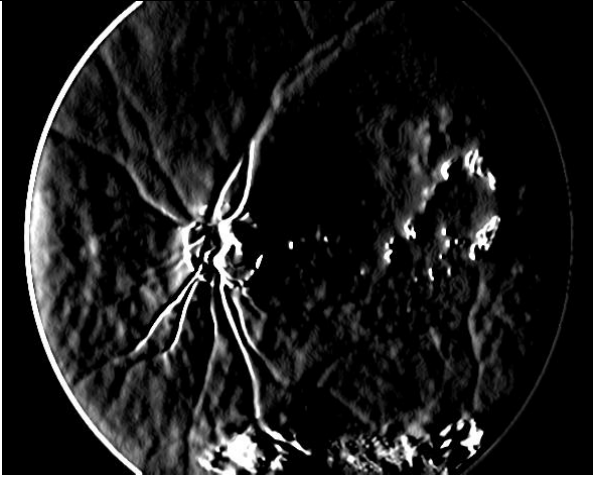
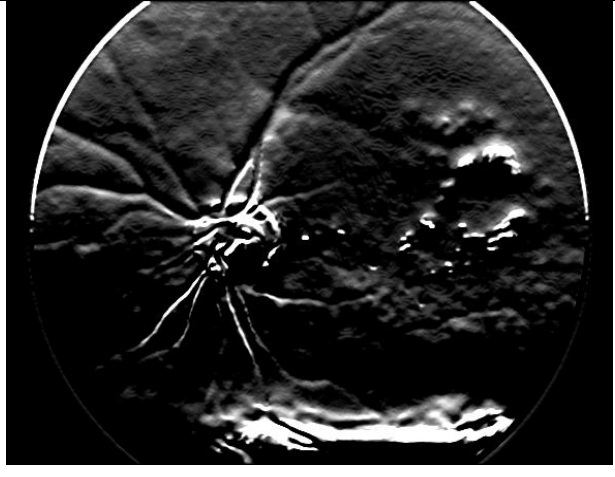
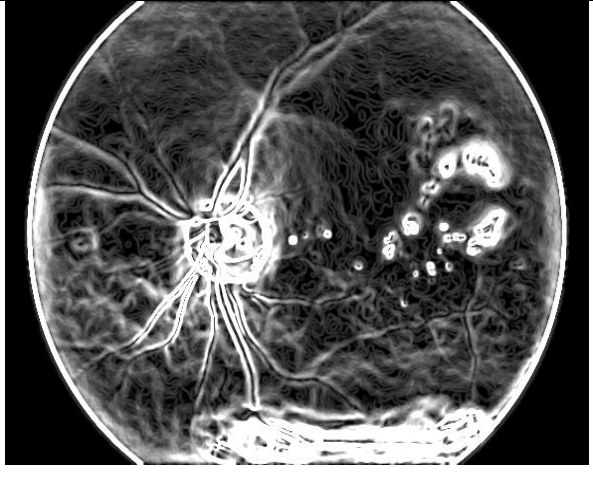
Una vez demostrado el funcionamiento de la umbralización con OTSU, se utilizará una retinografía perteneciente a un paciente real, cedida por el el Instituto de Matemáticas e Informática de la Universidad de Vilnius, cuya nomenclatura es claramente expuesta en el [Anexo B](#) de este proyecto. Del mismo modo mostraremos las demás técnicas aplicadas para la detección como realce, detección de bordes y contornos (Algoritmo de Canny) y Watershed entre otras, además de las expuestas anteriormente:

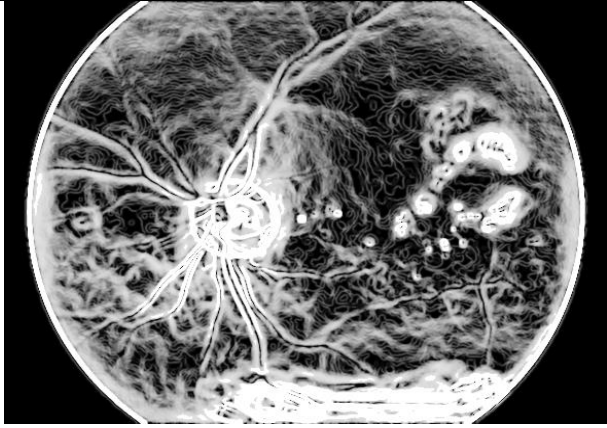
Paciente P3-I Segmentacion por Umbralización	
P3-I-Original.tif	P3-I.mrc
P3-I-EED.mrc	P3-I-CED.mrc
P3-I-EED.tif	P3-I-CED.tif



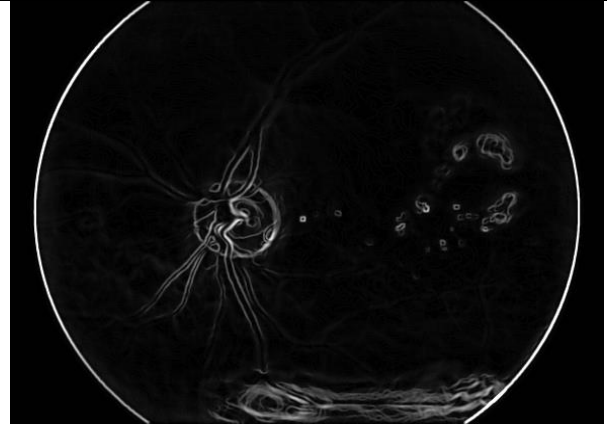
La umbralización idónea para la detección de patologías en este caso es la técnica Tozero y OTSU-Tozero, ya que se produce una segmentación más eficiente localizando la zona afectada y acotándola con respecto al resto de mácula, supuestamente sana. No olvidemos excluir el nervio óptico que, por intensidad, siempre será segmentado.

A continuación, aplicamos el Algoritmo de Canny [7,8,12] para una mejor detección de la zona afectada, así como para cuantificar la gravedad de la misma. Esta técnica se compone a su vez de distintos filtros y métodos como: Sobel, Gradiente, Supresión de No Máximos etc...

Paciente P3-I Realce y Deteccion de Contornos	
	
P3-I-EED- Original	P3-I-EED-SobelX
	
P3-I-EED-SobelY.tif	P3-I-EED-Gradiente (SobelX + SobelY).tif



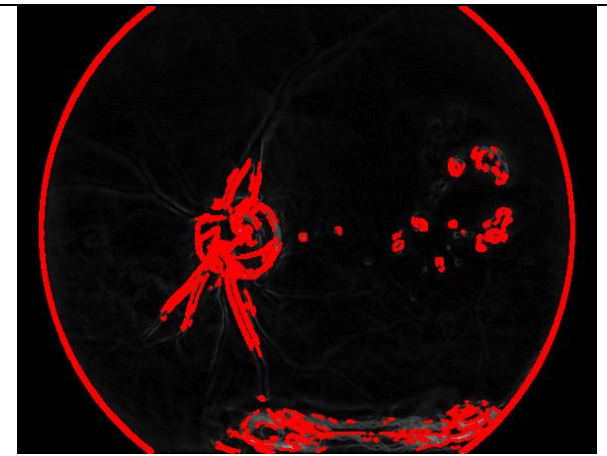
P3-I-EED- Ecuilizado.tif



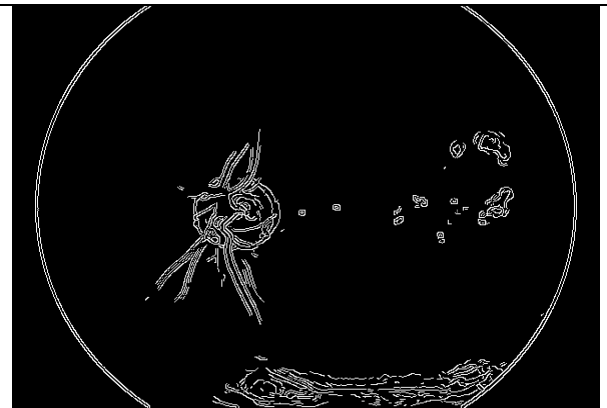
P3-I-EED-GraMagnitud (Conversión Sobel +ecuilizado).tif



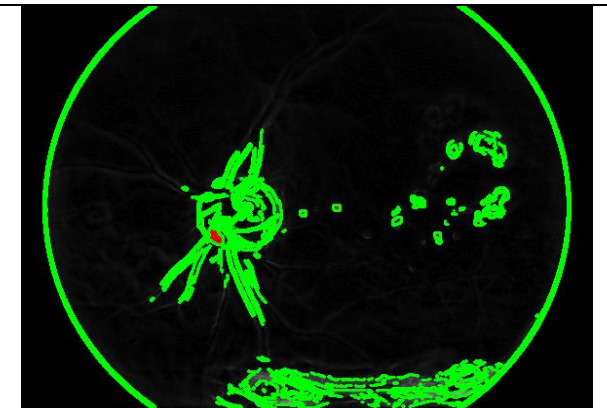
P3-I-EED-SupresionB.tif



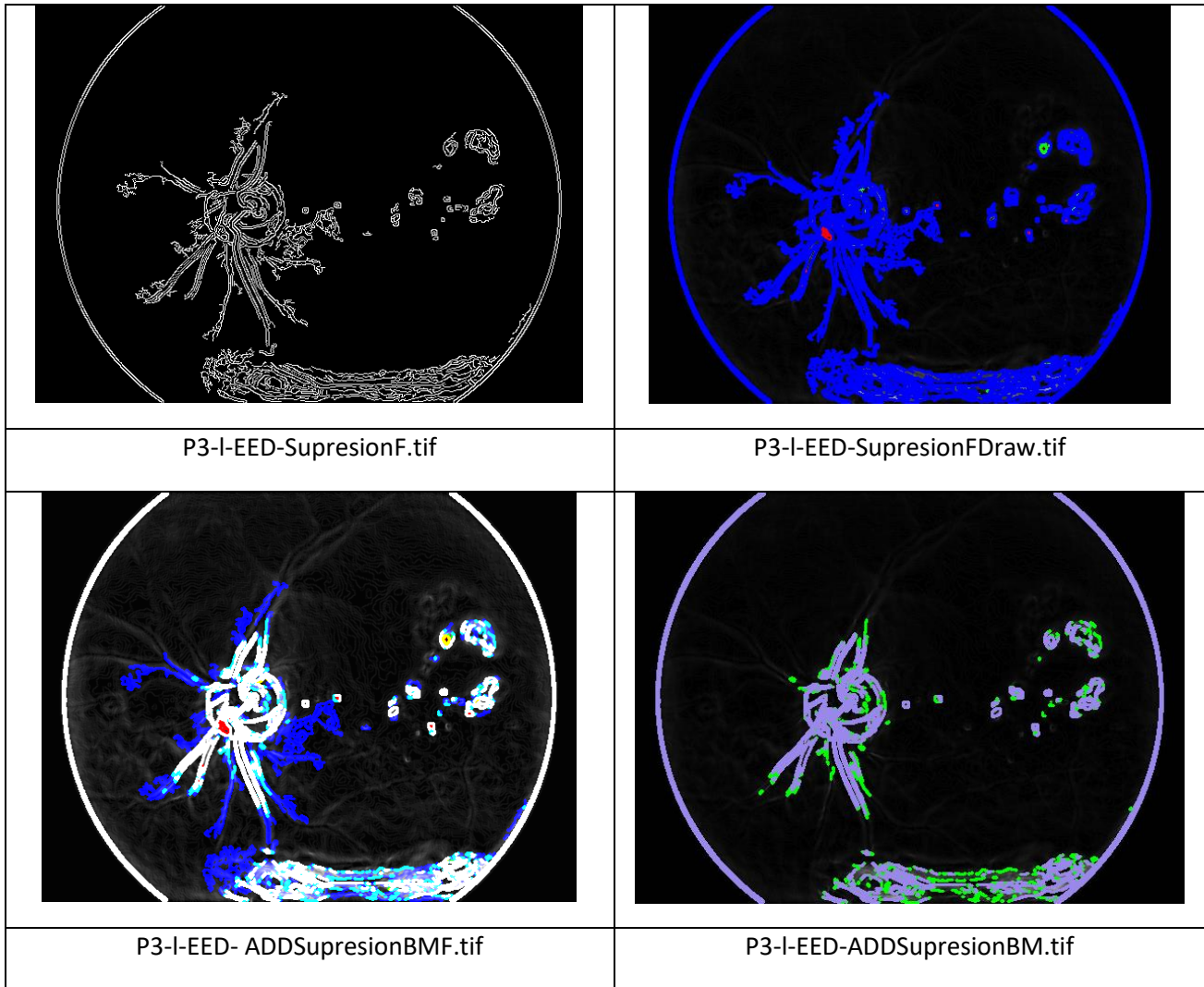
P3-I-EED-SupresionBDraw.tif



P3-I-EED-SupresionM.tif



P3-I-EED-SupresionMDraw.tif



En primer lugar, se aplica la técnica del operador del gradiente Sobel sobre la imagen original, este operador nos permite determinar una aproximación al gradiente de la función de intensidad de nuestra imagen. Cada resultado que obtenemos de cada uno de los píxeles, es el vector gradiente correspondiente, éste nos indica el mayor cambio posible de intensidad entre píxel y píxel.

A continuación, y una vez obtenidas las imágenes a través del operando Sobel, se construye el gradiente magnitud, lo que da lugar a una imagen realzada donde los contornos quedan bien definidos por la diferencia de intensidad en los píxeles de estos bordes. Después, aplicamos un ecualizado a la retinografía para realzarla aún más.

Con todas estas técnicas, lo que hemos realizado, en definitiva, es una aplicación de distintos filtros de paso alto para así conseguir un mayor realce en la imagen y, como consecuencia, diferenciar con claridad los bordes y contornos que tienen mayor intensidad que el resto de la imagen.

Continuamos con la supresión de no Máximos, que consiste en la visualización de bordes y contornos dependiendo del grado de intensidad del mismo, descartando las demás intensidades. El grado puede ser bajo, medio o alto, del mismo modo pintamos estos contornos de un color a elección propia, tal y como podemos observar en la retinografías P3-I-EED-SupresionBDraw.tif, P3-I-EED-SupresionMDraw.tif y P3-I-EED-SupresionFDraw.tif expuestas anteriormente.

Se muestra, a continuación, la imagen obtenida de la combinación de los tres grados de intensidad:

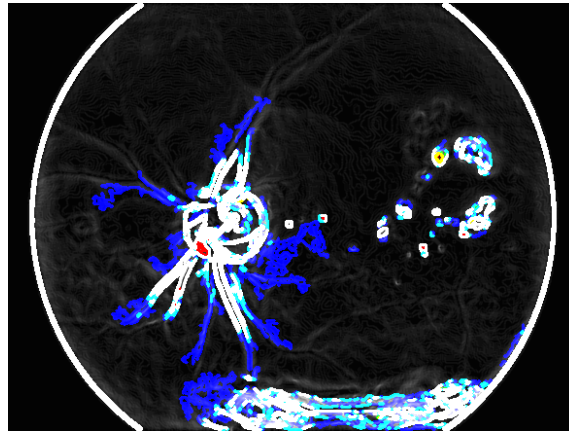
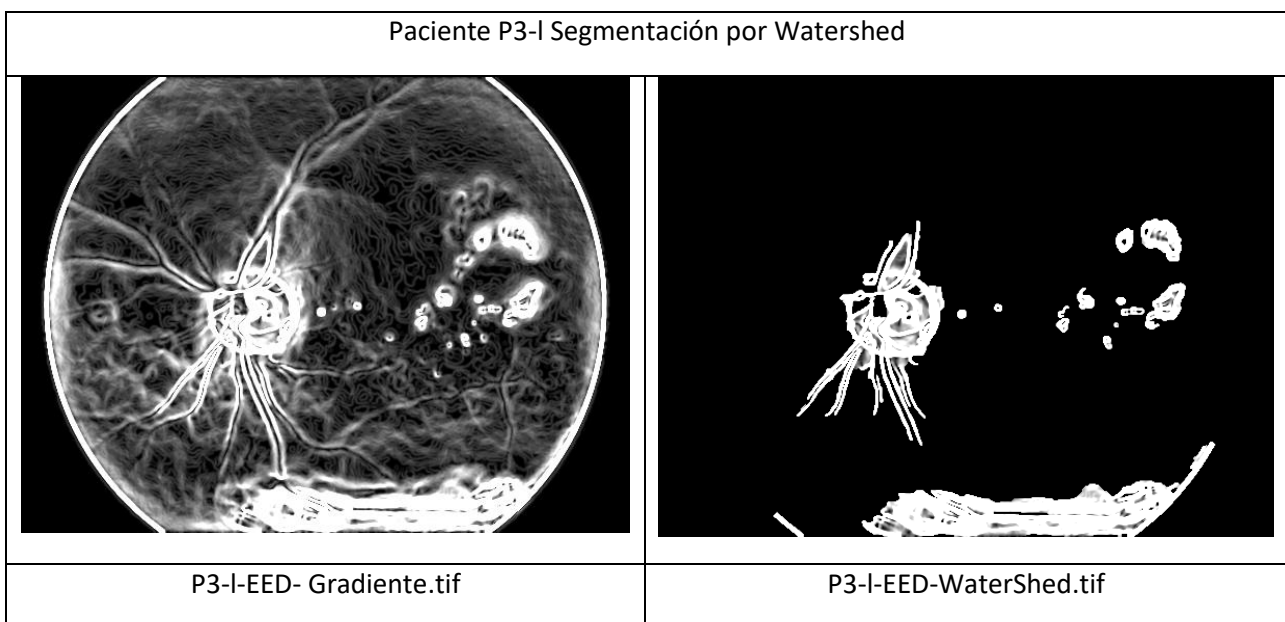


Figure 4.2.3. Resultado de la combinación de grados de intensidad.

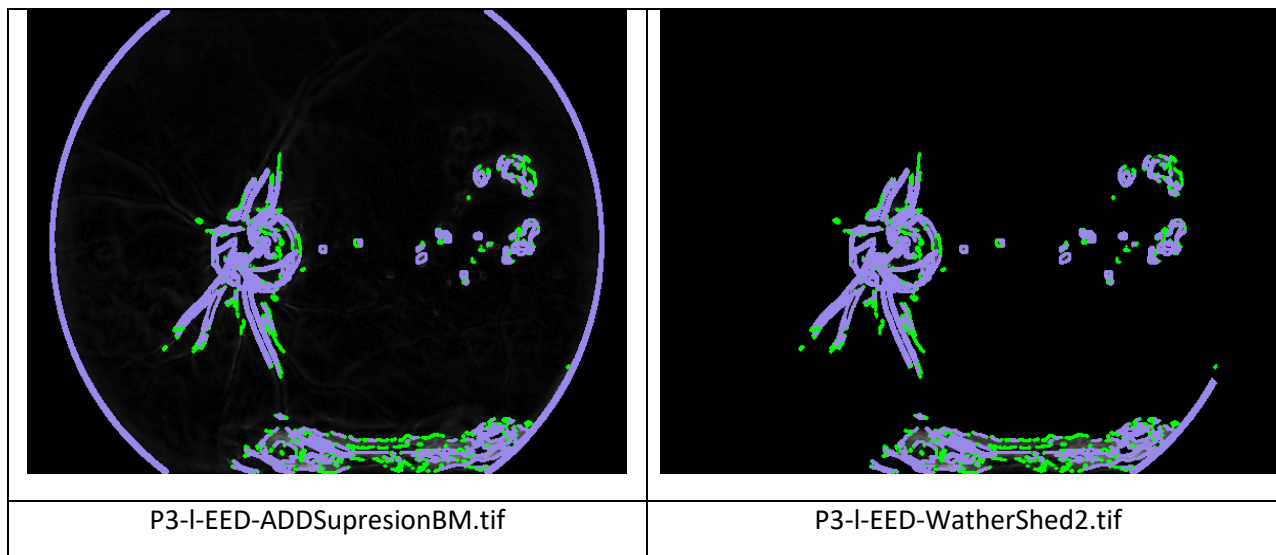
Observamos como los colores rojo y amarillo determinan el grado de intensidad bajo, el turquesa el medio, el azul el fuerte y el blanco la combinación de todos, como la intensidad más alta.

En conclusión, lo que se ha aplicado en este proceso son los distintos pasos propuestos en el Algoritmo de Canny, muy útil en este caso ya que nos ha permitido detectar las zonas más destacadas por intensidad y clasificarlas.

Continuamos con la aplicación de la segmentación por Watershed¹⁶. Watershed es un algoritmo eficiente y flexible de segmentación de imágenes que nos servirá para separar la zona afectada del resto de la retinografía. Esta técnica la podemos aplicar tanto en imágenes a color como en escala de grises



¹⁶ <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4609921>



La aplicación de Watershed nos delimita el área afectada, ayudando a un diagnóstico primario. Podemos observar como este método sólo se centra en las zonas de mayor intensidad ignorando el resto. Ésto es muy útil ya que la mayoría de las patologías oculares presentan una intensidad distinta al resto de la mácula, éste es el caso de la degeneración macular.

En conclusión, podemos afirmar que, para este tipo de patología, una segmentación por umbralización con OTSU no es del todo adecuada ya que no delimita de forma eficiente la zona afectada, hecho que complicaría un diagnóstico primario. La umbralización aplicando Tozero no nos delimita de forma precisa las zonas afectadas por la patología y, del mismo modo, complicaría el diagnóstico. Por otra parte, si usamos el algoritmo de Canny el resultado es más satisfactorio debido a que la limitación de la zona es muy determinante, pudiendo apreciarse correctamente en la imagen P3-I-EED-Gradiente.tif la forma de la zona afectada y, del mismo modo, determinar el grado de gravedad de la zona en la retinografía P3-I-EED- ADDSupresionBMF.tif.

Watershed nos extrae, literalmente, la zona afectada separándola y obviando las zonas más sanas de la retinografía (menos intensidad). Este tipo de segmentación nos ofrece una alta fiabilidad en la segmentación. Sin embargo, no podemos determinar el grado de gravedad de la zona a no ser que se trate de una imagen en color o previamente tratada con Canny.

En definitiva, la solución más óptima para este tipo de patología es la combinación entre el algoritmo de Canny y la posterior aplicación de la segmentación por Watershed, obteniendo lo mejor de cada una de estas técnicas: alta eficiencia en la delimitación de la zona afectada, separación de la zona sana, así como poder determinar el grado de lesión de una zona concreta.

Nota: Para visualizar todos los resultados de las pruebas realizadas en esta retinografía ver [Anexo A. P3-I](#)

4.2.2 Detección de Hemorragia Intraocular

Aplicamos los mismos pasos que en el Apartado 4.1. En este caso el paciente seleccionado es P2-r (Paciente 2 retinografía ojo derecho). A continuación, muestro la imagen original sin filtrado AND

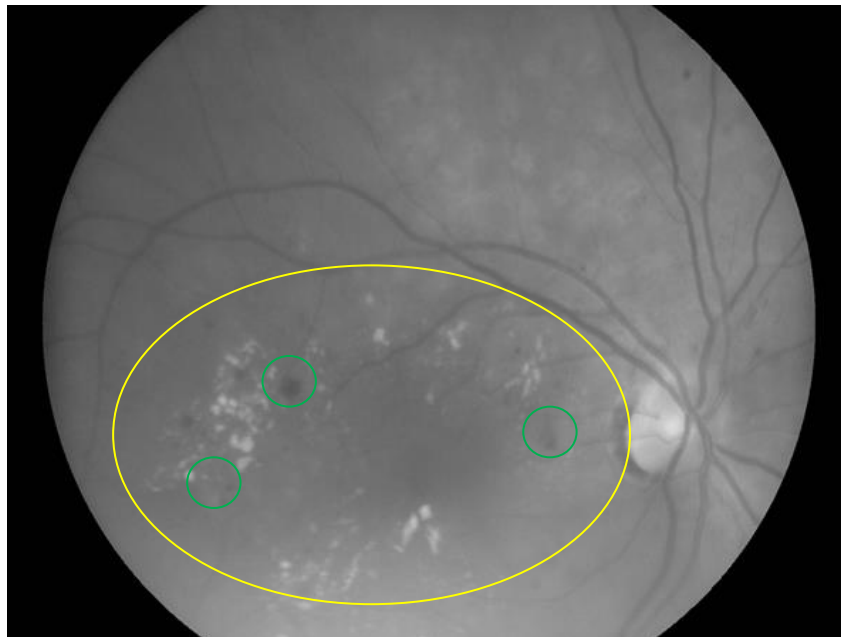
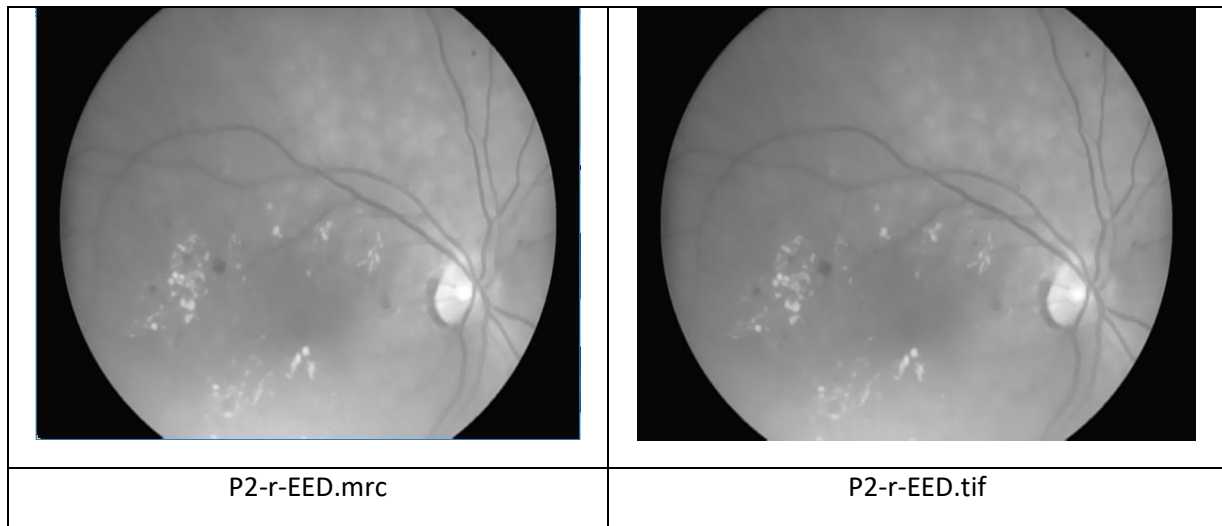


Figure 4.2.4. Microhemorragias detectadas en el Paciente 2.

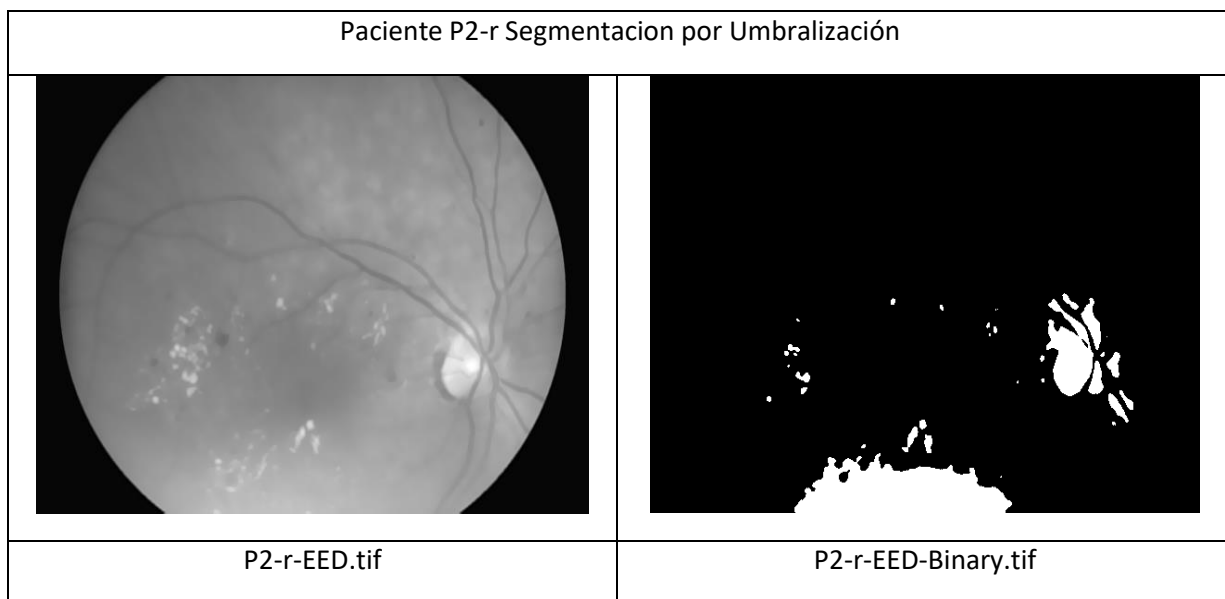
En color amarillo se ha marcado la zona que presenta, de forma mayoritaria, la patología a estudiar. Se ha de destacar que esta imagen presenta tanto degeneración macular como hemorragias (Verde), por lo que habrá que realizar una distinción por intensidades (Canny- Grado de intensidad). En principio, se aplicará la misma secuencia que en la patología anterior:

Paciente P2-r Filtrado AND-EED	
P2-r-Original.tif	P2-r-Original.mrc



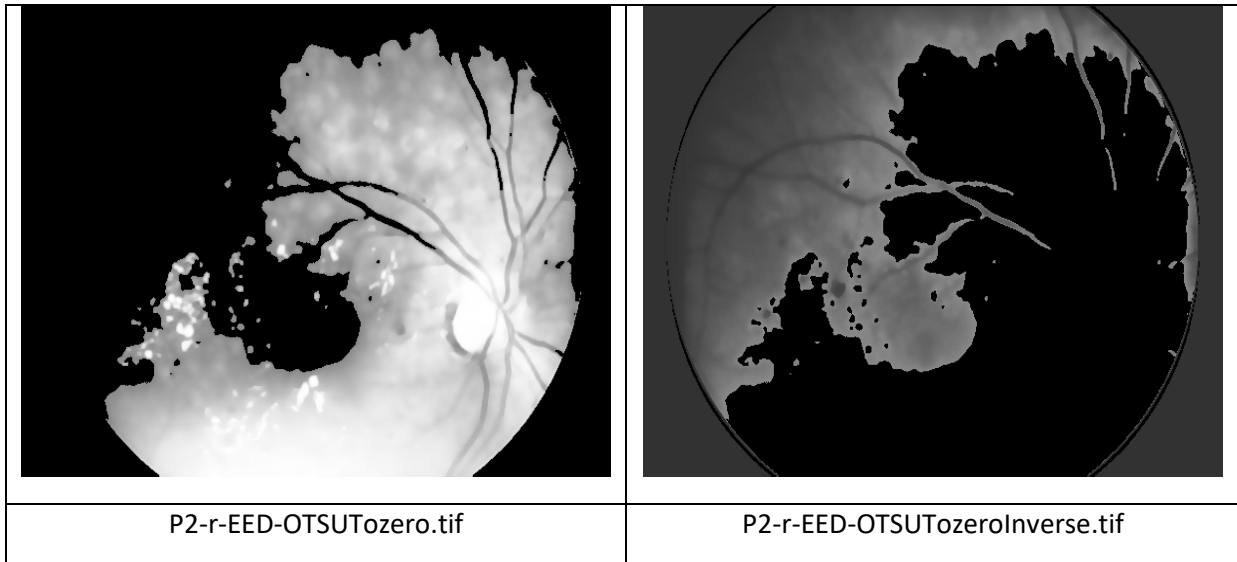
Podemos observar que la aplicación del filtro anisotrópico de difusión no lineal produce unos efectos beneficiosos sobre la imagen a estudiar ya que elimina el ruido y conserva la estructura de la imagen produciendo un realce controlado.

Pasamos a la aplicación de distintas técnicas:



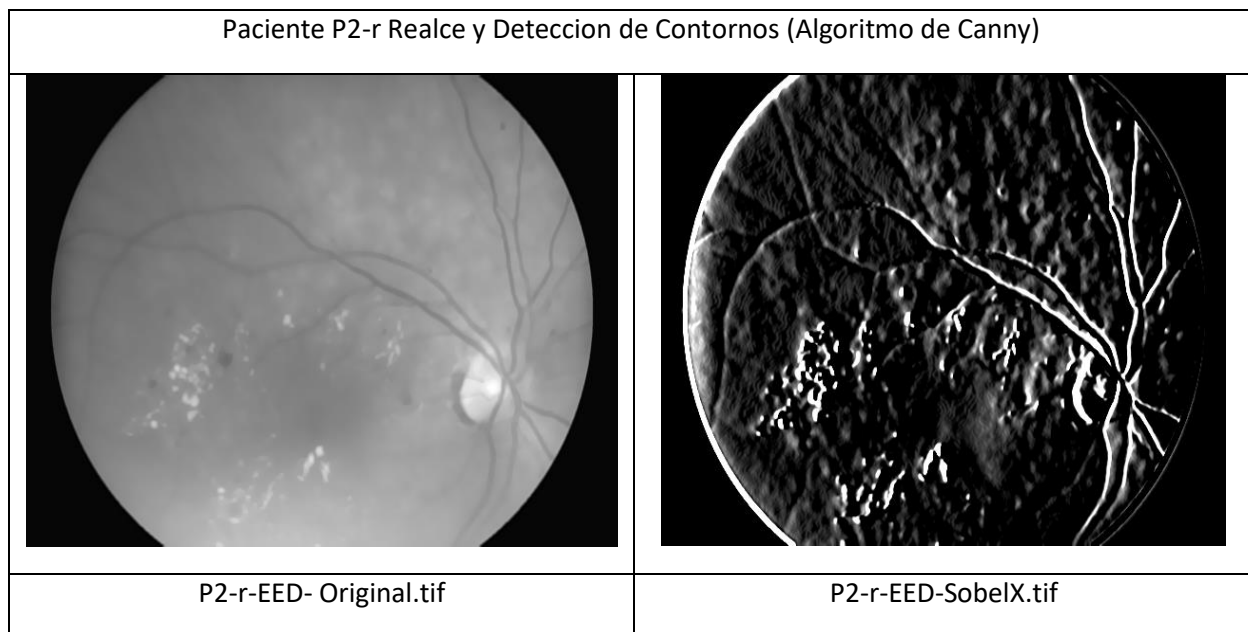
P2-r-EED-BinaryInverse.tif	P2-r-EED-Tozero.tif
P2-r-EED-TozeroInverse.tif	P2-r-EED-Trunc.tif

Paciente P2-r Segmentacion por Umbralización + OTSU	
P2-r-EED-OTSUBinary.tif	P2-r-EED-OTSUBinaryInverse.tif

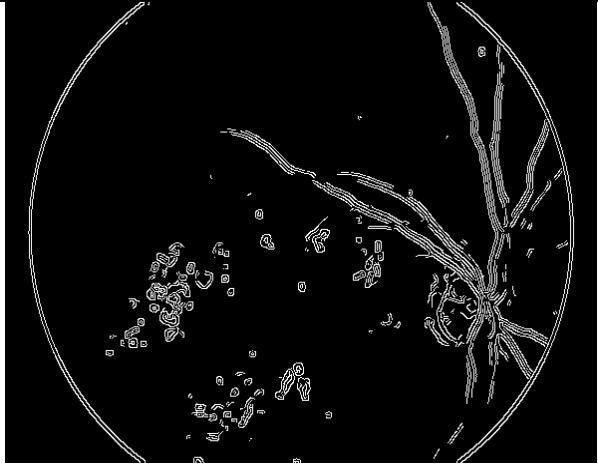
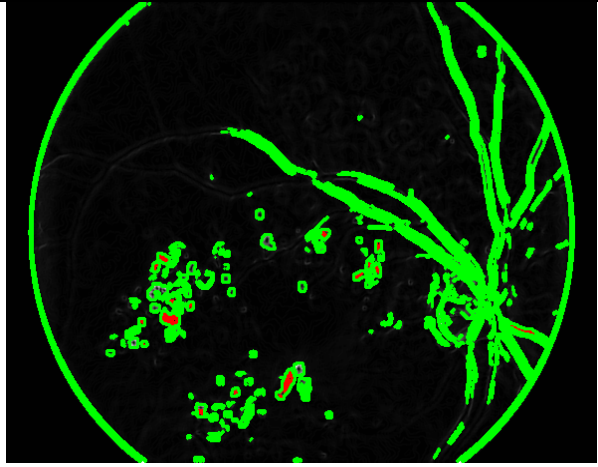
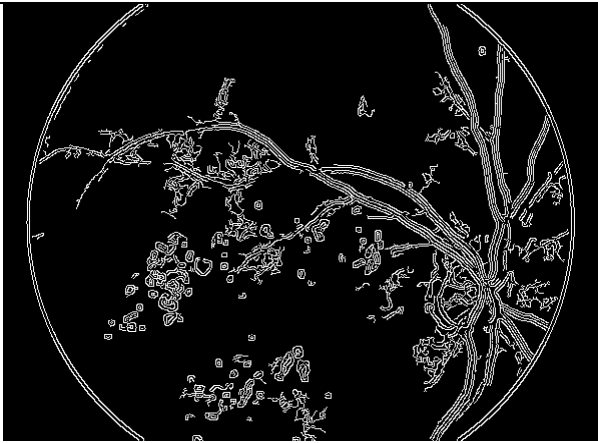
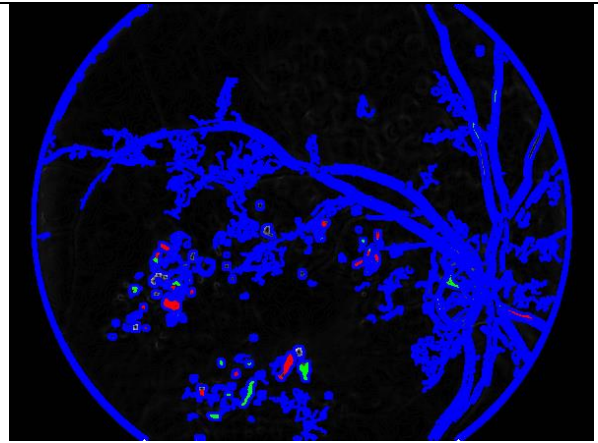
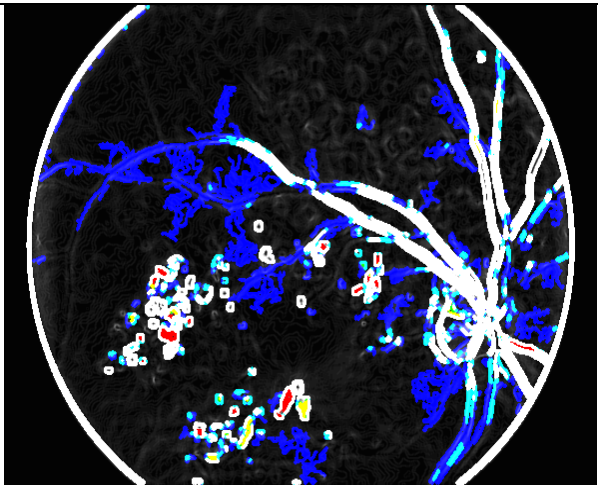
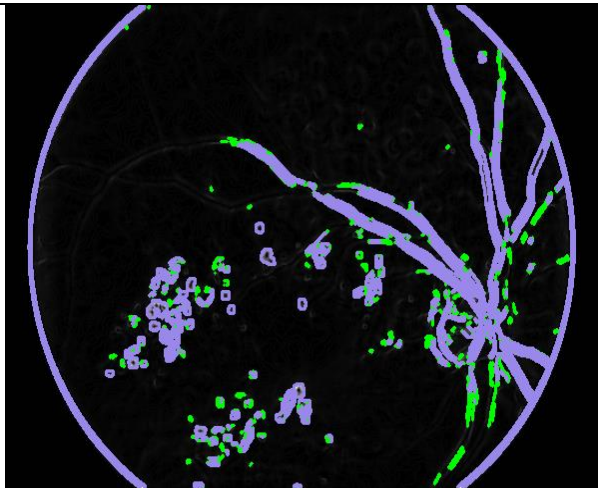


En esta ocasión, la segmentación por umbralizado no ha mejorado la imagen. Ésta se realiza en regiones generales con intensidad similar, y cuando queremos centrarnos en pequeños detalles o zonas en concreto este sistema no es eficiente. Podemos salvar en ciertos casos particulares el resultado de OTSU y Tozero ya que nos presentan los gránulos pertenecientes a las hemorragias y exudados como es el caso de la imagen P2-r-EED-OTSUTozero.tif y P2-r-EED-Tozero.tif.

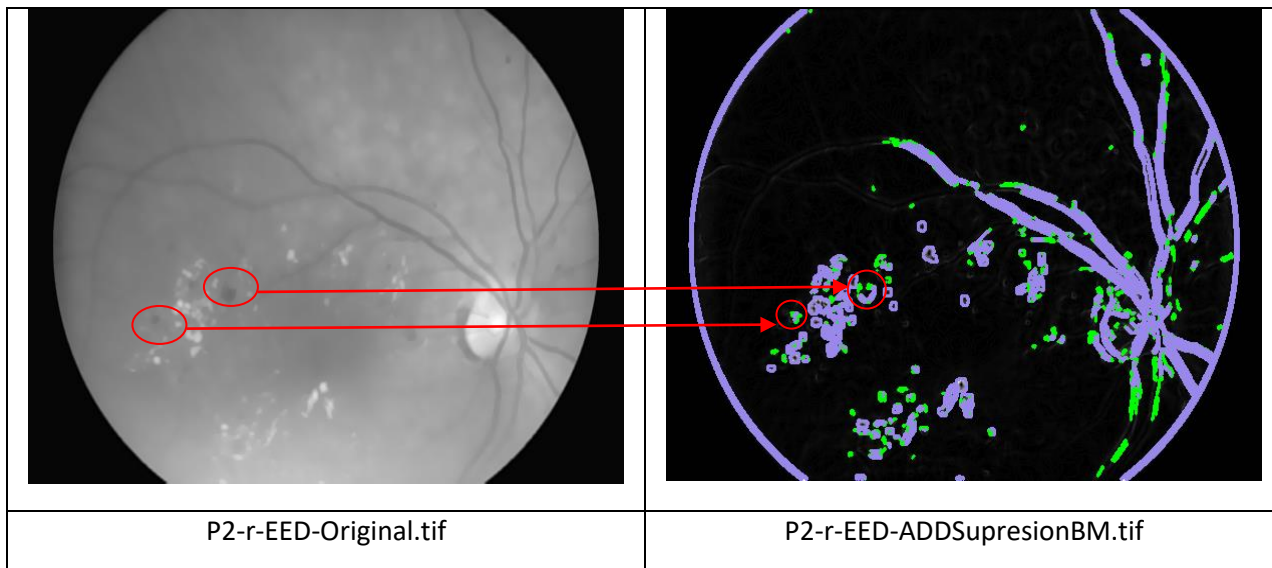
Continuamos con la aplicación del Algoritmo de Canny sobre la imagen:



<p>P2-r-EED-SobelY.tif</p>	<p>P2-r-EED-Gradiente (SobelX + SobelY).tif</p>
<p>P2-r-EED-Ecualizado.tif</p>	<p>P2-r-EED-Gradiente Magnitud (Ecu + Gradiente).tif</p>
<p>P2-r-EED-SupresionB.tif</p>	<p>P2-r-EED-SupresionBDraw.tif</p>

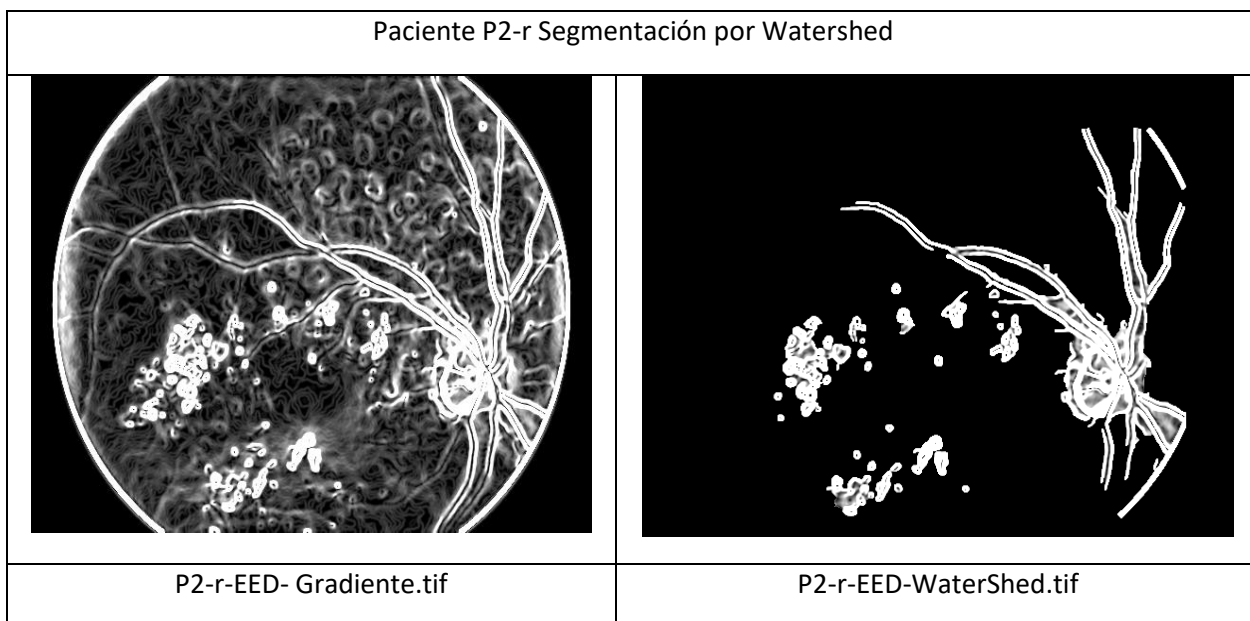
	
P2-r-EED-SupresionM.tif	P2-r-EED-SupresionMDraw.tif
	
P2-r-EED-SupresionF.tif	P2-r-EED-SupresionFDDraw.tif
	
P2-r-EED-ADDSupresionBMF.tif	P2-r-EED-ADDSupresionBM.tif

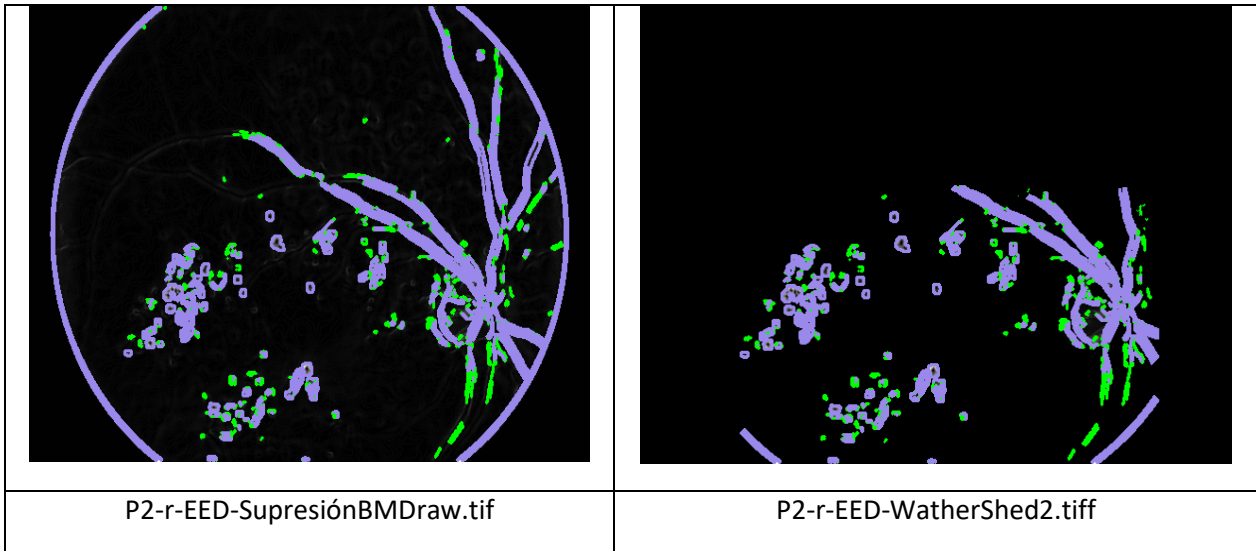
Observamos cómo la zona afectada se encuentra mucho mejor definida que en la segmentación por umbralización. A continuación, vamos a mostrar la imagen formada por la supresión de no máximos para obtener la gravedad por zona y nivel de intensidad:



Los resultados obtenidos con la aplicación de este algoritmo para la detección de hemorragias o micro hemorragias son satisfactorios. Como podemos observar, las micro hemorragias presentadas en este paciente están identificadas por dos grados de gravedad debido a su menor intensidad en comparación con los exudados presentados. Por tanto, podemos concluir que se trata de una micro hemorragia si presenta estos dos grados representados por el verde o turquesa y morado o blanco dependiendo de la imagen. En otro caso, el rojo es el grado más bajo de lesión con respecto a la retinografía ADDSupresiónContornoBMF.

Posteriormente aplicamos Watershed y mostramos los resultados:





En conclusión, para la detección de esta patología se podría utilizar, en primera instancia, la técnica de umbralizado Binario, aunque los resultados no son del todo eficientes ya que no se llega a destacar toda la zona afectada.

Por otro lado, la aplicación del algoritmo de Canny nos permite identificar con mayor precisión esta patología y detectar el grado de lesión por su composición de dos colores (verde y morado), resaltando zonas que no son apreciables a simple vista.

Por último, Watershed no nos aporta grandes novedades en un diagnóstico primario ya que podemos ver el mismo resultado que con la técnica anterior. En conclusión, la técnica más eficiente para la detección de esta enfermedad es el Algoritmo de Canny.

Nota: Para visualizar todos los resultados de las pruebas realizadas en esta retinografía ir a: [Anexo A. P2-r](#)

4.2.3 Detección de Cataratas

Se comienza, como en los casos anteriores, aplicando los pasos definidos en el apartado 4.1. Pero antes vamos a mostrar una imagen con esta patología para identificar, de forma provisional, la zona afectada por la misma:

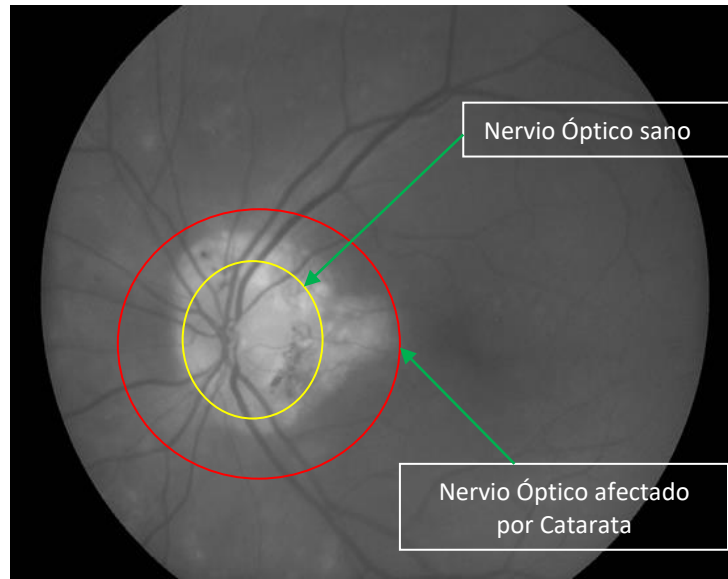
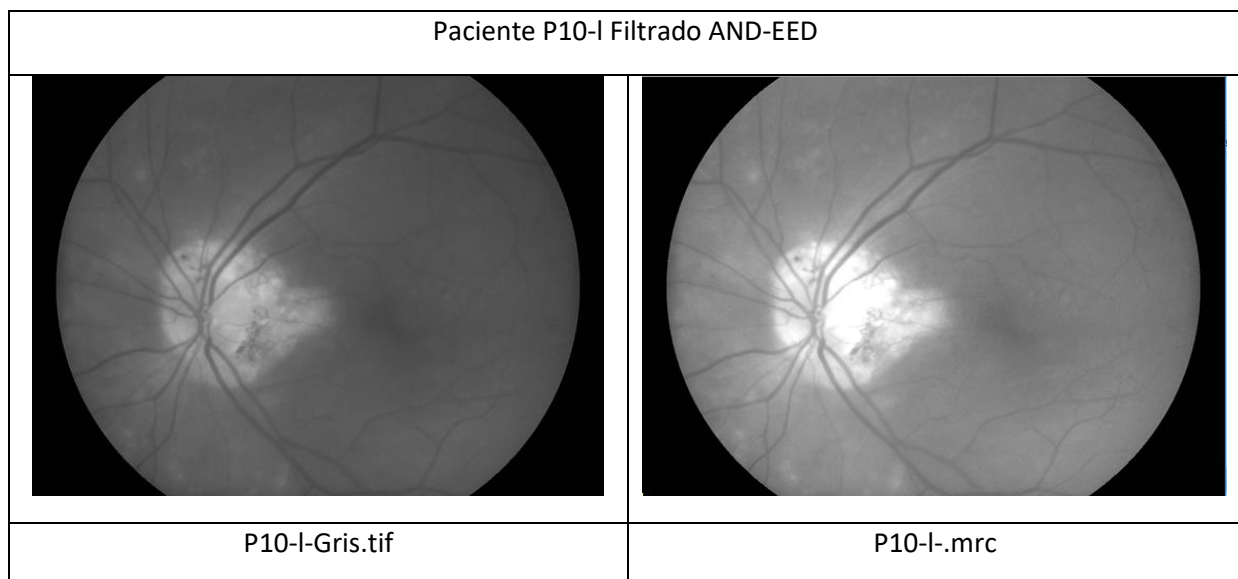
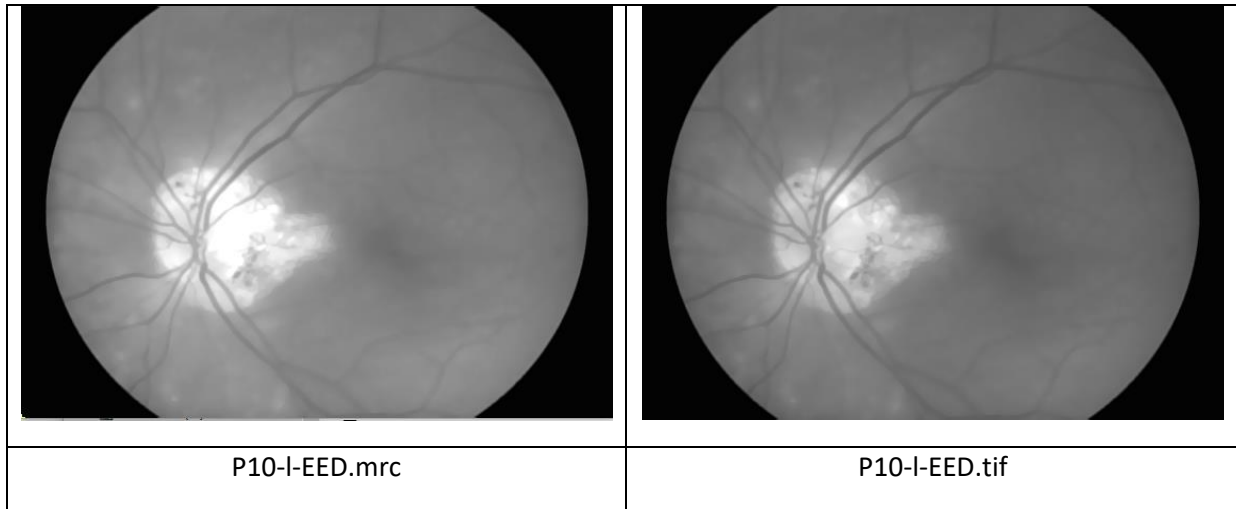


Figure 4.2.5. Catarata en Paciente 10.

El paciente seleccionado para estas pruebas es el paciente número 10 y se realizarán sobre las retinografías obtenidas del ojo izquierdo. Por tanto, los resultados serán nombrados como P10-I.

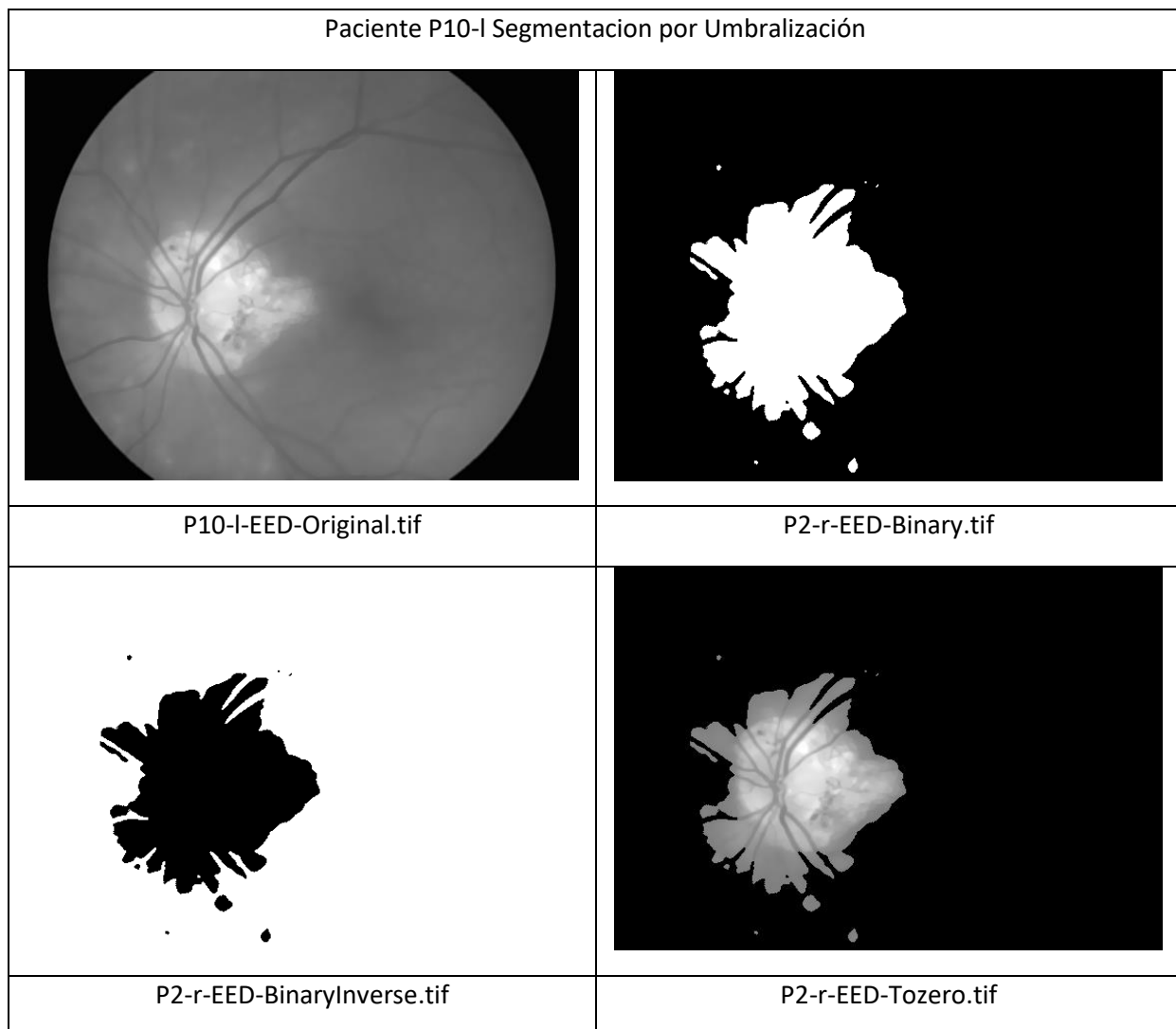
Como se puede observar en la retinografía, el área establecida en amarillo correspondería a un nervio óptico sano, la roja corresponde a la difuminación de la luz producida por una capa en forma de cortina sobre éste, dando lugar a la catarata. Como se ha hecho en casos anteriores, en primer lugar, aplicamos un filtro AND para la eliminación del ruido de la imagen y, al mismo tiempo, poder conservar la estructura de la misma. Para ello, la imagen se ha convertido de formato tif en escala de grises a formato MRC y, posteriormente, se le ha aplicado el filtrado AND

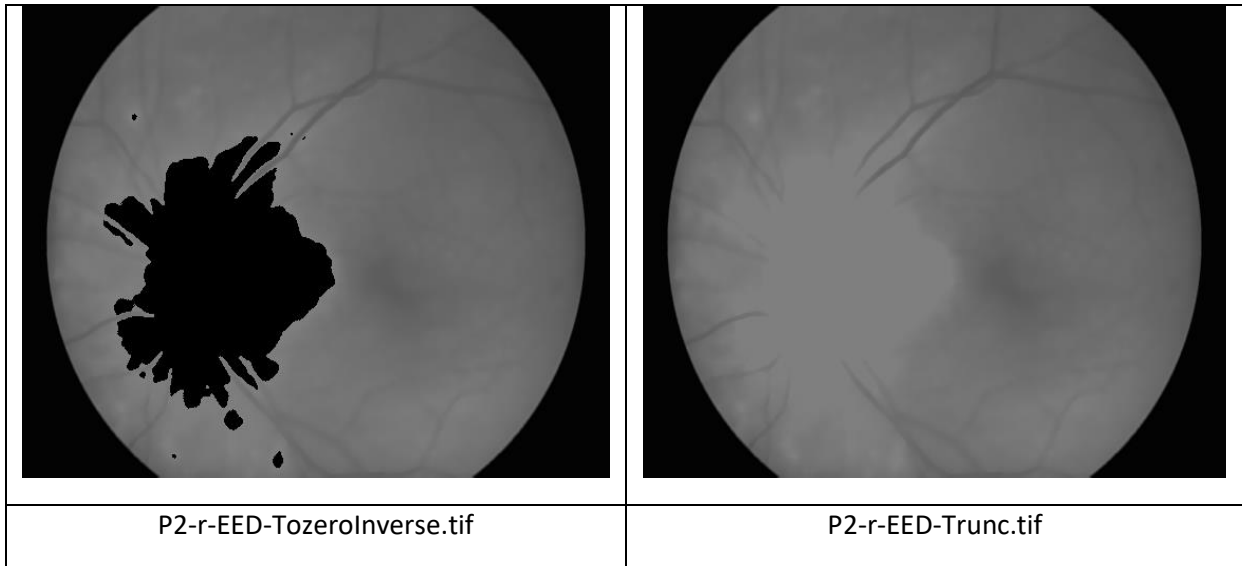




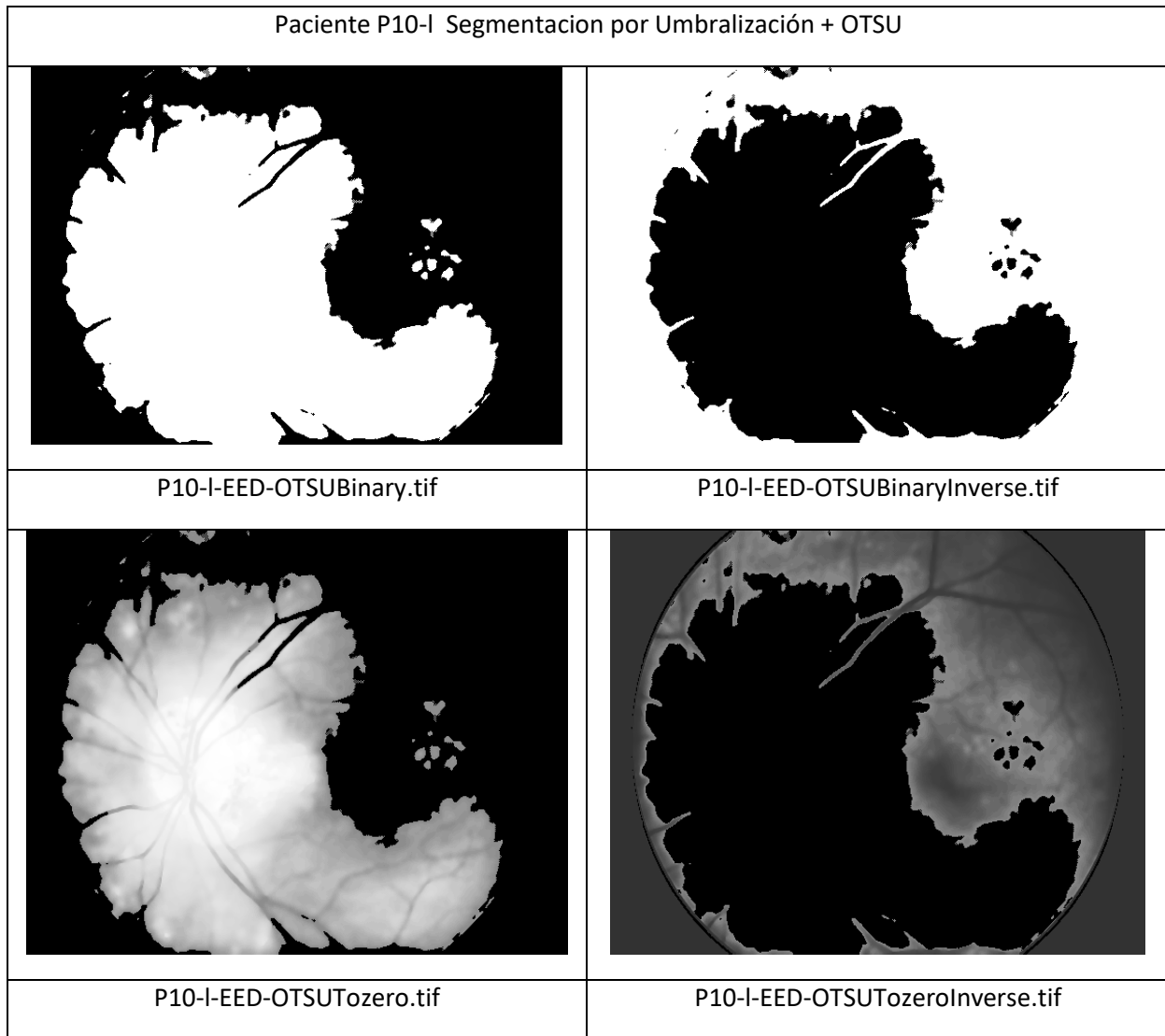
Una vez aplicado este filtro, obtenemos una imagen más limpia y clara. A partir de este punto, comenzamos a aplicar las distintas técnicas de detección y tratamiento.

Comenzaremos por la segmentación por umbralización o Thresholdin




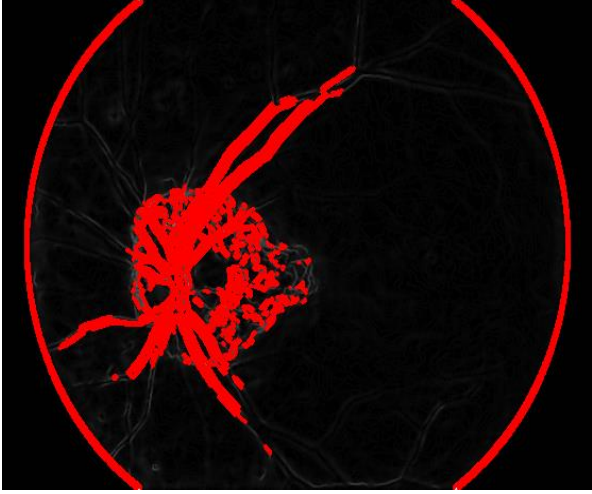
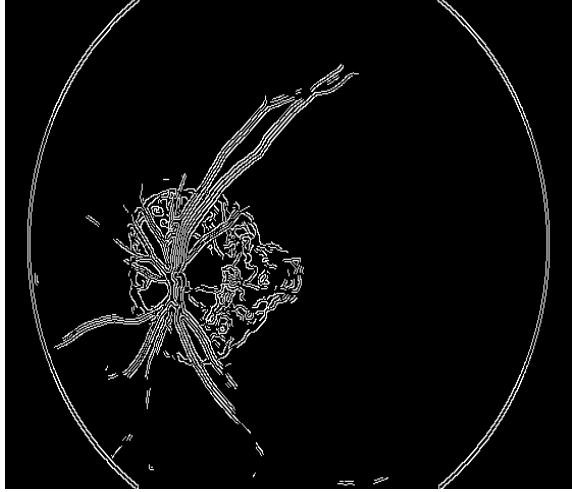
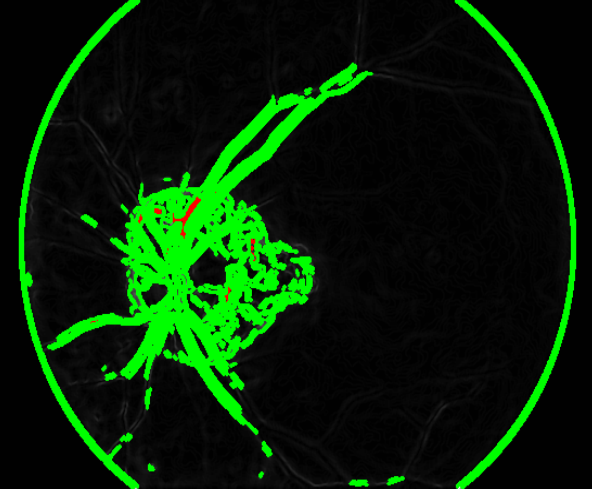

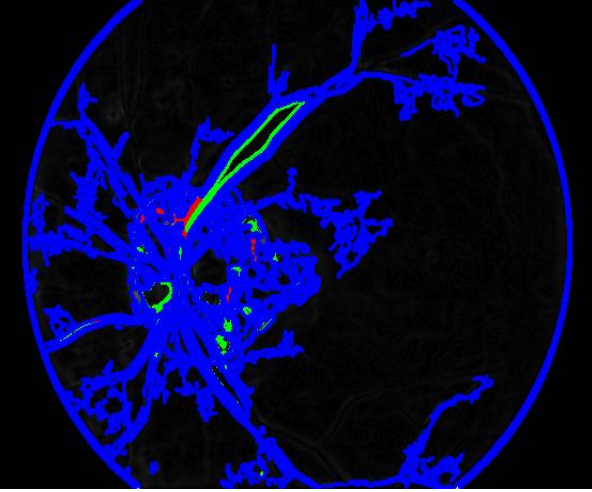


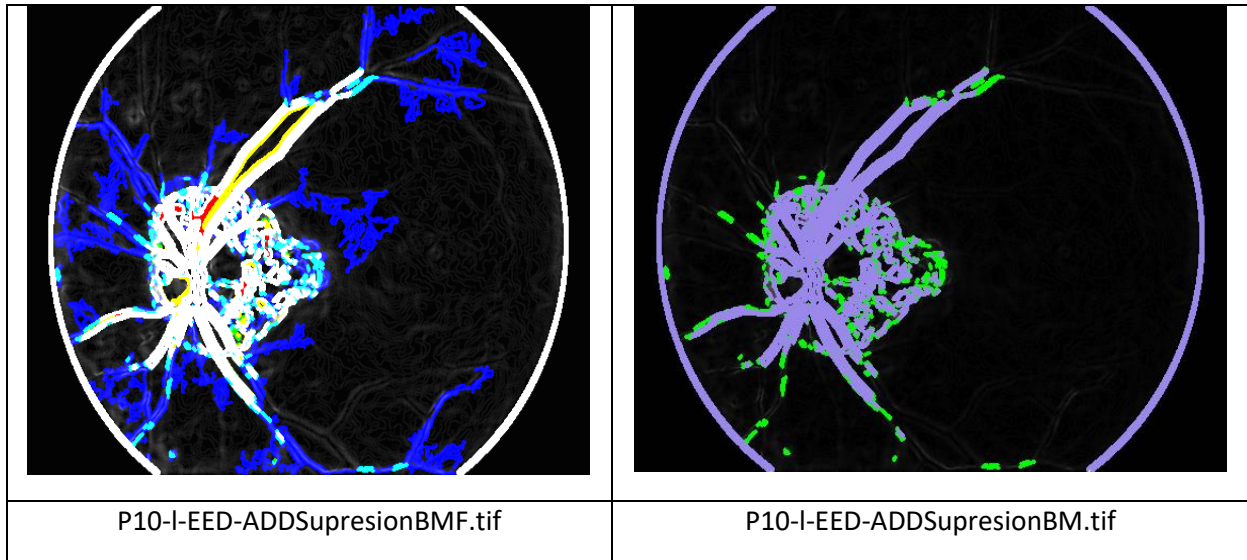
A continuación, aplicamos OTSU complementado por las técnicas de umbralización anteriores:



Después de aplicar esta técnica, podemos concluir que el método OTSU no es el más adecuado para la detección de la zona afectada ya que generaliza de forma excesiva. Por otro lado, la segmentación binaria y la umbralización Tozero nos delimitan con una calidad aceptable la zona dañada. Por tanto, el Umbralizado binario y Tozero son tratamientos eficaces para esta patología. Continuamos aplicando el Algoritmo de Canny.

Paciente P10-I Realce y Deteccion de Contornos (Algoritmo de Canny)	
P10-I-EED- Original.tif	P10-I-EED-SobelX.tif
P10-I-EED-SobelY.tif	P10-I-EED-Gradiente (SobelX + SobelY).tif
P10-I-EED- Ecualizado.tif	P10-I-EED-GraMagnitud (Gradiente +ecualizado).tif

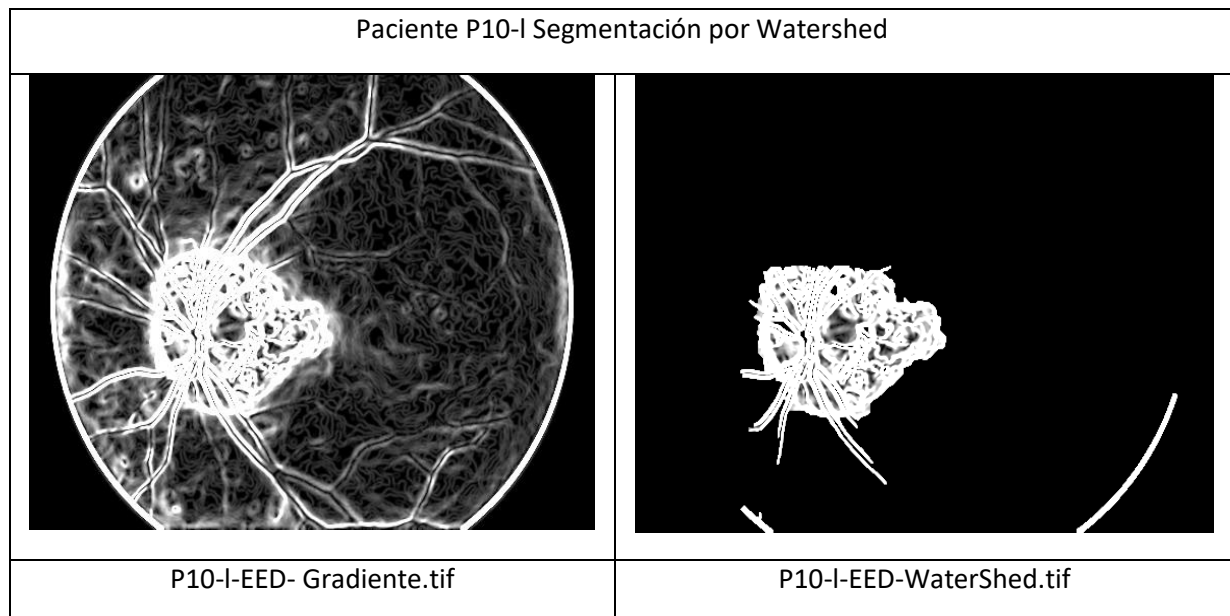
	
P10-I-EED-SupresionB.tif	P10-I-EED-SupresionBDraw.tif
	
P10-I-EED-SupresionM.tif	P10-I-EED-SupresionMDraw.tif
	
P10-I-EED-SupresionF.tif	P10-I-EED-SupresionFDraw.tif

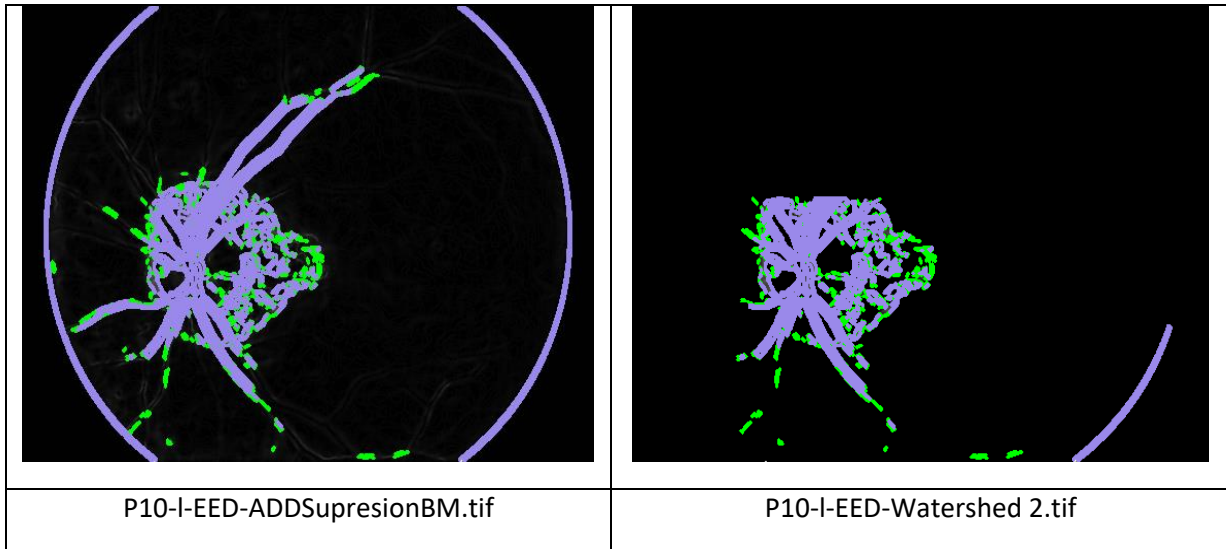


Vemos que al aplicar este algoritmo obtenemos una serie de resultados muy interesantes. En las imágenes pertenecientes al gradiente magnitud observamos cómo queda perfectamente detallada la zona afectada por esta patología en las siguientes imágenes P10-I-EED-Gradiente (SobelX + SobelY).tif y P10-I-EED-GraMagnitud (Gradiente +eualizado).tif

Por último, se aplica la combinación de estos contornos. Con ello, obtenemos la zona afectada del mismo modo que la gravedad de la misma, por lo que se podría facilitar el diagnóstico eficiente a los especialistas sanitarios.

Aplicamos la Segmentación por Watershed:





Podemos concluir que, para esta patología, el tratamiento más adecuado para un diagnóstico primario y aproximado sería la combinación en primera instancia de un Umbralizado Binario o Tozero, para detectar la zona afectada. A continuación, aplicaríamos el algoritmo de Canny para determinar la gravedad de las distintas zonas afectadas y así poder dar un diagnóstico con más precisión, y, por último, si se desea estudiar la patología de forma más exhaustiva, la segmentación por Watershed es recomendable ya que se centra únicamente en la patología eliminando la zona sana.

Nota: Para visualizar todos los resultados de las pruebas realizadas en esta retinografía ir a: [Anexo A. P10-I](#)

Capítulo 5. Conclusiones Generales

Una vez llevada a cabo la batería de pruebas, podemos concluir lo siguiente:

- La aplicación del filtrado AND (Difusión no lineal Anisotrópica) en imágenes procedentes del optómetro portátil es estrictamente necesaria, debido a la baja calidad de las mismas en comparación con un optómetro de alta calidad. Dicho filtrado eliminaría las posibles interferencias en la retinografía (ruido), mejorando la relación señal ruido y conservando la estructura de la imagen, hecho muy importante para su posterior estudio y procesamiento, sin olvidar el realce en zonas de interés de la misma.
- El filtrado AND en su variante EED nos permite la eliminación del ruido presente en la retinografía, producido por la baja calidad en la captura perteneciente al optómetro portátil, así como mantener la estructura de la misma (filtrado fuerte por Umbralizado del gradiente).
- Con el filtrado AND en su variante CED, obtenemos unos resultados sutiles y de menor calidad de la esperada. Aun así, la estructura de la retinografía se conserva. Esta variante es útil para imágenes con poco ruido (ya que su filtrado es suave) y en las cuales queremos realzar una zona en concreto.
- Hemos constatado que el ruido no es el principal problema de las retinografías obtenidas con dispositivos portátiles. La calidad de las imágenes se empeora por una falta de contraste y un difuminado general de la imagen. Para mejorar el análisis y realce de los vasos con respecto a CED hemos aplicado la técnica de supresión del fondo que consiste en la diferencia entre la imagen original procesada con EED y la imagen con un filtrado Gauss fuerte ($\Sigma = 30$). Con ello, hemos conseguido realzar al máximo, con respecto al fondo, la zona de interés, lo que permite al profesional médico detectar un crecimiento inusual de los vasos así como obstrucciones. Por tanto, se concluye que la mejor solución para este problema es una combinación entre este preprocesamiento y el filtrado AND tipo EED.
- En cuanto a la detección de las distintas patologías expuestas en este proyecto, se ha decidido utilizar las imágenes filtradas con AND tipo EED. Por un lado, por la mala resolución de las imágenes a procesar, por lo que necesitaban un filtrado fuerte para la eliminación del ruido presente, además de por la conservación de las zonas dañadas en la mácula.
- Para una patología del tipo degeneración macular, se ha concluido que para obtener un diagnóstico primario se recomienda la aplicación del Algoritmo de Canny sobre la imagen y, posteriormente, aplicar la segmentación Watershed, ya que la detección, así como la limitación de la zona es muy buena con respecto a otras técnicas. Del mismo modo, y a través de la supresión de contornos, podemos determinar el grado de gravedad de cada zona afectada. Por tanto, podemos definir la zona afectada con claridad, así como representar los distintos niveles de gravedad. Ésto ayuda a definir un diagnóstico primario para esta patología.

- En el estudio realizado sobre la patología de hemorragia intraocular se ha determinado que, la mejor técnica aplicable para la detección de la misma, después de varias pruebas, es el algoritmo de Canny, ya que nos permite identificar con mayor precisión esta patología por su intensidad, debido a que presenta un grado menor con respecto a las demás. Ésta se representa con una composición de colores distinta, lo que facilita su localización y visualización resaltando zonas que en algunos casos son muy poco apreciables a simple vista. Por otro lado, tanto la segmentación por umbralizado como la segmentación por Watershed no nos aportan un diagnóstico primario concluyente. En el caso del umbralizado tipo Binario, se realiza una identificación de la zona afectada pero no se diferencia con el resto de las patologías por lo que resultaría complicado un diagnóstico aplicando sólo esta técnica. Con respecto a la segmentación por Watershed, no nos aporta mucha información con respecto a Canny, ya que obtenemos el mismo resultado.
- Con respecto a la detección de la patología de las cataratas, se concluye que el procesamiento más óptimo que se puede aplicar para facilitar su diagnóstico es, en primera instancia, la aplicación de una segmentación por umbralización del tipo Binario y Tozero, ya que nos permiten delimitar y detectar la zona afectada con cierta precisión. Pero, para poder realizar un estudio más profundo, se debe combinar con el algoritmo de Canny, así clasificaremos las zonas por gravedad de lesión. Por otro lado, la segmentación por Watershed nos permite extraer la zona afectada del resto de la retinografía presuntamente sana centrándonos aún más en el daño causado.
- El método seleccionado como principal en la segmentación por umbralizado de este proyecto, denominado OTSU, ha resultado muy poco determinante ya que actúa de forma muy sesgada, no permitiendo una limitación eficiente sobre las distintas zonas afectadas. Por lo tanto, se propone no utilizarlo en futuras pruebas, salvo de mero carácter representativo.

Bibliografía

Bibliografía Básica

1. W. Baumeister, "Electron Tomography: Towards Visualizing the Molecular Organization of the Cytoplasm," *Current Opinion in Structural Biology*, vol. 12, no. 5, 2002, pp. 679–684.
2. O. Medalia et al., "Macromolecular Architecture in Eukaryotic Cells Visualized by Cryoelectron Tomography," *Science*, vol. 298, no. 5596, 2002, pp. 1209–1213.
3. A.S. Frangakis and F. Forster, "Computational Exploration of Structural Information from Cryo-Electron Tomograms," *Current Opinion in Structural Biology*, vol. 14, no. 3, 2004, pp. 325–331.
4. J. Weickert, *Anisotropic Diffusion in Image Processing*, Teubner, 1998.
5. P. Perona and J. Malik, "Scale Space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 7, 1990, pp. 629–639.
6. J.J. Fernández and S. Li, "An Improved Algorithm for Anisotropic Nonlinear Diffusion for Denoising Cryo-Tomograms," *J. Structural Biology*, vol. 144, nos. 1–2, 2003, pp. 152–161.
7. R.C. Gonzalez and R.E. Woods, "Digital Image Processing" Third Edition, Pearson Prentice Hall, 2007.
8. M. Petrou and C. Petrou, "Image Processing: The fundamentals" (Petrou, M; Petrou, C), Second Edition, Wiley, 2010.
9. T.M. Deserno, "Biomedical Image Processing (Biological and Medical Physics, Biomedical Engineering)", First Edition, Springer, 2011.
10. J. Minichino and J. Howse, "Learning OpenCV 3 Computer Vision with Python", Second Edition, Packt Publishing, 2015.
11. R. Montés-Micó, "Optometría: Principios básicos y aplicación clínica", First Edition, Elsevier, 2011.
12. J.R. Mejía Vilet, "Procesamiento Digital de Imágenes", Facultad de Ingeniería UASLP, Área de computación e Informática, 2011.
Enlace Online:
http://read.pudn.com/downloads159/ebook/711796/Procesamiento_Digital_de_Imagenes.pdf
13. E. Cuevas, D. Zaldivar and M. Pérez, "Procesamiento Digital de Imágenes con Matlab y Simulación", First Edition, RA-MA Editorial, 2010.

14. I.D. García, “Visión Artificial y Procesamiento Digital de Imágenes”, Second Edition, Ibarra-Ecuador, 2008.
15. J. J. Kanski, “El ojo en las enfermedades sistémicas”, First Edition, Marbán, 1992.
16. M.M. Corral, W.D. Furlan, A. Pons and G.Saavedra, “Instrumentos Ópticos y Optométricos. Teoría y prácticas”, First Edition, Publidisia, 1998.
17. T. Grosvenor, “Optometría de Atención Primaria”, Fourth Edition, Masson, 2004.
18. J.J. Kanski, “Oftalmología Clínica”, fifth Edition, Elsevier, 2006.
19. R.R. Morales and J.H.Sossa, “Procesamiento y Análisis Digital de Imágenes”, First Edition, Ra-Ma, 2012.
20. M. Beyeler, “Machine Learning for OpenCV: Intelligent image processing with Python”, First Edition, Packt Publishing, 2017.
21. M. Lutz, “Learning Python: Powerful Object-Oriented Programming”, 5th Edition, 2013.
22. S. Jiménez, P. Alemany, I. Fondón, A. Foncubierta, B. Acha and C. Serrano, “Detección automática de vasos en retinografías”, Artículo 8 de Abril de 2010, pág. 103-109. Enlace Online:
http://read.pudn.com/downloads159/ebook/711796/Procesamiento_Digital_de_Imagenes.pdf
23. J.J. Fernández, S. Li, “Anisotropic Nonlinear Filtering of Cellular Structures in CryoElectron Tomography”, IEEE 2005, pág 54-61. Enlace Online:
https://drive.google.com/open?id=1zP3ITmnT7xYE6dEZMVjWf84_4YETXikh
24. C. Platero, G. Asensio and J. Moreno, “Combinación de la difusión Isotrópica en el procesamiento de imágenes”, UPM de Valencia, 2004. Enlace Online:
http://www.elai.upm.es/webantigua/spain/Publicaciones/pub04/difusion_iso_aniso.pdf
25. Universidad Nacional de Quilmes, “Segmentación por Umbralización-Método OTSU”, Octubre 2005, Cátedra de Visión Artificial. Enlace Online:
<http://iaci.unq.edu.ar/materias/vision/archivos/apuntes/Segmentaci%C3%B3n%20por%20umbralizaci%C3%B3n%20-%20M%C3%A9todo%20de%20OTSU.pdf>
26. P. Perona and J. Malik, “Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion”, IEEE Julio 1990, pág 629-639. Enlace Online:
<http://www.coe.utah.edu/~cs7640/readings/PeronaMalik-PAMI-1990.pdf>

Enlaces de Interés

Oftalmología: El ojo y las enfermedades Sistémicas

http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtual/libros/Medicina/cirugia/Tomo_IV/oftal_med2.htm

Instituto de la Macula:

<http://www.institutmacula.com/investigaciones/>

Smartscope Pro, Optómetro Portátil

<https://longitudeonda.com/index.php/smartscope-retinografo-no-midriatico-mas-versatil/>

NVIDIA Jetson:

<http://www.nvidia.es/object/jetson-tk1-embedded-dev-kit-es.html>

Detección automática de vasos en retinografías

http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0365-66912010000300003

Detección Automatizada de micro aneurismas:

http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0365-66912012000900003

Combinación de difusión Isotrópica y Anisotrópica

http://www.elai.upm.es/webantigua/spain/Publicaciones/pub04/difusion_iso_aniso.pdf

Método OTSU exposición matemática:

<http://iaci.unq.edu.ar/materias/vision/archivos/apuntes/Segmentaci%C3%B3n%20por%20umbralizaci%C3%B3n%20-%20M%C3%A9todo%20de%20OTSU.pdf>

Técnica Agrupamiento método no supervisado:

https://www.infor.uva.es/~isaac/doctorado/tema4_00-01_www.pdf

Archivos MRC -Información y programas compatibles

<http://www.ficheros.org.es/archivo-mrc.php#queesimagenesArchivomrc>

Software para visualización y tratamiento de imágenes MRC

<http://bio3d.colorado.edu/imod/>



Anexo A. Retinografías y Pruebas

Paciente 1-r, Patologías: Exudados (D.Macular) y Cataratas

P1-r.tif	P1-r.mrc	P1-r-EED.mrc
P1-r-EED.tif	P1-r-CED.mrc	P1-r-CED.tif
P1-r-EEDl.mrc	P1-r-EEDNoBackground.mrc	P1-r-EED-Binary.tif
P1-r-EED-BinaryInverse.tif	P1-r-EED-Tozero.tif	P1-r-EED-TozeroInverse.tif

P1-r-EED-Truncada.tif	P1-r-EED-Equalizado.tif	P1-r-EED-OTSUBinary.tif
P1-r-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P1-r-EED-OTSUTozero.tif	P1-r-EED-OTSUTozeroInverse.tif
P1-r-EED-SobelX.tif	P1-r-EED-SobelY.tif	P1-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif
P1-r-EED-Ecualizado.tif	P1-r-EED-Gradiente Magnitud (Equa+ Gradiente).tif	P1-r-EED-SupresiónB.tif

P1-r-EED-SupresiónM.tif	P1-r-EED-SupresiónF.tif	P1-r-EED-SupresiónBDraw.tif
P1-r-EED-SupresiónMDraw.tif	P1-r-EED-SupresiónFDraw.tif	P1-r-EED-ADDSupresionBM.tif
P1-r-EED-ADDSupresionBMF.tif	P1-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P1-r-EED-WaterShed 1.tif
P1-r-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif		

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir al [Anexo B](#).



Paciente 2-I, Patologías: Exudados (D.Macular), Microhemorragias y Estrechamiento arterial

P2-I.tif	P2-I.mrc	P2-I-EED.mrc
P2-I-EED.tif	P2-I-CED.mrc	P2-I-CED.tif
P2-I-EED.mrc	P2-I-EEDNoBackground.mrc	P2-I-EED-Binary.tif
P2-I-EED-BinaryInverse.tif	P2-I-EED-Tozero.tif	P2-I-EED-TozeroInverse.tif

P2-I-EED-Trunc.tif	P2-I-EED-Equal.tif	P2-I-EED-OTSUBinary.tif
P2-I-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P2-I-EED-OTSUTozero.tif	P2-I-EED-OTSUTozeroInverse.tif
P2-I-EED-OTSUTrunc.tif	P2-I-EED-SobelX.tif	P2-I-EED-SobelY.tif
P2-I-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P2-I-EED-Ecualizado.tif	P1-r-EED-GradienteMag (Ecu+Grad).tif

P2-I-EED-SupresiónB.tif	P2-I-EED-SupresiónM.tif	P2-I-EED-SupresiónF.tif
P2-I-EED-SupresiónBDraw.tif	P2-I-EED-SupresiónMDraw.tif	P2-I-EED-SupresiónFDraw.tif
P2-I-EED-ADDSupresionBMF.tif	P2-I-EED-Watershed 1.tif	P2-I-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir al [Anexo B](#).



Paciente 2-r, Patologías: Exudados (D.Macular), Microhemorragias y Estrechamiento arterial

P2-r.tif	P2-r.mrc	P2-r-EED.mrc
P2-r-EED.tif	P2-l-CED.mrc	P2-l-CED.tif
P2-r-EED.mrc	P2-r-EEDNoBackground.mrc	P2-r-EED-Binary.tif
P2-r-EED-BinaryInverse.tif	P2-l-EED-Tozero.tif	P2-l-EED-TozeroInverse.tif

P2-r-EED-Trunc.tif	P2-r-EED-Equal.tif	P2-r-EED-OTSUBinary.tif
P2-r-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P2-r-EED-OTSUTozero.tif	P2-r-EED-OTSUTozeroInverse.tif
P2-r-EED-OTSUTrunc.tif	P2-r-EED-SobelX.tif	P2-r-EED-SobelY.tif
P2-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P2-r-EED-Ecualizado.tif	P2-r-EED-GradienteMag (Ecu+Grad).tif

P2-r-EED-SupresiónB.tif	P2-r-EED-SupresiónM.tif	P2-r-EED-SupresiónF.tif
P2-l-EED-SupresiónBDraw.tif	P2-l-EED-SupresiónMDraw.tif	P2-l-EED-SupresiónFDraw.tif
P2-r-EED-ADDSupresionBMF.tif	P2-r-EED-ADDSupresionBM 1.tif	P2-l-EED-ADDSupresionBM 2.tif
P2-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P2-r-EED-Watershed 1.tif	P2-l-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir al [Anexo B](#).



Paciente 3-r, Patologías: Exudados (D.Macular), Microhemorragias y Cataratas

P3-r.tif	P3-r.mrc	P3-r-EED.mrc
P3-r-EED.tif	P3-r-CED.mrc	P3-r-CED.tif
P3-r-EED.mrc	P3-r-EEDNoBackground.mrc	P3-r-EED-Binary.tif
P3-r-EED-BinaryInverse.tif	P2-l-EED-Tozero.tif	P2-l-EED-TozeroInverse.tif

P3-r-EED-Trunc.tif	P3-r-EED-Equal.tif	P3-r-EED-OTSUBinary.tif
P3-r-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P3-r-EED-OTSUtozero.tif	P3-r-EED-OTSUtozeroInverse.tif
P3-r-EED-OTSUTrunc.tif	P3-r-EED-SobelX.tif	P3-r-EED-SobelY.tif
P3-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P2-r-EED-Ecualizado.tif	P2-r-EED-GradienteMag (Ecu+Grad).tif

P3-r-EED-SupresiónB.tif	P3-r-EED-SupresiónM.tif	P3-r-EED-SupresiónF.tif
P3-r-EED-SupresiónBDraw.tif	P3-r-EED-SupresiónMDraw.tif	P3-r-EED-SupresiónFDraw.tif
P2-r-EED-ADDSupresionBMF.tif	P2-r-EED-ADDSupresionBM.tif	P2-l-EED-ADDSupresionMF.tif
P3-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P3-r-EED-Watershed 1.tif	P3-r-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir al [Anexo B](#).



Paciente 3-I, Patologías: Exudados (D.Macular), Microhemorragias y Pseudofaquia¹⁷

P3-I.tif	P3-I.mrc	P3-I-EED.mrc
P3-I-EED.tif	P3-I-CED.mrc	P3-I-CED.tif
P3-I-EED.mrc	P3-I-EEDNoBackGround.mrc	P3-I-EED-Binary.tif
P3-I-EED-BinaryInverse.tif	P3-I-EED-Tozero.tif	P3-I-EED-TozeroInverse.tif

¹⁷ <https://web.archive.org/web/20100305025024/http://www.msc.es/estadEstudios/estadisticas/docs/diccionarioSiglasMedicas.pdf>

P3-I-EED-Trunc.tif	P3-I-EED-Equal.tif	P3-I-EED-OTSUBinary.tif
P3-I-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P3-I-EED-OTSUTozero.tif	P3-I-EED-OTSUTozeroInverse.tif
P3-I-EED-OTSUTrunc.tif	P3-I-EED-SobelX.tif	P3-I-EED-SobelY.tif
P3-I-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P3-I-EED-Ecualizado.tif	P3-I-EED-GradienteMag (Ecu+Grad).tif

P3-I-EED-SupresiónB.tif	P3-I-EED-SupresiónM.tif	P3-I-EED-SupresiónF.tif
P3-I-EED-SupresiónBDraw.tif	P3-I-EED-SupresiónMDraw.tif	P3-I-EED-SupresiónFDraw.tif
P3-I-EED-ADDSupresionBMF.tif	P3-I-EED-ADDSupresionBM.tif	P3-I-EED-ADDSupresionMF.tif
P3-I-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P3-I-EED-Watershed 1.tif	P3-I-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir al [Anexo B](#).



Paciente 10-I, Patologías: Catarata grave, Coriorretinitis¹⁸

P10-I.tif	P10-I.mrc	P10-I-EED.mrc
P10-I-EED.tif	P10-I-CED.mrc	P10-I-CED.tif
P10-I-EED.mrc	P10-I-EEDNoBackground.mrc	P10-I-EED-Binary.tif
P10-I-EED-BinaryInverse.tif	P10-I-EED-Tozero.tif	P10-I-EED-TozeroInverse.tif

¹⁸ <http://lossintomas.com/coriorretinitis-sintomas-y-tratamiento.html>

P10-I-EED-Trunc.tif	P10-I-EED-Equal.tif	P10-I-EED-OTSUBinary.tif
P10-I-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P10-I-EED-OTSUTozero.tif	P10-I-EED-OTSUTozeroInverse.tif
P10-I-EED-OTSUTrunc.tif	P10-I-EED-SobelX.tif	P10-I-EED-SobelY.tif
P10-I-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P10-I-EED-Ecualizado.tif	P10-I-EED-GradienteMag (Ecu+Grad).tif

P10-I-EED-SupresiónB.tif	P10-I-EED-SupresiónM.tif	P10-I-EED-SupresiónF.tif
P10-I-EED-SupresiónBDraw.tif	P10-I-EED-SupresiónMDraw.tif	P10-I-EED-SupresiónFDraw.tif
P10-I-EED-ADDSupresionBMF.tif	P10-I-EED-ADDSupresionBM.tif	P10-I-EED-ADDSupresionMF.tif
P10-I-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P10-I-EED-Watershed 1.tif	P10-I-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir al [Anexo B](#).



Paciente 10-r, Patologías: Catarata grave, Coriorretinitis

P10-r.tif	P10-r.mrc	P10-r-EED.mrc
P10-r-EED.tif	P10-r-CED.mrc	P10-r-CED.tif
P10-r-EED.mrc	P10-r- EEDNoBackground.mrc	P10-r-EED-Binary.tif
P10-r-EED-BinaryInverse.tif	P10-r-EED-Tozero.tif	P10-r-EED-TozeroInverse.tif

P10-r-EED-Trunc.tif	P10-r-EED-Equal.tif	P10-r-EED-OTSUBinary.tif
P10-r-EED-OTSUBinaryInverse.tif	P10-r-EED-OTSUTozero.tif	P10-r-EED-OTSUTozeroInverse.tif
P10-r-EED-OTSUTrunc.tif	P10-r-EED-SobelX.tif	P10-r-EED-SobelY.tif
P10-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P10-r-EED-Ecualizado.tif	P10-r-EED-GradienteMag (Ecu+Grad).tif

P10-r-EED-SupresiónB.tif	P10-r-EED-SupresiónM.tif	P10-r-EED-SupresiónF.tif
P10-r-EED-SupresiónBDraw.tif	P10-r-EED-SupresiónMDraw.tif	P10-r-EED-SupresiónFDraw.tif
P10-r-EED-ADDSupresionBMF.tif	P10-r-EED-ADDSupresionBM.tif	P10-r-EED-ADDSupresionMF.tif
P10-r-EED-Gradiente (Sobel x+y).tif	P10-r-EED-Watershed 1.tif	P10-r-EED-ADDSupresionBMWatershed 2.tif

Para las dudas con respecto a las distintas nomenclaturas de las retinografías ir a [Anexo B](#).



Anexo B. Nomenclatura y Simbología Retinográfica

En este apartado se expone el significado de la nomenclatura, simbología y algoritmos de tratamiento aplicados en las pruebas llevadas a cabo en este proyecto:

- P: Paciente
- P + Nº: Número de paciente, ejemplo: P3 → Paciente 3
- L o R: Corresponde al ojo sobre el que se ha realizado la retinografía L → Left (Izquierdo) o R → Right (Derecho), por ejemplo: P3-L → Paciente 3 ojo izquierdo.
- Original: Imagen original sin ningún tratamiento previo.
- EED o CCD: significa el tipo de filtrado AND que se ha aplicado sobre la imagen, EED → Enfoque de Difusión Común, CED → Mejora de Difusión Coherente.
- NoBackground: Imagen con realce en vasos sanguíneos con supresión de fondo.
- Filtrado para segmentación por Umbral:
 - Binary: Aplicación de segmentación tipo Binaria.
 - BinaryInverse: Aplicación de segmentación tipo Binario Inverso.
 - Tozero: Aplicación de segmentación tipo Tozero.
 - TozeroInverse: Aplicación de segmentación tipo Tozero Inverso.
 - Trunc: Aplicación de segmentación por Truncamiento.
- Filtrado para segmentación por Umbral (OTSU):
 - Equal: técnica de Ecuilizado para posterior tratamiento de la imagen.
 - OTSUBinary: aplicación de técnicas de segmentación OTSU + Binario.
 - OTSUBinaryInverse. Aplicación de técnicas de segmentación OTSU + Binario Inverso.
 - OTSUTozero: Aplicación de técnicas de segmentación OTSU + Tozero.
 - OTSUToserInverse: Aplicación de técnicas de segmentación OTSU + Tozero.
 - OTSUTrunc: Aplicación de técnicas de segmentación OTSU + Truncamiento.
- Filtrado Algoritmo de Canny para detección de Bordes y contornos:
 - SobelX: Aplicación de Sobel tipo X (Tratamiento en vertical (columnas) de los píxeles correspondientes a la imagen)
 - SobelY: Aplicación de Sobel tipo Y (Tratamiento en horizontal (filas) de los píxeles correspondientes a la imagen)
 - Gradiente (Sobel X + Sobel Y): Aplicación del gradiente resultado de la suma de SobelX + SobelY

- Ecuilizado: Se le aplica la técnica de Ecuilizado del histograma de dicha imagen sobre el resultado dado por la técnica Gradiente.
- Gradiente Mag (Ecu + Gradiente): Aplicación de Gradiente Magnitud resultante del pre tratamiento del resultado Ecuilizado y Gradiente y posterior suma de las mismas.
- SupresiónB: Aplicación de técnica Supresión de contornos en este caso Bajos (Intensidad Baja). Elimina los contornos con una intensidad mayor.
- SupresiónM: Aplicación de técnica Supresión de contornos en este caso Medios (Intensidad Media). Elimina los contornos con que estén por encima y debajo del valor establecido.
- SupresiónF: Aplicación de técnica Supresión de contornos Fuerte (Intensidad Fuerte). Elimina los contornos con una intensidad menor.
- Relleno de contorno en Algoritmo de Canny y determinación del grado de lesión:
 - SupresiónBDraw: SupresiónB destacado en Rojo, determina lesiones leves.
 - SupresiónMDraw: SupresiónM destacado en Verde, determina lesiones graves.
 - SupresiónFDraw: SupresiónF destacado en Azul, determina lesiones muy graves.
 - ADDSupresionBMF: Resultado de la combinación de los tres tipos de Supresiones destacadas en su correspondiente color:
 - Blanco: zona en la cual coinciden los 3 colores, lesión muy grave (Exceptuando nervio óptico)
 - Amarillo: zona en la que coinciden Supresión B y M, lesión leve.
 - Turquesa: zona en la cual coinciden Supresión M y F, lesión grave.
 - ADDSupresionBM: Resultado de la combinación de dos tipos de Supresiones destacadas en su correspondiente color:
 - Morado: zona d Supresión M. Lesión grave
 - Verde: Zona de Supresión B. Lesión leve
 - ADDSupresionMF: Resultado de la combinación de dos tipos de Supresiones Media y Fuerte en su correspondiente color:
 - Turquesa: zona d Supresión F. + M. Lesión muy grave.
 - Verde: zona de Supresión M. Lesión grave.
 - Azul: zona de Supresión F. Lesión grave o crecimiento anormal.
- Segmentación por regiones o WaterShed:
 - WaterShed 1: Se realiza la segmentación por regiones a la imagen obtenida del Gradiente para abstraer la zona afectada del resto de la retinografía.

- ADDSupresionBMWatershed 2: Se aplica la segmentación por región con la técnica Watershed sobre la imagen ADDSupresiónBM.
- Formato de la retinografía:
 - Tif o tiff: Formato usado para almacenar imágenes en mapas de bits, versátil y conserva la estructura de la imagen de forma eficiente debido a su compresión.
 - MRC (Medical Reseach Concil): formato correspondiente a imágenes médicas y exclusivas del Consejo de Investigación Médica.



Referencias de Figuras

Figura 1.1.1:

<http://www.medicinalife.com/2015/09/degeneracion-macular.html>

<http://www.retinografias.com/glaucoma/>

Figura 1.1.2:

<https://longitudeonda.com/index.php/smartscope-retinografo-no-midriatico-mas-versatil/>

Figura 1.1.3:

<https://drive.google.com/open?id=0Bxb2cbtCXemxeE5meU92MVC3V2dfMVJrY1pfVU93RTdUNVdn>

Figura 1.2.1:

<http://www.metropolis2015.mx/uncategorized/la-retinopatia-diabetica-que-es-y-como-evitarla/>

Figura 1.2.2:

<http://www.clinicasnovovision.com/retinopatia-diabetica-2/que-es-la-retinopatia-diabetica/>

Figura 1.2.3:

<https://drive.google.com/open?id=0Bxb2cbtCXemxeE5meU92MVC3V2dfMVJrY1pfVU93RTdUNVdn>

Figura 1.2.4:

<http://www.institutmacula.com/patologia/hemorragia-intraocular/>

Figura 1.2.5:

<https://longitudeonda.com/index.php/smartscope-retinografo-no-midriatico-mas-versatil/>

Figura 1.2.6:

<https://www.zeiss.es/meditec/productos/oftalmologia-y-optometria/glaucoma/diagnostics/fundus-imaging/captura-de-imagenes-del-fondo-de-ojo-con-visucam.html>

Figura 2.1:

https://drive.google.com/open?id=1zP3ITmnT7xYE6dEZMvjWf84_4YETXikh

Figura 2.2:

http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0365-66912012000900003

Figura 2.1.1:

https://drive.google.com/open?id=1zP3ITmnT7xYE6dEZMvjWf84_4YETXikh

Figura 2.1.2:

http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2227-18992016000100002

Figura 2.1.3:

https://drive.google.com/open?id=1zP3ITmnT7xYE6dEZMVjWf84_4YETXikh

Figura 2.1.4

https://drive.google.com/open?id=1zP3ITmnT7xYE6dEZMVjWf84_4YETXikh

Figura 2.2.1

<https://iie.fing.edu.uy/investigacion/grupos/gti/timag/trabajos/2005/bife/umbrales.htm>

Figura 2.2.2:

<http://site-informatica.blogspot.com/2010/09/binarizacion-de-imagenes.html>

Figura 2.2.3:

<https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/4075/361168.pdf?sequence=1>

Figura 2.2.4:

<https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/4075/361168.pdf?sequence=1>

Figura 2.3.1:

<http://www.elsevier.es/es-revista-imagen-diagnostica-308-articulo-aplicaciones-tecnicas-segmentacion-avanzada-mamografia-S2171366915000037>

Figura 2.4.1

<https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/4075/361168.pdf?sequence=1>

Figura 2.5.1:

http://read.pudn.com/downloads159/ebook/711796/Procesamiento_Digital_de_Imagenes.pdf

Figura 2.6.1:

<https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/4075/361168.pdf?sequence=1>

Figura 2.7.1:

https://www.lpi.tel.uva.es/~nacho/docencia/ing_ond_1/trabajos_03_04/sonificacion/cabroa_archivos/pasobajo.html

Figura 2.7.2:

https://www.lpi.tel.uva.es/~nacho/docencia/ing_ond_1/trabajos_03_04/sonificacion/cabroa_archivos/pasoalto.html

Figura 2.7.3:

<http://oefa.blogspot.com.es/2009/04/deteccion-de-bordes-algoritmo-de-canny.html>

Figura 2.7.4:

http://sisbib.unmsm.edu.pe/BibVirtual/Publicaciones/risi/2010_n2/v7n2/a04v7n2.pdf

Figura 3.2.1:

[https://en.wikipedia.org/wiki/Spyder_\(software\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Spyder_(software))



Índice de Figuras

Figura 1.1.1 Degeneración macular (Izquierda), Glaucoma (Derecha)	11
Figura 1.1.2 Optómetro portátil.....	12
Figura 1.1.3 A la izquierda retinografía obtenida de un optómetro portátil, a la derecha una retinografía obtenida con uno fijo.....	12
Figura 1.2 .1 Mostramos la imagen de una retina afectada por retinopatía diabética	13
Figura 1.2.2 Representación de síntomas en la retinopatía diabética.....	14
Figura 1.2.3 Ejemplo de Catarata	15
Figura 1.2.4 Hemorragia Intraocular muy grave	16
Figura 1.2.5 Optómetro Portátil SmartScope Pro	17
Tabla 1.Planificación temporal.....	19
Figura 2.2 A la izquierda imagen retinográfica original, a la derecha con la técnica de segmentación.....	21
Figura 2.1 Imagen Original con ruido(a), difusión lineal (b), difusión no lineal (c)difusión no lineal Anisotrópica (AND).....	22
Figura 2.1.2 Figura de la izquierda imagen original, a la derecha con filtro gaussiano aplicado.	23
Figura 2.1.3 (a) Imagen original líneas interrumpidas por ruido (b)Aplicación de 20 iteraciones con CED (c) 20 iteraciones con EED (Enfoques de difusión común).	25
Ecuación 4 (Derecha), ecuación 5 (Izquierda)	27
Ecuación 4 (Derecha), ecuación 7 (Izquierda)	27
Figura 2.2.1 Ejemplo de histograma en Umbralizado	28
Figura 2.2.2 Ejemplo de Umbralización sobre una imagen monocromática.	28
Figura 2.2.3 Ejemplo de umbralización binaria, se observa la selección del umbral de un valor existente entre las modas del histograma.	29
Figura 2.2.4 Ejemplo de Umbralización por medio del método de DOS Picos.	29
Figura 2.3.1 región creciente aplicada a mamografía.	33
Figura 2.4.1 Ejemplo de espacio característico.....	34
Figura 2.5.1 (Izquierda) imagen original, (Derecha) Técnica de agrupamiento aplicada.....	35
Figura 2.6.1 (a) Imagen original, (b) Segmentación usando k-medias con MRF previo.....	36
Figura 2.7.1 Imagen original (Izq) con Gauss (Derch).....	37
Figura 2.7.2 Imagen Sobel X e Y	38
Figura 2.7.3 Resultado de ciertas fases en el Algoritmo de Canny	38

Figura 2.7.4 Segmentación orientada a regiones.....	39
Figura 3.2.1 Muestra del entorno SPYDER instalado en Anaconda	42
Figura 4.1.1.Captura de pantalla realizada sobre el programa EED en ejecución	49
Figure 4.1.2. Captura de pantalla realizada sobre el programa CED en ejecución.	50
Figura 4.2.1 TestDegMac-1	63
Figure 4.2.2 Relación nivel de intensidad con gravedad de lesión.	65
Figure 4.2.3. Resultado de la combinación de grados de intensidad.....	72
Figure 4.2.4. Microhemorragias detectadas en el Paciente 2.....	74
Figure 4.2.5. Catarata en Paciente 10.	82



En el siguiente proyecto se muestra la aplicación de técnicas de tratamiento digital en imágenes, concretamente en retinografías del ojo humano. Con este procesamiento informático se podrá identificar patrones de distintas patologías como glaucomas, hemorragias, retinopatías diabéticas etc.

Uno de los objetivos principales de este trabajo es mejorar las imágenes obtenidas de un optómetro portátil a través de la exploración de distintas técnicas de realce como son el filtrado AND (Difusión no Lineal Anisotrópica), o la supresión de fondo de la imagen. Por otro lado, también se estudiarán distintas técnicas de umbralización y segmentación para la detección de patologías retinográficas.

Además, se pretende en un futuro a corto plazo implantar este software en optómetros portátiles de bajo coste por medio de un sistema empotrado, pudiéndose obtener, en tiempo real la imagen retinográfica ya tratada y facilitando el diagnóstico del personal sanitario para estas enfermedades en cualquier lugar y momento.

This project shows the application of digital images processing, specifically in retinographies of the human eye. With this computer processing, the identification of patterns of different pathologies such as glaucomas, hemorrhages, diabetic retinopathies, etc. will be possible.

One of the main objectives of this work is to improve the images obtained from a portable optometer through the exploration of different enhancement techniques such as the AND filtering (Non-Linear Anisotropic Diffusion), or the background suppression of the image. Different applicable techniques for the detection of pathologies in the retina will also be studied.

As a short term objective, it is intended to implement this software in low cost portable optometers by means of a built-in system. In this way, It will be possible to obtain, in real time a retina image, which will help the medical staff the diagnosis of these diseases.

