



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL  
CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN

*Separación de las redes vasculares  
arterial y venosa en imágenes  
oftalmoscópicas de retina humana*

TESIS

*Que para obtener el grado de  
Maestro en Ciencias de la Computación*

*Presenta*

**Ing. Cecilia Albertante Morato**

*Director de tesis*

**Dr. Edgardo Manuel Felipe Riverón**



*México D. F., diciembre de 2009*

# Contenido

<b>Lista de figuras .....</b>	<b>12</b>
<b>Lista de tablas .....</b>	<b>16</b>
<b>Glosario de términos .....</b>	<b>17</b>
<b>CAPÍTULO I .....</b>	<b>19</b>
<i>Introducción.....</i>	<b>19</b>
1.1    Introducción .....	19
1.2    El problema a resolver .....	21
1.3    Justificación .....	21
1.4    Hipótesis .....	22
1.5    Objetivos.....	22
1.5.1    Objetivo general .....	23
1.5.2    Objetivos particulares .....	23
1.6    Especificidad del problema.....	23
1.7    Consideraciones generales .....	23
1.8    Apoyos y contribuciones .....	24
1.8.1    Apoyos.....	24
1.8.2    Contribuciones.....	25
1.8.2.1    Ponencias en congresos .....	25
1.9    Organización del documento .....	25
<b>CAPÍTULO II.....</b>	<b>27</b>
<i>Estado del arte .....</i>	<b>27</b>
2.1    Antecedentes .....	27
2.2    Estado del arte.....	28
2.2.1    Metodologías de separación de la red vascular de la retina humana .....	29
2.2.2    Detección del disco óptico de la retina humana .....	31
2.2.3    Segmentación de la red vascular de la retina humana .....	33

<b>CAPÍTULO III .....</b>	<b>36</b>
<b><i>Conceptos básicos y definiciones .....</i></b>	<b>36</b>
3.A Sección de Computación .....	36
3.A.1 Introducción al procesamiento digital de imágenes .....	36
3.A.1.1 Representación y definición de una imagen digital.....	37
3.A.1.2 Propiedades de las imágenes digitales.....	37
3.A.1.2.2 Resolución de niveles .....	37
3.A.1.2.3 Planos de una imagen .....	38
3.A.1.3 Imágenes en colores .....	38
3.A.1.4 Imágenes en tonos de gris.....	38
3.A.1.5 Imágenes binarias .....	39
3.A.1.6 Relaciones de vecindad, distancias y conectividad .....	39
3.A.1.7 Operaciones lógicas y aritméticas .....	40
3.A.1.8 Normalización en tamaño de las imágenes.....	41
3.A.1.9 Etapas del análisis digital de imágenes .....	41
3.A.2 Histograma de una imagen .....	42
3.A.3 Métodos de segmentación basados en el umbralado .....	43
3.A.3.1 Método de umbralado de Otsu .....	44
3.A.3.2 Método de umbralado de Kittler e Illinworth.....	45
3.A.4 Etiquetado de regiones o componentes conectadas.....	47
3.A.4.1 Algoritmo iterativo .....	47
3.A.4.2 Algoritmo de dos pasos que usa una tabla de equivalencias .....	47
3.A.5 Morfología matemática .....	48
3.A.5.1 Elemento de estructura .....	49
3.A.5.2 Morfología binaria.....	49
3.A.5.2.1 Erosión binaria.....	49
3.A.5.2.2 Dilatación binaria .....	50
3.A.5.2.3 Propiedades de la erosión y la dilatación binarias.....	51
3.A.5.2.4 Apertura y clausura.....	51
3.A.5.2.5 Propiedades de la apertura y la clausura.....	52
3.A.5.2.6 Detección de bordes .....	52
3.A.5.3 Morfología en niveles de gris .....	53
3.A.5.3.1 Erosión en niveles de gris.....	53
3.A.5.3.2 Dilatación en niveles de gris.....	53

3.A.5.3.3	Apertura y clausura en niveles de gris.....	54
3.A.5.4	Máximo de aperturas .....	55
3.A.5.4.1	Detectores de cimas y valles.....	56
3.A.5.4.2	Suma de valles .....	56
3.A.6	Esqueletizado.....	57
3.A.6.1	Método de Zhang Suen.....	57
3.A.7	Transformaciones geodésicas .....	59
3.A.7.1	Dilatación geodésica.....	59
3.A.7.2	Erosión geodésica .....	60
3.A.8	Reconstrucción morfológica de imágenes .....	60
3.A.8.1	Reconstrucción geodésica por dilatación .....	61
3.A.8.2	Reconstrucción geodésica por erosión .....	61
3.B	Sección de Oftalmología.....	62
3.B.1	Las estructuras oculares.....	62
3.B.2	La retina humana .....	64
3.B.2.1	La red vascular de la retina humana .....	69
3.B.2.1.1	Características morfológicas y morfométricas de la red vascular .....	69
3.B.2.2	Trastornos de la retina .....	71
3.B.2.3	Trastornos vasculares de la retina.....	73
3.B.2.4	Anormalidades de los vasos retinianos.....	77
3.B.3	Importancia del análisis de retinas.....	80
3.B.4	Imágenes de fondo de ojo.....	80
<b>CAPÍTULO IV.....</b>	<b>81</b>	
<b><i>Solución del problema</i> .....</b>	<b>81</b>	
4.1	Interfaz gráfica .....	81
4.2	Metodología general de la propuesta .....	82
4.3	Módulo de detección del disco óptico .....	84
4.4	Módulo de segmentación de la red vascular .....	87
4.5	Módulo de separación de la red vascular .....	87
4.5.1	Características morfológicas y morfométricas a tomar en cuenta para la separación de la red vascular.....	88
4.5.2	Análisis previos a la aplicación de la metodología.....	90
4.5.3	Metodología de separación de la red vascular.....	92

4.6	Módulo de extracción de características .....	100
<b>CAPÍTULO V .....</b>		<b>102</b>
<b><i>Evaluación de los resultados</i> .....</b>		<b>102</b>
5.1	Resultados del módulo de detección de disco óptico.....	102
5.2	Resultados del módulo de separación de la red vascular de la retina .....	104
5.3	Evaluación global de la propuesta .....	117
5.4	Ventajas y desventajas de la propuesta.....	117
<b>CAPÍTULO VI.....</b>		<b>119</b>
<b><i>Conclusiones y trabajo futuro</i> .....</b>		<b>119</b>
6.1	Conclusiones .....	119
6.2	Recomendaciones .....	121
6.3	Trabajos futuros .....	122
<b>Referencias .....</b>		<b>123</b>

# *Lista de figuras*

Fig. 3.1 Representación de la convención de imágenes digitales.....	37
Fig. 3.2 (a) Imagen en colores en el espacio RGB. (b) Plano rojo. (c) Plano verde. (d) Plano azul. ....	38
Fig. 3.3 (a) Imagen en niveles de gris. (b) Imagen binaria.....	39
Fig. 3.4 Coordenadas de los vecinos de un pixel de coordenadas (x, y). ....	39
Fig. 3.5 Imagen en niveles de gris y su correspondiente histograma. ....	43
Fig. 3.6. Imagen en colores y su correspondiente histograma en colores para cada canal RGB. ....	43
Fig. 3.7 Ejemplo de un histograma bimodal.....	44
Fig. 3.8 Erosión binaria. (a) Elemento de estructura, B. (b) Imagen A. (c) Resultado de la erosión $A \ominus B$ . ....	50
Fig. 3.9 Dilatación binaria. (a) Elemento de estructura, B. (b) Imagen A. (c) Resultado de la dilatación $A \oplus B$ . ....	50
Fig. 3.10 (a) Imagen binaria original. (b) Clausura de la imagen original con elemento de estructura circular de 5 pixeles de diámetro. (c) Apertura de la imagen original con elemento de estructura circular de 7 pixeles de diámetro. ....	52
Fig. 3.11 (a) Imagen original. (b) Imagen erosionada con un elemento de estructura circular de 9 pixeles de diámetro y punto de referencia en el centro. ....	53
Fig. 3.12 (a) Imagen original. (b) Imagen dilatada con un elemento de estructura circular de 9 pixeles de diámetro y punto de referencia en el centro. ....	54
Fig. 3.13 (a) Imagen original. (b) Muestra de la apertura. (c) Muestra de la clausura, ambas con un elemento de estructura circular de 9 pixeles de diámetro. ....	55
Fig. 3.14 Efectos de los detectores de cimas y de valles en tonos de gris. El gráfico representa una columna (o fila) de una imagen en tonos de gris. ....	56
Fig. 3.15 Vecindad de p.....	57
Fig. 3.16 Configuración de pixeles en donde $N(p) = 6$ y $NT(p)=2$ . ....	57
Fig. 3.17 (a) Imagen original. (b) Esqueleto de la imagen. ....	58
Fig. 3.18 Identificación de pixeles redundantes. ....	58
Fig. 3.19 Máscaras que indican si p es un pixel redundante. ....	58
Fig. 3.20 Dilatación geodésica de una imagen de entrada o conjunto Y dentro de una máscara geodésica X. ....	59
Fig. 3.21 Dilatación geodésica de una señal marcadora f 1-D con respecto a la señal máscara g. ....	60
Fig. 3.22 Erosión geodésica de una señal marcadora f con respecto a una señal máscara g....	60

Fig. 3.23 Reconstrucción morfológica por dilatación de una señal I-D a partir de una señal marcadora f. ....	61
Fig. 3.24 Estructuras internas del ojo. ....	63
Fig. 3.25 La retina sensitiva laminada termina en un borde serrado (ora serrata) y se continúa como el epitelio de pars plana del cuerpo ciliar. El epitelio pigmentario de la retina se continúa como el epitelio pigmentario del cuerpo ciliar. ....	66
Fig. 3.26 Fóvea central humana. La fóvea centralis es una depresión con paredes inclinadas, el clivus. El suelo de la fóvea centralis, la foveola, es plano. Las capas internas de la retina están ausentes, de forma que la luz incide directamente sobre los conos. ....	66
Fig. 3.27 Regiones de la retina: polo posterior, ecuador y periferia. ....	67
Fig. 3.28 Regiones de la retina. ....	67
Fig. 3.29 Las arteriolas retinianas abastecen las dos capas capilares principales de la retina: una en la capa de fibras nerviosas y otra en la capa nuclear interna. ....	69
Fig. 3.30 La red venosa normalmente pasa por debajo de la red arterial. La red venosa es más gruesa y más oscura que la red arterial. ....	70
Fig. 3.31 Zona avascular de la fóvea. ....	71
Fig. 3.32 Desprendimiento de retina total en una retinopatía de la prematuridad. ....	72
Fig. 3.33 Signos clínicos de la retinopatía diabética. ....	72
Fig. 3.34 Retinopatía hipertensiva grave con exudados algodonosos, hemorragias en llama y formación de estrella macular precoz. ....	73
Fig. 3.35 Múltiples oclusiones de la arteria central de la retina. ....	73
Fig. 3.36 Oclusión venosa retiniana de la vena central de la retina. ....	74
Fig. 3.37 Hemorragia retiniana. ....	75
Fig. 3.38 Microaneurismas. ....	75
Fig. 3.39 Principales tipos de émbolos retinianos. ....	76
Fig. 3.40 Gradación de la arterioesclerosis retiniana. ....	77
Fig. 3.41 (a) Neovascularización. (b) Tortuosidad vascular retiniana. ....	77
Fig. 3.42 Aumento del calibre vascular. ....	78
Fig. 3.43 Estrechamiento arterial focal en una hipertensión. ....	78
Fig. 3.44 Irregularidad del calibre venoso. ....	78
Fig. 3.45 Hilos de cobre. ....	79
Fig. 3.46 Hilos de plata. ....	79
Fig. 3.47 Hiperemia. ....	79
Fig. 3.48 Imagen oftalmoscópica y angiográfica de dos retinas humanas diferentes. ....	80
Fig. 4.1 Algunos menús presentes en la interfaz gráfica. ....	81
Fig. 4.2 Pantalla principal del Sistema para el análisis de imágenes de retina “SAIR”. ....	82

Fig. 4.3 Diagrama de bloques de la estructura global de SAIR.....	83
Fig 4.4 Diagrama de etapas para la detección del disco óptico.....	86
Fig. 4.5 (a) Imagen de fondo de ojo derecho. (b) Imagen de fondo de ojo izquierdo.....	86
Fig. 4.6 Cuadrantes de la retina.....	89
Fig. 4.7 (a) Rama entre dos bifurcaciones. (b) Rama entre una bifurcación y un extremo.....	89
Fig. 4.8 Combinaciones de 3 contactos con los bordes de vasos rotados cada 90°.....	92
Fig. 4.9 Bifurcación rotada cada 90°.....	92
Fig. 4.10 Imagen binaria de la red vascular segmentada reticulada en m x n celdas.....	95
Fig. 4.11 Máscara de creación de los nodos hijos (celdas amarillas) para la imagen de retina de ojo izquierdo cuando el racimo vascular crece hacia la derecha.....	96
Fig. 4.12 Máscara de creación de los nodos hijos (celdas amarillas) para la imagen de retina de ojo derecho cuando el racimo vascular crece hacia la izquierda.....	96
Fig. 4.13 Máscara en donde se visualiza el nodo hoja (celda roja) y las celdas en diagonal (celdas amarillas).....	97
Fig. 4.14 Esqueletos de una bifurcación normal y un cruce visto como dos bifurcaciones.....	99
Fig. 5.1 Resultados globales en por cientos del módulo de detección del disco óptico.....	104
Fig. 5.2 Imagen de retina en colores.....	105
Fig. 5.3 Segmentación de la red vascular.....	105
Fig. 5.4 Detección del disco óptico.....	105
Fig. 5.5 Segmentación de la red vascular con el disco óptico oculto.....	105
Fig. 5.6 Clasificación de los vasos alrededor del disco óptico.....	106
Fig. 5.7 Recorrido de los vasos hasta el primer punto de interés.....	106
Fig. 5.8 Vasos arteriales de la red vascular.....	106
Fig. 5.9 Vasos venosos de la red vascular.....	106
Fig. 5.10 Clasificación completa de los vasos sanguíneos de la red vascular.....	107
Fig. 5.11 Esqueleto de la red vascular con las bifurcaciones (verde), los cruces (rojos) y los puntos terminales (magenta).....	107
Fig. 5.12 Sobreposición en la imagen en colores original de los bordes de los vasos sanguíneos separados.....	107
Fig. 5.13 Clasificación manual de los vasos sanguíneos.....	107
Fig. 5.14 Cruce entre vasos gruesos.....	110
Fig. 5.15 Segmentación del cruce grueso.....	110
Fig. 5.16 Clasificación real del cruce grueso.....	110
Fig. 5.17 Clasificación obtenida por la metodología al no detectar el cruce.....	110
Fig. 5.18 Esqueleto con el cruce grueso detectado como dos bifurcaciones.....	110



Fig. 5.19 Esqueleto de la imagen indicando en donde debería ser colocado el cruce. ....	110
Fig. 5.20 Imágenes de un conflicto en la clasificación de un cruce entre una bifurcación arterial y un segmento de vaso sanguíneo venoso. (a) Imagen original en colores. (b) Imagen segmentada. (c) Clasificación manual de los vasos. (d) Clasificación obtenida mediante esta metodología. (e) Esqueleto de la imagen que muestra los puntos de bifurcación en color verde. (f) Esqueleto que muestra los puntos de cruce en color rojo. ....	111
Fig. 5.21 Imágenes de un conflicto en la clasificación de un cruce entre una trifurcación arterial y una bifurcación venosa. (a) Imagen original en colores. (b) Imagen segmentada. (c) Clasificación manual de los vasos. (d) Clasificación obtenida mediante esta metodología. (e) Esqueleto de la imagen que muestra los puntos de bifurcación en color verde. (f) Esqueleto que muestra los puntos de cruce en color rojo. ....	111
Fig. 5.22 (a) – (f) Imágenes de un conflicto en la clasificación de un vaso venoso que va exactamente por debajo de un arterial (en la Fig. c).....	112
Fig. 5.23 Resultado de la separación después de haber aplicado traslación 32 pixeles a la izquierda y 74 pixeles hacia arriba. (a) Imagen original en colores. (b) Clasificación manual de la red vascular. (c) Esqueleto de la imagen con indicaciones de las bifurcaciones en verde, cruces en rojo y puntos terminales en magenta. (d) Separación obtenida mediante la metodología propuesta.....	113
Fig. 5.24 Resultado de la separación después de haber aplicado escala de reducción al 70% de su tamaño original. (a) Imagen original en colores. (b) Clasificación manual de la red vascular. (c) Esqueleto de la imagen con indicaciones de las bifurcaciones en verde, cruces en rojo y puntos terminales en magenta. (d) Separación obtenida mediante la metodología propuesta.....	114
Fig. 5.25 Resultado de la separación después de haber aplicado rotación de 15° a la izquierda. (a) Imagen original en colores. (b) Clasificación manual de la red vascular. (c) Esqueleto de la imagen con indicaciones de las bifurcaciones en verde, cruces en rojo y puntos terminales en magenta. (d) Separación obtenida mediante la metodología propuesta. ....	115
Fig. 5.26 Pantalla de la interfaz gráfica desarrollada para separar la red vascular en sus ramas arterial y venosa.....	116

## *Lista de tablas*

Tabla 4.1 Combinaciones más comunes entre el número de contactos de los vasos sanguíneos y los bordes de la celda correspondiente de tamaño 20x20 pixeles. ....	91
Tabla 4.2 Valores asignados en la matriz según su contenido. ....	95
Tablas 4.3 Tablas en donde se almacena la posición (x, y) de las bifurcaciones, trifurcaciones, puntos terminales y cruces dentro de la celda donde se encuentran y las coordenadas (X, Y) de su posición en la imagen.....	95
Tabla 4.4 Estructura de la clase que almacena la información de cada celda. ....	98
Tabla 5.1 Resultados globales en números absolutos. ....	103
Tabla 5.2 Resultados globales en por cientos.....	103
Tabla 5.3 Valores obtenidos en una imagen arbitraria del conteo promedio de pixeles. ....	108
Tabla 5.4 Resultados de la evaluación de la calidad en la clasificación. ....	109
Tabla 5.5 Porcentaje promedio de error en la clasificación la red vascular. ....	109
Tabla 5.6 Porcentajes promedio de acierto y error en la clasificación de los cruces, las bifurcaciones y los puntos terminales por tipo de red. ....	112
Tabla 5.7 Medidas de evaluación de la calidad de la clasificación después de aplicar traslaciones. ....	113
Tabla 5.8 Medidas de evaluación de la calidad de la clasificación después de aplicar variaciones de escala. ....	114
Tabla 5.9 Medidas de evaluación de la calidad de clasificación después de aplicar rotación. ....	115

## *Resumen*

En este trabajo de tesis se describe una metodología para realizar la separación de la red vascular de la retina en sus ramas arterial y venosa, a partir de sus características morfológicas y morfométricas y la división en celdas cuadradas de la imagen oftalmoscópica de fondo de ojo de retinas humanas en colores, mediante la clasificación de los vasos sanguíneos en el interior de cada celda en dependencia de la información determinada previamente en sus celdas vecinas, obtenidas ambas mediante una metodología única.

## *Abstract*

This thesis describes a methodology for the splitting of the retina's vascular network in their arterial and venous branches from its morphological and morphometric characteristics and the division in square cells the ophthalmoscopic color fundus images of healthy human retinas, by classifying the blood vessels inside each cell according to the information predetermined from their neighboring cells, obtained all of them through a unique methodology.

# *Glosario de términos médicos*

- **Adventicia:** Dicho de un órgano o parte de un animal o de un vegetal que se desarrolla en un lugar distinto del habitual.
- **Anastomosis:** Conexión creada entre estructuras tubulares, como los vasos sanguíneos.
- **Aneurisma:** Dilatación anormal de un sector del sistema vascular.
- **Ápex:** Extremo superior.
- **Aterosclerosis:** Es un síndrome caracterizado por el depósito e infiltración de sustancias lipídicas en las paredes de las arterias de mediano y grueso calibre.
- **Bifurcación:** Lugar donde ocurre la división de una rama en dos ramales.
- **Clivus:** Pendiente. Declive. Nombre de la estructura que forma la fovea dentro de la mácula lútea.
- **Diapédesis:** Propiedad de los glóbulos de traspasar los capilares, introduciéndose por los poros. Esto les permite alcanzar cualquier rincón del organismo.
- **Dicotomizar:** Dividir en dos partes.
- **Distender:** Causar una tensión violenta en los tejidos, membranas, etc.
- **Distrofia:** Estado patológico que afecta a la nutrición y al crecimiento.
- **Ectodermo:** En todos los animales, salvo esponjas y celentéreos, capa u hoja externa de las tres en que se disponen las células del blastodermo después de haberse producido la segmentación.
- **Embolia:** Obstrucción brusca de un vaso, especialmente una arteria, por un cuerpo arrastrado por la corriente sanguínea.
- **Émbolo:** Coágulo, burbuja de aire u otro cuerpo extraño que, presente en la circulación, produce una embolia.
- **Epitelio:** Capa o capas de células que cubre todas las superficies externas e internas del cuerpo y se caracteriza principalmente por estar formada de células de forma y disposición variables, no tiene vasos sanguíneos entre ellas y presentan un mínimo de sustancia intercelular.
- **Esfínter:** Es una estructura, usualmente un músculo en forma circular o de anillo, que permite el paso de una sustancia de un órgano a otro, por medio de un tubo u orificio, a la vez que impide su regreso.
- **Fagocitar:** Dicho de ciertas células u organismos unicelulares: Alimentarse por fagocitosis. Absorber, asumir, incorporar.
- **Festoneado:** Que tiene el borde en forma de festón o de onda.
- **Fisura:** Grieta que se produce en un objeto. Hendidura de un hueso que no llega a romperlo.

- **Fóvea (o fovea):** Es una pequeña depresión en la retina, en el centro de la llamada mácula lútea; es el área de la retina donde se enfocan los rayos luminosos y que se encuentra especialmente capacitada para la visión aguda y detallada.
- **Gliol:** Deriva del griego bizantino, cuyo significado era "liga", "unión".
- **Hemostasia:** Detención de un sangrado o hemorragia, por mecanismos propios del organismo o por medios artificiales, tales como los instrumentos de coagulación quirúrgicos o mediante químicos como los fármacos.
- **Histología:** Es la ciencia que estudia todo lo referente a los tejidos orgánicos: su estructura microscópica, su desarrollo y sus funciones.
- **Imbricado:** Dicho de las hojas, de las semillas y de las escamas: Sobreposición de unas a otras como las tejas en un tejado.
- **Irrigar:** Dicho de una arteria. Llevar sangre a un órgano o parte del cuerpo.
- **Melanina:** Pigmento de color negro o pardo negruzco que existe en forma de gránulos en el citoplasma de ciertas células de los vertebrados y al cual deben su coloración especial la piel, los pelos, la coroides, etc.
- **Membrana de Bruch:** Es una compleja membrana basal que se dispone entre el epitelio pigmentario de la retina y la coroides.
- **Meninges:** Son las membranas de tejido conectivo que, a modo de plástico, cubren todo el sistema nervioso central que queda ubicado en el cráneo (cerebro y cerebelo) y la columna vertebral (médula espinal).
- **Metástasis:** Propagación de una neoplasia maligna más allá de su localización primaria para desarrollarse en sitios distantes.
- **Microvilli:** Microvellosidades. Son protuberancias microscópicas de la membrana celular que aumentan la superficie de las células, involucradas en funciones como la absorción, la secreción, la adhesión celular, y la mecano-transducción.
- **Necrosis:** Degeneración de un tejido por muerte de sus células.
- **Piamadre:** Meninge interna de las tres que tienen los batracios, reptiles, aves y mamíferos. Es tenue, muy rica en vasos y está en contacto con el tejido nervioso del encéfalo y de la médula espinal.
- **Policitemia:** Es un trastorno en el cual hay demasiados glóbulos rojos en la circulación sanguínea. Es el opuesto de la anemia.
- **Sinapsis:** Relación funcional de contacto entre las terminaciones de las células nerviosas.
- **Tortuoso:** Que tiene vueltas y rodeos.
- **Trombosis:** Proceso de formación de un coágulo en el interior de los vasos sanguíneos o de las cavidades cardíacas, formado solamente por los diversos constituyentes de la sangre; a la masa coagulada se le denomina trombo.

# CAPÍTULO I

## *Introducción*

---

Para comprender mejor el propósito de la presente tesis, en este capítulo se exponen la introducción, fundamentación y organización del trabajo con el fin de brindarle al lector una idea más clara de la misma.

### **1.1 Introducción**

El creciente desarrollo de la computación en sus diferentes ramas ofrece hoy en día la posibilidad de crear nuevas herramientas para ayudar a resolver diversos problemas en innumerables campos de estudio. Es gracias a esta versatilidad que ciencias como la medicina han encontrado en la computación una vasta fuente de medios para automatizar procesos complejos que requieren grados notables de eficiencia, o bien que resultan tan laboriosos que parece muy difícil llevarlos a cabo sin la intervención de la tecnología.

El fondo del ojo humano está conformado por diferentes estructuras biológicas tales como la papila óptica, la mácula lútea y la red vascular. De nuestro particular interés es la red vascular de la retina. Mediante una fotografía del fondo del ojo humano, en donde se pueda apreciar con cierta claridad la retina y las estructuras biológicas contenidas en ella, es posible realizar un análisis clínico para emitir un prediagnóstico sobre su normalidad o si por el contrario presenta alguna alteración que conduzca a un riesgo de salud provocado por alguna enfermedad que presente el paciente estudiado. Síntomas de enfermedades severas como la hipertensión pueden vislumbrarse a través de un estudio detallado de la retina y en particular, de la red vascular.

El procedimiento típico de un estudio de este tipo consiste en obtener la imagen oftalmoscópica de la retina, la que puede ser una fotografía impresa o bien, una imagen digital, y permitir al oftalmólogo (experto en este dominio) realizar el examen de la misma. Otros estudios se basan en el examen directo de la retina del paciente, en donde es necesaria una inyección de tintes fluorescentes que permiten diferenciar más claramente los elementos o afecciones relacionados con el flujo sanguíneo; sin embargo, esto es comúnmente un procedimiento cruento y riesgoso que depende de la capacidad de reacción del organismo estudiado, sin mencionar el costo que puede llegar a representar un estudio con tales características.

Dentro del análisis clínico normal de las imágenes oftalmoscópicas de la retina que el oftalmólogo observa con la ayuda del oftalmoscopio, uno de los elementos más importantes a

analizar es la red vascular. En este proceso el médico observa en tiempo real las áreas que forman parte de la red vascular y las que no lo son, con lo que obtiene una visión clara del elemento que desea estudiar con ventajas sobre factores originarios de confusión, tales como el ruido inherente a la captura de la imagen o a factores indeseables como la iluminación no homogénea.

Es importante para el analista discernir entre dos secciones de la red vascular debido a que cumplen funciones específicas muy diferentes: una vez que se observa la estructura completa de la red, es posible apreciar en ella a la red arterial, que transporta nutrientes y sangre limpia hacia el ojo, y la red venosa que transporta toxinas y sangre ya aprovechada hacia el corazón. Estas estructuras pueden identificarse con relativa facilidad por el oftalmólogo gracias a que presentan características físicas diferentes, algunas de las cuales las más importantes están relacionadas con su coloración y grosor. La separación de la red vascular es una tarea compleja que presenta dificultades para lograrse con precisión, ya que en muchas ocasiones algunas ramificaciones de alguna de las redes obstruyen la visibilidad de la otra red, dando pie a confusiones entre ellas; sin embargo, lograr una separación razonablemente aceptable de las redes venosa y arterial, permitirá determinar con precisión muchas de las características físicas y funcionales de la misma que se ocultan cuando se analiza la red como un todo.

Un aspecto a tener en cuenta para lograr un buen análisis oftalmoscópico de la red vascular es el poder apreciar completamente la forma que tiene la red vascular desde el punto de vista topológico. Es posible que el oftalmólogo sea capaz de describir visualmente la “trayectoria” que sigue cada una de las ramas venosas o arteriales de cada red; sin embargo, esta tarea suele complicarse cuando se observa que en cada una de ellas se presenta un gran número de ramificaciones que causan que la red visualizada en un principio “se le pierda de vista”, lo cual exige que deba recorrer nuevamente su trayectoria de principio a fin para poder analizarla a plenitud.

En general, una vez que el oftalmólogo aprecia la forma global de la red, éste realiza un análisis morfológico más detallado que consiste en recorrer las ramas de la red y comparar sus tamaños y grosores; esto lo hace con el fin de detectar grosores incongruentes en los segmentos, por ejemplo, un grosor apreciable al recorrer una vena delgada podría indicar la presencia de un aneurisma (acumulamiento excesivo de sangre) producido por un trombo; un tramo muy delgado en una arteria gruesa podría representar un estrangulamiento de la misma; las irregularidades en la trayectoria de la red, como tortuosidades, pliegues o interrupciones pueden sugerirle al especialista la manera de cómo se ha desarrollado la red durante el crecimiento normal del individuo; en fin, es así cómo el análisis morfológico de la red sirve como base para reconocer e interpretar diferentes circunstancias provocadas por patologías o por desarrollos anormales de la red vascular del paciente.

Finalmente, cuando el oftalmólogo ha realizado todas estas inspecciones rutinarias, las cuales en primera instancia las realiza en tiempo real con ayuda del oftalmoscopio, debe ser capaz de emitir un juicio sobre la salud de la retina del paciente estudiado, es decir, podrá proporcionar un prediagnóstico clínico más o menos acertado en la medida que su experiencia y las condiciones en que realizó el estudio se lo permitan, junto con los síntomas que el paciente le haya hecho saber; con todo esto, posiblemente el oftalmólogo registre el resultado de sus observaciones en un prediagnóstico que entregará al paciente, para que posteriormente él u



otros médicos lo evalúen con otros estudios o simplemente se incluya en un historial actualizado de las consultas.

Como puede observarse, el procedimiento de análisis de la red vascular puede hacerse largo y complejo para ser efectuado adecuadamente por un experto; sin embargo, el tiempo requerido para llevarlo a cabo y la intervención directa del elemento humano pueden representar un punto débil en el proceso.

El análisis detallado de la red vascular para lograr un diagnóstico certero, indudablemente se le facilitaría al oftalmólogo, ya en tiempo diferido, si éste dispone en la consulta externa de las redes venosa y arterial de cada retina del paciente, ya separadas y preanalizadas.

## **1.2 El problema a resolver**

A partir del análisis de las imágenes oftalmoscópicas en colores del fondo de ojo de ambas retinas de una persona, separar la red vascular de cada una de ellas en sus redes arterial y venosa.

## **1.3 Justificación**

Enfermedades oculares como la retinopatía diabética (causada por la diabetes mellitus), el glaucoma (causado por la elevación de la presión intraocular), y la degeneración macular relacionada con la edad (causada por la edad avanzada) son las principales causas de ceguera en México y en el mundo. La identificación de las anomalías vasculares asociadas con dichas enfermedades, representa una gran parte del diagnóstico llevado a cabo por los oftalmólogos. Éste es un procedimiento que consume mucho tiempo sin que en muchas ocasiones se detecte alguna anomalía a primera vista. Hacer uso de trabajadores no especializados en la identificación de enfermedades visuales es una alternativa, pero la experiencia ha demostrado que la identificación de anomalías en la retina en los primeros estudios suele ser muy difícil, es decir, solo en el 50% de los casos es exitosa. Esta baja tasa de éxito propicia que se presenten en los pacientes estados tempranos de retinopatía proliferativa y de otras enfermedades [1].

La retina, ubicada en la parte posterior interna del ojo humano, tiene un requerimiento más alto de oxígeno por unidad de peso que cualquier otro tejido fino en el cuerpo, por lo que cualquier alteración en la circulación sanguínea en ella puede dar lugar a daño funcional y debilitación del tejido. Enfermedades que influyen en la circulación retiniana son la retinopatía diabética, la retinopatía prematura y la enfermedad vascular hipertensiva. En los seres humanos, esta circulación es provista por la arteria retiniana central. Las arterias de la circulación retiniana se encuentran en la capa de fibras del nervio óptico que se unen a las células ganglionales apenas debajo de la membrana limitadora interna. Después de su doble bifurcación en el disco óptico, la arteria y la vena retinianas extienden patrones de ramificación a través de la retina. Las venas y las arterias no se cruzan ellas mismas, pero una vena y una arteria pueden traslaparse formando trayectorias arteriovenosas. Este conjunto de venas y arterias es conocido como la red vascular y su finalidad es permitir la circulación de sangre a través del órgano ocular para cumplir con el proceso asociado a la transportación de nutrientes y la purificación de la sangre.

Los propósitos de arterias y venas en el ojo, aunque relacionados, son distintos entre sí, ya que mientras las primeras son encargadas de transportar sangre limpia y rica en nutrientes, las segundas tienen la misión de llevar la sangre ya aprovechada de regreso hacia el corazón para su purificación, razón por la cual es de suma importancia considerar sus características de manera independiente [2].

En vista de lo anterior, uno de los objetivos más importantes de este trabajo es lograr la separación de la red vascular en estas dos ramificaciones, tanto la formada por las venas como la que forman las arterias a partir de imágenes oftalmoscópicas digitales en colores de retinas humanas. Esto facilitaría en un futuro la obtención de algunas de las características más importantes de la red vascular de la retina, y con ellas determinar si la red vascular que se analiza tiene malformaciones o presenta algunas otras anomalías manifestadas en su trayectoria y su morfología.

El desarrollo de un sistema de cómputo capaz de realizar la separación de la red vascular, ofrece un gran número de ventajas con respecto a los medios tradicionales, ya que por un lado se reduce el costo en tiempo, esfuerzo y dinero requeridos para esta tarea, y por otro lado se incrementa la eficiencia, disminuyendo la posibilidad de errores. Además, con una herramienta de este tipo se puede llevar a cabo el análisis masivo de pacientes con una reducida cantidad de recursos y brindaría un gran apoyo a los oftalmólogos, puesto que se podrían señalar puntos de interés en los vasos sanguíneos, venosos o arteriales, de la red vascular, como son cambios anatómicos, oclusiones, neovascularizaciones, aneurismas, trombos, etc.

Cabe mencionar que estos sistemas son capaces de complementar la labor del oftalmólogo y nunca de sustituirlo. La última palabra la ha de tener siempre el especialista con la información que el sistema pueda brindarle. La razón de utilizar un sistema de software que realice la separación de la red vascular de la retina como apoyo al oftalmólogo, es porque un sistema de cómputo puede ser capaz de destacar informaciones visuales que están presentes en las imágenes, pero que no son directamente detectables por el especialista, es decir, es muy común que el médico no aprecie directamente en tiempo real toda la información que se le presenta en la imagen óptica capturada por el sistema, a no ser que ésta sea muy predominante.

## **1.4 Hipótesis**

A partir de la obtención de las características morfológicas y morfométricas de las redes vasculares arterial y venosa de la retina y la división en celdas cuadradas de la imagen oftalmoscópica de fondo de ojo de retinas humanas en colores, es posible realizar la separación de la red vascular en sus ramas arterial y venosa, mediante la clasificación de los vasos sanguíneos en el interior de cada celda y la información determinada previamente de sus celdas vecinas, obtenidas ambas mediante una metodología única.

## **1.5 Objetivos**

Los objetivos del trabajo se han dividido en el objetivo general y varios objetivos particulares, los que en definitiva constituyen las metas a cumplir con este desarrollo.

### **1.5.1 Objetivo general**

Crear una metodología que separe en sus ramas arterial y venosa la red vascular segmentada de imágenes oftalmoscópicas de retinas humanas en colores.

### **1.5.2 Objetivos particulares**

Los objetivos particulares son los siguientes:

- Mejorar las imágenes oftalmoscópicas de retinas humanas mediante técnicas morfológicas de procesamiento de imágenes, en caso de que sea necesario.
- Detectar la posición de la papila óptica.
- Disponer de imágenes de la red vascular de retinas humanas segmentadas, con vasos visibles al menos hasta la segunda bifurcación.
- Separar independientemente las redes vasculares arterial y venosa a partir de imágenes de retina con la red vascular segmentada.
- Comprobar la invariancia del método respecto a pequeñas variaciones en la traslación, rotación y la escala.
- Describir rasgos como son el número y posición de las bifurcaciones y puntos terminales en cada una de las redes por separado, así como la posición de los cruces entre las ramas de las redes venosa y arterial.
- Evaluar la calidad de la separación y hacer un cálculo de los errores que presenta la metodología.

### **1.6 Especificidad del problema**

El problema que se plantea dentro del presente trabajo es, de inicio a fin, un problema de análisis de imágenes digitales.

Ha constituido un objetivo fundamental del mismo desarrollar todas las tareas de análisis a partir de imágenes oftalmoscópicas en colores, es decir, sin necesidad de actuar cruentamente sobre el paciente para la captura de las imágenes requeridas.

Sobre esa base, el problema que nos ocupa es el de crear una metodología que realice la separación de la red vascular de retinas humanas a partir de imágenes oftalmoscópicas en colores.

### **1.7 Consideraciones generales**

Para el desarrollo de este trabajo de investigación se han tenido en cuenta las siguientes consideraciones generales:

- La metodología será aplicada a imágenes con la red vascular segmentada a partir de las imágenes oftalmoscópicas en colores capturadas directamente de pacientes reales y no sobre imágenes fluoresceínicas.
- En lo fundamental, se hará sobre imágenes de fondo de ojo de la retina en donde se aprecien claramente la red vascular y la papila óptica.
- La separación se hará, básicamente, haciendo uso de técnicas de análisis de imágenes y de morfología matemática para imágenes en niveles de gris, según la metodología propuesta en este trabajo.
- Las imágenes utilizadas serán imágenes reales de pacientes u obtenidas de la red Internet.
- Para la separación de la red vascular se podrá disponer de imágenes con la red vascular ya segmentada, ya sea de manera manual o mediante alguna metodología u algoritmo existente.
- La separación de la red vascular se realizará en cualquier imagen de retina independientemente de que se trate del ojo izquierdo o del ojo derecho.
- Al aplicar la metodología de separación de la red vascular o de detección del disco óptico, no se tiene en cuenta el nombre, el sexo, la raza ni la edad de los pacientes que han aportado las imágenes
- Las imágenes de retina serán todas de personas adultas con retinas sanas.
- Por retinas sanas se entienden aquellas imágenes de retina que no presentan alguna afectación que obstruya la visibilidad de la red vascular, en general, ni que esté relacionada con los vasos sanguíneos que la componen como exudados o hemorragias que la oculten.

## **1.8 Apoyos y contribuciones**

Los apoyos recibidos durante su desarrollo y las contribuciones hechas hasta el momento con los resultados del presente trabajo se exponen a continuación.

### **1.8.1 Apoyos**

La realización del presente trabajo ha sido posible gracias al apoyo de la Secretaría de Investigación y Posgrado (SIP), del Centro de Investigación en Computación (CIC) y de la Comisión de Operación y Fomento de Actividades Académicas COFAA con sus becas, todos del Instituto Politécnico Nacional (IPN).

## 1.8.2 Contribuciones

Las principales contribuciones están incluidas en las publicaciones y ponencias realizadas. En lo particular este trabajo significará un notable ahorro de tiempo y esfuerzo para los oftalmólogos, toda vez que servirá como una herramienta de apoyo para el análisis de la red vascular de las retinas humanas, además de que serviría como base para seguir desarrollando metodologías que ayuden en la detección certera y robusta de afecciones que tengan que ver con la misma.

### 1.8.2.1 Ponencias en congresos

- C. Albortante-Morato, E. M. Felipe-Riverón, F. M. Villalobos-Castaldi. (2009). **Análisis del tamaño idóneo de las celdas para la separación de las redes vasculares arterial y venosa en imágenes de retina humana.** VI Encuentro Participación de la Mujer en la Ciencia, del 19 al 21 de Agosto 2009. León, Guanajuato, México. ISBN: 978-607-95228-0-3.
- F. M. Villalobos-Castaldi, E. M. Felipe-Riverón, C. Albortante-Morato. (2009). **Metodología para la segmentación automática rápida de los vasos sanguíneos en imágenes de retina.** VI Encuentro Participación de la Mujer en la Ciencia, del 19 al 21 de Agosto 2009. León, Guanajuato, México. ISBN: 978-607-95228-0-3.
- Fabiola M. Villalobos-Castaldi, Edgardo M. Felipe-Riverón and Cecilia Albortante-Morato. (2009). **Segmenting Blood Vessels in Retinal Images Using an Entropic Thresholding Scheme.** Research in Computing Science. Advances in Computer Science and Engineering. Vol. 42. pp. 153-165. ISSN: 1870-4069.

## 1.9 Organización del documento

Esta tesis consta de 6 capítulos.

*El Capítulo I* es de tipo introductorio, donde se expone el planteamiento del problema en forma general, la justificación del trabajo, el objetivos general y los objetivos particulares, la hipótesis fundamental, las consideraciones generales fundamentales que justifican el alcance del mismo, los apoyos recibidos a través de proyectos de investigación y las contribuciones hechas junto con el tutor.

*El Capítulo II* está dedicado al estado del arte, el cual es creado a partir del análisis hecho a publicaciones halladas en revistas de impacto y en la red Internet acerca de separación de la red vascular de la retina. También se describen algunos trabajos específicos orientados a los módulos previos a la separación de la red vascular, como es la detección del disco óptico y la segmentación de la red vascular.

*El Capítulo III* se ha dedicado a la breve descripción de los conceptos y definiciones básicas que se han utilizado para la realización de este trabajo, los cuales se han agrupado en dos secciones excluyentes, la primera referente a los conceptos relacionados con la *Computación* y la segunda referente a los conceptos relacionados con la *Oftalmología*.

En el **Capítulo IV** se expone ampliamente lo fundamental del presente trabajo de investigación. Incluye la descripción de las metodologías desarrolladas y aplicadas para la detección del disco óptico y la separación de la red vascular en sus redes venosa y arterial. Así mismo, se describen en detalle las aportaciones realizadas con el desarrollo de cada una de las metodologías.

En el **Capítulo V** se evalúan los resultados obtenidos por cada módulo para el conjunto de imágenes de estudio disponibles. Se muestran algunas de las imágenes obtenidas como resultado al final de cada módulo y se evalúan los resultados finales, se calculan los errores detectados en la separación y finalmente se prueba su invariancia con respecto a la traslación, rotación, escala y a pequeños cambios en la iluminación.

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

# CAPÍTULO II

## *Estado del arte*

---

En este capítulo trataremos algunos antecedentes de la separación de las redes vasculares arterial y venosa de la retina humana, así como el estado del arte de la temática relacionado con las metodologías existentes para llevar a cabo tal separación; también se analizan algunos trabajos específicos que tienen relación con alguno de los módulos previos a la ejecución de la metodología propuesta. En los trabajos específicos solo nos enfocaremos en trabajos que realizan la detección de la posición del disco óptico y en trabajos que segmentan los vasos sanguíneos de la retina.

### **2.1 Antecedentes**

En este trabajo nos referimos únicamente a las metodologías desarrolladas para la separación de la red vascular y soluciones dadas a problemas que tienen relación con la retina.

Por otro lado, la importancia que adquiere la atención primaria y la asistencia médica en las ramas relacionadas con la oftalmología (particularmente la optometría y las diversas especialidades oftalmológicas), impone que debe prestársele una especial atención por su incidencia tan directa en el mantenimiento de la calidad de vida de las personas.

Cuando mediante un dispositivo óptico llamado oftalmoscopio el especialista ve a través de la pupila, lo que observa es lo que se conoce como imagen de fondo de ojo. Durante su análisis visual, el oftalmólogo puede documentar la salud del cristalino, de la uvea, del nervio óptico, del humor vítreo, de la mácula, de los vasos sanguíneos arteriales y venosos que nutren la retina, y en general de todas las estructuras que componen el globo ocular.

Durante la exploración de las retinas el oftalmólogo, ya sea directamente por medio del oftalmoscopio o indirectamente con la ayuda de fotografías, suelen analizarse dos tipos de imágenes ópticas: la oftalmoscópica y la angiográfica. Para la observación de esta última, se requiere introducirle al paciente en su torrente sanguíneo, mediante una inyección intravenosa, una sustancia fluoresceínica que hace fluorescente las redes vasculares arterial y venosa, lo que posibilita una fácil apreciación de las mismas. Estas últimas se aprecian mejor en niveles de gris, mientras que las imágenes oftalmoscópicas se analizan en su propio color.

El análisis computarizado mediante el procesamiento digital de las imágenes tomadas del fondo de ojo, se incluye entre las líneas actuales de investigación dentro del total de las

aplicaciones médicas. Esto posibilita la creación de grupos multidisciplinarios integrados por médicos especialistas de la visión y de investigadores de las ciencias de la computación. No es común hallar proyectos donde se integre el trabajo de especialistas en dos líneas que pueden complementarse con grandes ventajas mutuas, y a su vez que pertenezcan a dos tipos de campos diferentes. Este hecho se destaca al relacionarse la asistencia médica en una rama de tanta importancia como lo es la oftalmología, con la investigación aplicada que realizan los especialistas de las ciencias de la computación dedicados al procesamiento de imágenes y a la visión artificial o computarizada. La potencial masividad de la aplicación de los resultados, así como el reflejo directo en la calidad de vida de las personas y en la economía del país, justifican toda acción de colaboración científica mutua en estos campos.

Los problemas que nos hemos propuesto resolver con este trabajo, están relacionados con el análisis computacional de las imágenes oftalmoscópicas en colores del fondo de ojo humano, con el objetivo de realizar la separación de la red vascular de la retina en sus ramas arterial y venosa para facilitar posteriormente su análisis computacional. Este sistema posibilitaría a los oftalmólogos realizar estudios más detallados de las posibles afecciones de la red vascular que aquejan a sus pacientes. Con él, los oftalmólogos podrán disponer de información cuantitativa calculada a partir del análisis computarizado por separado de las redes vasculares arterial y venosa, en favor de un diagnóstico más profundo y amplio basado en las afecciones asociadas con la red vascular y con ello aumentar su productividad en el seguimiento de casos patológicos.

La clasificación automática de los vasos sanguíneos de la retina como arterias o venas es todavía un problema abierto en el procesamiento de imágenes. En una imagen de fondo de ojo, las venas y las arterias difieren visualmente en forma, grosor, color y textura. El problema es que tales distinciones se manifiestan fundamentalmente en los vasos principales, pues varían fuertemente dependiendo del paciente y de su localización en la retina. Cerca del disco óptico se pueden apreciar diferencias de grosor y color entre los vasos venosos y arteriales y en cambio, lejos del disco óptico es muy difícil distinguir las venas de las arterias solo sobre la base de su grosor y color. En una imagen oftalmoscópica de retina es natural encontrar una gran variación de colores, debido a que al momento de obtener la imagen la luz incidente no se refleja homogéneamente por la forma esférica natural del globo ocular. Es por ello, que todos estos factores implican grandes retos a vencer durante la separación de las redes vasculares venosa y arterial.

## **2.2 Estado del arte**

El presente trabajo se propone realizar la separación de la red vascular en sus ramas arterial y venosa. El objetivo final del sistema es que a partir de una imagen de retina normal en colores se obtengan las imágenes de las redes venosa y arterial por separado. Finalmente, no debemos olvidar que los análisis se realizan solamente sobre imágenes oftalmoscópicas y no sobre imágenes angiográficas fluoresceínicas, ya que ha sido un objetivo fundamental de este trabajo el no realizar acción cruenta alguna sobre los pacientes. En esta etapa las imágenes sobre las que operaremos deben ser oftalmoscópicas de retinas humanas sanas en cuanto a patologías relacionadas con la red vascular.

Las metodologías para la separación de la red vascular en imágenes de fondo de ojo humano parecen no abundar en el país. De hecho, solo se encontró una tesis cercanamente parecida a



lo que realiza este trabajo. Sin embargo, en nuestras consultas de la red, sí hemos conocido de algunos trabajos relacionados con la temática que con los mismos intereses científicos que los nuestros han sido realizados en el extranjero. Un aspecto muy importante es que algunos de estos sistemas están orientados al análisis de imágenes fluoresceínicas y pocos son los que trabajan directamente con imágenes oftalmoscópicas en colores de fondo de ojo, que son las utilizadas en este trabajo.

Ahora pasaremos a analizar algunas investigaciones y desarrollos recientes, realizados con objetivos y propósitos similares a los propuestos en el presente trabajo. En cada caso, se expondrá el título del trabajo y se comentará someramente su contenido. Primeramente nos referiremos a metodologías sobre la separación de la red vascular en imágenes en colores, donde se incluyen dos metodologías que la realizan en imágenes angiográficas; posteriormente nos referiremos a trabajos específicos vinculados con la detección de la posición y segmentación del disco óptico y aunque no lo hemos considerado como objetivo específico de este trabajo, se incluye el análisis somero de algunos trabajos relacionados con la segmentación de la red vascular.

### **2.2.1 Metodologías de separación de la red vascular de la retina humana**

*Separación del grafo vascular de la retina mediante el conocimiento estructural de la misma. (Separation of the retinal vascular graph based upon structural knowledge)* [3]. En este trabajo se presenta un método para separar las arterias y las venas sobre la base de una pre-segmentación y unos cuantos segmentos de vasos etiquetados a mano. Se utiliza un método basado en normas para propagar las etiquetas de los vasos sanguíneos a través del grafo vascular. Las características anatómicas de los vasos en la retina se modelan como un grafo restringido dual. Se integra esta tarea con un problema de búsqueda de doble capa restringida dirigida por un algoritmo heurístico AC-3 para superar la complejidad computacional NP-dura. Los resultados se presentan sobre los grafos vasculares generados a partir de una segmentación manual, así como por una segmentación automática.

Como resultados los autores presentaron un algoritmo automatizado de separación del grafo vascular para distinguir entre venas y arterias en imágenes de retina. La eficiencia de la separación se mide mediante el cálculo de un peso, el cual no es muy útil para comparar el resultado de dos etiquetados puesto que depende fuertemente del número y posición de los segmentos de vaso etiquetados manualmente. El algoritmo propuesto fue probado con imágenes de la red vascular de la retina segmentada de manera manual y automática; en los dos casos fue necesario etiquetar algunos segmentos de vasos sanguíneos de manera manual.

Los resultados en las imágenes segmentadas de manera manual son prometedores y prueban la aplicabilidad del concepto utilizado. Un médico experto tiene que etiquetar unos cuantos segmentos de vasos sanguíneos como arteriales o venosos. Esta interacción puede ser eliminada por una detección automática del disco óptico y una clasificación automática de los vasos dominantes cercanos al disco. Finalmente, se pueden mejorar los resultados mediante la utilización de la forma, textura y color de los vasos para separarlos en venosos y arteriales.

*Análisis de imágenes de fondo de ojo. (Analysis of fundus images)* [4]. En este trabajo se realiza la separación de la red vascular de la retina basándose en el hecho de que los cruces entre segmentos de vasos sanguíneos siempre son entre una vena y una arteria. Esta

metodología procesa una imagen para producir su esqueleto con grosor de un pixel. Asigna a cada pixel del esqueleto un valor que depende del número de pixeles adyacentes al mismo. Dependiendo del valor asignado a cada pixel del esqueleto, determina si está asociado con un cruce, una bifurcación o un segmento de vaso sanguíneo. Para cada punto de cruce se clasifican los vasos sanguíneos implicados en las dos clases posibles, en dependencia de su estructura. Un conjunto de pixeles en el punto de cruce corresponderán a un vaso sanguíneo venoso, y por lo tanto el otro vaso será arterial. En este trabajo no se mencionan los resultados específicos obtenidos con el algoritmo descrito.

***Clasificación automática de los vasos de la retina en arterias o venas. (Automatic classification of retinal vessels into arteries and veins)*** [5]. En este trabajo se presenta un método automático supervisado que puede determinar si un vaso sanguíneo es una vena o una arteria basándose en la intensidad e información derivada. Después del adelgazamiento de los vasos segmentados, los puntos de bifurcación y cruce son removidos dejando un conjunto de segmentos de vasos que contienen pixeles centrales. Un conjunto de características se extraen de cada pixel de la línea central de un segmento y a cada uno de estos pixeles se les asigna una etiqueta que indica la probabilidad de que el segmento sea parte de una vena o una arteria. Posteriormente, se promedian las etiquetas de los pixeles que conforman la línea central, las cuales deben de ser en su mayoría del mismo tipo, y se asigna la etiqueta promedio al segmento de vaso sanguíneo.

Se entrenó y probó el algoritmo con las 40 imágenes de la base de datos DRIVE con un patrón de referencia mejorado. Para conseguir este patrón de referencia mejorado, un especialista en retinas capacitado etiquetó de manera manual los vasos para los cuales era posible determinar visualmente si pertenecían a una vena o una arteria. Después de aplicar el método propuesto a las 20 imágenes del conjunto de prueba de DRIVE se obtuvo un área bajo la curva de características de operación del receptor ROC (“Receiver Operating Characteristics”) de 0.88 en la correcta asignación de los pixeles centrales de los segmentos en cualquiera de las dos clases, la de venas y la de arterias.

***Separación y extracción de características de las redes vasculares arterial y venosa en imágenes de retinas humanas*** [1]. En este trabajo se desarrolla un estudio centrado en el análisis de la red vascular a través de procedimientos computacionales aplicados a imágenes oftalmoscópicas digitales de retinas humanas. Con ello se muestra cómo su separación en venosa y arterial proporciona ciertas características cuya interpretación puede orientarse ventajosamente al diagnóstico, prevención y tratamiento de diferentes enfermedades. Los autores proponen un algoritmo basado en el recorrido de la red vascular a través de su esqueleto, y mediante diversos criterios creados sobre la base de su morfología, discernen sobre los objetos que componen cada rama de la red; posterior a ello determinan su naturaleza para poder clasificarlos. Además de lo anterior, ellos no cuentan con un método definitivo para conseguir una separación totalmente confiable y libre de errores, pues bajo algunas circunstancias se presentan fallos que se deben a ambigüedades propias de la naturaleza de las imágenes analizadas y el esqueleto que producen.

***Separación de venas y arterias a través de ARM – Un enfoque de procesamiento de imágenes. (Artery-vein separation via MRA: An image processing approach)*** [6]. Este trabajo presenta un corto proceso automático de segmentación de los vasos para la separación de las arterias y las venas en imágenes angiográficas de resonancia magnética (ARM), así

como un método óptimo para la visualización tridimensional de las enfermedades en las estructuras vasculares. El proceso de separación utiliza los principios y algoritmos difusos de trazado de objetos conectados. El primer paso de este proceso de separación es la segmentación de toda la estructura de los vasos sanguíneos del fondo a través de conexión difusa absoluta. El segundo paso consiste en separar las arterias de las venas a través de conexión difusa relativa e iterativa. Después, se siembran y especifican los píxeles semilla dentro de las arterias y las venas en la imagen ARM; posteriormente, las pequeñas regiones de arteria y vena se separan en las iteraciones iniciales; además, aspectos detallados de la arteria y la vena se incluyen en las iteraciones posteriores. En cada iteración, las arterias y las venas compiten entre sí para obtener píxeles en la estructura de los vasos sobre la base de la fuerza relativa de conexión entre los píxeles de cada arteria y cada vena. Este enfoque se aplicó en un paquete de software para su uso rutinario en un entorno clínico y probado en 133 estudios de ARM de la región pélvica y dos estudios sobre el sistema de la carótida en seis hospitales diferentes.

En todos los estudios, los ajustes de parámetros unificados produjeron una correcta separación de las venas y las arterias. En comparación con la segmentación y separación manual, sus algoritmos fueron capaces de separar las ramas de orden superior, y por lo tanto, producir mucho más detalles en la estructura vascular segmentada. El tiempo total de ordenador obtenido por el estudio es en promedio alrededor de 4.5 minutos. Hasta esa fecha, esta técnica parecía ser el único enfoque de procesamiento de imágenes que podía ser aplicado de forma rutinaria en la separación de arterias y venas.

***Método de separación de venas y arterias en agentes de contraste de sangre. (Method for artery – vein image separation in blood pool contrast agent)*** [7]. En este trabajo se presenta un método para segmentar y separar venas y arterias en imágenes angiográficas de resonancia magnética. Específicamente, las arterias y las venas son segmentadas por un algoritmo que combina modelos de vasos locales, de líneas centrales discretas, y propagación frontal ordenada estadísticamente para producir resultados precisos de segmentación con la más mínima cantidad de inclusiones no vasculares. La separación de venas y arterias es obtenida incorporando modelos de líneas centrales a la distancia basada en transformadas de cuencas (“watersheds”).

## **2.2.2 Detección del disco óptico de la retina humana**

***Medición de parámetros del disco óptico en imágenes de retinas*** [8]. Este trabajo tiene como principales ventajas la localización automática del disco óptico, la segmentación de su contorno y el de la probable excavación producida por el glaucoma. Para lograr dicho objetivo se utilizaron herramientas para el filtrado de las imágenes, técnicas de umbralado, así como de la morfología matemática. A grandes rasgos ellos umbralan el plano verde mediante el método de Otsu y aplican una apertura con un elemento de estructura circular de 5 píxeles de diámetro. Posteriormente, extraen el borde exterior de la imagen resultante mediante operaciones morfológicas y calculan el centroide de la región encontrada para en esa posición ubicar el disco óptico. Los resultados obtenidos fueron aceptables puesto que posiciona el disco óptico con buena precisión.

***Identificación automática de exudados de retinopatía diabética y el disco óptico. (Automated Identification of Diabetic Retinal Exudates and the Optic Disc)*** [9]. En este trabajo de tesis doctoral, el autor desarrolló un método para detectar la ubicación del disco óptico mediante morfología matemática en colores y detección de contornos. Para localizar el disco óptico probaron con tres técnicas diferentes: la primera fue una relación de plantillas la cual provee una localización aproximada del centro del disco; la segunda fue mediante estimación de arcos por regresiones cuadráticas la cual estima la región que ocupa el disco óptico; la tercera fue con ayuda de contornos activos.

***Localización automática del disco óptico, la fovea y los vasos sanguíneos de la retina en una imagen de fondo de ojo digital en colores. (Automated localization of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images)*** [10]. En este trabajo se realiza la detección de varias de las estructuras que podemos visualizar en una imagen de fondo de ojo humano. El disco óptico fue localizado mediante la identificación del área con mayor variación de intensidad en los píxeles adyacentes. Como resultados, ellos reportan que la sensibilidad y especificidad del reconocimiento es del 99,1% para la detección de la posición del disco óptico.

***Identificación semiautomática del disco óptico mediante procesamiento de imágenes para fundoscopia cuantitativa. (Semi-Automatic Identification of Optic Disk by Image Processing for Quantitative Funduscopy)*** [11]. Este trabajo describe el estado actual de la investigación en este campo y el desarrollo de un sistema para la automatización parcial de fundoscopia cuantitativa. Se utilizan técnicas de procesamiento de imágenes para la segmentación del disco óptico y para la estimación de los parámetros de la circunferencia asociados a ella. Para la segmentación se divide la tarea en módulos. En el primero se aplica una normalización de la intensidad de los píxeles para eliminar el ruido. En el segundo módulo se aplica una segmentación semiautomática, en la cual los operadores indican si los píxeles pertenecen o no al disco óptico. Se utiliza un algoritmo de expansión de regiones para obtener parte del área del disco. Finalmente, en una forma semi-interactiva, se realiza una segmentación del contorno, el cual constituye un arco parcial de la circunferencia del disco. Se aplicó el algoritmo solo en algunas imágenes, debido a que es difícil obtener una gran base de datos de imágenes de fondo de ojo para corroborar las propuestas teóricas. Se tratará de aplicar el algoritmo en un mayor número de imágenes.

***Localización automática del disco óptico y detección del contorno usando un ajuste de elipses y transformadas de ondeletas. (Automated Optic Disc Localization and Contour Detection Using Ellipse Fitting and Wavelet Transform)*** [12]. Este trabajo presenta un nuevo algoritmo para detectar el disco óptico basado en el procesamiento de ondeletas y el ajuste del contorno del disco mediante una elipse. En primer lugar, el empleo de transformadas de ondeletas Daubechies aproxima la región del disco óptico. A continuación, la representación abstracta del disco óptico se obtiene utilizando una plantilla basada en la intensidad. Esto produce resultados sólidos en los casos donde la intensidad del disco óptico es muy poco homogénea. El algoritmo de ajuste de la elipse es entonces utilizado para detectar los límites de la papila óptica en esta representación abstracta. La transformación de ondeletas adicional se realiza en los casos más complejos para mejorar la tasa de detección del contorno. Los experimentos en 279 imágenes de la retina de pacientes diabéticos indican que este enfoque es capaz de lograr una precisión de 94% en la detección de disco óptico.

***Identificación de la cabeza del nervio óptico con algoritmos genéticos. (Identification of the optic nerve head with genetic algorithms)*** [13]. Este trabajo propone la creación de un sistema automático para localizar y segmentar el nervio óptico de la cabeza (ONH – Optic Nerve Head) en imágenes de fondo de ojo utilizando algoritmos genéticos. Dicho algoritmo genético fue usado para encontrar una elipse que contenga el número máximo de puntos pertenecientes al disco óptico mediante un desplazamiento por su perímetro, teniendo en cuenta algunas limitaciones. La elipse así obtenida es la aproximación al ONH. El método de segmentación fue probado en una muestra de 110 imágenes de fondo de ojo pertenecientes a 55 pacientes con glaucoma (23,1%) e hipertensión ocular (76,9%).

Los resultados obtenidos son competitivos con los de la literatura. La capacidad de generalización del método es reforzada cuando se aplica a una imagen base diferente de la utilizada en este estudio; así la curva de discrepancia que se obtiene es muy similar a la obtenida en la imagen base. Además, la robustez del método propuesto tiene un alto porcentaje en las imágenes obtenidas, con una discrepancia  $\delta < 5$  (96% y 99% en la imagen base y la imagen diferente, respectivamente). Los resultados también confirman la hipótesis de que el contorno del ONH puede ser adecuadamente abordado con una elipse no deformable. Otro aspecto importante del método es que provee directamente los parámetros que caracterizan la forma de la papila: la longitud de sus ejes principales y secundarios, su centro de ubicación y su orientación con respecto a la horizontal.

### **2.2.3 Segmentación de la red vascular de la retina humana**

***Segmentación automática de vasos en la retina usando filtros de Gabor y multiplicación de escalas. (Automated Retinal Vessel Segmentation Using Gabor Filters and Scale Multiplication)*** [14]. En contraste con los métodos existentes para el diagnóstico asistido por computadora, en este trabajo se propone un esquema que combina el análisis de escala múltiple y el uso de un umbralado adaptativo para la segmentación de los vasos sanguíneos bajo diversas condiciones anormales, tales como el tamaño del vaso y el bajo contraste. Este método incluye un sistema de análisis basado en múltiples escalas sobre los filtros de Gabor y la multiplicación de escala, así como un umbralado adaptativo. Los resultados experimentales demuestran la viabilidad y eficacia de los algoritmos propuestos, los cuales son buenos para la detección de pequeños y grandes vasos, junto con la robustez en la eliminación de ruido y con respecto a mejoras en la respuesta en imágenes de bajo contraste.

***Segmentación de vasos sanguíneos en imágenes de retina. (Vessel Segmentation in Retinal Images)*** [15]. En este trabajo se describe la detección de vasos sanguíneos con filtros de emparejado (ondeletas, derivada del Gaussiano, etc.), así como la segmentación de los vasos usando la morfología de las estructuras en la imagen. Ellos presentan su propio método para la segmentación de los vasos basado en un filtro de emparejado especial seguido por la morfología de la imagen. En sus resultados muestran que una correlación de una plantilla de un vaso en específico, puede ser usada para detectar vasos de doble orilla en las imágenes de retina. Los resultados no se compararon con los de alguna base de datos ya existente. Finalmente, concluyen que rasgos de la estructura vascular pueden ser usados para entrenar un clasificador.

***Segmentación de vasos sanguíneos en retina: Evaluación preliminar de la morfología matemática y de las técnicas de transformada de ondeletas. (Blood Vessels Segmentation in Retina: Preliminary Assessment of the Mathematical Morphology and of the Wavelet Transform Techniques)*** [16]. Este trabajo presenta el desarrollo de un sistema de análisis automático de la retina para imágenes angiográficas. En particular, se centran en la segmentación de los vasos sanguíneos de estas imágenes. Comienzan por la aplicación de una técnica de la morfología matemática conocida con anterioridad. Ellos han desarrollado un nuevo enfoque basado en la transformación de ondas continuas usando ondas Morlet. La principal ventaja de estas últimas con respecto a nuestras imágenes reside en su capacidad de sintonizar frecuencias específicas, por lo que permite el filtrado del ruido y la mejora de los vasos sanguíneos en un solo paso. Además, como pretenden utilizar técnicas de análisis de forma para la detección y caracterización cuantitativa del patrón de ramificación vascular de la retina, entonces las ondeletas también realizan análisis de imagen con respecto a fractales y a multifractales. El método de morfología matemática fue capaz de detectar el más fino detalle con mayor precisión. Los resultados sugieren que una dirección interesante a ser investigada es cómo usar ambos enfoques en conjunto, a fin de obtener mejores resultados y aplicar el presente método como una herramienta de diagnóstico.

***Segmentación de vasos sanguíneos en la retina. (Blood Vessel Segmentation in Retinal Images)*** [17]. En este trabajo proponen utilizar un algoritmo basado en el seguimiento y la relación de los diferentes conjuntos de píxeles según los niveles de gris de los mismos. Inicialmente los autores limpian las imágenes con filtros de relación bidimensionales. Como consecuencia, los vasos aparecen más oscuros con respecto al fondo. Posteriormente, segmentan los píxeles en la retina mediante la propagación de una semilla inicial en los vasos más grandes, hasta que abarcan todos los píxeles de la retina. La evaluación del algoritmo se ejecuta mediante una curva ROC de características de operación del receptor. Como resultado de la segmentación, se obtienen las posibles ubicaciones de las semillas para los vasos sanguíneos, puntos desde donde el algoritmo que recorre los vasos puede comenzar. El umbralado se realiza mediante una técnica de doble umbral. Finalmente, una vez que tienen la imagen binaria, se obtiene el esqueleto, se podan las ramas espurias y se eliminan los píxeles aislados. El tiempo de procesamiento de la segmentación con esta metodología es de 1 minuto y 15 segundos.

***Segmentación de vasos de retina usando las ondeletas de Morlet en 2-D y clasificación supervisada. (Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Morlet Wavelet and Supervised Classification)*** [18]. En este trabajo se presenta un método para la segmentación automática de los vasos en las imágenes de la retina. El método produce la segmentación clasificando cada píxel de la imagen como vaso o no vaso, basado en el vector de características del píxel. Los vectores de características están compuestos de la intensidad del píxel y la respuesta de la transformada de ondeleta continua de Morlet en dos dimensiones tomada a múltiples escalas. La ondeleta de Morlet es capaz de sintonizar frecuencias específicas, por lo que permite el filtrado del ruido y la mejora de los vasos en un solo paso. Ellos utilizan un clasificador Bayesiano con funciones de densidad de probabilidad para clases condicionales llamadas mezclas de Gauss, obteniendo una clasificación rápida; a su vez, son capaces de rellenar las superficies del modelo complejo y comparar su rendimiento con el clasificador de error lineal de mínimos cuadrados. Las distribuciones de probabilidad son calculadas sobre el conjunto de entrenamiento del grupo de píxeles obtenido en las segmentaciones de manera manual. El

rendimiento del método se evalúa con las bases de datos DRIVE [19] y STARE [20] de imágenes midriáticas.

***Segmentación y seguimiento de vasos usando un modelo bidimensional. (Vessel Segmentation and Tracking Using a Two-Dimensional Model)*** [21]. En este trabajo se describe un algoritmo para segmentar los vasos sanguíneos en imágenes en colores de retina mediante el seguimiento de los vasos. Este algoritmo procede mediante el ajuste de un modelo inspirado bidimensional del perfil de un vaso en una región local del mismo. Mediante el ajuste de una serie de parámetros, tales como el diámetro y la orientación de segmentos de vasos locales, estos pueden ser medidos con precisión. Una modificación del modelo que permite el seguimiento de los vasos tortuosos se describe. También describen un método para detectar las ramas de los vasos. Como resultados ellos observaron que el seguimiento de vasos puede ser fiable, incluso en la presencia de imágenes ruidosas o bajo contraste. Incorporaron un modelo de flexibilidad en el seguimiento de los vasos tortuosos para que este fuera posible. Uno de los problemas encontrados es que el seguimiento de vasos a veces puede fallar cuando se intenta recorrer vasos sanguíneos que tienen un reflejo central sustancial.

***Seguimiento rápido y automático, y extracción de rasgos en imágenes de fondo de ojo de retina usando algoritmos de exploración directa. (Rapid Automated Tracing and Feature Extraction from Retinal Fundus Images Using Direct Exploratory Algorithms)*** [22]. Los algoritmos presentados en este trabajo permiten la rápida, automática, robusta, adaptativa, y exacta localización de los vasos de la retina, así como el análisis de las intersecciones y los cruces. Este método mejora los trabajos previos de varias maneras: 1) la adaptación automática de un fotograma a otro sin inicialización manual, con algunos parámetros ajustables; 2) la operación robusta en secuencias de imágenes mostrando la variabilidad natural y las condiciones variables de la imagen, incluyendo más o menos el bajo contraste y el deslumbramiento; 3) no exige que la estructura vascular esté conectada, puesto que puede manejar vistas parciales; y 4) la operación es suficientemente eficiente para su uso en hardware no especializado. La eficacia del algoritmo viene de la transformación directa en escala de grises, sin ningún tipo de preprocesamiento de datos, y de la transformación de sólo una fracción mínima de píxeles de forma exploratoria, evitando operaciones de bajo nivel en la imagen, como el umbralado, la detección de bordes, y el procesamiento morfológico. Estas propiedades hacen que el algoritmo sea adecuado para trabajar en tiempo real.

# CAPÍTULO III

## *Conceptos básicos y definiciones*

---

En este capítulo se brindan brevemente los conceptos básicos y las definiciones necesarias para comprender adecuadamente este trabajo. Se ha dividido en dos secciones según los dos campos fundamentales que se tratan. La sección 3.1 se dedica a la Computación y la sección 3.2 se dedica a la Oftalmología. Dentro de la sección de Computación se contemplan las disciplinas procesamiento digital de imágenes y morfología matemática. Dentro de la sección de Oftalmología se tratan las generalidades de la retina humana normal, las patologías de mayor riesgo que la afectan y particularmente las características de la red vascular de la retina.

### **3.A Sección de Computación**

Dentro de la computación se tratarán exclusivamente los campos del procesamiento digital de imágenes y de la morfología matemática, por ser las herramientas utilizadas para la realización de los algoritmos de este trabajo.

#### **3.A.1 Introducción al procesamiento digital de imágenes**

El procesamiento digital de imágenes abarca el conjunto de técnicas que se aplican a las imágenes digitales con el objetivo de mejorar la calidad, hacer más evidentes en ellas ciertos detalles que se desean hacer notar o facilitar la búsqueda de información dentro de las imágenes. La imagen puede haber sido generada de muchas maneras, por ejemplo, fotográficamente, o electrónicamente, por medio de monitores de televisión. El procesamiento de las imágenes se puede llevar a cabo por medio de métodos ópticos, o bien por medio de métodos digitales en una computadora [23].

Una función de imagen o imagen es cualquier función real  $f(x, y)$  con integral finita y soporte compacto  $S$  tal que para todo punto  $p \in S$ ,  $x > 0$ ,  $y > 0$ .

Para ser útil una imagen como la definida arriba requiere ser muestreada y cuantificada. Estas operaciones se realizan normalmente por medio de dispositivos conocidos como digitalizadores o numerizadores. El resultado de digitalizar una imagen según la definición anterior da como resultado una imagen digital [24].

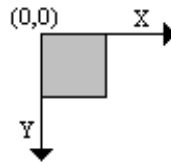


### 3.A.1.1 Representación y definición de una imagen digital

Una imagen digital puede ser definida como una función de dos dimensiones,  $f(x, y)$ , donde  $x$  y  $y$  son las coordenadas espaciales y el valor de  $f$  en un punto  $(x, y)$  es llamado intensidad, valor o nivel de gris de la imagen en ese punto.

La imagen digital se puede considerar como una matriz cuyos índices de filas y columnas identifican un punto de la imagen y el valor del elemento correspondiente. Los miembros de una distribución digital de este tipo se denominan elementos de la imagen o más comúnmente píxeles (proviene del término inglés “picture element”).

Por defecto, la representación espacial de un píxel con coordenadas  $(0,0)$  es localizado en la esquina superior izquierda de la imagen. En nuestro caso el valor de  $x$  se incrementa de izquierda a derecha y el valor de  $y$  de arriba hacia abajo (Fig. 3.1) [25].



*Fig. 3.1 Representación de la convención de imágenes digitales.*

Hay tres conceptos íntimamente relacionados con una imagen digital: la resolución espacial, la resolución de niveles de gris y el número de planos.

### 3.A.1.2 Propiedades de las imágenes digitales

Hay tres conceptos íntimamente relacionados con una imagen digital: la resolución espacial, la resolución de niveles de gris y el número de planos.

#### 3.A.1.2.1 Resolución espacial

La resolución espacial de una imagen es el número de píxeles por fila y por columna. Una imagen de  $m$  filas y  $n$  columnas tiene un total de  $n \times m$  píxeles.

La resolución espacial se relaciona con los detalles que pueden hacerse visibles en una imagen: mientras mayor sea la resolución espacial, menor será el área representada por cada píxel en una imagen digital y mayores serán los detalles que pueden ser apreciados en la misma. El píxel representa el detalle más pequeño discernible en una imagen [26].

#### 3.A.1.2.2 Resolución de niveles

La resolución de niveles de una imagen digital, también llamada profundidad del píxel, indica el número de niveles de gris que pueden verse en la imagen. La profundidad del píxel es el número de bits usado para definir la intensidad que representa. Para una cantidad de bits  $n$ , el píxel puede tomar  $2^n$  valores diferentes. Por ejemplo, si  $n$  es igual a 8 bits, un píxel puede

tomar 256 valores distintos en el rango de 0 a 255. Representa el cambio más pequeño discernible en los niveles de gris que conforman la imagen.

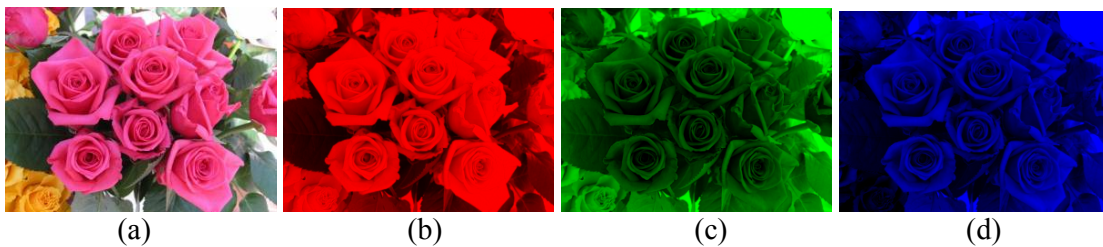
### 3.A.1.2.3 Planos de una imagen

El número de planos en una imagen es el número de arreglos de píxeles que la componen. Una imagen en tonos de gris está compuesta de un solo plano (en realidad son tres planos, pero iguales), mientras una imagen de color verdadero (“true color”) está compuesta por tres planos: el de la componente roja, la verde y la azul.

### 3.A.1.3 Imágenes en colores

El ojo humano, al tener tres receptores de color distintos (los conos), uno para el rojo, otro para el verde y otro para el azul, es capaz de captar una gran variedad de colores diferentes. Además, posee un tipo de receptor de intensidad, los bastoncillos.

Una imagen RGB es una imagen multibanda, cada una de las cuales está asociada a los colores rojo (R), verde (G) y azul (B) (Fig. 3.2).



*Fig. 3.2 (a) Imagen en colores en el espacio RGB. (b) Plano rojo. (c) Plano verde. (d) Plano azul.*

### 3.A.1.4 Imágenes en tonos de gris

Si las correspondientes intensidades de la componente roja, verde y azul de cada píxel en una imagen son iguales, se forma una imagen (acromática) en tonos o niveles de gris.

Una imagen en tonos (o niveles) de gris es una imagen bidimensional donde cada píxel sólo representa un valor de intensidad acotado entre 0 y  $2^n-1$ , donde  $n$  es la cantidad de bits utilizados para representar cada uno de los valores de intensidad. Por conveniencia los valores extremos de este rango representan el negro y el blanco respectivamente.

Una imagen en niveles de gris se obtiene promediando los valores de las tres componentes R, G y B de todos los píxeles de la imagen en colores.

Formalmente, una imagen digital en niveles de gris es una función bidimensional de la intensidad de luz  $f : Z \times Z \rightarrow Z$  cuyos valores se han obtenido muestreando la intensidad sobre una retícula rectangular. Por lo tanto, una imagen digital la denotaremos como  $f(x, y)$ , donde  $x$  e  $y$  son las coordenadas espaciales y el valor de  $f$  en cada punto  $(x, y)$  es proporcional a la intensidad de luz (nivel de gris) de ese punto.

Podemos decir que una imagen  $f(x, y)$  está formada por dos componentes: una es la cantidad de luz incidente en la escena y la otra es la cantidad de luz reflejada por los objetos. Estas dos componentes se llaman: iluminación, que denotaremos por  $i(x, y)$  y reflectancia, que denotaremos por  $r(x, y)$  [27].

### 3.A.1.5 Imágenes binarias

Los pixeles en una imagen binaria contienen solo dos valores de intensidad en forma normalizada: 0 para el negro y 1 para el blanco, los que equivalen a los niveles 0 y 255, respectivamente, por estar cada pixel asociado a un byte (Fig. 3.3) [8].

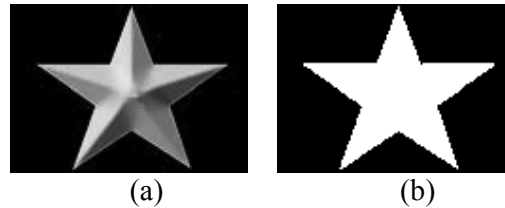


Fig. 3.3 (a) Imagen en niveles de gris. (b) Imagen binaria.

### 3.A.1.6 Relaciones de vecindad, distancias y conectividad

En una imagen  $f(x, y)$ , denotaremos los puntos que la componen por letras minúsculas  $p$  o  $q$  y denotaremos por  $S$  al conjunto de todos ellos.

#### Vecinos de un pixel

Un punto  $p$  de coordenadas  $(x, y)$  tiene 4 vecinos verticales y horizontales cuyas coordenadas son:  $(x + 1, y)$ ,  $(x - 1, y)$ ,  $(x, y + 1)$ ,  $(x, y - 1)$ . A este conjunto de puntos se le llama los 4-vecinos de  $p$  y lo denotaremos como  $N_4(p)$ .

Los 4 vecinos diagonales de  $p$  tienen como coordenadas:  $(x + 1, y + 1)$ ,  $(x + 1, y - 1)$ ,  $(x - 1, y + 1)$ ,  $(x - 1, y - 1)$  y los denotaremos como  $N_D(p)$ .

A estos 4 vecinos diagonales junto con  $N_4(p)$  les llamaremos los 8-vecinos de  $p$ , denotado como  $N_8(p)$ . Gráficamente (Fig. 3.4):

$(x - 1, y - 1)$	$(x, y - 1)$	$(x + 1, y - 1)$
$(x - 1, y)$	$(x, y)$	$(x + 1, y)$
$(x - 1, y + 1)$	$(x, y + 1)$	$(x + 1, y + 1)$

Fig. 3.4 Coordenadas de los vecinos de un pixel de coordenadas  $(x, y)$ .

#### Conectividad

Para establecer si dos puntos están conectados debemos determinar si son adyacentes en algún sentido (por ejemplo 4-vecinos) y si su nivel de gris satisface algún criterio de similitud. Sea  $V$  el conjunto de niveles de gris usados para definir la conectividad.

Consideramos dos tipos de conectividad:

- 4-Conectividad: dos puntos  $p$  y  $q$  con valores de niveles de gris en  $V$  están 4-conectados si  $q$  está en el conjunto  $N_4(p)$ .

- 8-Conectividad: dos puntos  $p$  y  $q$  con valores de niveles de gris en  $V$  están 8-conectados si  $q$  está en el conjunto  $N_8(p)$ .

### ***Medidas de distancia***

Dados los puntos  $p, q$ , con coordenadas  $(x, y), (s, t)$ , respectivamente, se definen entre otras los siguientes tipos de distancia:

#### *Distancia Euclídea (o Euclidiana)*

Se define la distancia Euclídea entre dos puntos  $p$  y  $q$  como:  $D(p, q) = \sqrt{(x-s)^2 + (y-t)^2}$ . Los puntos que están a una distancia  $D$  igual o menor a un valor  $r$  de  $(x, y)$  son puntos contenidos en un disco de radio  $r$  y centrado en  $(x, y)$ .

#### *Distancia D4*

Se define la distancia  $D4$  entre dos puntos  $p$  y  $q$  como:  $D_4(p, q) = |x-s| + |y-t|$ . Los puntos que están a una distancia  $D4$  de  $(x, y)$  igual o menor a un valor  $r$  forman un diamante (o rombo) centrado en  $(x, y)$ .

#### *Distancia D8*

Se define la distancia  $D8$  entre dos puntos  $p$  y  $q$  como:  $D_8(p, q) = \max(|x-s|, |y-t|)$ . Los puntos que están a una distancia  $D8$  de  $(x, y)$  igual o menor a un valor  $r$  forman un cuadrado centrado en  $(x, y)$  [27].

## **3.A.1.7 Operaciones lógicas y aritméticas**

### ***Operaciones lógicas***

Se pueden realizar operaciones lógicas AND, OR, XOR, etc. con las imágenes discretas, de tal forma que se puede mediante máscaras y un proceso de convolución cubrir ciertas áreas de una imagen, efectuar comparaciones, etc. [28]. Para definir las, sean  $I_1$  e  $I_2$  dos imágenes cualesquiera. Las operaciones se llevan a cabo pixel a pixel.

*Intersección (AND)*: Sobre las imágenes, la operación respeta la lógica convencional y se define de la siguiente manera:

$$O(x, y) = I_1(x, y) \text{ and } I_2(x, y)$$

Para imágenes en niveles de gris, se toma el mínimo valor de los píxeles entre los cuales se realiza la operación; es definida de la siguiente manera:

$$O(x, y) = \min \{I_1(x, y), I_2(x, y)\}$$

*Unión (OR)*: Para imágenes binarias, la operación OR se comporta de igual forma a la lógica convencional. Para dos imágenes  $I_1$  e  $I_2$  se define de la siguiente manera:

$$O(x, y) = I_1(x, y) \text{ or } I_2(x, y)$$

Para imágenes en niveles de gris, la operación toma el máximo valor de los píxeles involucrados en la operación, por lo que se define:

$$O(x, y) = \max \{I_1(x, y), I_2(x, y)\}$$

Complemento (NOT): para imágenes binarias, podemos definir esta operación  $O(x, y)$  de una imagen de entrada  $I(x, y)$  de la siguiente manera:

$$O(x, y) = \text{not } I(x, y)$$

Por su parte, en escala de grises el resultado de esta operación (complemento) es igual a la diferencia del máximo valor posible que puede alcanzar un pixel menos el valor del pixel involucrado, definiéndose por lo tanto de la siguiente manera:

$$O(x, y) = (2^n - 1) - I(x, y)$$

### ***Operaciones aritméticas***

Las operaciones aritméticas implican dos imágenes y se efectúan pixel a pixel de la primera imagen con la segunda. Las operaciones más comunes son la suma y la resta. Las operaciones aritméticas son relativamente rápidas, pues tan solo se han de realizar  $N \times M$  operaciones, donde  $N$  es el ancho y  $M$  es el alto de la imagen en pixeles [28].

Suma (Resta): Podemos definir la suma (resta) de dos imágenes  $I_1$  e  $I_2$  de la siguiente manera:

$$S(x, y) = I_1(x, y) \pm I_2(x, y)$$

También podemos sumar (restar) una constante  $C$  a una imagen:

$$S(x, y) = I_1(x, y) \pm C$$

La imagen de salida dependerá de la implementación. Puesto que pueden presentarse problemas al obtenerse pixeles fuera del rango dinámico posible, en general hay que ajustar previamente el comportamiento deseado de la operación. Este puede ser limitado, cíclico o escalado.

La diferencia de dos imágenes es útil para detectar cambios producidos en la misma escena después de un determinado intervalo de tiempo, o para eliminar defectos de captura, entre otras aplicaciones.

### **3.A.1.8 Normalización en tamaño de las imágenes**

La normalización consiste en llevar a un tamaño estándar las dimensiones de una imagen, sin provocar en ella alguna distorsión de importancia [29].

En morfología, debido a que los operadores y filtros morfológicos trabajan comúnmente con elementos de estructura de un tamaño y forma bien definidos, se requiere que todas las imágenes posean el mismo tamaño relativo a un valor preestablecido. Esto con el objetivo de hacer mediciones en una imagen y poder basarse en dichas mediciones para detectar los patrones presentes en la misma.

### **3.A.1.9 Etapas del análisis digital de imágenes**

La primera etapa en el análisis de imágenes la constituye la captura de la imagen. Para ello se requieren los sensores adecuados que pueden ser una cámara de color o monocromática, o un escáner. Si la imagen de salida de la cámara no está en formato digital, es necesario usar un conversor analógico-digital para digitalizarla. El escáner, por su diseño, ya entrega directamente una imagen digital.

Una vez obtenida la imagen en forma digital, la etapa siguiente consiste en la de preprocesamiento, si fuese necesario. El preprocesamiento puede consistir en mejorar el contraste, suprimir el ruido, modificar la brillantez, su tamaño, etc. Hay que señalar que el preprocesamiento de la imagen depende de cuál sea el objetivo final que se quiere lograr al analizar la imagen, por lo que una misma imagen puede requerir varios tipos de preprocesamientos.

La tercera etapa es la segmentación. Su objetivo es dividir la imagen en las partes que la constituyen o en los objetos que la forman y el fondo. La salida del proceso de segmentación son imágenes que contienen la frontera de las regiones de interés, o los píxeles que conforman la región misma.

La imagen segmentada es procesada más tarde en un proceso denominado de descripción y representación, que constituye la cuarta etapa. La descripción está dirigida a extraer los rasgos de los objetos que diferencian una clase de objetos de otras. La representación le asigna una etiqueta a cada objeto basándose en la información numérica que proporcionan los descriptores.

La última etapa es la de reconocimiento e interpretación. En esta etapa se asigna una etiqueta con un significado a los objetos encontrados en la segmentación con ayuda de sus rasgos descriptores [8].

### 3.A.2 Histograma de una imagen

El histograma de una imagen digital es una representación estadística que representa la probabilidad con que un determinado nivel de gris aparece en la imagen. Se representa por el número de píxeles que tienen el mismo nivel de gris dentro del rango dinámico de la imagen.

En general se representa como un gráfico de barras en el que las abscisas son los distintos niveles de gris (o colores RGB) de la imagen y las ordenadas la frecuencia relativa con la que cada color aparece en la misma. El histograma proporciona información global sobre el brillo y el contraste de la imagen.

Una definición más formal del histograma es la siguiente: El histograma de una imagen  $f(x, y)$  con  $L$  niveles de intensidad o de gris en el rango  $[0, L-1]$ , denotado como  $h(r_k)$  es una función discreta:

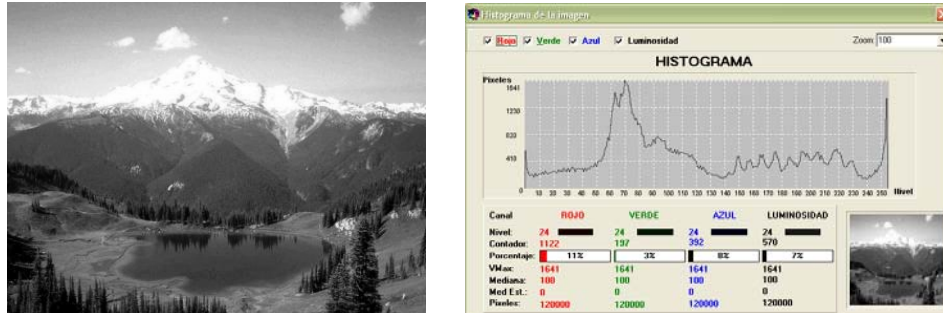
$$h(r_k) = \frac{n_k}{N}$$

Donde  $r_k$  es el  $k$ -ésimo nivel de gris,  $n_k$  es el número de píxeles en la imagen con el nivel de intensidad  $r_k$  y  $N$  el número total de píxeles en la imagen.

En la Fig. 3.5 se muestra una imagen en niveles de gris y su histograma. La función  $h(r_k)$  proporciona la probabilidad de ocurrencia de un nivel de gris dado  $n_k$ . De igual forma,  $h(r_k)$  también habla de manera global acerca de la apariencia de una imagen [24].

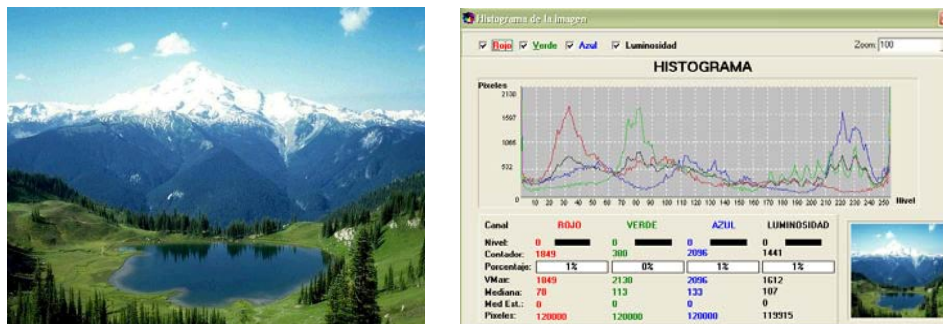
El histograma proporciona una descripción de la apariencia global de una imagen. Si los niveles de gris están concentrados hacia el extremo oscuro del rango dinámico, la apariencia

global de la imagen será oscura; si sucede justo lo contrario, la imagen correspondiente será brillante. Por su parte, un histograma que presente un perfil estrecho corresponderá a una imagen de bajo contraste y un histograma con una dispersión considerable de sus niveles de gris, conformar correspondirá a una imagen de alto contraste.



*Fig. 3.5 Imagen en niveles de gris y su correspondiente histograma.*

En el caso de que la imagen sea en colores, se tendrán tres histogramas, de forma que el tratamiento de imágenes en colores se complicará por la aparición de nuevos componentes [30]. En este caso el histograma no representará el número de pixeles con los tonos del negro al blanco, sino del negro al color correspondiente (rojo, verde o azul para el caso RGB) (Fig. 3.6).



*Fig. 3.6. Imagen en colores y su correspondiente histograma en colores para cada canal RGB.*

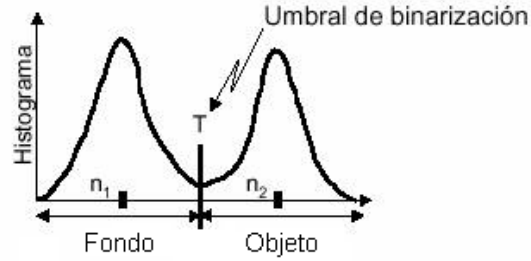
### 3.A.3 Métodos de segmentación basados en el umbralado

Las diferentes técnicas para segmentar una imagen mediante umbralado permiten separar un objeto dentro de la imagen del fondo que lo circunda. Se basan en comparar alguna propiedad de la imagen con un umbral fijo o variable: si el valor de la propiedad de un pixel supera el valor del umbral, entonces el pixel pertenece al objeto (al fondo); en caso contrario, el pixel pertenece al fondo (objeto) [31].

Cuando la segmentación se realiza sobre la base del nivel de gris, el valor del nivel de gris de cada pixel debe ser comparado con el umbral para decidir si tal pixel pertenece al objeto o al fondo. La imagen de salida es siempre una imagen binaria en la cual aquellos pixeles cuyo valor es 1, pertenecen al objeto y los pixeles cuyo valor es cero, pertenecen al fondo.

La selección del valor del umbral se realiza generalmente a partir del histograma de la imagen. Si una imagen está compuesta de objetos que aparecen en la escena sobre un fondo

más o menos homogéneo, entonces es de esperar que el histograma sea bimodal, es decir, si por ejemplo los objetos son más claros que el fondo, en el histograma aparecerán dos picos (modas), el ubicado en los valores de gris mayores correspondiente al objeto y otro pico para niveles de gris menores, correspondientes al fondo. En la Fig. 3.7 se muestra un histograma bimodal, en el cual el umbral se ubica en algún lugar entre los dos picos del histograma.



*Fig. 3.7 Ejemplo de un histograma bimodal.*

La selección automática del umbral es un problema difícil, debido a que el histograma no siempre es bimodal, en cuyo caso resulta necesario combinar la información espacial presente en la imagen con la información referente a los niveles de gris. A continuación se describen dos técnicas para calcular de manera automática el umbral.

### 3.A.3.1 Método de umbralado de Otsu

Este método, aunque continua siendo uno de los primeros, sigue siendo usado en muchas aplicaciones para umbralar automáticamente una imagen. Para su correcto funcionamiento el método de umbralado de Otsu [32] supone que los pixeles de una imagen  $f(x, y)$  a umbralar pueden ser separados a través de un umbral  $u$  (a determinar) en dos clases:  $C_1$ , la clase del objeto u objetos de interés, y  $C_2$ , la clase de los pixeles del fondo.

El método de Otsu se fundamenta en la técnica del análisis discriminante al maximizar alguna medida que permita separar las dos clases: la de los objetos y la del fondo. Una de estas medidas, de acuerdo con el trabajo de Otsu, es la siguiente:

$$J_1(u) = \frac{P_1(u)P_2(u)[\mu_1(u) - \mu_2(u)]^2}{P_1(u)\sigma_1^2(u) + P_2(u)\sigma_2^2(u)} \quad (\text{Ec. 3.1})$$

donde:

$$P_1(u) = P_r(C_1) = \sum_{r=0}^u p(r) \quad (\text{Ec. 3.2})$$

$$P_2(u) = P_r(C_2) = \sum_{r=u+1}^{L-1} p(r) = 1 - P_1(u) \quad (\text{Ec. 3.3})$$

$$\mu_1(u) = \sum_{r=0}^u rP_r(r|C_1) = \frac{1}{P_1(u)} \sum_{r=0}^u rp(r) \quad (\text{Ec. 3.4})$$

$$\mu_2(u) = \sum_{r=u+1}^{L-1} rP_r(r|C_2) = \frac{1}{P_2(u)} \sum_{r=u+1}^{L-1} rp(r) \quad (\text{Ec. 3.5})$$



$$\sigma_1^2(u) = \sum_{r=0}^u (r - \mu_1(u))^2 P_r(r|C_1) = \frac{1}{P_1(u)} \sum_{r=0}^u (r - \mu_1(u))^2 p(r) \quad (\text{Ec. 3.6})$$

$$\sigma_2^2(u) = \sum_{r=u+1}^{L-1} (r - \mu_2(u))^2 P_r(r|C_2) = \frac{1}{P_2(u)} \sum_{r=u+1}^{L-1} (r - \mu_2(u))^2 p(r) \quad (\text{Ec. 3.7})$$

Para poder maximizar el criterio dado por la ecuación 3.1 las medias de las dos clases deberían estar bastante bien separadas y las varianzas deberían ser lo más pequeñas posibles. Si esto no sucede, el valor del umbral obtenido simplemente no producirá el resultado deseado. Una imagen con un fondo muy grande comparado con el objeto u objetos en la imagen puede también dar lugar a valores de umbral que produzcan resultados indeseados.

El valor óptimo  $u^*$  puede encontrarse al buscar en el rango  $[0, L-1]$  el valor de  $u$  que maximice la ecuación 3.1. Esto es:

$$u^* = \arg \max_{0 \leq u \leq L-1} J_1(r) \quad (\text{Ec. 3.8})$$

En su trabajo, Otsu demostró que los siguientes criterios son equivalentes al dado por la ecuación 3.1:

$$J_2(u) = \frac{\sigma_1}{P_1(u)\sigma_1^2(u) + P_2(u)\sigma_2^2(u)} \quad (\text{Ec. 3.9})$$

$$J_3(u) = \frac{P_1(u)P_2(u)[\mu_1(u) - \mu_2(u)]^2}{\sigma^2} \quad (\text{Ec. 3.10})$$

Donde en este caso:

$$\sigma^2 = \sum_{r=0}^{L-1} (r - \mu)^2 p(r) \quad (\text{Ec. 3.11})$$

y:

$$\mu = \sum_{r=0}^{L-1} rp(r) = P_1(r)\mu_1(r) + P_2(r)\mu_2(r) \quad (\text{Ec. 3.12})$$

La ventaja principal del método de Otsu es que no hace ninguna suposición acerca de las densidades  $P_1(u)$  y  $P_2(u)$ , pues asume que pueden ser descritas sólo en términos de sus medias y varianzas lo que no necesariamente es cierto en el caso general.

Una de las principales desventajas de este método es la suposición de que el histograma de la imagen es bimodal, esto es, que los píxeles de la imagen pueden ser clasificados en sólo dos clases. Para más de dos clases de píxeles en la imagen, el método debe ser modificado de manera que varios umbrales puedan ser definidos de tal forma que permitan maximizar la varianza dentro de la clase y minimizar la varianza entre clases.

### 3.A.3.2 Método de umbralado de Kittler e Illinworth

También llamado método del error mínimo [33]. En este método el histograma es visto como un estimado de la función de densidad de probabilidad  $p(g)$  de la población mezclada consistente de los niveles de gris de los píxeles del objeto y del fondo [34].

Se asume para las dos componentes de la mezcla  $p(g|0)$  y  $p(g|1)$ , una distribución normal con parámetros para las medias  $\mu_0, \mu_1$  y desviaciones estándar  $\sigma_0, \sigma_1$  y probabilidades a priori  $P_0$  y  $P_1$ , es decir:

$$p(g) = \sum_{i=0}^1 P_i \cdot p(g|i) \quad (\text{Ec. 3.13})$$

donde,

$$p(g|i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{g-\mu_i}{2\sigma_i^2}\right) \quad (\text{Ec. 3.14})$$

El valor de umbral puede ser hallado al resolver la siguiente ecuación cuadrática:

$$\frac{(g-\mu_0)^2}{\sigma_0^2} + \ln \sigma_0^2 - 2 \ln P_0 = \frac{(g-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \ln \sigma_1^2 - 2 \ln P_1 \quad (\text{Ec. 3.15})$$

Los parámetros asociados con la densidad mixta  $p(g)$  son usualmente desconocidos. Sin embargo, pueden ser estimados a partir del histograma:

$$P_0(k) = \sum_{g=0}^k h(g) \quad (\text{Ec. 3.16})$$

$$P_1(k) = \sum_{g=k+1}^{255} h(g) \quad (\text{Ec. 3.17})$$

$$\mu_0(k) = \frac{\sum_{g=0}^k g \cdot h(g)}{P_0(k)} \quad (\text{Ec. 3.18})$$

$$\mu_1(k) = \frac{\sum_{g=k+1}^{255} g \cdot h(g)}{P_1(k)} \quad (\text{Ec. 3.19})$$

$$\sigma_0^2 = \frac{\sum_{g=0}^k (g - \mu_0(k))^2 \cdot h(g)}{P_0(k)} \quad (\text{Ec. 3.20})$$

$$\sigma_1^2 = \frac{\sum_{g=k+1}^{255} (g - \mu_1(k))^2 \cdot h(g)}{P_1(k)} \quad (\text{Ec. 3.21})$$

Estos parámetros deben ser sustituidos en la siguiente función criterio:

$$J(k) = 1 + 2[P_0(k) \ln \sigma_0 + P_1(k) \ln \sigma_1] - 2[P_0(k) \ln P_0(k) + P_1(k) \ln P_1] \quad (\text{Ec. 3.22})$$

Y el valor umbral  $k$  se determinaría al minimizar la función anterior:

$$k = \arg \min_{k \in \{0, L-1\}} \{J(k)\} \quad (\text{Ec. 3.23})$$

### 3.A.4 Etiquetado de regiones o componentes conectadas

Una de las operaciones más comunes en visión artificial es la de encontrar las componentes conectadas dentro de una imagen. Los puntos en una componente conectada forman candidatos para la representación de un objeto, por lo que el etiquetado de componentes conexas permite encontrar el número de objetos que hay en una imagen [24]. Las etiquetas puestas a los objetos pueden ser mostradas en las imágenes a través de colores, niveles de gris, números, etc.

#### 3.A.4.1 Algoritmo iterativo

Un algoritmo como éste no usa almacenamiento auxiliar para producir una imagen etiquetada a partir de una imagen binaria. Consta de tres pasos básicos, uno de etiquetado inicial, uno de propagación de arriba hacia abajo de etiquetas y, finalmente, uno de propagado de etiquetas de abajo hacia arriba [35]. En más detalle, dada una imagen binaria  $b(x, y)$ , los tres pasos son los siguientes:

1. Barrer  $b(x, y)$  hasta encontrar un pixel de tipo objeto (con valor 1 ó  $L-1$ ) aún no etiquetado y asignarle una nueva etiqueta  $E$ . Esto da como resultado la imagen  $e_1(x, y)$ .
2. Barrer  $b(x, y)$  de arriba hacia abajo hasta encontrar un pixel etiquetado y propagar su etiqueta a sus vecinos, según la métrica elegida. Esto da como resultado la imagen  $e_2(x, y)$ .
3. Barrer  $e_2(x, y)$  de abajo hacia arriba hasta encontrar un pixel etiquetado y propagar su etiqueta a sus vecinos, según la métrica elegida. Esto da como resultado la imagen  $e_f(x, y)$ .

#### 3.A.4.2 Algoritmo de dos pasos que usa una tabla de equivalencias

Este algoritmo realiza dos pasadas sobre la imagen y crea una tabla de equivalencias para etiquetar una imagen de entrada. Durante la primera pasada se efectúa la propagación de etiquetas. Cuando se presente la situación de asignar dos etiquetas diferentes al mismo pixel, la etiqueta más pequeña es la propagada, almacenando a la vez en la tabla de equivalencias la equivalencia entre etiquetas. Después de la primera pasada, las clases de equivalencia son determinadas por medio de la clausura transitiva sobre el conjunto de etiquetas almacenadas en la tabla [24].

Sin pérdida de generalidad, supóngase el caso de 4-conectividad. Supóngase también que la imagen es barrida pixel a pixel, de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha. Sea  $p$  un pixel de la imagen de entrada en cualquier etapa del barrido y sean  $a$  e  $i$ , respectivamente, los pixeles de arriba y de la izquierda de  $p$ . La naturaleza de un barrido como el descrito asegura que al llegar a  $p$ ,  $a$  e  $i$  ya han sido visitados si son pixeles de tipo objeto. En forma detallada, el algoritmo secuencial procede como sigue:

1. Barrer la imagen de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha.
2. Si  $p$  es un pixel de fondo, esto es,  $p = 0$ , desplazarse a la siguiente posición:
3. Si  $p$  es un pixel de objeto, esto es,  $p = L-1$ , entonces:
  - a. Si solo  $a$  o  $i$  es de objeto, entonces asignar a  $p$  la etiqueta de dicho pixel.

- b. Si ambos  $a$  e  $i$  son de tipo objeto, entonces asignar a  $p$  la etiqueta de cualquiera de ellos.
  - c. Si ambos  $a$  e  $i$  son de tipo objeto, pero con etiquetas diferentes, entonces asignar a  $p$  la etiqueta más pequeña y almacenar en la tabla de equivalencias el hecho de que estas dos etiquetas son equivalentes.
  - d. De otra manera, asignar a  $p$  una nueva etiqueta y poner su etiqueta en la tabla de equivalencia.
4. Si hay más píxeles en la imagen, entonces regresar al paso 2.
  5. Encontrar la etiqueta más pequeña para cada conjunto de etiquetas en la tabla de equivalencias.
  6. Barrer de nuevo la imagen y reemplazar cada etiqueta por la más pequeña en su conjunto de equivalencias.

Se puede hacer una pasada extra sobre la imagen con el fin de hacer que las etiquetas asignadas sigan un orden secuencial [25].

### 3.A.5 Morfología matemática

Las bases teóricas de la morfología matemática se deben al científico alemán nacido en Rusia, Hermann Minkowski (1864-1909). Entre los muchos y variados logros a lo largo de su fructífera vida profesional, trabajó en el tema de las figuras convexas y las relaciones entre sus formas, siendo precisamente en este campo donde creó las bases matemáticas fundamentales para la morfología matemática.

Minkowski fue el primer ser humano al que se le ocurrió sumar formas. Siendo  $A$  y  $B$  dos conjuntos cualesquiera, sobre cuyos elementos esté bien definida la operación binaria suma (+), el conjunto de la suma de las dos formas  $A$  y  $B$  contiene todos los elementos que resultan de sumar cada uno de los elementos del conjunto  $A$  con todos y cada uno de los elementos del conjunto  $B$ .

$$A+B = \{x = a+b, \text{ con } a \in A \text{ y } b \in B\}$$

No obstante, la resta de Minkowski no se debe a él, sino a un investigador alemán llamado Hadwiger, quien la propuso medio siglo después. La resta de Minkowski se define como la operación dual de la suma de Minkowski y apareció por primera vez en el año de 1957.

$$A - B = \{\text{todas las } x \text{ tales que son elementos de } A, \text{ pero no son elementos de } B\}$$

Basado en las ideas fundamentales de Minkowski y en los trabajos de Hadwiger, el francés George Matheron inició la morfología matemática a mediados de los 60 con sus trabajos de investigación en análisis de imágenes en el ámbito de los medios porosos. En 1982, su alumno Jean Serra dio un impulso más a la morfología matemática. Matheron y Serra bautizaron a las operaciones duales de Minkowski con los nombres actuales de las dos operaciones básicas de la morfología matemática: dilatación y erosión.

En términos simples, la morfología matemática procesa formas (que pueden ser imágenes digitales o producidas en un laboratorio científico o tecnológico), con ayuda de formas especiales escogidas previamente, las cuales son generalmente pequeñas a las que se les ha

llamado elementos de estructura. Es decir, una forma dada se dilata o se erosiona tomando como base un elemento de estructura escogido previamente [36].

### 3.A.5.1 Elemento de estructura

El elemento de estructura actúa como un operador sobre una imagen para producir un resultado [37]. La forma, tamaño y orientación del elemento de estructura son escogidas de acuerdo a un conocimiento previo acerca de las estructuras geométricas relevantes presentes en la imagen y al objetivo que se persigue con la operación morfológica.

En los elementos de estructura planos uni- o bidimensionales todos los puntos del conjunto tienen el mismo valor, mientras que en los no planos tienen asociados a cada punto un valor o peso que los hacen similares a pequeñas imágenes en tonos de gris.

Cada elemento de estructura requiere la definición de un punto de origen (o de referencia) para su aplicación como operador morfológico. Esto permite que el elemento de estructura se pueda relacionar de una forma particular con los píxeles de la imagen.

### 3.A.5.2 Morfología binaria

Una imagen binaria Euclidiana es un subconjunto del espacio euclidiano de dimensión 2. Para la implementación digital se considera una imagen bidimensional como un conjunto de píxeles dispuestos en dos dimensiones, es decir, como una matriz bidimensional [37], [38], [39].

El lenguaje de la morfología binaria es el de la teoría de conjuntos. En ésta se definen tres operaciones básicas:

Sean  $A$  y  $B$  dos conjuntos en un espacio  $n$ -dimensional  $E^n$  con elementos  $a = \{a_1, \dots, a_n\}$  y  $b = \{b_1, \dots, b_n\}$ , respectivamente, es decir, ambas son  $n$ -tuplas.

1. La traslación de  $A$  por  $x \in E^n$  que se denota  $A_x$  se define como aquellos elementos  $c$  tales que su nueva posición está dada por  $a + x$  para toda  $a \in A$ .

$$A_x = \{c \mid c = a + x, \text{ para toda } a \in A\}$$

2. La diferencia de  $A$  y  $B$ , denotada por  $A - B$ , se define como aquellos puntos  $x$  que pertenecen a  $A$ , pero no pertenecen a  $B$ .

$$A - B = \{x \mid x \in A, x \notin B\}$$

3. El complemento de  $A$  se define como aquellos puntos  $x$  en el universo que no pertenecen a  $A$ .

$$A^c = \{x \mid x \notin A\}$$

#### 3.A.5.2.1 Erosión binaria

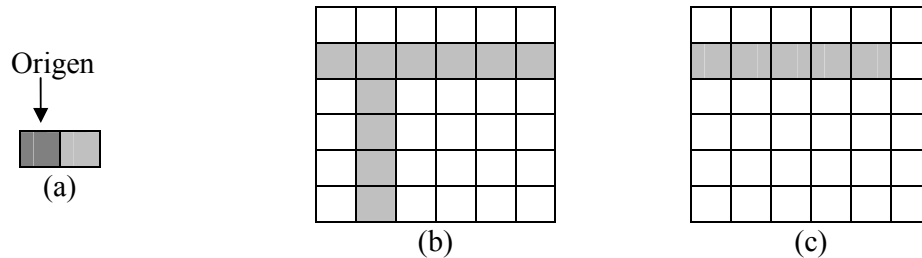
La erosión de un conjunto  $A$  por un conjunto  $B$  es denotada por  $A \ominus B$  y se define como:

$$A \ominus B = \{x \in E^n \mid x + b \in A \text{ para todo } b \in B\}$$

Es el conjunto de todos los elementos  $x$  para los que  $(x + b) \in A$  para todo  $b \in B$ . También se puede expresar la erosión de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  como el conjunto de todos los elementos  $x \in E^n$  para los cuales  $B$  trasladado por su referencia  $x$  está contenido en  $A$ :

$$A \ominus B = \{x \in E^n \mid B_x \subseteq A\}$$

Las Fig. 3.8, muestra un ejemplo de la erosión binaria.



**Fig. 3.8** Erosión binaria. (a) Elemento de estructura,  $B$ . (b) Imagen  $A$ . (c) Resultado de la erosión  $A \ominus B$ .

### 3.A.5.2.2 Dilatación binaria

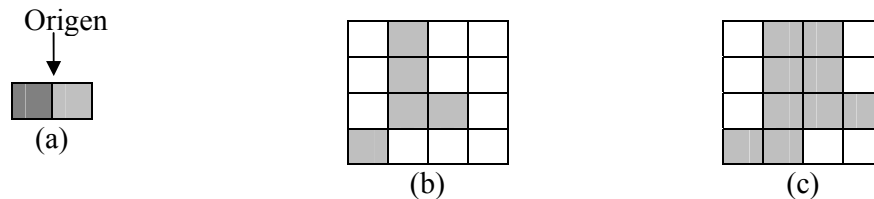
La dilatación de un conjunto  $A$  por un conjunto  $B$  es denotada por  $A \oplus B$  y se define como:

$$A \oplus B = \{c \in E^n \mid c = a + b \text{ para todo } a \in A \text{ y } b \in B\}$$

Es el conjunto de todos los posibles elementos  $c$  que son suma de pares de elementos, uno de  $A$  y otro de  $B$ , para todo elemento  $a \in A$  y  $b \in B$ . La dilatación es el dual de la erosión.

$$A \oplus B = [A^c \ominus (-B)]^c$$

De ahí que el elemento de estructura aparezca reflejado ( $-B$ ). La Fig. 3.9 muestra un ejemplo de dilatación binaria.



**Fig. 3.9** Dilatación binaria. (a) Elemento de estructura,  $B$ . (b) Imagen  $A$ . (c) Resultado de la dilatación  $A \oplus B$ .

### 3.A.5.2.3 Propiedades de la erosión y la dilatación binarias

La existencia de un sistema de relaciones algebraicas como una característica de la morfología matemática de la que forman parte la erosión, la dilatación y las operaciones básicas de la teoría de conjuntos, constituyen el álgebra de Minkowski [37].

Entre de las propiedades más importantes del álgebra de Minkowski se encuentran las siguientes:

- |                        |  |
|------------------------|--|
| 1. Conmutatividad      | $A \oplus B = B \oplus A$  |
| 2. Asociatividad       | $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$  |
| 3. Distributividad     | $A \oplus (B \cup C) = A \oplus B \cup A \oplus C$<br>$A \ominus (B \cup C) = A \ominus B \cup A \ominus C$                                  |
| 4. Monotonía creciente | $A_1 \subseteq A_2 \Rightarrow A_1 \oplus B \subseteq A_2 \oplus B$<br>$A_1 \subseteq A_2 \Rightarrow A_1 \ominus B \subseteq A_2 \ominus B$ |
| 5. Dualidad            | $A \oplus B = [A^c \ominus (-B)]^c$  |

### 3.A.5.2.4 Apertura y clausura

Las operaciones de apertura y clausura, útiles en el filtrado morfológico de imágenes, se crean a partir de la dilatación y la erosión.

La apertura de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  se denota  $A \circ B$  y se define como:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

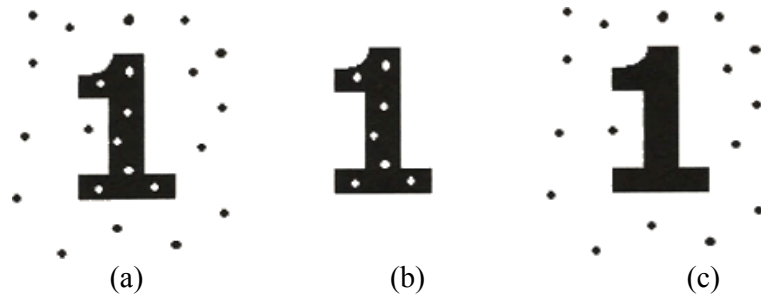
La expresión anterior no es más que la erosión de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  seguido de una dilatación con el mismo elemento de estructura  $B$ .

La clausura de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  se denota  $A \bullet B$  y se define como:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$

La expresión anterior representa una dilatación de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  seguida de una erosión con el mismo elemento de estructura  $B$ .

La apertura y la clausura tienden a suavizar los contornos de las imágenes. La apertura tiende a quitar las protuberancias de las imágenes, así como a desconectar conjuntos y a suprimir las componentes conexas más pequeñas que son cubiertas completamente por el elemento de estructura. La clausura, por su parte, tiende a conectar componentes cercanas de la imagen y a llenar los huecos, siempre que sean más pequeños que el elemento de estructura usado. En cualquier caso, la elección adecuada del elemento de estructura es de gran importancia si se desea eliminar ruido de la imagen y a la vez conservar las partes que nos interesan. Véase la Fig. 3.10.



**Fig. 3.10** (a) Imagen binaria original. (b) Clausura de la imagen original con elemento de estructura circular de 5 píxeles de diámetro. (c) Apertura de la imagen original con elemento de estructura circular de 7 píxeles de diámetro.

### 3.A.5.2.5 Propiedades de la apertura y la clausura

Entre las propiedades de la apertura y la clausura se encuentran las siguientes [37]:

1. Idempotencia	$(A \circ B) \circ B = A \circ B$ $(A \bullet B) \bullet B = A \bullet B$
2. Monotonía creciente	$A_1 \subseteq A_2 \Rightarrow A_1 \circ B \subseteq A_2 \circ B$ $A_1 \subseteq A_2 \Rightarrow A_1 \bullet B \subseteq A_2 \bullet B$
3. Dualidad	$(A \bullet B)^c = A^c \circ B$ $(A \circ B)^c = A^c \bullet B$

### 3.A.5.2.6 Detección de bordes

Existen 3 tipos de bordes para los objetos que aparecen en una imagen binaria: borde exterior, borde interior y gradiente [37].

El borde exterior de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  se define como:

$$(A \oplus B) - A$$

La expresión anterior no es más que la dilatación de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  seguido de una diferencia (-) con la imagen  $A$ . La diferencia entre una imagen  $I_A$  y una imagen  $I_B$  son aquellos píxeles que pertenecen a los objetos de  $I_A$  que no aparecen en  $I_B$ .

El borde interior de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  se define como:

$$A - (A \ominus B)$$

Lo anterior nos indica que el borde interior de la imagen  $A$  se obtiene mediante la sustracción de la imagen  $A$  y el resultado de haber erosionado la imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$ .

El gradiente de una imagen  $A$  por un elemento de estructura  $B$  se define como:

$$\text{Gradiente} = (A \oplus B) - (A \ominus B)$$



Por lo tanto, el gradiente de una imagen es igual a la sustracción del resultado de dilatar la imagen  $A$  por  $B$  y el resultado de erosionar la imagen  $A$  por  $B$ .

### 3.A.5.3 Morfología en niveles de gris

Las operaciones de la morfología binaria son extendidas al tratamiento de imágenes en tonos de gris. Trabajaremos en  $Z^2$  discreto, donde  $f(x, y)$  denota la imagen y  $b(x, y)$  el elemento de estructura. En este caso al elemento de estructura se le llama función de estructura.

#### 3.A.5.3.1 Erosión en niveles de gris

La erosión de imágenes en niveles de gris, denotada por  $(f \ominus b)$ , se define mediante la siguiente ecuación:

$$(f \ominus b)(s, t) = \min \{f(s + x, y + t) - b(x, y) \mid (s + x, y + t) \in D_f, (x, y) \in D_b\}$$

donde  $D_f$  y  $D_b$  son los dominios de  $f$  y  $b$  respectivamente.

La Fig. 3.11 muestra un ejemplo de la erosión en niveles de gris.



**Fig. 3.11** (a) Imagen original. (b) Imagen erosionada con un elemento de estructura circular de 9 píxeles de diámetro y punto de referencia en el centro.

La imagen que aparece en la Fig. 3.11 (b) fue obtenida al trasladar el elemento de estructura por toda la imagen y tomar en cada posición el mínimo valor de todos los obtenidos en la zona de análisis de la ventana en el dominio de la función de estructura y reducirle a los elementos correspondientes de la imagen cada nivel en dicho dominio. Como se observa, el resultado da una imagen más oscura que la original.

#### 3.A.5.3.2 Dilatación en niveles de gris

La dilatación de una imagen en niveles de gris  $f$  por  $b$  se denotará  $f \oplus b$  y se define como:

$$(f \oplus b)(s, t) = \max \{f(s - x, y - t) + b(x, y) \mid (s - x, y - t) \in D_f, (x, y) \in D_b\}$$

donde  $D_f$  y  $D_b$  son los dominios de  $f$  y  $b$  respectivamente. La Fig. 3.12 muestra un ejemplo de la dilatación en niveles de gris.



**Fig. 3.12** (a) Imagen original. (b) Imagen dilatada con un elemento de estructura circular de 9 píxeles de diámetro y punto de referencia en el centro.

La imagen que parece en la Fig. 3.12 (b) fue obtenida al trasladar el elemento de estructura por toda la imagen y tomar en cada posición el máximo valor de todos los obtenidos en la zona de análisis de la ventana en el dominio de la función de estructura y añadirle a los elementos correspondientes de la imagen cada nivel en dicho dominio. Como se observa, el resultado da una imagen más clara que la original.

### 3.A.5.3.3 Apertura y clausura en niveles de gris

Las operaciones de apertura y clausura son también extendidas a niveles de gris y definidas de igual forma:

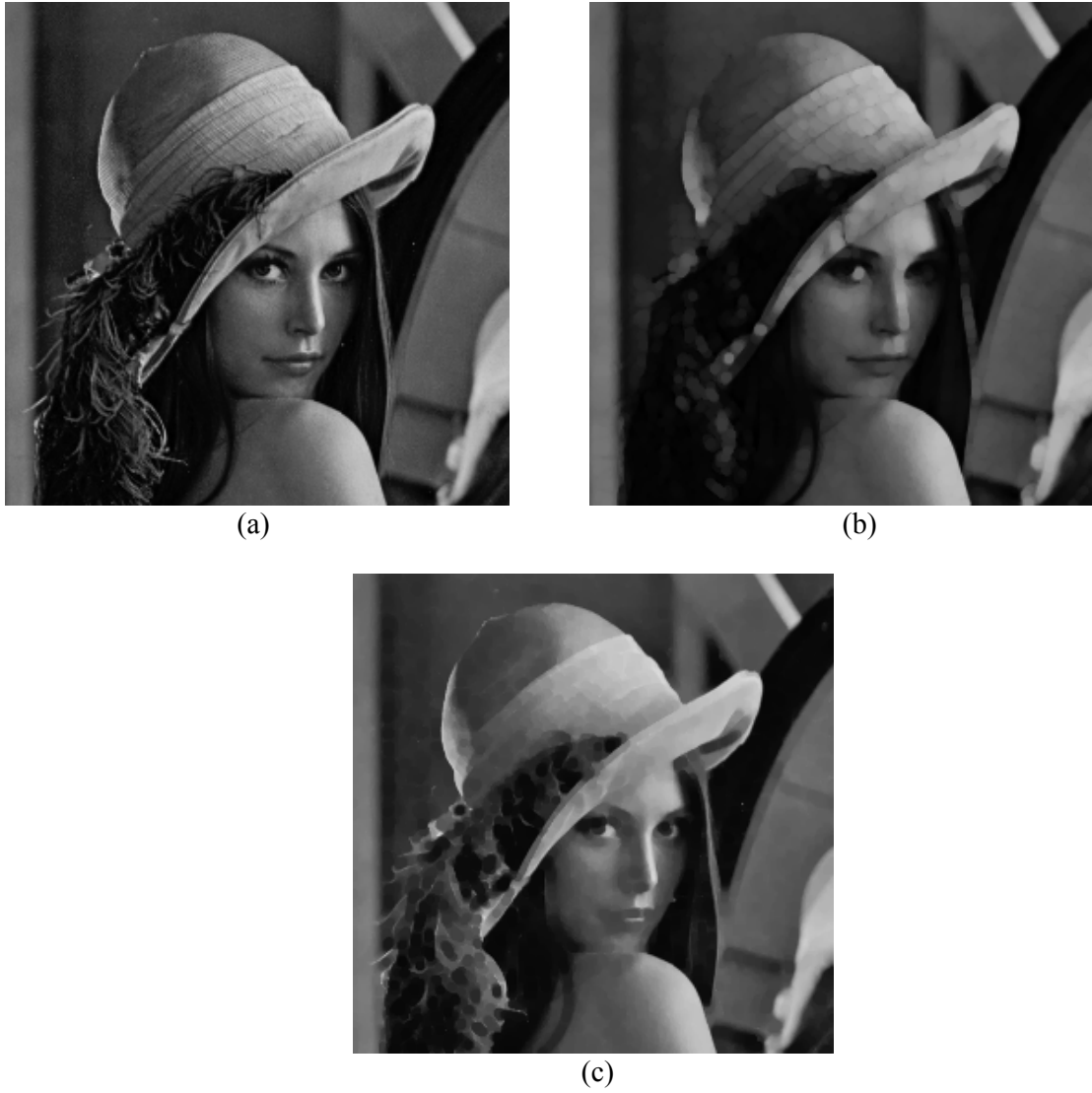
La apertura se define como:

$$f \circ B = (f \ominus B) \oplus B$$

La clausura se define como:

$$f \bullet B = (f \oplus B) \ominus B$$

En la Fig. 3.13 se puede observar un ejemplo de ambos operadores por un elemento de estructura plano circular de 5 píxeles de diámetro. Aquí se puede ver cómo se suaviza la imagen cuando la apertura suprime los picos (claros) mientras que la clausura rellena los valles (oscuros) [8].



*Fig. 3.13 (a) Imagen original. (b) Muestra de la apertura. (c) Muestra de la clausura, ambas con un elemento de estructura circular de 9 píxeles de diámetro.*

### 3.A.5.4 Máximo de aperturas

Esta operación es propuesta por Flynn y Zanna; tiene por objetivo reducir los efectos del ruido presente en el fondo de la imagen. Es definida de la siguiente forma:

$$I_c = \max_{i=1, \dots, 16} \{I_o \circ B_i\}$$

donde  $I_c$  es la imagen resultante del máximo de las aperturas obtenidas al aplicar a la imagen original  $I_o$  la apertura con un conjunto  $B_i$  de elementos de estructura lineal que se ha rotado dieciséis veces. La forma y tamaño del elemento de estructura debe ser elegido de acuerdo a las necesidades del problema [40].

### 3.A.5.4.1 Detectores de cimas y valles

Al sustraer la apertura de una imagen de la original, quedan marcadores, los cuales son zonas donde existen picos de intensidad. En la morfología de escala de grises, esto puede ser útil para detectar pequeños grupos de píxeles más oscuros (o menos claros) en entornos claros, o pequeños grupos de píxeles más claros (o menos oscuros) en entornos oscuros. También se puede usar para detectar bordes en imágenes que presenten poco ruido [40].

El operador conocido como Detector de Cimas se denomina Sombrero de Copa ("*TOPHAT*") y se define de la siguiente forma:

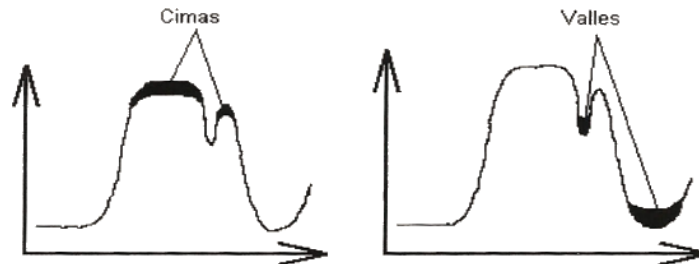
$$TOPHAT(f) = f - (f \circ g)$$

Donde  $f$  es la imagen y  $g$  es el elemento de estructura, ambos en tonos de gris. Como la apertura es antiextensiva, la imagen de la apertura quedará siempre por debajo de la imagen original, por lo que la operación *TOPHAT* nunca será negativa.

El dual del operador *TOPHAT* es el Detector de Valles ("*BOTHAT*") y se define como:

$$BOTHAT(f) = (f \bullet g) - f$$

La imagen resultante nunca será negativa, ya que la clausura es una operación extensiva y siempre quedará por encima de la imagen original. En la Fig. 3.14 se ilustra cómo actúan ambos operadores.



**Fig. 3.14** Efectos de los detectores de cimas y de valles en tonos de gris. El gráfico representa una columna (o fila) de una imagen en tonos de gris.

### 3.A.5.4.2 Suma de valles

La operación suma de valles es una herramienta utilizada para la detección de los vasos sanguíneos que aparecen en las imágenes de retina como objetos oscuros [40]. Se define de la siguiente manera:

$$I_{SUM} = \sum_{i=1}^{16} BOTHAT(I_c, B_i)$$

Donde  $I_{SUM}$  es la operación de suma de valles sobre una imagen  $I_c$  y  $B_i$  es un conjunto de elementos de estructura en forma lineal que se ha rotado dieciséis veces. La forma y tamaño del elemento de estructura debe ser elegido de acuerdo a las necesidades del problema.

### 3.A.6 Esqueletizado

Una importante aproximación para representar la forma estructural de una región plana es reducirla a un grafo. En esta reducción se puede conseguir el esqueleto de la región mediante un algoritmo de reducción. Los procedimientos de reducción tienen un papel primordial en una amplia gama de problemas del procesamiento de imágenes.

El esqueleto de una región se puede definir mediante la transformación del eje medio MAT (del inglés “Medial Axis Transformation”). La implementación de una MAT requiere que se calcule la distancia de cada punto interior  $p$  de una región  $R$ , a cada punto  $B$  localizado en el borde de  $R$ , es decir, para cada punto  $p$  de  $R$  se halla su vecino más próximo en  $B$ . Si  $p$  tiene más de un vecino, se dice que pertenece al eje medio (esqueleto) de  $R$ . El concepto de “más próximo” depende de la definición de una distancia y por lo tanto los resultados de la operación MAT están influidos por la elección de dicha medida de distancia [28].

#### 3.A.6.1 Método de Zhang Suen

El algoritmo propuesto por Zhang y Suen [24] es un algoritmo que nos permite encontrar el esqueleto de una región. Consiste en la aplicación en forma iterativa, hasta la convergencia del algoritmo, de dos pasos básicos sobre los puntos del contorno del objeto.

Para propósitos de este método, definimos la vecindad de  $P_1$  como se indica en la Fig. 3.15:

$P_8$	$P_1$	$P_2$
$P_7$	$p$	$P_3$
$P_6$	$P_5$	$P_4$

**Fig. 3.15** Vecindad de  $p$ .

Durante el primer paso de una pasada de arriba hacia abajo sobre la imagen, un punto  $p$  es borrado de la imagen si satisface las siguientes condiciones:

- a)  $2 \leq N(p) \leq 6$
- b)  $NT(p) = 1$
- c)  $P_1 \cdot P_3 \cdot P_5 = 0$
- d)  $P_3 \cdot P_5 \cdot P_7 = 0$

Donde  $N(p)$  es el número de vecinos de  $p$  diferentes de cero, y  $NT(p)$  es el número de transiciones de 0 a 1 según la secuencia  $P_1, P_2, \dots, P_8$ . Por ejemplo, la configuración de la Fig. 3.16:

1	0	1
0	p	1
1	1	1

**Fig. 3.16** Configuración de pixeles en donde  $N(p) = 6$  y  $NT(p) = 2$ .

Para el segundo paso, de la pasada referida, las condiciones a) y b) permanecen iguales, pero las condiciones c) y d) cambian a:

- c)  $P_1 \cdot P_3 \cdot P_7 = 0$
- d)  $P_1 \cdot P_5 \cdot P_7 = 0$

En la Fig. 3.17 (b) se muestra el esqueleto de la Fig. 3.17 (a). Nótese por un lado la presencia de pixeles redundantes y por otro lado la presencia de ramas indeseables en algunos de los esqueletos. Los primeros pueden ser eliminados por medio de un método propuesto para adelgazar patrones digitales [41]. Las ramas parásitas pueden ser reducidas a través del método morfológico de podado descrito en [42] o cualquier otro diseñado para tal propósito.



**Fig. 3.17** (a) Imagen original. (b) Esqueleto de la imagen.

Un pixel redundante o espurio es identificado en [41] como un pixel  $p$  que al ser eliminado no rompe la conectividad del esqueleto. Este es el caso de los pixeles en negritas y subrayados mostrados en la Fig. 3.18.

Un pixel redundante  $p$  es borrado del esqueleto si este cumple con alguna de las siguientes cuatro máscaras (Fig. 3.19).

0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	<b><u>1</u></b>	1	1	1	1
0	0	1	1	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	0
1	1	0	0	<b><u>1</u></b>	1	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0
0	0	1	0	0	0	1	0

**Fig. 3.18** Identificación de pixeles redundantes.

x	1	
x	p	1
0	x	x

(a)

x	x	0
1	p	x
	1	x

(c)

0	x	x
x	p	1
x	1	

(b)

	1	x
1	p	x
x	x	0

(d)

**Fig. 3.19** Máscaras que indican si  $p$  es un pixel redundante.

Al aplicar estas cuatro máscaras sobre los esqueletos de la Fig. 3.17 (b), se obtienen los esqueletos con grosor de un pixel.

### 3.A.7 Transformaciones geodésicas

Las transformaciones geodésicas consideran dos imágenes de entrada. Se le aplica una transformación morfológica a la primera imagen y después es forzada a mantenerse acotada por la segunda imagen.

#### 3.A.7.1 Dilatación geodésica

Una dilatación geodésica [40] envuelve dos imágenes: una imagen marcadora y una imagen máscara, ambas en el mismo dominio de definición. La imagen máscara debe ser de mayor o igual tamaño que la imagen marcadora (desde el punto de vista de sus niveles de gris).

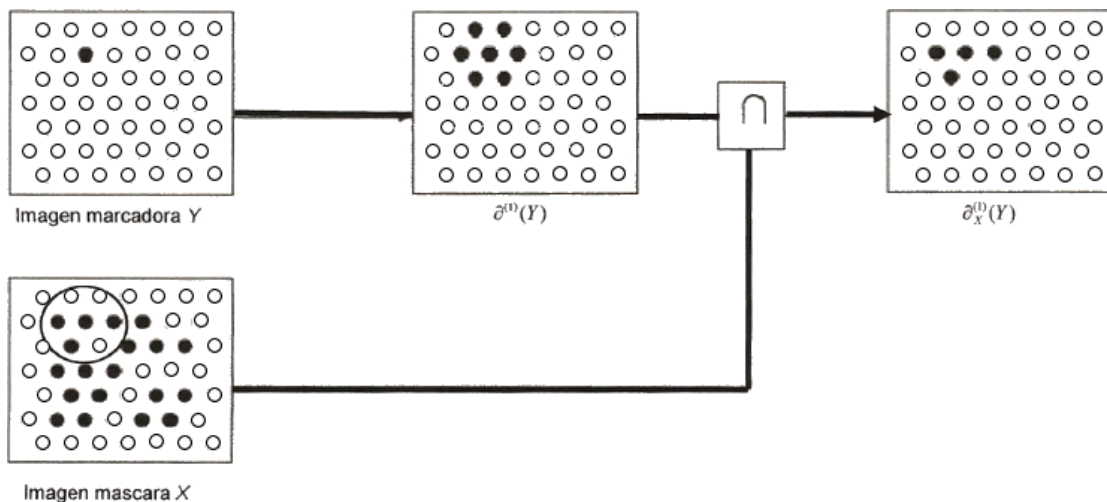
La imagen marcadora es primero dilatada con un elemento isotrópico elemental y después la imagen dilatada es forzada a mantenerse por debajo de la imagen máscara. Por lo tanto, la imagen máscara actúa como un límite a la propagación de la dilatación de la imagen marcadora. Denotamos a  $f$  la imagen marcadora y  $g$  a la imagen máscara.

$$D_f = D_g \text{ y } f \leq g$$

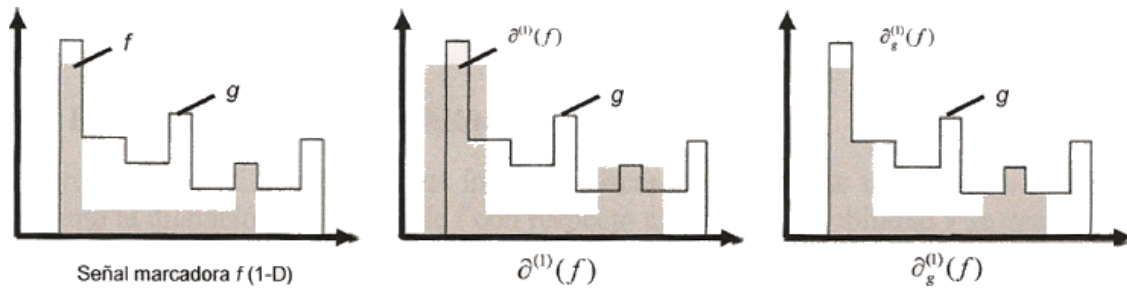
La dilatación geodésica de tamaño 1 de la imagen marcadora  $f$  con respecto a la imagen máscara  $g$  se denota por:

$$\delta_g^{(1)}(f) = \delta^{(1)}(f) \wedge g$$

La Fig. 3.20 y la Fig. 3.21 muestran la dilatación geodésica para una imagen binaria bidimensional y para una señal de una dimensión.



**Fig. 3.20** Dilatación geodésica de una imagen de entrada o conjunto  $Y$  dentro de una máscara geodésica  $X$ .



**Fig. 3.21** Dilatación geodésica de una señal marcadora  $f$  1-D con respecto a la señal máscara  $g$ .

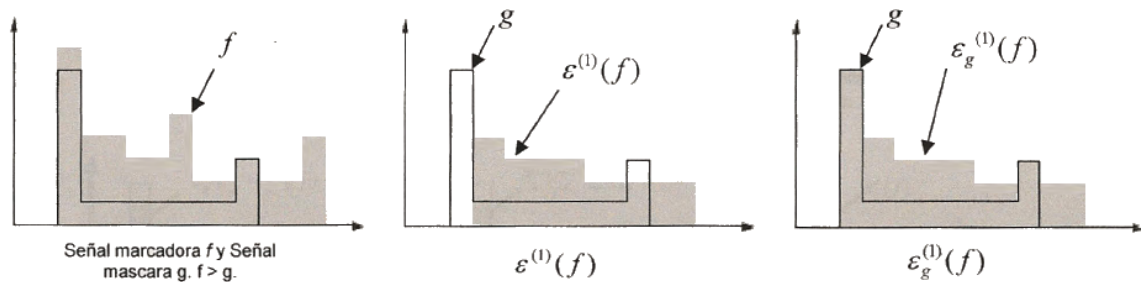
### 3.A.7.2 Erosión geodésica

La erosión geodésica es la transformación dual de la dilatación geodésica con respecto a la complementación:

$$\varepsilon_g^{(1)}(f) = [\delta^{(1)}(f^c) \wedge g^c]^c$$

De aquí, la imagen marcadora es primero erosionada geodésicamente y después se calcula pixel a pixel el máximo con respecto a la imagen máscara.

Dada la dualidad entre las erosiones y las dilataciones geodésicas, las erosiones geodésicas son crecientes y antiextensivas. La imagen marcadora es primero erosionada y después se calcula el máximo de tipo puntual con la imagen máscara. La Fig. 3.22 muestra la erosión geodésica de una señal.



**Fig. 3.22** Erosión geodésica de una señal marcadora  $f$  con respecto a una señal máscara  $g$ .

### 3.A.8 Reconstrucción morfológica de imágenes

Las erosiones y dilataciones geodésicas de un tamaño dado son raras veces usadas en la práctica. Sin embargo, cuando son iteradas hasta la estabilidad, permiten la definición de potentes algoritmos de reconstrucción morfológica.

Las dilataciones y erosiones de imágenes limitadas siempre convergen después de un número finito de iteraciones, es decir, hasta que la propagación o acotamiento de la imagen marcadora es impedido totalmente por la imagen máscara.



### 3.A.8.1 Reconstrucción geodésica por dilatación

La reconstrucción por dilatación [40] de una imagen máscara  $g$  a partir de una imagen marcadora  $f$  es definida como la dilatación geodésica de  $f$  con respecto a  $g$  hasta la estabilidad y se denota por:

$$R_g^\delta(f) = \delta_g^{(i)}(f)$$

Donde  $i$  es tal que:  $\delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f)$

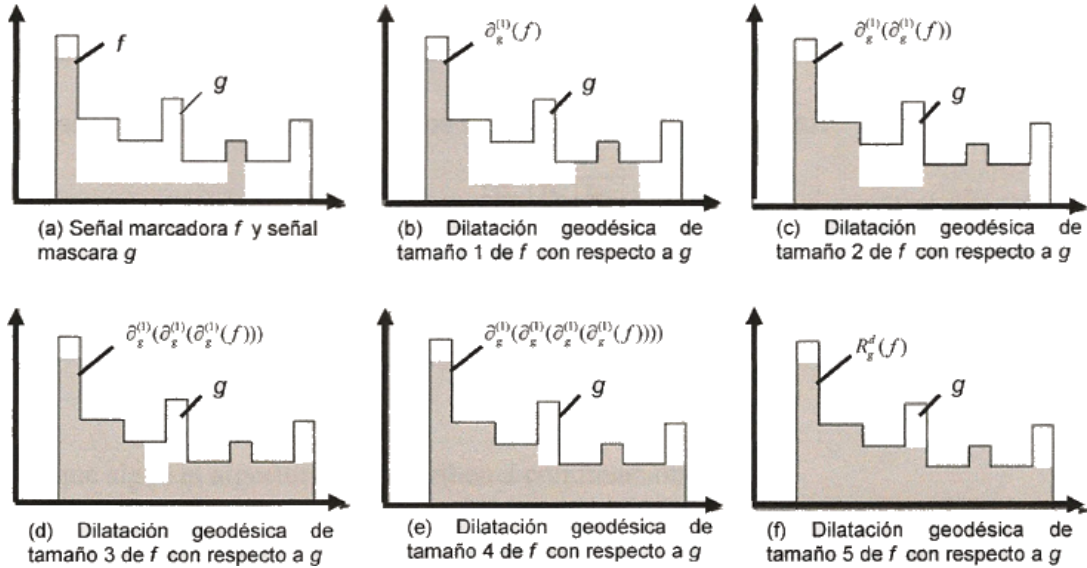


Fig. 3.23 Reconstrucción morfológica por dilatación de una señal I-D a partir de una señal marcadora  $f$ .

La reconstrucción por dilatación en señales I-D de tonos de gris es ilustrada a continuación, donde la estabilidad se alcanza después de la quinta dilatación geodésica (Fig. 3.23).

### 3.A.8.2 Reconstrucción geodésica por erosión

La erosión geodésica [40] es la transformación dual de la dilatación geodésica:

$$\varepsilon_g^{(1)}(f) = [\delta^{(1)}(f^c) \wedge g^c]^c$$

$$\varepsilon_g^{(1)}(f) = [\delta^{(1)}(f^c) \wedge g^c]^c = \varepsilon^{(1)}(f) \vee g$$

Donde  $f \geq g$ , y  $\varepsilon^{(1)}$  denota la erosión elemental.

Dada la dualidad entre las dilataciones y las erosiones geodésicas, estas últimas son crecientes y antiextensivas. La imagen marcadora es primero erosionada por un elemento de estructura isotrópico elemental y después se calcula el máximo de tipo puntual con la imagen máscara. Por lo tanto, la imagen máscara actúa como un límite en el acotamiento de la imagen marcadora. La erosión geodésica de tamaño  $n$  de una imagen marcadora  $f$  con respecto a una imagen máscara  $g$ , se obtiene ejecutando  $n$  erosiones geodésicas sucesivas de  $f$  con respecto a  $g$ .

## 3.B Sección de Oftalmología

En la presente sección trataremos conceptos relacionados con el sistema visual humano y con la oftalmología desde el punto de vista clínico, anatómico y patológico. En especial hablaremos de la retina y de uno de los elementos anatómicos que la componen, la red vascular, ya que en ella está enfocado este trabajo.

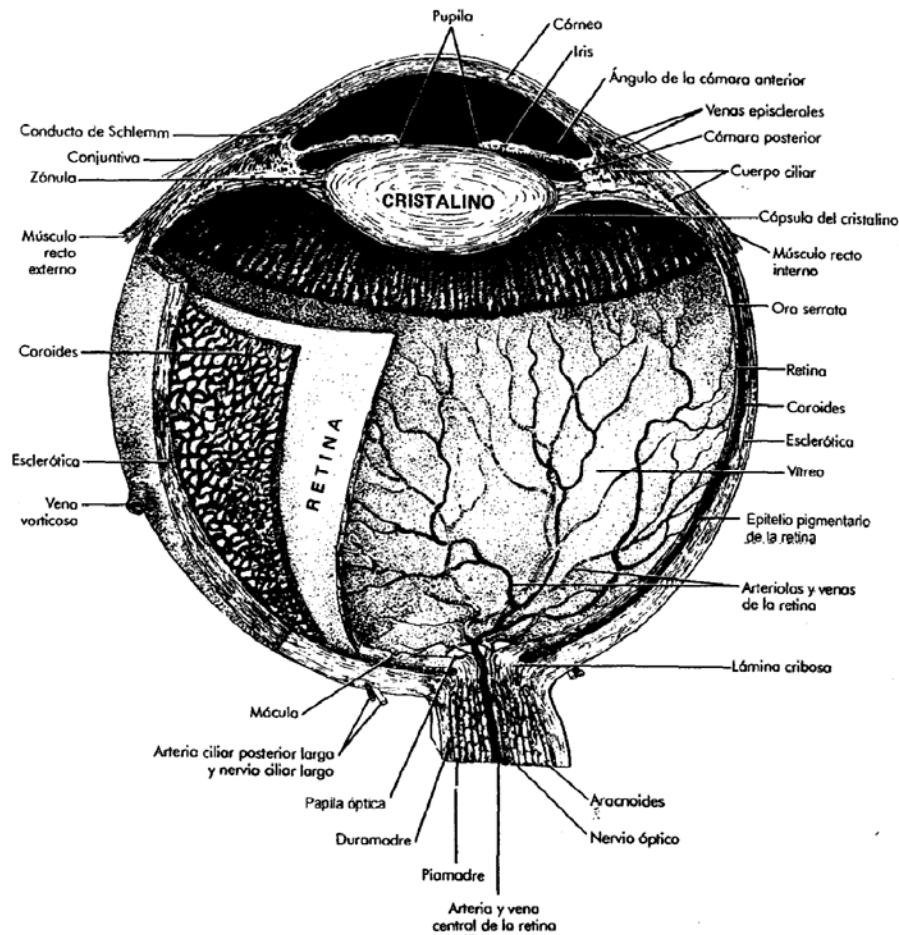
### 3.B.1 Las estructuras oculares

El ojo es el órgano sensor del sentido de la vista. Protegido por párpados y pestañas, el globo ocular está alojado en el interior de la órbita, una cavidad ósea del cráneo. Es un órgano aproximadamente esférico con un diámetro antero-posterior promedio de 24.5mm [43], el cual presenta tres capas concéntricas, desde afuera hacia adentro (Fig. 3.24). Estas capas (o membranas) concéntricas son: la túnica fibrosa, la úvea y la retina, que encierran tres medios transparentes: el humor acuoso, el cristalino y el humor vítreo.

1. **Capa externa o fibrosa.** Es la capa de sostén del ojo y se compone de:
  - La **esclerótica.** Es la capa más externa del globo ocular; es una membrana de tejido conjuntivo fibroso, de dureza considerable, de color blanco opaco, provista de vasos sanguíneos y que forma el blanco del ojo [44].
  - La **córnea.** Forma la parte anterior de la cubierta externa del ojo; a través suyo se pueden ver el iris y la pupila. Supone la sexta parte de la superficie del ojo, no tiene vasos y es transparente para permitir el paso de la luz en su trayecto hacia la retina [44].
2. **Capa media o vascular (úvea).** Es la capa media vascular del ojo protegida por la córnea y la esclerótica. Contribuye al riego sanguíneo de la retina [43]. En esta capa vascular y altamente pigmentada, se diferencian tres zonas de atrás hacia adelante: la coroides, el cuerpo ciliar y el iris.
  - La **coroides.** Es una membrana localizada entre la esclerótica y la retina constituida por tejido fibroso.
  - El **cuerpo ciliar.** Conecta la coroides con el iris.
  - El **iris.** Controla la cantidad de luz que entra al ojo; es un disco opaco con un orificio central denominado pupila o niña del ojo; está situado entre la córnea y el cristalino [44].
3. **Capa interna o retina.** La retina o capa nerviosa del globo ocular es una delicada membrana, la cual es la principal responsable del fenómeno visual. Se encuentra entre la coroides y el humor vítreo.
  - La **retina.** Es una hoja de múltiples capas, semitransparente, delgada, de tejido nervioso, que recubre la parte interior de los dos tercios posteriores de la pared del globo ocular [43]. Se compone de dos capas, una externa de células pigmentadas y una capa nerviosa interna sensible a la luz. La capa nerviosa de la retina termina al nivel del borde posterior del cuerpo ciliar, en un borde

dentado, denominado *ora serrata*. Se forma por la expansión del nervio óptico una vez que atraviesa las dos capas anteriores (punto ciego: insensible a la luz). Próximo al punto ciego, en el extremo del eje antero-posterior del ojo, la retina presenta la mácula lútea (amarilla) que es el punto más impresionable por la luz [44].

La retina tiene un espesor de 0.1mm al nivel de la ora serrata y de 0.23mm en el polo posterior. En el centro de la parte posterior de la retina está la mácula. A nivel clínico, ésta se define como el área de pigmentación amarillenta que se produce como resultado de la presencia de pigmento lúteo (xantófilo), que tiene 1.5mm de diámetro. En el centro de la mácula, cerca de 3.5mm al lado de la papila óptica, está la fóvea (o fovea) central [43]. La fóvea es una depresión cercanamente cónica y circular. Es el centro de la mácula y la región más delgada de la retina, ya que está compuesta únicamente por fotorreceptores (conos) y sus núcleos [36]. La foveola es la porción más central de la fóvea, en la cual los fotorreceptores son todos conos [43].



*Fig. 3.24 Estructuras internas del ojo.*

Además de sus tres envolturas, el ojo posee el cristalino, que es una lente biconvexa y transparente situada detrás del iris (Fig. 3.24). El cristalino o lente divide el ojo en dos cámaras: la **cámara anterior** y la **cámara posterior**.

Las **vías ópticas** constituyen la transmisión de los impulsos nerviosos desde la retina hasta la corteza cerebral a través del nervio óptico. Las células receptoras son los ya nombrados conos y bastones que transforman las imágenes recibidas en impulsos nerviosos que son trasladadas al cerebro a través del nervio óptico.

Los **anexos** del aparato visual son el **sistema óculo-motor**, compuesto por seis músculos externos que provocan la movilidad del globo ocular. El **sistema de protección**, compuesto por la órbita, los párpados, la conjuntiva, las lágrimas, las vías lagrimales y las glándulas lagrimales [45].

El **aporte sanguíneo en el ojo** se presenta mediante los vasos sanguíneos arteriales y venosos.

**Arterias.** El ojo y los contenidos de la órbita reciben su aporte sanguíneo principalmente de la arteria oftálmica. Los párpados y la conjuntiva tienen un aporte con múltiples anastomosis entre ramas de la carótida externa y de la oftálmica. Las variaciones anatómicas son muy abundantes.

*Arteria oftálmica.* La arteria oftálmica es la primera rama intracraneal de la arteria carótida interna y nace justo cuando la arteria sale del seno cavernoso. La mayor parte de las ramas de la arteria oftálmica nace mientras el vaso es lateral al nervio óptico. Las ramas incluyen:

1. La *arteria central de la retina*, que envía vasos nutricios al nervio óptico. Posteriormente se divide en las ramas superior e inferior del disco óptico (papilares), que a su vez se dividen en las ramas nasal y temporal que proporcionan sangre a las capas internas de la retina.
2. Las *arterias ciliares lateral y medial* penetran en el ojo a cada lado del nervio óptico y siguen hacia delante en el espacio supracoroideo como las arterias ciliares largas hasta el cuerpo ciliar.
3. La *arteria lacrimonal y sus ramas* proporcionan la mayor parte del aporte sanguíneo a las estructuras orbitarias distintas del ojo propiamente dicho.

**Venas.** El drenaje venoso de la órbita se realiza principalmente por las venas orbitarias superior e inferior. Son muy tortuosas, no tienen válvulas y pasan por la fisura orbitaria superior para vaciarse en el seno cavernoso. La vena central de la retina suele abandonar el nervio óptico cerca de la entrada de la arteria. Penetra en el seno cavernoso por separado o a través de la vena oftálmica superior [46].

### **3.B.2 La retina humana**

La retina se desarrolla a partir de una invaginación de la vesícula óptica para formar una capa externa, el epitelio pigmentario de la retina, y una capa interna, la retina sensitiva. La retina sensitiva está estratificada en muchas capas, pero el epitelio pigmentario consta sólo de una capa. Las capas de la retina más próximas a la coroides son las externas, y las más próximas al vítreo son las capas internas. La retina se extiende desde el nervio óptico, posteriormente a

su margen festoneado anterior (ora serrata), donde se continúa con el epitelio del cuerpo ciliar.

La invaginación de las vesículas ópticas laterales durante la vida embrionaria forma las vesículas ópticas secundarias de doble pared, o cúpulas ópticas. La pared interna forma la retina sensorial, sensible a la luz. La pared externa se adelgaza hasta una sola capa, el epitelio pigmentario de la retina. Las moléculas de pigmento fotosensibles, situadas en los discos de los segmentos más externos de bastones y conos, absorben la luz que atraviesa la porción transparente más interna de la retina sensorial (interna, más cerca de la cavidad del vítreo; externa, más cerca de los coriocupilares).

La retina sensorial puede dividirse en una porción central (mácula) que contiene la fovea central, que funciona en la visión fotópica, para la visión de las formas y los colores, y en cuatro cuadrantes periféricos que funcionan en la orientación espacial y en situaciones de poca luz (visión escotópica). La retina central, la mácula, localizada entre los vasos temporales superior e inferior, se extiende temporalmente desde la papila óptica hasta unos 2 diámetros de la papila, lateral a la fovea central. Contiene la fovea central, una depresión de la retina en la que han sido desplazadas las capas más internas de la retina sensorial, por lo que la luz cae directamente encima de los fotorreceptores denominados conos sin atravesar las capas más internas mencionadas. La foveola, en el centro de la fovea central, contiene sólo conos.

**Epitelio pigmentario de la retina.** El epitelio pigmentario de la retina es una monocapa celular que se extiende por detrás hasta el límite del nervio óptico y por delante hasta la ora serrata, donde se funde con la continuación anterior de la retina sensitiva y continúa hacia adelante como el epitelio ciliar pigmentado.

Las células epiteliales pigmentadas suelen ser hexagonales; en una sección longitudinal, las células pueden tener entre 4 y 8 caras. Las células están encajadas a modo de empedrado en un orden regular. En una sección transversal, las células del epitelio pigmentario se pueden dividir en una base, un cuerpo y un ápex.

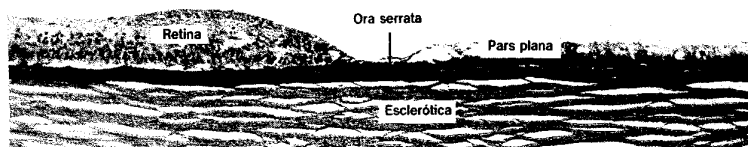
**Retina sensitiva.** La retina sensitiva se desarrolla a partir de la pared interna de la vesícula óptica secundaria. Está formada por 2 capas de células fotorreceptoras cuyos axones hacen sinapsis con células que modulan su respuesta. Estas células moduladoras hacen sinapsis a su vez con células que transmiten las descargas hasta el cerebro. Los conos y los bastones, las células receptoras de la retina, corresponden a las terminaciones sensitivas de cualquiera otra parte del cuerpo.

*Regiones de la retina.* La retina sensitiva se divide histológicamente en las siguientes partes:

1. La ora serrata, que es la terminación anterior festoneada de la retina sensitiva.
2. La retina central, con la fovea central y la retina adyacente.
3. La extra-central o retina periférica, que incluye el resto de las partes de la retina.

Las tres regiones anteriores también son llamadas región ecuatorial o ecuador, polo posterior y periferia (Fig. 3.27 y 3.28).

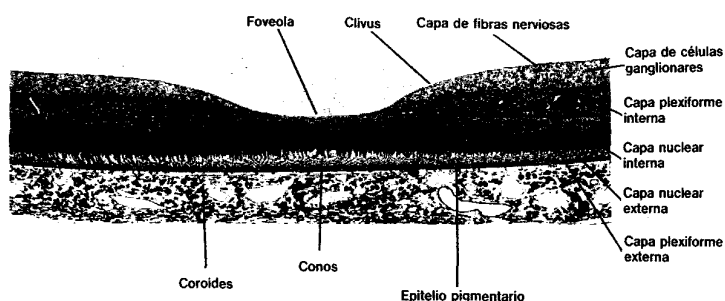
**Ora Serrata o periferia.** La ora serrata es el límite anterior de la retina; está formada por un borde dentado adyacente a la pars plana (Fig. 3.25) y está localizada a aproximadamente 6mm del limbo esclerocorneal. En esta zona la retina sensitiva pierde abruptamente su estructura laminada y las 2 capas de la vesícula óptica primitiva se fusionan continuándose hacia delante como el epitelio ciliar.



**Fig. 3.25** La retina sensitiva laminada termina en un borde serrado (ora serrata) y se continúa como el epitelio de pars plana del cuerpo ciliar. El epitelio pigmentario de la retina se continúa como el epitelio pigmentario del cuerpo ciliar.

**Retina central o polo posterior.** Esta región mide unos 4,5mm de diámetro. Se extiende nasalmente desde la fovea centralis casi hasta el disco óptico y aproximadamente la misma distancia en sentido temporal y por encima y por debajo de la fovea centralis. Desde la capa nuclear externa hacia dentro, las capas de la retina central tienen un pigmento carotenóide amarillo, el *xantófilo*, debido al cual recibe el nombre de mácula lútea (mancha amarilla) [46]. A partir del centro de la mácula se encuentran alrededor de 3mm de región muy pigmentada, rodeada por una zona de 1mm con menor pigmentación [47].

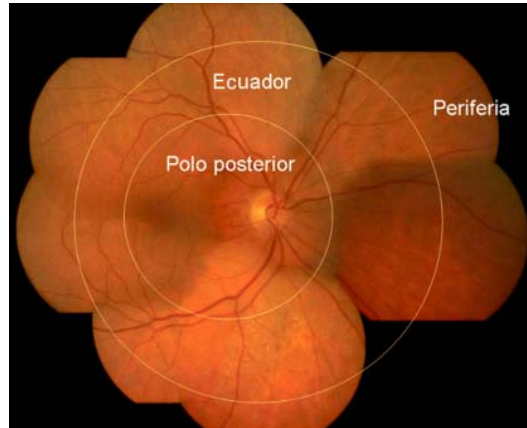
La fovea centralis (Fig. 3.26) es un área deprimida localizada en la retina central unos 3mm temporal al disco óptico y unos 8mm por debajo del meridiano horizontal [46]. Mide 1,5mm de diámetro y se encuentra aproximadamente a 17° temporal a la papila [47]. Los lados de la depresión forman el clivus; su centro es la foveola y mide unos 0,4mm de diámetro.



**Fig. 3.26** Fovea central humana. La fovea centralis es una depresión con paredes inclinadas, el clivus. El suelo de la fovea centralis, la foveola, es plano. Las capas internas de la retina están ausentes, de forma que la luz incide directamente sobre los conos.

En la fovea centralis los fotorreceptores son exclusivamente conos. En la foveola el segmento externo de los conos está densamente empaquetado, es fino, largo y atenuado. La foveola se nutre únicamente de la coriocapilar de la coroides y no contiene capilares de la retina sensitiva.

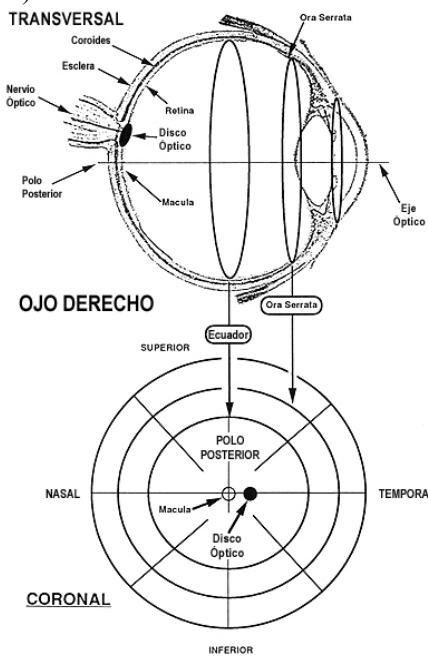
**Retina periférica o región ecuador.** En la retina periférica los fotorreceptores son principalmente bastones y los segmentos externos de los pocos conos presentes son más anchos que los de la retina central. La capa plexiforme externa está dispuesta verticalmente y la capa nuclear interna tiene una orientación regular. Las células ganglionales son más grandes que las de la retina central y sus cuerpos celulares están dispuestos en una capa única.



*Fig. 3.27 Regiones de la retina: polo posterior, ecuador y periferia.*

**Capas de la retina.** La retina sensitiva está dividida en 3 capas de núcleos y 3 de fibras. Convencionalmente, las capas más cercanas a la esclerótica son las externas o superficiales, y las más próximas al vítreo, las internas o profundas.

Desde el punto de vista oftalmoscópico, se utiliza el nervio óptico como una guía que divide la retina en las porciones temporal superior e inferior, nasal temporal e inferior y una zona central. Los diferentes cuadrantes son posteriormente subdivididos en las regiones posterior y anterior al ecuador (Fig. 3.28).



*Fig. 3.28 Regiones de la retina.*

En el examen oftalmoscópico de fondo de ojo sólo se analizan las zonas del polo posterior y del ecuador de la retina. Los vasos sanguíneos localizados en la periferia no tienen tanta relevancia en el diagnóstico de enfermedades vasculares.

**Arterias.** La retina se nutre de 2 fuentes:

1. La porción externa se alimenta fundamentalmente de la coriocapilar de la coroides, que nutren el epitelio pigmentario retiniano y la porción externa de la retina sensorial adyacente a la coroides.
2. La porción interna, de ramas de la arteria central de la retina, que abastecen la mitad interna de la retina.

La arteria central de la retina, la primera rama de la arteria oftálmica, penetra por el lado inferomedial del nervio óptico a unos 12mm por la parte posterior del ojo. Es una arteria de mediano calibre, 0,2 a 0,3mm de diámetro, que posee bien desarrolladas las capas íntima, muscular y adventicia. Dentro del nervio óptico, la capa adventicia es reforzada por la piamadre. Se extiende hacia adelante hasta el disco óptico, donde se bifurca en las ramas papilar superior y papilar inferior. Según pasan a través de la lámina cribosa, su pared se reduce a la mitad de su espesor previo, pierde la lámina elástica interna y el músculo de la media se hace incompleto. Por tanto, sus principales ramas dentro del ojo son arteriolas y no arterias.

Las ramas papilares superior e inferior de la arteria central de la retina se bifurcan en el interior del nervio óptico o en la superficie del disco óptico para dar las ramas temporal y nasal, que a su vez se dividen por dicotomía hasta capilares. Las ramas nasales siguen un curso relativamente recto hacia la periferia. Los vasos temporales se arquean por encima y por debajo de la fovea centralis y pasan hacia la periferia.

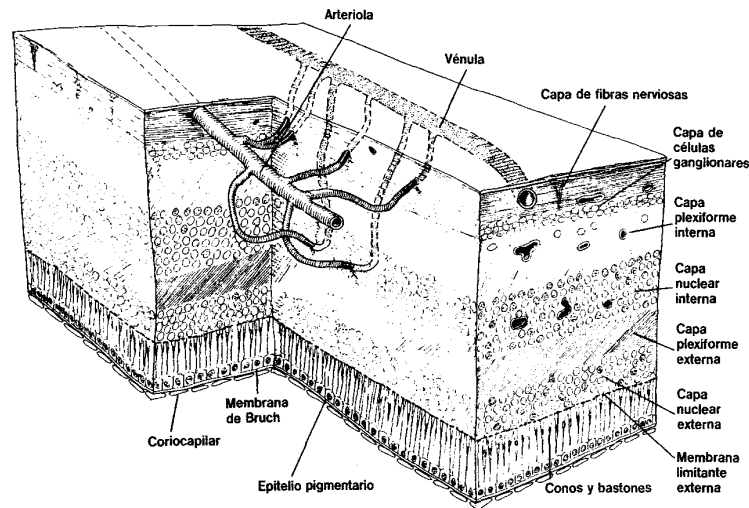
Los vasos de la retina carecen de control nervioso y su contracción y dilatación es una respuesta de autorregulación. Estos vasos proporcionan una parte de la barrera sangre-retina que es similar a la barrera hematoencefálica. Los capilares no se anastomosan. Los vasos sanguíneos de la retina son susceptibles a las mismas enfermedades que los vasos de cualquier otra parte de la anatomía; sin embargo, su presión intravascular debe ser superior a la presión intraocular para evitar el colapso.

**Capilares.** Los capilares se distribuyen en una red superficial al nivel de la capa de fibras nerviosas y en una red intrarretiniana en la capa nuclear interna (Fig. 3.29). Los capilares intrarretinianos reciben sangre de los capilares de la capa de fibras nerviosas. Las anomalías arteriales (como la hipertensión vascular) tienden a afectar a los capilares del plexo de fibras nerviosas, mientras que las venosas (como la diabetes mellitus) tienden a afectar a los capilares de la capa nuclear interna. En torno a las arteriolas hay una zona libre de capilares.

**Venas.** Las venas de la retina siguen en esencia la distribución de las arterias. Consisten en una capa endotelial sustentada por una pequeña cantidad de tejido conjuntivo. En general el diámetro de una arteria es aproximadamente de dos tercios a tres cuartos del de la vena correspondiente. Las venas no se anastomosan. En algunos puntos de la retina en los que las arterias se cruzan con las venas, los vasos se mantienen juntos gracias a una vaina adventicia



común. La vena central de la retina sale del nervio óptico más o menos por el mismo sitio por donde entra la arteria central de la retina, a unos 12mm por detrás del globo ocular [46].



*Fig. 3.29 Las arteriolas retinianas abastecen las dos capas capilares principales de la retina: una en la capa de fibras nerviosas y otra en la capa nuclear interna.*

### 3.B.2.1 La red vascular de la retina humana

#### 3.B.2.1.1 Características morfológicas y morfométricas de la red vascular

La vascularización de la retina está asegurada por las ramas de la arteria central de la retina, que forman una amplia red capilar a nivel de toda la retina. Estos vasos se pueden encontrar en casi todo el espesor de la retina, desde la capa de fibras del nervio óptico hasta la plexiforme externa e incluso en la capa nuclear externa [47].

La arteria central de la retina perfora el nervio óptico para dirigirse hacia la papila o punto ciego de la retina desde donde se ramifica en las capas profundas de ésta para irrigar toda la superficie retiniana, especialmente en la región macular, a excepción de la fovea, carente de vasos. Las ramas de la arteria central de la retina son las arteriolas temporal superior, temporal inferior, nasal superior, nasal inferior, macular superior, macular inferior y la medial de la retina [48].

Los vasos sanguíneos en la retina están distribuidos en dos tercios en el interior de la retina, mientras que las capas externas, incluyendo la de los fotorreceptores, son avasculares y alimentadas por la coroides. Las arterias y las venas están localizadas en la capa del nervio fibroso. Los capilares están organizados en forma laminada con dos capas de redes capilares planas en una gran parte de la retina.

Los capilares de la retina tienen un diámetro de 5 – 6 $\mu$ m. Los diámetros arteriales de la retina están entre 40 – 160 $\mu$ m, y según parece los 160 $\mu$ m se refieren a la arteria central. Las ramas temporal superior y temporal inferior miden aproximadamente 120 $\mu$ m de diámetro [49].

El sistema vascular observado en las imágenes de fondo de ojo es por naturaleza una proyección en 2 dimensiones de una estructura en 3 dimensiones. Es un poco difícil distinguir entre venas y arterias cuando únicamente se observa un segmento del vaso sanguíneo, pero es un hecho que, individualmente, la estructura de la red arterial y de la red venosa es un árbol perfecto, es decir, existe una única ruta a lo largo de los vasos desde el corazón a cada uno de los capilares y a la inversa.

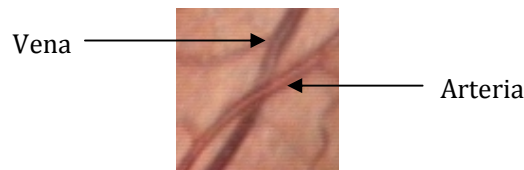
En la retina, las estructuras arteriales y venosas están rellenas superficialmente, de modo que todo el tejido sea suministrado o drenado por las arterias o las venas específicas, respectivamente.

Otra de las principales características de la red vascular es que un cruce entre dos segmentos de vasos sanguíneos, es siempre entre una vena y una arteria.

En un punto de cruce entre dos segmentos de vasos sanguíneos, uno de ellos debe pasar por debajo del otro para continuar hacia el otro lado. Esto significa que cuando se encuentra un punto de cruce entre 2 vasos sanguíneos, entonces serán proyectados 4 segmentos de dicho punto de cruce; en muchos casos los segmentos opuestos pueden estar enlazados; sin embargo, en algunos casos una vena sobresaldrá en el mismo lado en el que sobresale una arteria (y viceversa) [4].

A continuación se enlistan varias de las características que presentan las redes vasculares, ya sea de la red venosa o de la red arterial, en una imagen de fondo de ojo:

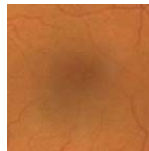
- La red vascular venosa normalmente se sitúa debajo de la red vascular arterial; la red venosa es más gruesa y más oscura con respecto a la red arterial que es más delgada y menos oscura, siempre cerca de la papila óptica (Fig. 3.30).



**Fig. 3.30** La red venosa normalmente pasa por debajo de la red arterial. La red venosa es más gruesa y más oscura que la red arterial.

- Ambas redes, la venosa y la arterial, son rojizas.
- Lejos de la papila óptica (más de 3 diámetros), las venas y las arterias pueden confundirse por su color.
- Ambas redes, venosa y arterial, emergen hacia la retina por el centro de la papila óptica en una retina normal.
- En una retina glaucomatosa, ambas aparecen desplazadas hacia la zona nasal.
- En la zona de la mácula lútea no se aprecian ni venas ni arterias. La fovea, situada en el centro de la mácula lútea es avascular (Fig. 3.31).

- Hacia donde se ubica la papila óptica se encuentra la nariz. La mácula lútea de cada ojo se ubica del lado contrario.
- Ningún número puede darse como diámetro estándar de arteriolas y venas retinianas, ya que el tamaño varía en forma inversa al número de ramas. En general, si una arteriola y una vena suministran a la misma área, la arteriola tendrá aproximadamente dos tercios o tres cuartos de anchura en comparación con la de la vena. La valoración del estado vascular en el fondo de ojo debe fundamentarse en las modificaciones de la relación de calibres arteria-vena.
- La pared arteriolar normal es transparente. Suele poderse observar sólo la columna de sangre en su interior. La sangre oxigenada proporciona un rojo más brillante a las arteriolas que a las vénulas.
- El reflejo luminoso normal en las arterias es estrecho aproximadamente  $\frac{1}{4}$  del diámetro de la columna sanguínea.
- Como la pared arteriolar es transparente, una vena cruza por detrás de la arteriola puede observarse según la columna de sangre de cada lado.
- Las arteriolas son un 25% más angostas que las venas. El tamaño varía según el número de ramas, y se entiende claramente que si dos venas drenan en un área alimentada por una arteria, ésta será el vaso más grueso.
- La salida de los vasos arteriulares se acompaña de la salida de la vena central de la retina.
- El calibre venular aumenta en los pacientes genéticamente diabéticos aunque no presenten hiperglucemias ni aun alteraciones en las curvas de tolerancia a la glucosa.
- El reflejo de las vénulas es más estrecho, no tan brillante y limitado a las ramas mayores próximas a la papila óptica.
- Normalmente los cruces entre las arterias y venas retinianas se hacen en ángulos agudos, no provocan desviaciones en su trayecto ni variaciones en su calibre [54].



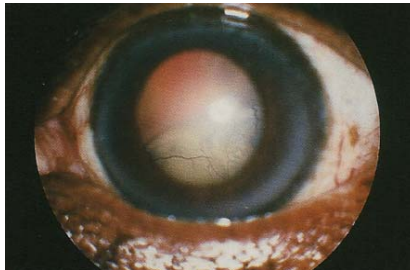
*Fig. 3.31 Zona avascular de la fovea.*

### **3.B.2.2 Trastornos de la retina**

Los trastornos de la retina son muy variados, que van desde alteraciones menos frecuentes, como la presencia congénita de fibras de mielina, el pliegue falciforme, así como las degeneraciones y distrofias retinianas, hasta algunas más conocidas como el desprendimiento de retina, la retinopatía hipertensiva y las causadas por la diabetes mellitus. Además, debe hacerse referencia a las alteraciones de los vasos sanguíneos que riegan la zona y que afectan

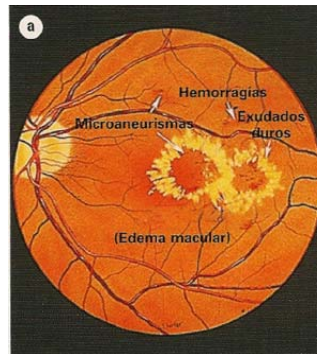
a la retina (oclusión arterial y venosa retiniana), así como a las patologías de origen tumoral a nivel retiniano. Cada trastorno patológico de la retina tiene su mecanismo de generación y algunos sus propias causas.

En el **desprendimiento de retina** se produce una separación entre la parte de la retina formada por los elementos de origen nervioso, y la parte del epitelio pigmentario que alberga los fotorreceptores. Esta separación se propaga mediante la entrada de líquido entre ambas capas. Existen diferentes formas de producirse este desprendimiento. El más frecuente es el denominado regmatógeno, que consiste en la aparición de un agujero o un desgarro en la retina a través del cual pasa líquido que perpetúa esta separación (Fig. 3.32).



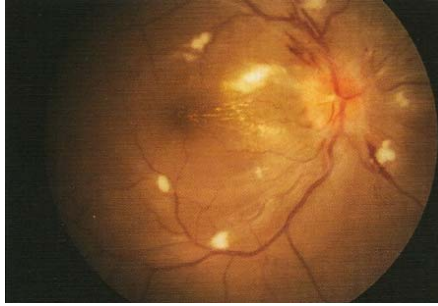
*Fig. 3.32 Desprendimiento de retina total en una retinopatía de la prematuridad.*

La **retinopatía diabética** es un trastorno de la retina que ocurre como consecuencia de una alteración de unos vasos sanguíneos microscópicos que irrigan la retina, como consecuencia del aumento de azúcar en la sangre propio de la diabetes mellitus. La retinopatía diabética supone a su vez la causa irreversible más importante de ceguera de ambos ojos en países occidentales y en menores de 65 años [50]. En la Fig. 3.33 se observan en forma gráfica los signos clínicos de la retinopatía diabética [53].



*Fig. 3.33 Signos clínicos de la retinopatía diabética.*

De igual modo, la **retinopatía hipertensiva** surge de la afectación por aterosclerosis de los vasos retinianos precipitada a su vez por la hipertensión arterial no controlada. A medida que la enfermedad avanza, se escapa sangre dentro de la retina. Algunos sectores de la retina resultan dañados porque el suministro de sangre es inadecuado y, con el paso de los años, se acumula grasa en la retina [51]. En una imagen de fondo de ojo, la retinopatía hipertensiva se caracteriza por el estrechamiento arterial, la extravasación vascular que provoca la aparición de hemorragias retinianas de forma de llama, y la arteriosclerosis que produce el engrosamiento de la pared de los vasos (Fig. 3.34) [53].



*Fig. 3.34 Retinopatía hipertensiva grave con exudados algodonosos, hemorragias en llama y formación de estrella macular precoz.*

Entre las **degeneraciones y distrofias** de la retina destacan la degeneración macular dependiente de la edad en la que se forman depósitos amarillentos en la retina que terminan causando ceguera; aparece principalmente en personas mayores.

Los **tumores coriorretinianos** suelen ser generalmente debidos a metástasis de otros tumores como el cáncer de mama o de pulmón. Además, existen otros tumores como el retinoblastoma y el melanoma coroideo que merecen una consideración aparte.

### **3.B.2.3 Trastornos vasculares de la retina**

Los trastornos vasculares que implican a las arterias o las venas del globo ocular de mayor calibre, se engloban en patologías como la oclusión arterial retiniana o la obstrucción venosa [50]. Estos trastornos pueden tener graves consecuencias, puesto que a veces pueden dañar la retina de forma permanente y derivar en una visión deficiente e incluso en la ceguera [51]. Las anomalías arteriales (provocadas por la hipertensión vascular) tienden a afectar a los capilares del plexo de fibras nerviosas, mientras que las venosas (como las provocadas por la diabetes mellitus) tienden a afectar a los capilares de la capa nuclear interna.

**Oclusión arterial retiniana.** La arteria retiniana es el mayor vaso que suministra sangre a la retina. Si está bloqueada, el ojo afectado repentinamente pierde la visión, aunque sin dolor. La obstrucción puede deberse a la aterosclerosis, a un coágulo de sangre, o a un glóbulo de grasa (Fig. 3.35) [51]. Otra causa importante es la inflamación de los vasos sanguíneos de la cabeza, así como también procesos que originen una disminución de la presión sanguínea (hipotensión, enfermedades del corazón, afectación de la arteria carótida, etc.) [50].



*Fig. 3.35 Múltiples oclusiones de la arteria central de la retina.*

**Obstrucción de la vena retiniana.** La vena retiniana es el vaso principal que transporta sangre desde la retina hacia el corazón. Su obstrucción hace que las venas más pequeñas de la retina se hinchen y se vuelvan tortuosas. La superficie de la retina se congestiona e hincha y puede producirse un escape de sangre en la retina (Fig. 3.36) [51]. También se origina por factores tales como el aumento de la viscosidad o de la coagulabilidad de la sangre, el enlentecimiento del flujo venoso por hipertensión arterial o por aterosclerosis [50].



*Fig. 3.36 Oclusión venosa retiniana de la vena central de la retina.*

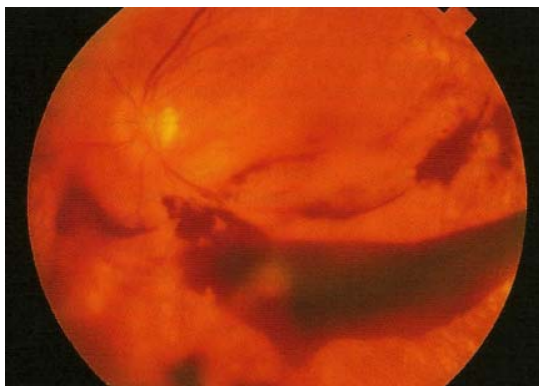
**Vasculitis retiniana.** Es fundamentalmente una inflamación de las venas. La causa más frecuente es la extensión de una coriorretinitis adyacente. Otras causas son la angitis necrotizante, esclerosis múltiple, tuberculosis, sarcoidosis y sífilis. La inflamación de las arterias y de las venas conduce a la formación local de trombos seguida de neovascularización.

**Flebitis retiniana.** En contadas ocasiones la vena central puede verse afectada por una flebitis. Oftalmoscópicamente, la papila está hinchada como en la papilitis, pero la visión no está reducida. La flebitis de las ramas venosas aparece como una oclusión de las ramas venosas que se cura espontáneamente [46].

**Hemorragias.** Las hemorragias retinianas son probablemente el resultado de la deficiencia de oxígeno que produce un aumento de la permeabilidad capilar y una mayor diapédesis. Suelen indicar cierta anormalidad del sistema vascular retiniano y deben considerarse posibles factores sistémicos en relación con:

- 1) Enfermedades de las paredes vasculares (hipertensión, diabetes).
- 2) Trastornos hematológicos (leucemia, policitemia).
- 3) Reducción del riego sanguíneo (fístula cavernosa carotídea, pérdida de sangre aguda).

Las hemorragias retinianas (Fig. 3.37) aparecen por anomalías de la pared vascular, por presión intravascular excesiva, por fragilidad de la neovascularización retiniana y subretiniana, por enfermedades de la sangre o por tracción del vítreo sobre un vaso sanguíneo [54].



*Fig. 3.37 Hemorragia retiniana.*

**Microaneurismas.** Los microaneurismas corresponden a dilataciones aneurismáticas de la pared capilar y se manifiestan como pequeñas manchas de color rojo. Se forman al lesionarse el endotelio capilar y aumentar la tensión venosa. Se presentan comúnmente cerca de las áreas de neovascularización; se observan frecuentemente, pero no exclusivamente, en el área macular y a su alrededor. Aparecen como puntos rojos minúsculos, de bordes netos con reflejos en su superficie, con un promedio general de 20 a 60 micras de diámetro y representan dilataciones localizadas de la red capilar (Fig. 3.38) [53].

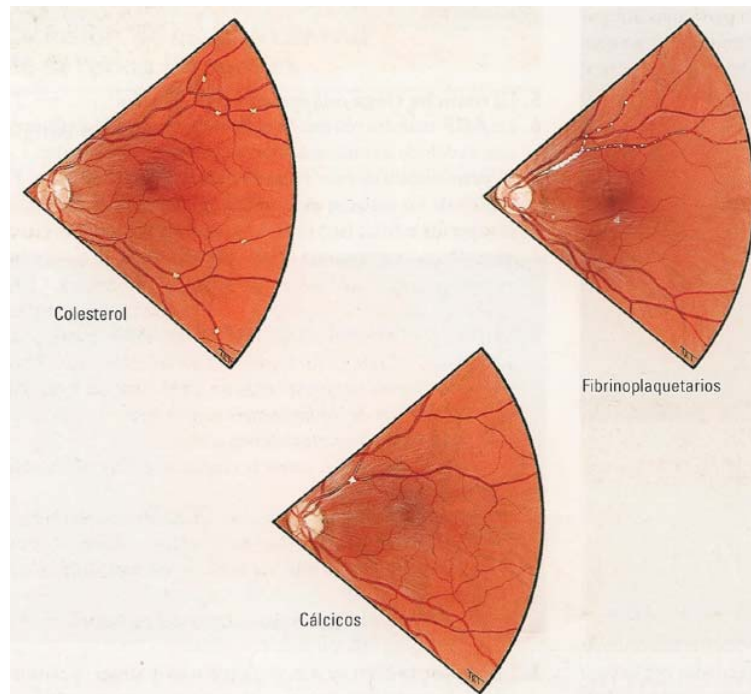
**Macroaneurisma arterial retiniano.** Un macroaneurisma arterial retiniano es una dilatación localizada de una arteriola retiniana que suele ocurrir en los tres primeros órdenes del árbol arterial. Tienen predilección por las mujeres ancianas hipertensas y afectan a un ojo en el 90% de los casos [54].



*Fig. 3.38 Microaneurismas.*

**Émbolos o trombos retinianos.** Los émbolos o trombos aparecen como manchas grises centelleantes vistas dentro de la luz de la arteriola. Por lo general, el vaso es definitivamente más estrecho distalmente con respecto al émbolo. Casi siempre, el émbolo se encontrará en un sitio de bifurcación arteriolar, la cual es una localización lógica, ya que viajará periféricamente hasta llegar a una rama tan pequeña que no le permitirá pasar más allá. Existen tres tipos principales de émbolos: los de colesterol, cálcicos y plaquetas de fibrina (Fig. 3.39).





**Fig. 3.39** Principales tipos de émbolos retinianos.

**Aterosclerosis y arteriosclerosis.** Los diversos tipos de esclerosis que se observan en los vasos de la retina pueden clasificarse como producidos por arteriosclerosis de la vejez y por aterosclerosis.

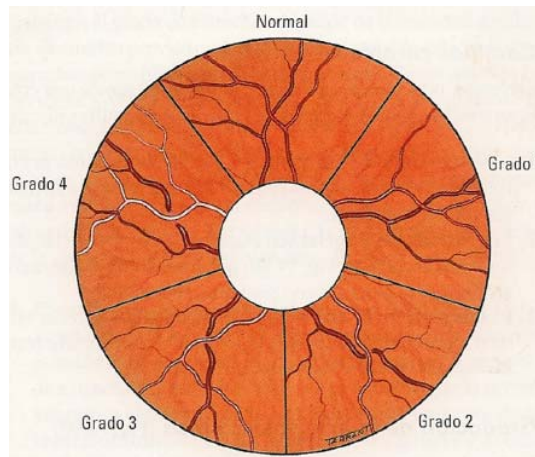
El proceso de aterosclerosis se produce en los vasos más grandes (arteria central de la retina y sus ramas mayores) y se debe a infiltración grasa en placas (placas ateromatosas) que se producen en la íntima, además de relacionarse con la fibrosis. Los cambios ateroscleróticos en el vaso central pueden alterar el curso de los vasos de la retina de manera que parece que los retrae hacia la papila, pierden su curvatura normal y se aplanan, a la vez que aumenta el ángulo entre sus ramificaciones.

La arteriosclerosis se caracteriza por un aumento en la reflexión de la luz, pérdida de la transparencia, atenuación focal e irregularidad del calibre [54].

Los signos retinianos de la arteriosclerosis se clasifican en (Fig. 3.40):

- Grado 1. Aumento del reflejo luminoso arteriolar y ocultación de las venas.
- Grado 2. Compresiones en los cruces arteriovenosos: cruces en ángulo recto.
- Grado 3. Arteriolas en hilos de cobre.
- Grado 4. Arteriolas en hilos de plata, sin coloración rojiza.



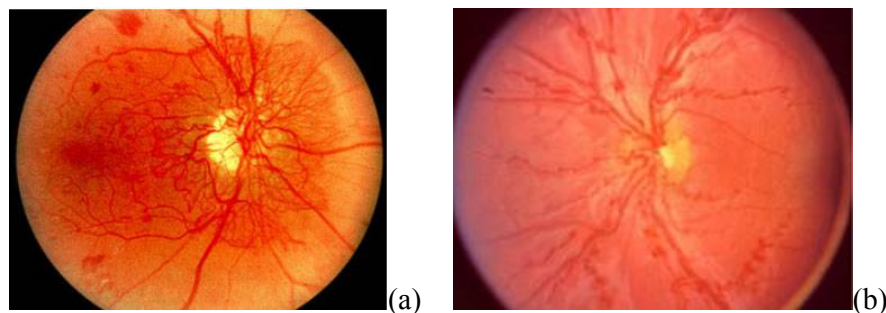


**Fig. 3.40** Gradación de la arterioesclerosis retiniana.

### 3.B.2.4 Anormalidades de los vasos retinianos

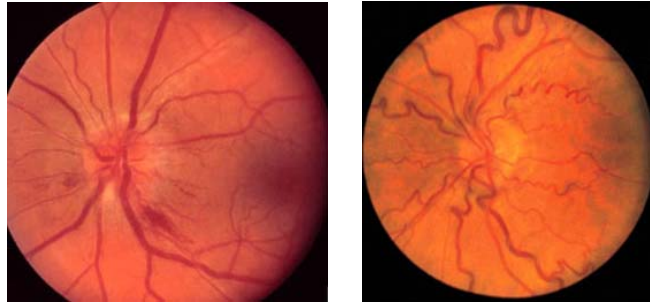
**Neovascularización.** Constituye la máxima distorsión del patrón vascular retiniano. Los vasos neoformados no siguen el patrón ordenado de ramificaciones característico de los vasos retinianos, sino por el contrario, los vasos de neoformación siguen un curso tortuoso en zigzag. Estos múltiples y pequeños vasos tortuosos están, por lo regular, intercomunicados o paralelos unos con otros. Estos nuevos vasos se agrupan, de ahí que formen zonas localizadas (Fig. 3.41a).

**Tortuosidad vascular.** Es frecuente y puede ser evidente en las arterias pequeñas cercanas a la mácula, las cuales asumen formas de sacacorchos o en espiral, en especial cuando existe fibrosis prerretiniana. Es posible que ocurran alteraciones lumbales, que se observan como irregularidades en el tamaño y en la amplitud de las arterias. Las zonas estrechas en los vasos se alternan con segmentos normales o dilatados (Fig. 3.41b).



**Fig. 3.41** (a) Neovascularización. (b) Tortuosidad vascular retiniana.

**Aumento del calibre vascular.** Se observa en los padecimientos que determinan un aumento en la circulación ocular o impiden la salida de la sangre. Se incluyen en estos padecimientos: policitemia, fístula “seno cavernoso-arteria carótida”, oclusión de la vena central de la retina o de alguna de sus ramas y edema de la papila. En las dos primeras condiciones tanto la arteriola como la vena están dilatadas, mientras que en las otras dos, sólo se dilatan las venas (Fig. 3.42).



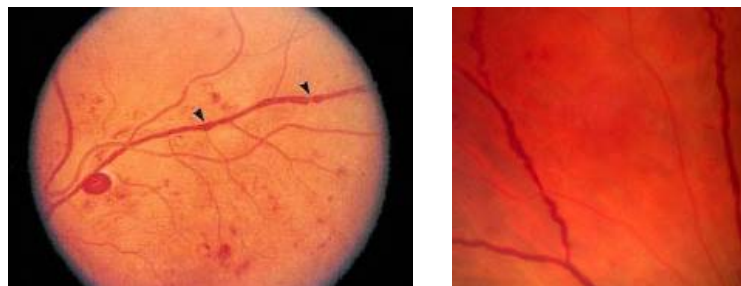
*Fig. 3.42 Aumento del calibre vascular.*

**Disminución del calibre arteriolar.** Puede deberse a la constricción funcional de las paredes vasculares, a la reducción del flujo sanguíneo, al ojo o a la atrofia de la retina. Las causas más frecuentes son la hipertensión maligna, la oclusión de la arteria central de la retina, la retinosis pigmentaria y una variedad de otras degeneraciones e intoxicaciones retinianas específicas poco frecuentes (Fig. 3.43).



*Fig. 3.43 Estrechamiento arterial focal en una hipertensión.*

**Irregularidad del calibre venoso.** Se refiere a dilataciones irregulares segmentarias de los vasos retinianos que le dan un aspecto de rosario. La neovascularización, los microaneurismas y la irregularidad del calibre venoso se presentan en la oclusión venosa, en la retinopatía diabética y en varios tipos de coriorretinitis crónica (Fig. 3.44).

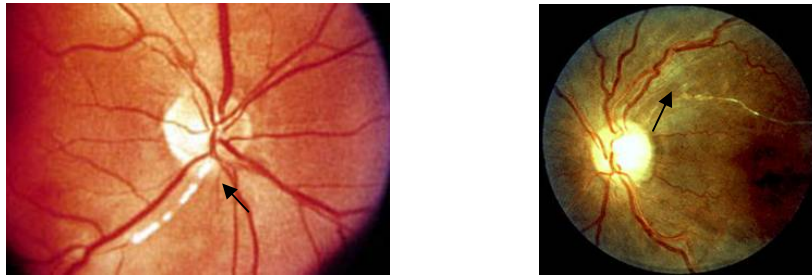


*Fig. 3.44 Irregularidad del calibre venoso.*

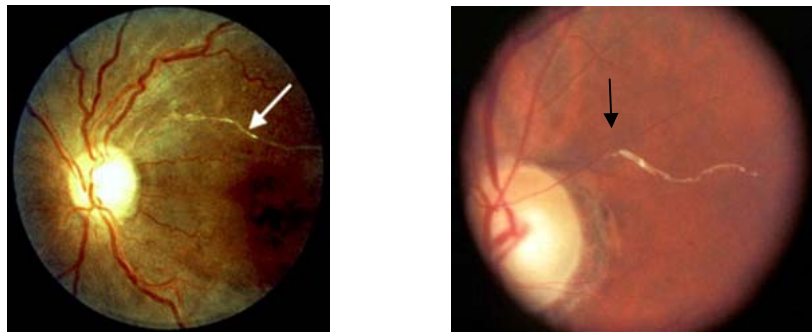
**Color.** El color de un vaso se debe a la anchura de su banda refleja. La banda refleja es una propiedad de la transparencia y reflectividad de la pared del vaso. Uno de los signos tempranos y definitivos de la esclerosis arteriolar es el aumento de la anchura de la banda refleja arteriolar (aumento del brillo arteriolar) a un tercio o más del calibre del vaso, porque la pared del vaso pierde de manera gradual su transparencia y se vuelve visible, debido a lo cual la columna de sangre se ve más ancha. Los vasos se esclerosan al infiltrarse las paredes

de las arteriolas con lípidos y colesterol. Con el aumento progresivo de la severidad de la esclerosis arteriolar, los vasos retinianos cambiarán del rojo hacia el anaranjado rojizo, el rojo grisáceo y finalmente el gris sucio.

Cuando los productos grasos de color amarillo grisáceo en el vaso se mezclan con el rojo de la sangre de la columna, producen un aspecto típico de “hilos de cobre”, lo cual indica una arteriosclerosis moderada (Fig. 3.45). Al progresar la esclerosis, la reflexión de la luz en la pared del vaso es completa, el reflejo es blanco brillante y no se aprecia la columna de sangre, semejando “hilos de plata” (Fig. 3.46). Este cambio se presenta de manera típica en ramas menores, lo que a veces puede producir oclusión de una rama arteriolar.



*Fig. 3.45 Hilos de cobre.*



*Fig. 3.46 Hilos de plata.*

**Hiperemia.** La hiperemia puede ser arterial o venosa (Fig. 3.47). La hiperemia arterial, que se caracteriza por plenitud y tortuosidad de las arterias, no sólo acompaña a la inflamación retiniana, sino también la de las estructuras vecinas, sobre todo el tracto uveal. La de tipo venoso presenta dilatación y tortuosidad, lo que se produce por la obstrucción del retorno venoso al corazón. Se puede originar por congestión venosa general. Estas últimas afectan con más frecuencia a las venas de la papila; la situación extrema se ve en la trombosis de la vena central de la retina [54].



*Fig. 3.47 Hiperemia.*

### 3.B.3 Importancia del análisis de retinas

La detección de la luz permite a los individuos localizar tanto alimentos como posibles predadores y peligros. La luz consiste en una radiación electromagnética que se emite en forma de ondas y varía a lo largo del espacio y el tiempo. La función del sistema visual es extraer información sobre el mundo a partir de estas radiaciones electromagnéticas. A través de una pequeña abertura de unos 2mm de diámetro, el ojo selecciona una pequeña fracción de estas longitudes de onda y junto con el cerebro reconstruye la posición, forma, tamaño, textura, color y movimiento de cada objeto en nuestro campo de visión.

Nuestros ojos son, por lo tanto, los órganos receptores de las imágenes del mundo exterior y son el sentido que le permite al hombre conocer con más detalle el medio que lo rodea para relacionarse con sus semejantes con mayor certidumbre.

Aunque todas las partes del ojo son importantes para percibir la información visual, la retina es quizás la parte vital del sistema. La retina es esencialmente una porción del cerebro que se proyecta hacia las estructuras superficiales del organismo con el fin de recibir los rayos luminosos que provienen del mundo exterior. Su fácil acceso, unido a la posibilidad de estudiar el procesamiento de la información en una porción intacta del sistema nervioso, convierte a esta estructura en un modelo único y de gran utilidad para estudios fisiológicos y morfológicos del sistema nervioso en general.

### 3.B.4 Imágenes de fondo de ojo

Por sus características anatómicas, se considera que la retina es una parte del cerebro que se encuentra fuera de éste. En ella se puede apreciar directamente el estado de la red vascular del paciente. Entre los medios ópticos que más comúnmente se utilizan para hacer estas observaciones se pueden mencionar el oftalmoscopio manual y la cámara de fondo de ojo, equipo que en sus versiones actuales posibilita la captura y almacenamiento en forma digital de las imágenes de retina.

Las imágenes de fondo de ojo son fotografías digitales tomadas con el oftalmoscopio electrónico durante la exploración de la retina por el oftalmólogo. Suelen captarse y analizarse dos tipos de imágenes ópticas: la oftalmoscópica y la angiográfica.

Para la observación de las imágenes angiográficas, se requiere introducirle al paciente mediante una inyección intravenosa una sustancia fluoresceínica que hace opaca durante un tiempo prudencial las redes vasculares arterial y venosa, lo que posibilita durante ese tiempo la adecuada apreciación de sus características [52]. Estas imágenes se aprecian mejor en niveles de gris, mientras que las naturales se analizan en su propio color (Fig. 3.48).



*Fig. 3.48 Imagen oftalmoscópica y angiográfica de dos retinas humanas diferentes.*

# CAPÍTULO IV

## Solución del problema

En este capítulo se describe la interfaz gráfica desarrollada para interactuar con el sistema durante la ejecución de los procedimientos que procesarán las imágenes de retina, detectarán la posición del disco óptico, permitirá disponer de la red vascular y finalmente a partir de ella se separará la misma en sus ramas arterial y venosa. Así mismo, se exponen las metodologías aplicadas para llevar a cabo cada uno de estos procedimientos.

### 4.1 Interfaz gráfica

Para cumplir con los objetivos planteados al inicio de esta tesis, se desarrolló una interfaz gráfica que permite disponer de las facilidades de operación y ejecución de los programas que están asociados a cada uno de los módulos, con lo cual se ahorra tiempo y se asegura una excelente interactividad con el usuario.

La interfaz fue desarrollada completamente utilizando el enfoque de la programación orientada a objetos, en el entorno gráfico del Borland C++ Builder versión 6.0, dentro de la cual se han utilizado de manera eficaz y eficiente todas las características que la distinguen, desde la creación de una clase hasta el polimorfismo y la herencia. Al sistema de análisis y separación de la red vascular en conjunto se le ha denominado SAIR en este trabajo por sus siglas en español “*Sistema para el análisis de imágenes de retina*”.

Todos los menús, los textos de las pantallas y los cuadros de diálogo aparecen en español. La interfaz gráfica principal se compone de menús accesibles al usuario, los cuales incorporan facilidades para el procesamiento de imágenes tal y como lo muestra la Fig. 4.1.

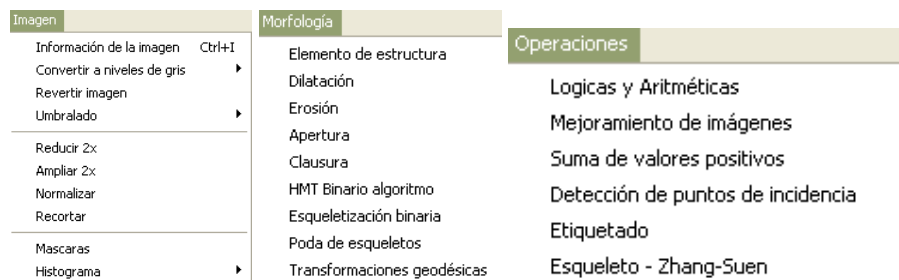
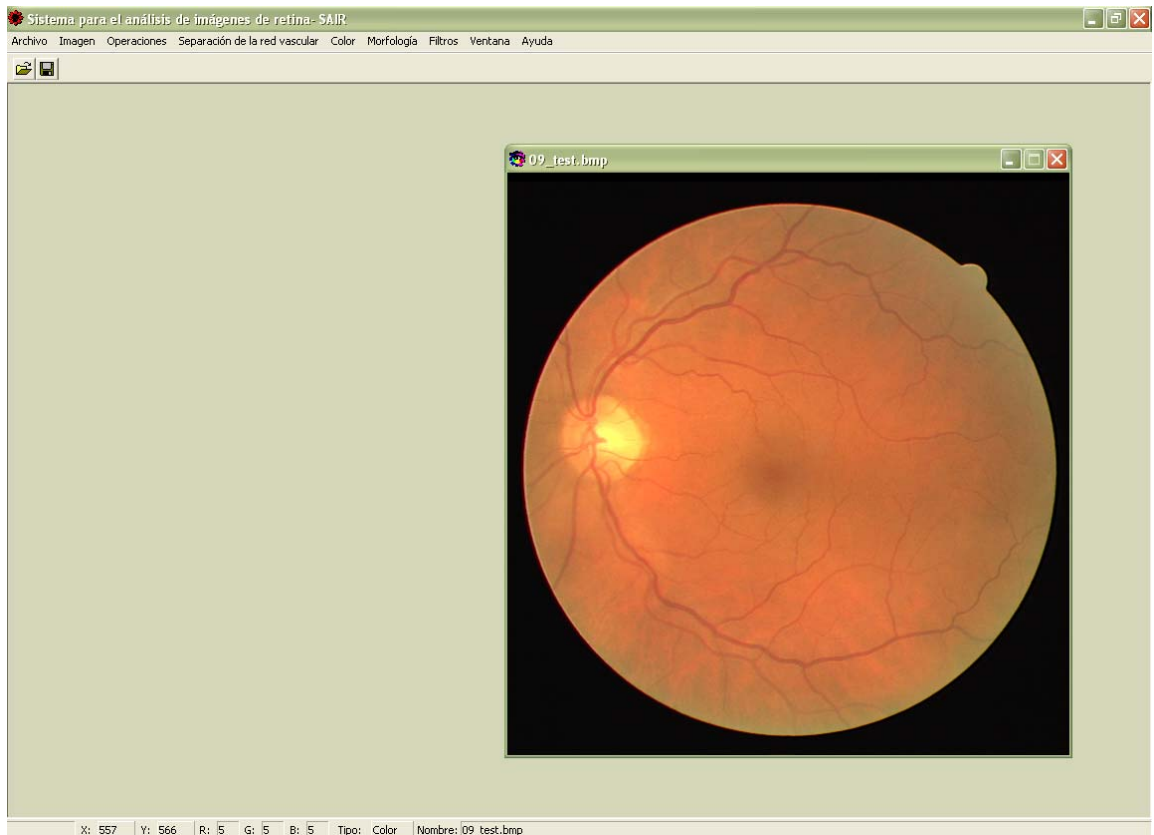


Fig. 4.1 Algunos menús presentes en la interfaz gráfica.



La pantalla principal de la interfaz gráfica desarrollada se muestra en la Fig. 4.2.



*Fig. 4.2 Pantalla principal del Sistema para el análisis de imágenes de retina “SAIR”.*

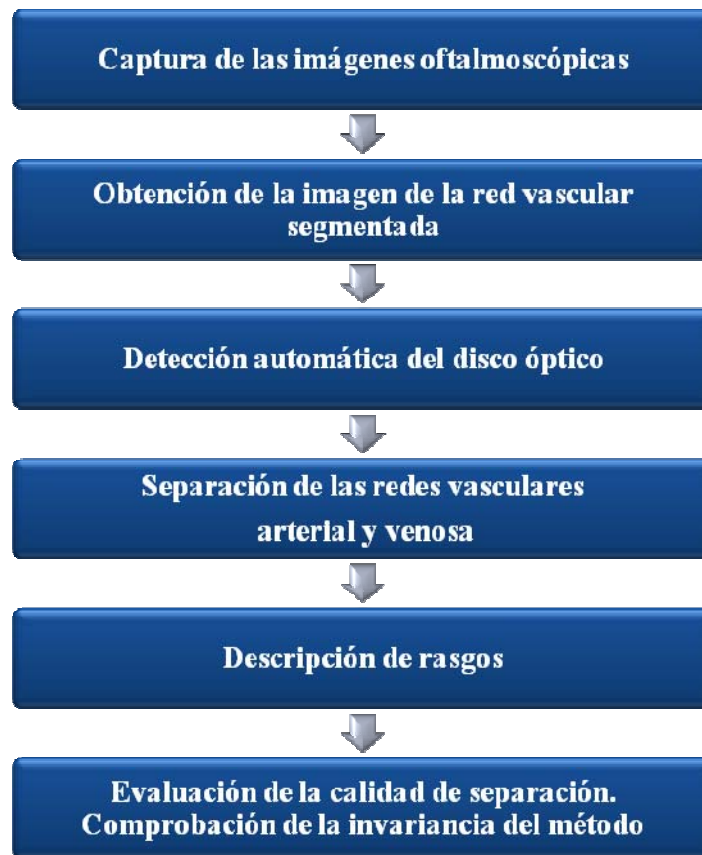
## 4.2 Metodología general de la propuesta

Recordemos que es un propósito esencial de este trabajo obtener los resultados a partir del análisis de imágenes oftalmoscópicas en colores y no fluoresceínicas, mediante el uso de técnicas de procesamiento de imágenes y de la morfología matemática.

Para garantizar que desde el principio los resultados tengan un alto por ciento de validez, se han seleccionado sólo las imágenes oftalmoscópicas en colores que fueron capturadas con calidad aceptable, es decir, que en ellas no se aprecian reflejos, mutilaciones, ruido excesivo, muy bajo contraste u otras degradaciones que puedan “confundir” al sistema. En nuestro caso, se analizarán imágenes de retinas sanas y patológicas obtenidas de la base de datos DRIVE [55], la base de datos STARE [56], y de la base de datos ARIA [57]. Finalmente, también se analizarán algunas imágenes proporcionadas por los oftalmólogos asociados al proyecto SIP 2009-1057 [58].

Para el análisis y separación de la red vascular se llevarán a cabo las etapas mostradas en el diagrama de bloques del sistema completo que se muestra en la figura 4.3, las que se ejecutarán de manera sucesiva a partir de la imagen de fondo de ojo en colores y su correspondiente imagen binaria con la red vascular segmentada.

A continuación se describen someramente las actividades que se desarrollan durante la ejecución de cada una de las etapas del sistema.



*Fig. 4.3 Diagrama de bloques de la estructura global de SAIR.*

El módulo de captura de las imágenes oftalmoscópicas de retinas humanas en colores, exige seleccionar la imagen a la que se desea dividir su red vascular en sus dos ramas: la arterial y la venosa.

Posteriormente se detecta la posición del disco óptico, la cual se lleva a cabo con la ayuda de una metodología morfológica propia. La necesidad de ubicar automáticamente el disco óptico, es debida a que no es de nuestro interés separar en venosos o arteriales los vasos del racimo vascular situado dentro del mismo, por lo que se ocultará siempre mediante la sobreposición de un disco negro con nivel cero.

Una vez que se ha detectado el disco óptico a partir de la imagen original, el sistema solicita la imagen binaria de la red vascular de la retina segmentada con los vasos sanguíneos visibles al menos hasta la segunda bifurcación. A continuación se procede a separar las redes vasculares arterial y venosa sobre la base de sus características morfológicas y morfométricas. Para realizar este proceso, la imagen oftalmoscópica original se divide en celdas cuadradas, para más tarde clasificar los vasos sanguíneos en el interior de cada una de ellas según la información determinada previamente en sus celdas vecinas obtenida mediante una metodología propia única.

Durante el proceso de separación de las redes en sus ramas arterial y venosa, se irán describiendo los rasgos hallados en cada una de las celdas analizadas, consistentes en el número y posición de las bifurcaciones y puntos terminales en cada una de las redes y la posición de los cruces entre ambas ramas. Finalmente, se evaluará visualmente la calidad de la separación y se detectarán los errores cometidos en el proceso mediante la superposición de todas y cada una de las imágenes obtenidas sobre la imagen en colores original.

Para comprobar la calidad del método propuesto y la robustez del sistema completo, se evaluará el método de separación propuesto respecto a la invariancia de los diversos resultados que se obtengan ante las transformaciones afines de traslación, rotación y escala, así como a errores provocados intencionalmente por nosotros.

Ahora pasamos a describir con más detalles cada una de las etapas requeridas por todo el proceso de separación de la red vascular en sus ramas venosa y arterial.

### **4.3 Módulo de detección del disco óptico**

Este módulo fue creado con el propósito de ubicar las coordenadas del centro del disco óptico y determinar su diámetro, con el fin de conocer de qué ojo (derecho o izquierdo) es la imagen oftalmoscópica de retina que se analiza y para ocultar los vasos sanguíneos en el interior del mismo en la imagen segmentada. Estas operaciones serán de suma ayuda en la metodología de separación de la red vascular. Todas las imágenes que se analizan en SAIR proceden de la misma fuente, por lo que son similares en tamaño y características.

Para detectar el disco óptico o papila óptica a partir de la imagen oftalmoscópica de retina en colores, se sigue la metodología propuesta en la Fig. 4.4. Inicialmente se obtiene el canal verde de la imagen de color, debido a que es el que presenta más detalles y menos ruido con respecto a los canales rojo y azul. Posteriormente, se aplica una apertura con un elemento de estructura circular plano de un diámetro de 5 píxeles, seguida de una clausura a la imagen resultante con el mismo elemento de estructura, con el fin de resaltar el área de interés (el disco óptico) y difuminar los vasos sanguíneos presentes.

Puesto que el disco óptico generalmente se visualiza como una región circular brillante, se debe umbralar la imagen obtenida con un valor de umbral de 150 (obtenido empíricamente), para segmentar las regiones más claras y con ello detectar las posibles zonas en donde puede estar ubicado dicho disco.

Se efectúa entonces el etiquetado de dos pasos en la imagen anterior para contar e identificar las regiones conectadas presentes. A continuación se calcula el área, los centroides y el factor de compacidad de cada una de las regiones conectadas halladas, al mismo tiempo que se determina cuál de ellas tiene mayor área. Subsiguientemente, se hace un filtrado de las regiones conectadas en donde se podría ubicar el disco óptico, mediante el cálculo de la distancia euclidiana en píxeles entre el centroide de la región de mayor área y los centroides de cada una de las otras regiones identificadas. Si la distancia en píxeles entre el centroide de la región de mayor área y el centroide de cada región analizada es mayor que el tamaño previsto del disco óptico (en nuestro caso entre 72 y 100 píxeles para el tamaño estándar de nuestras imágenes), entonces se elimina de la imagen la región analizada. Asimismo, se hace



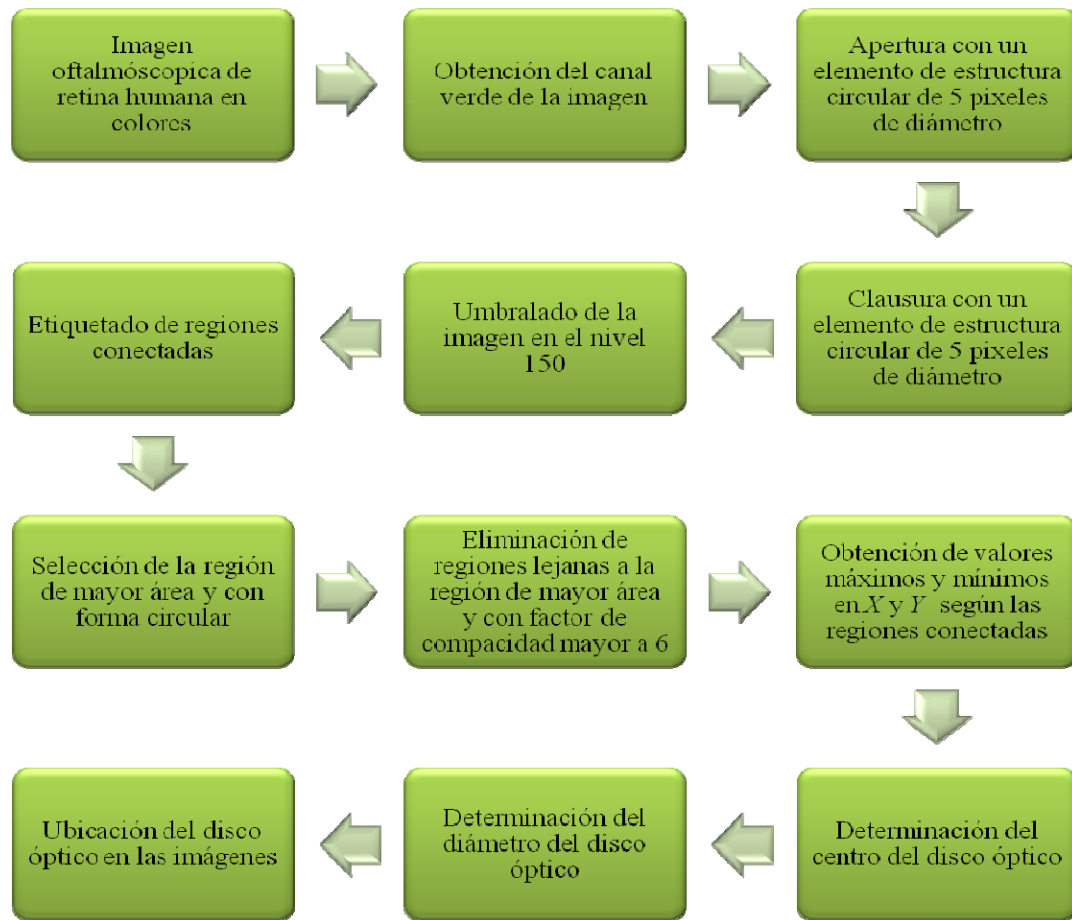
un filtrado de las regiones mediante el factor de compacidad, el cual se define como el perímetro al cuadrado del objeto dividido por  $4\pi$  veces su área [24]. El valor de este factor es mínimo cuando se trata de regiones circulares. Por lo tanto, si el factor de compacidad de cada una de las regiones conectadas halladas en la imagen es mayor que 6, valor seleccionado por nuestras experiencias, entonces dicha región es eliminada, puesto que solo nos interesa detectar las regiones circulares. De esta forma se concentran alrededor de una posición única, la del objeto de mayor área en píxeles y con forma circular, todos los objetos claros segmentados en la etapa anterior.

Una vez que se ha filtrado la imagen y ésta cuenta sólo con las posibles regiones en donde se encuentra ubicado el disco óptico, se determinan y se almacenan las coordenadas  $(x, y)$  del primer píxel claro que aparece de arriba hacia abajo, de abajo hacia arriba, de izquierda a derecha y de derecha a izquierda, de las regiones conectadas todavía presentes en la imagen. Después se promedia la coordenada  $x$  del píxel encontrado de izquierda a derecha con la coordenada  $x$  del píxel encontrado de derecha a izquierda, y el resultado será la coordenada  $x$  del centro del disco óptico. Igualmente, se promedia la coordenada  $y$  del píxel encontrado de arriba hacia abajo con la coordenada  $y$  del píxel encontrado de abajo hacia arriba, y el resultado será la coordenada  $y$  del centro del disco óptico.

Una vez que se dispone de las coordenadas  $(x, y)$  del centro del disco óptico, se posiciona un disco circular negro en dichas coordenadas ajustándose su diámetro de manera que cubra como mínimo un 95% del área de todas las regiones conectadas detectadas en los pasos anteriores. Se comienza probando con un disco de diámetro de 72 píxeles y hasta un diámetro de 100 píxeles, con incrementos del valor del diámetro de 4 píxeles cada vez. Se escogió este rango puesto que se halló de manera experimental que en 18 imágenes de 20 seleccionadas arbitrariamente el diámetro del disco óptico estuvo dentro de este rango. Finalmente, se coloca el disco de color negro en la imagen en colores original y en la imagen binaria de la red vascular segmentada, cuyo centro colocado en las coordenadas  $(x, y)$  previamente halladas cubre más del 95% de las regiones conectadas filtradas, con el fin de omitir todos los vasos sanguíneos del racimo vascular presentes en su interior.

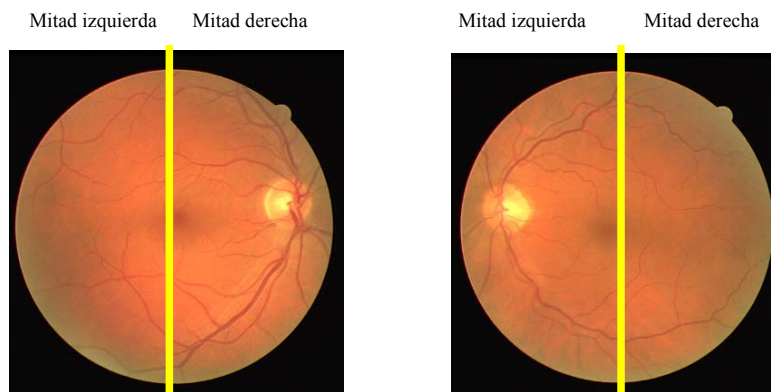
Con base en las coordenadas del centro de la papila óptica, se puede determinar si la imagen de fondo de ojo es del ojo derecho o del ojo izquierdo. Para ello, se traza un eje vertical que divida a la imagen original en dos secciones aproximadamente iguales. Si el centro del disco óptico se encuentra en la mitad derecha de la imagen, entonces se trata del ojo derecho de la persona (Fig. 4.5 (a)). En cambio, si el centro del disco óptico se encuentra en la mitad izquierda de la imagen, entonces se trata del ojo izquierdo de la persona (Fig. 4.5 (b)).

Si la imagen es del ojo derecho, los resultados de interés de la separación se referirán a los cuadrantes superior e inferior izquierdos. Si la imagen es del ojo izquierdo, los resultados de la separación se referirán a los cuadrantes superior e inferior derechos. El resto de la red vascular de los cuadrantes restantes no presenta ninguna información de interés, aunque también serán separados en sus ramas venosa y arterial.



**Fig 4.4** Diagrama de etapas para la detección del disco óptico.

Cabe mencionar que todos los valores aquí establecidos en nuestra metodología, fueron determinados de manera experimental, puesto que fueron los que presentaron los mejores resultados.



**Fig. 4.5** (a) Imagen de fondo de ojo derecho. (b) Imagen de fondo de ojo izquierdo.

#### 4.4 Módulo de segmentación de la red vascular

Dado que no es un objetivo particular de este trabajo el segmentar la red vascular de la retina, el sistema solicita la imagen de la red vascular segmentada correspondiente a la imagen original con vasos sanguíneos visibles al menos hasta la segunda bifurcación.

Estas imágenes se obtienen de la base de datos DRIVE, constituida por 40 imágenes (7 de las cuales presentan patologías) de la red vascular de retina humana segmentada de manera manual por dos observadores entrenados por un oftalmólogo. Las imágenes tienen un tamaño de 565 x 584 píxeles, 8 bits por cada canal de color y comprimidas en formato JPEG [19]. Las 40 imágenes están divididas en 2 conjuntos, el de entrenamiento y el de pruebas; cada conjunto presenta 20 imágenes; el conjunto de entrenamiento consta de 3 imágenes con patologías, mientras que el conjunto de prueba consta de 4 imágenes con patologías. Desafortunadamente, no todas las imágenes de redes vasculares segmentadas manualmente de la base de datos DRIVE cumplían con los requisitos mínimos exigidos por nuestro sistema, pues algunas de ellas presentaban los vasos más gruesos de lo debido, lo que daba lugar a contactos ocasionales entre las redes venosa y arterial que impedían ejecutar correctamente el algoritmo de separación desarrollado en este trabajo. Por lo tanto, solo se escogieron de esta base de datos aquellas imágenes que cumplían con las características idóneas exigidas por nuestro algoritmo de separación.

También se trabajó con las imágenes de la base de datos ARIA [57], la cual consta de imágenes de fondo de ojo de retina en colores, de personas adultas, con su correspondiente segmentación manual de la red vascular, del disco óptico y de la fovea. Las imágenes están en formato BMP y tienen un tamaño de 768 x 576 píxeles.

Por otro lado, las imágenes con la red vascular segmentada también pueden provenir de sistemas que las generen mediante cualquier algoritmo o metodología reportada en la literatura, siempre y cuando brinden buenos resultados y cumpla con la condición de que sean claramente visibles las ramas de la red al menos hasta la segunda bifurcación.

#### 4.5 Módulo de separación de la red vascular

En este módulo se realiza la separación de la red vascular en sus ramas arterial y venosa mediante las características morfológicas y morfométricas que presentan los vasos correspondientes, como son su grosor, la ubicación de los vasos sanguíneos con respecto a la posición del disco óptico y la detección de los cruces entre las ramas de ambas redes. Para realizar la separación de las redes vasculares, el método propuesto se basa en la división de la imagen de retina en celdas cuadradas, así como en la clasificación de los vasos en el interior de cada una de las celdas, según algunos parámetros que se determinan con base en su contenido.

Podría existir alguna confusión entre los términos *segmentación*, *separación* y *clasificación* de los vasos, por lo que hacemos una breve descripción de los mismos. Por *segmentación* se entiende como la extracción o aislamiento en la imagen de los diferentes objetos o regiones de interés a reconocer, que en nuestro caso es la red vascular completa como un solo objeto. El término *separación* de la red vascular se refiere a la *clasificación* de los vasos sanguíneos en

la red vascular en venosos y arteriales, es decir, a la determinación de cuáles pixeles de los vasos sanguíneos en la imagen de la red vascular segmentada son de tipo venoso o arterial.

A continuación se describen las características morfológicas y morfométricas en las que se basa la clasificación de los vasos. Finalmente, se describe la metodología utilizada para separar la red vascular en sus ramas arterial y venosa a partir de imágenes oftalmoscópicas de fondo de ojo de retinas humanas en colores.

#### **4.5.1 Características morfológicas y morfométricas a tomar en cuenta para la separación de la red vascular**

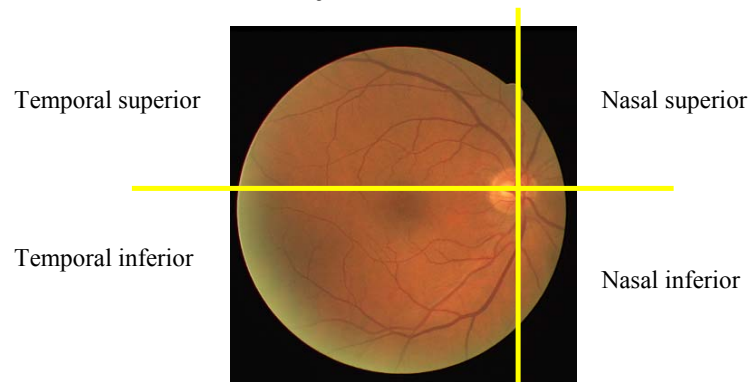
A continuación se describen algunas de las características morfológicas y morfométricas que distinguen a las redes vasculares de la retina, sobre las cuales se basará la metodología de separación de los vasos sanguíneos en venosos y arteriales.

Como se sabe, la red vascular de la retina está compuesta por la red vascular arterial y la red vascular venosa, ambas de color rojizo. Cerca de la papila óptica, la red venosa es más gruesa y más oscura que la red arterial que es más clara y más delgada. Lejos de la papila óptica (más de 3 diámetros del disco óptico) ambas redes pueden confundirse por su color y grosor. Las redes vasculares nunca se cruzan ni entrelazan con ellas mismas, ni forman bucles, puesto que ambas tienen estructuras topológicas de árboles. En una retina normal (sana) ambas redes emergen en la retina por el centro de la papila óptica, mientras que en una retina glaucomatosa (con glaucoma), ambas redes aparecen desplazadas hacia la zona nasal, por lo que ya no emergen por su centro.

Hay algunas otras características fisiológicas, morfológicas y morfométricas de las redes vasculares que las distinguen, las que exponemos a continuación:

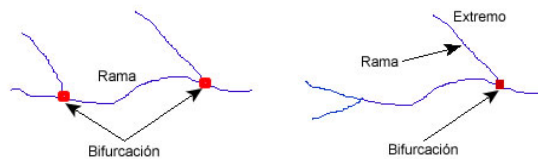
- La red vascular venosa normalmente se sitúa debajo de la red vascular arterial.
- La característica topológica más importante de cada una de ellas es la presencia de bifurcaciones.
- A veces pueden aparecer trifurcaciones, las cuales deben transformarse en dos bifurcaciones.
- La sangre arterial siempre entra a la retina. La sangre venosa siempre sale de la retina.
- A la rama arterial principal se le llama Arteria Retinal Central.
- A la rama venosa principal se le llama Vena Retinal Central.
- Ambas se dicotomizan en nasal y temporal en cada ojo y después se dicotomizan en superior e inferior (Fig. 4.6). Por lo tanto, existen:
  - ◆ Arteria nasal superior
  - ◆ Arteria nasal inferior
  - ◆ Arteria temporal superior
  - ◆ Arteria temporal inferior
  - ◆ Vena nasal superior

- ◆ Vena nasal inferior
- ◆ Vena temporal superior
- ◆ Vena temporal inferior
- En las zonas de la mácula lútea no se aprecian ni venas ni arterias.
- La fôvea, situada en el centro de la mácula lútea, es avascular.
- Hacia donde se ubica la papila óptica en la imagen de fondo de ojo se encuentra la nariz. La mácula lútea de cada ojo se ubica hacia el lado contrario.



**Fig. 4.6** Cuadrantes de la retina.

- Entre dos bifurcaciones consecutivas, o entre una bifurcación y el extremo visible de una vena o arteria, se encuentra correspondientemente una rama venosa o arterial (Fig. 4.7).



**Fig. 4.7** (a) Rama entre dos bifurcaciones. (b) Rama entre una bifurcación y un extremo.

- En una retina normal, las ramas entre dos bifurcaciones consecutivas presentan siempre el mismo grueso, es decir, el grueso de la rama es constante.
- La ubicación de las bifurcaciones en la retina es muy importante para cada red, ya sea venosa o arterial. Por supuesto, no tienen nada que ver las bifurcaciones de la red venosa con las bifurcaciones de la red arterial.
- Por ninguna de las ramas de las redes vascular o venosa la sangre circula hacia atrás.
- A pesar de que la red arterial trae la sangre del corazón hacia la retina y la red venosa lleva la sangre venosa desde la retina hacia los pulmones, ambas tienen una estructura similar de árbol.
- Las ramas venosa y arterial primarias, secundarias y cuando más las terciarias, son las de mayor interés.

- En una rama primaria ocurren las primeras bifurcaciones. En una rama secundaria ocurren las segundas bifurcaciones. En una terciaria las terceras bifurcaciones.
- Una bifurcación siempre divide a una rama de dos ramas de menor grosor (diámetro).
- Las ramas de las redes venosa y arterial, en general, pueden cruzarse.
- Los cruces no dividen a las ramas. Los cruces son siempre entre una rama venosa y una arterial. Las ramas que se cruzan pueden ser de arterias y venas primarias, secundarias o terciarias.
- Entre las diferentes ramas de las redes venosa y arterial pueden haber cruces en cualquier lugar de la retina.
- El flujo  $F$  de la sangre que llega a una bifurcación, se divide siempre en dos ( $F = F_1 + F_2$ ).
- Tanto las venas como las arterias tienen estructura tubular. Consideraremos la sección transversal de las venas y arterias como circular.
- Las bifurcaciones no pueden dar lugar a ramas con ángulos entre ramas mayores a  $90^\circ$ , lo cual indicaría que la circulación de la sangre es en sentido contrario al normal.

#### **4.5.2 Análisis previos a la aplicación de la metodología**

Puesto que la separación en las redes venosa y arterial se llevará a cabo mediante análisis locales dentro de celdas cuadradas estructuradas dentro de un retículo rectangular, entonces se exigió un análisis acerca del tamaño idóneo de dichas celdas para obtener los mejores resultados.

El tamaño de las celdas cuadradas que se ha determinado como el idóneo de acuerdo a los intereses de este trabajo, es de  $20 \times 20$  píxeles [59]. Este tamaño de celda fue determinado con base en un análisis realizado con el fin de determinar de una forma directa, entre otros, si las celdas contienen un segmento (o más de uno) de vena o arteria, alguna bifurcación de una u otra, cruces entre ambos tipos de vasos, etc. En este análisis, en primera instancia, se tomaron en cuenta dos rasgos locales: el número de contactos de los vasos sanguíneos con los cuatro bordes de cada celda, así como el número de objetos (componentes conectadas) que contenía cada una de ellas.

Primeramente se dividieron las imágenes en celdas cuadradas de  $30 \times 30$  píxeles y posteriormente en celdas de  $25 \times 25$ ,  $20 \times 20$  y  $15 \times 15$  píxeles. Estos tamaños fueron elegidos para su análisis de manera que la celda no fuera tan pequeña que su interior pueda ser ocupado completamente con alguna rama de red vascular, lo que dificultaría clasificarla como vena o arteria; sin embargo, su tamaño debe ser tal que pueda contener una bifurcación venosa o arterial, un cruce entre una vena y una arteria o un punto terminal de vena o arteria. Por otro lado, tampoco el tamaño de la celda debía ser demasiado grande, ya que podrían presentarse algunas de ellas con tantos vasos sanguíneos, que complicaría un correcto reconocimiento a causa del excesivo número de combinaciones posibles.

En cada tipo de división de celdas según su tamaño, se realizó el conteo del número de contactos de los vasos sanguíneos con sus bordes, el cual nos serviría como base para

determinar de alguna manera su contenido y así encontrar las posibles combinaciones que proporcionarían el primer parámetro para poder clasificar los vasos en su interior. El segundo parámetro sería el número de objetos en el interior de la celda.

Después se analizó el por ciento de las celdas que presentan entre 1 y 5 contactos con los bordes. Las celdas con más de 5 contactos con el borde no serán tomadas en cuenta en la clasificación de los vasos sanguíneos de su interior, ya que el número de combinaciones posibles según los vasos dentro de éstas es alto y por lo tanto sería mucho más compleja su clasificación. Las celdas que tienen entre 3 y 5 contactos, son las que con mayor probabilidad presentan las combinaciones claves correspondientes a las bifurcaciones y a los cruces.

Con base en los análisis hechos y los datos obtenidos, el tamaño de celda idóneo para la separación de la red vascular es el de celdas cuadradas de tamaño de 20 x 20 pixeles [59], puesto que en este tamaño el por ciento de celdas que no serían analizadas es pequeño (menor que el 1%) para las imágenes donde se oculta el disco óptico, además de que el número de celdas claves con cruces entre venas y arterias, y bifurcaciones o trifurcaciones arteriales o venosas, se mantiene con una frecuencia de ocurrencia aceptable de alrededor del 37%.

En la Tabla 4.1 se exponen algunas de las combinaciones más comunes de los vasos sanguíneos (venas o arterias) en un retículo de celdas cuadradas de 20 x 20 pixeles, con un número máximo de cinco contactos (de venas o arterias), con los bordes de las mismas.

**Tabla 4.1** Combinaciones más comunes entre el número de contactos de los vasos sanguíneos y los bordes de la celda correspondiente de tamaño 20x20 pixeles.

Contactos	Combinaciones más comunes									
1										
2										
3										
4										
5										

Estas combinaciones de celdas según el número de contactos de los vasos sanguíneos con los cuatro bordes de la misma, se utilizarían siempre de la misma forma, aunque los vasos sanguíneos en el interior de la misma se encuentren rotados o dispuestos de diferente manera (Fig. 4.8 y Fig. 4.9). Similarmente, estas estructuras presentes en el interior de las celdas (segmentos de vaso sanguíneo, bifurcaciones, trifurcaciones, cruces y puntos terminales) se considerarán válidas, aunque la imagen sea rotada un ángulo cualquiera.



*Fig. 4.8 Combinaciones de 3 contactos con los bordes de vasos rotados cada 90°.*



*Fig. 4.9 Bifurcación rotada cada 90°.*

Como se mencionó anteriormente, es importante insistir en que para la clasificación de los vasos sanguíneos en el interior de las celdas, solo se tomaron en cuenta las celdas que tenían un máximo de 5 contactos con los bordes, debido a que con 6 contactos o más el número de combinaciones posibles harían excesivamente compleja su clasificación. Estos casos, afortunadamente, raramente aparecen en las imágenes de retina normales.

### **4.5.3 Metodología de separación de la red vascular**

La metodología propuesta para la separación de la red vascular de la retina, brindará la información necesaria y suficiente para crear las siguientes imágenes de salida independientes:

- Imagen con la red vascular venosa (azul claro).
- Imagen con la red vascular arterial (rojo claro).
- Imagen con las bifurcaciones de la red venosa (puntos verdes).
- Imagen con las bifurcaciones de la red arterial (puntos verdes).
- Imagen con los cruces entre las redes vasculares venosa y arterial (puntos rojos).
- Imagen con los puntos finales de la red venosa (puntos magentas).
- Imagen con los puntos finales de la red arterial (puntos magentas).
- Imagen con los vasos que no se les haya podido determinar su tipo como venoso o arterial (amarillo).

Todas las imágenes anteriormente mencionadas aparecerán con el color indicado sobre un fondo negro.

Una vez que se disponga de la red vascular segmentada de la imagen original en colores, los pasos a ejecutar para separar las redes vasculares venosa y arterial según la metodología propuesta son los siguientes:

1. Detectar y localizar la papila óptica.
2. Ubicar sobre ella un disco negro de nivel cero del tamaño de dicha papila.
3. Dividir la imagen completa de la red vascular segmentada mediante un reticulado de celdas cuadradas disjuntas de 20 x 20 píxeles.
4. Identificar el tipo de vaso (venoso o arterial) presente en todas las celdas que rodean el disco negro de la papila óptica.



5. Con esta información como base, recorrer las celdas a partir de aquéllas que rodean el disco óptico y que ya han sido identificadas.
6. En el análisis de cada celda determinar:
  - a. El número de contactos de los vasos de la celda con los cuatro bordes de la misma.
  - b. El número de componentes conectadas que hay dentro de la celda.
7. Con esta información y el conocimiento previo del tipo de vaso de la celda precedente según el recorrido que se haga de celda en celda de acuerdo a si la imagen de fondo de ojo es del ojo derecho o del ojo izquierdo, determinar:
  - a. Si se trata de un segmento simple (venoso o arterial).
  - b. Si se trata de una bifurcación (venosa o arterial).
  - c. Si se trata de un cruce entre las redes venosa y arterial.
  - d. Si se trata de un punto terminal (venoso o arterial).
  - e. Si se trata de una celda vacía.
8. Sobre la base de la información determinada en el punto anterior, almacenar los datos necesarios para tabular la información resultante del punto 7 y agrupar los pixeles relacionados que irán creando las imágenes de salida correspondientes.
9. Llevar el control de las celdas que se recorren (coordenada  $(X, Y)$ ) y de las posiciones de las celdas en que haya que regresar para ir completando el recorrido por las diferentes ramas de la red.

Para llevar a cabo el algoritmo de separación propuesto, también será necesaria la creación de las siguientes matrices:

- Una con los identificadores de todas las celdas que abarcan la imagen ordenadas por filas y columnas.
- Una con la información venosa de todas las celdas ya analizadas. De aquí saldrá separada la red vascular venosa.
- Una con la información arterial de todas las celdas ya analizadas. De aquí saldrá separada la red vascular arterial.

Cabe mencionar que la posición de los cruces será almacenada en las dos matrices, tanto en la que contiene la información arterial, como en la que contiene la información venosa.

Durante la ejecución del algoritmo se recorre el perímetro del círculo negro sobrepuesto a la papila a partir de la posición correspondiente a las 12 del día (la superior). Si la imagen a analizar se corresponde con la del ojo izquierdo, entonces se procede a recorrer el perímetro del disco en el sentido de las manecillas del reloj, mientras que si la imagen a analizar es del ojo derecho, entonces se recorre el perímetro del disco en sentido contrario al de las manecillas del reloj.

Cada vez que en ese recorrido nos encontramos una celda con un vaso que sale de la papila, se toma la medida de su grosor y se determina su color. Es importante hacer notar que si la celda situada al final del recorrido por el perímetro del disco óptico tiene pixeles de algún vaso sanguíneo que ha de unirse con los de algún eventual vaso ubicado dentro de la primera celda por donde se comenzó el recorrido, entonces el grosor del último vaso sanguíneo encontrado será igual a la suma de ambos vasos.

Según su grosor y color se procede a clasificar en arterial o venoso los vasos hallados en las celdas que tocan el perímetro del círculo negro sobrepuesto al disco óptico. Se cuentan cada vez los pixeles de cada uno de los vasos sanguíneos que hacen contacto con algunos de los bordes de la celda, lo cual nos da la medida del grosor de los vasos sanguíneos que salen de la papila óptica. A su vez se determina a partir de la imagen original el color de los vasos correspondientes. Con ambas medidas, se podría determinar finalmente si el vaso es venoso o arterial.

Se realizó el análisis de los intervalos en niveles de gris que presentan los vasos arteriales y los vasos venosos y se encontró que existe cierto traslape entre los mismos, por lo que resultó un tanto difícil determinar con precisión mediante el color, cuáles vasos sanguíneos encontrados alrededor del disco óptico son de tipo arterial y cuáles de tipo venoso. Por lo tanto, se concluyó que esta clasificación de los vasos sanguíneos alrededor del disco óptico debía hacerse de manera manual, es decir, que la persona que utilizara el sistema, etiquete (clasifique) en un inicio como venoso, arterial o indeterminado, a cada uno de los vasos que sale del disco óptico.

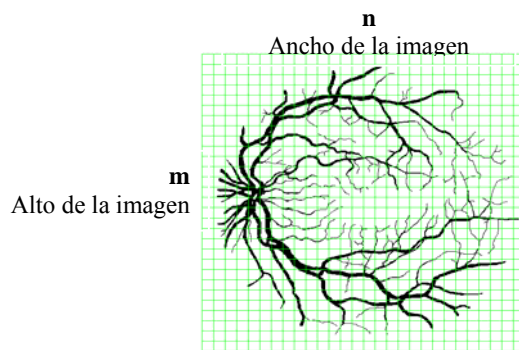
Consecutivamente, se realiza el seguimiento del camino que recorren los vasos que se encuentran alrededor de la papila óptica, ya clasificados como arteriales o venosos, en el orden mencionado anteriormente. Solo se recorrerá el camino que sigue cada vaso hasta encontrar el primer punto de interés como pueden ser las bifurcaciones, trifurcaciones, cruces y puntos finales.

Para determinar el número de contactos de los vasos con los bordes de la celda correspondiente y el número de componentes conectadas dentro de la misma, se esqueletiza su contenido y se eliminan los pixeles aislados que no conforman vasos. Los esqueletos son de un pixel de grueso.

Para llevar un control de los resultados de los análisis de cada celda, se creará una *matriz de estado* de  $m \times n$  elementos enteros en la que  $m$  es el número de celdas de alto y  $n$  es el número de celdas de ancho de la imagen. Los valores almacenados en la matriz, indicarán el estado del análisis de cada una de las celdas según su posición en la imagen (Fig. 4.10). En la Tabla 4.2 se muestran los valores que serán asignados a los elementos de la matriz, según la celda correspondiente y su contenido.

Esto brindará la información necesaria para que el algoritmo reconozca que todas las celdas de la imagen con la red vascular segmentada ya fueron analizadas. Las celdas con ausencia de vasos sanguíneos (valor cero en la matriz), obviamente serán las últimas en analizar.

También se crearán las tablas con la posición de cada una de las bifurcaciones, trifurcaciones, cruces y puntos terminales (Tablas 4.3) para cada uno de los tipos de red, venosa y arterial.



**Fig. 4.10** Imagen binaria de la red vascular segmentada reticulada en  $m \times n$  celdas.

**Tabla 4.2** Valores asignados en la matriz según su contenido.

Valor en la matriz	Significado del contenido total de la celda
0	Ausencia de vasos sanguíneos
1	Todos los vasos sanguíneos clasificados
2	Celdas clasificadas incompletamente
3	Celdas aún no clasificadas

**Tablas 4.3** Tablas en donde se almacena la posición  $(x, y)$  de las bifurcaciones, trifurcaciones, puntos terminales y cruces dentro de la celda donde se encuentran y las coordenadas  $(X, Y)$  de su posición en la imagen.

Celdas con bifurcaciones (venosa, arterial)			
No.	$X_{Celda}$	$Y_{Celda}$	$X_{Bifurcación}$ $Y_{Bifurcación}$
1			
2			
...			
n			

Celdas con trifurcaciones (venosa, arterial)			
No.	$X_{Celda}$	$Y_{Celda}$	$X_{Trifurcación}$ $Y_{Trifurcación}$
1			
2			
...			
n			

Celdas con puntos terminales (venosa, arterial)			
No.	$X_{Celda}$	$Y_{Celda}$	$X_{Punto\ Terminal}$ $Y_{Punto\ Terminal}$
1			
2			
...			
n			

Celdas con cruces			
No.	$X_{Celda}$	$Y_{Celda}$	$X_{Cruce}$ $Y_{Cruce}$
1			
2			
...			
n			

Para comenzar la clasificación de todas las celdas se toma cada una de las celdas de alrededor del disco negro sobrepuesto a la papila óptica, las que ya cuentan con una clasificación correcta del vaso, ya sea venoso o arterial; dicha celda funcionará como celda de inicio en el recorrido que se sigue del vaso. Posteriormente se creará una estructura de árbol en el que su raíz será la celda de inicio del vaso.

El árbol solo indicará el orden en que se tendrán que analizar consecutivamente las celdas según el recorrido que siguen los vasos sanguíneos que se encuentren dentro de ellas. En cada celda a analizar, no solo se tomarán en cuenta los rasgos de los vasos contenidos en su

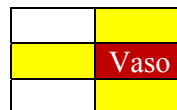
interior, sino también la información de las celdas que se encuentran a su alrededor. El final de cada uno de los árboles se determinará cuando se llegue a las celdas que presentan puntos terminales y que por lo tanto ya no podrán generar hijos.

Para la construcción de los árboles se siguieron las siguientes reglas:

- Si la imagen es de ojo izquierdo, el árbol se expandirá hacia la derecha de la imagen y solo creará hijos con las celdas Este, Norte y Sur, en ese mismo orden.
- Si la imagen es de ojo derecho, el árbol se expandirá hacia la izquierda de la imagen y solo creará hijos con las celdas Oeste, Norte y Sur, en ese mismo orden.
- La conectividad para crear los hijos que se conectan con la celda padre generalmente será 4-conectada. No se accederá a ninguna celda por la diagonal, a menos que se trate de un nodo hoja, en este caso, la conectividad será 8-conectada.
- Se creará otra matriz de números enteros, que llamaremos matriz de generación del árbol, de tamaño  $m \times n$ , en donde  $m$  es el número de retículas de alto de la imagen y  $n$  es el número de retículas de ancho de la imagen. En dependencia de los valores contenidos en la matriz, se indicará si cada una de las celdas, según su posición, pertenece (o no) al árbol que se está creando actualmente, con el objetivo de no encontrar duplicidad en los nodos del árbol. Si en una posición de la matriz se encuentra el valor de 1, entonces la celda en la posición  $m$  y  $n$  ya es parte del árbol actual; por el contrario, si es 0, entonces la celda en cuestión no es parte del árbol corriente.
- Para crear un hijo de cada celda padre, primero se analizará la celda Este u Oeste, según sea el caso; posteriormente la Norte y la Sur (Fig. 4.11 y Fig. 4.12). Después se verificará si las celdas contienen información, es decir, si hay contactos con los bordes; si es así, se procederá a verificar si los vasos sanguíneos de las celdas vecinas que hacen contacto con el borde están conectados con los vasos en el borde de la celda de análisis; entonces se verificará en la matriz de estado si las celdas pertenecen o no al árbol actual, es decir, si la celda que se desea agregar es o no es parte del mismo. Si la celda ya es parte del árbol, entonces no se agrega el nodo, pero si la celda no es de ese árbol (el valor del elemento correspondiente de la matriz de generación del árbol es cero), entonces sí se agregará como un nuevo nodo hijo.



**Fig. 4.11** Máscara de creación de los nodos hijos (celdas amarillas) para la imagen de retina de ojo izquierdo cuando el racimo vascular crece hacia la derecha.



**Fig. 4.12** Máscara de creación de los nodos hijos (celdas amarillas) para la imagen de retina de ojo derecho cuando el racimo vascular crece hacia la izquierda.

- Conforme se recorre el árbol, se analiza el contenido de cada una de las celdas para clasificar los vasos en su interior con base en sus características morfométricas y morfológicas, así como en la conexión existente entre dichos vasos no clasificados y los vasos ya clasificados previamente de las celdas que se encuentran alrededor de la celda de análisis.
- Cada vez que se llegue a las celdas que contienen puntos terminales, que serían los nodos hoja, se analizarán las celdas en la diagonal, con el objetivo de verificar que no haya alguna región conectada en las celdas de la diagonal; en caso de que se encuentre, se clasificará utilizando los vasos ya clasificados alrededor de la misma (Fig. 4.13).



**Fig. 4.13** Máscara en donde se visualiza el nodo hoja (celda roja) y las celdas en diagonal (celdas amarillas).

- Para saber con qué celdas se conectan las componentes conectadas de la celda de análisis, se recorrerán sus bordes con el pixel central de una máscara cuadrada de 3x3 pixeles. Si se encuentran pixeles de vasos sanguíneos en los vecinos del punto central de la máscara (puntos que tocan los pixeles del borde de las celdas adyacentes a la de análisis), entonces la componente conectada de la celda de análisis se podrá considerar conectada con los pixeles conectados de los vasos sanguíneos de la celda adyacente que se analiza.

A medida que se recorre el árbol, se obtienen los rasgos o parámetros de cada celda para determinar las estructuras y el tipo de vasos que contiene. Para ello es necesario determinar previamente los siguientes rasgos y datos de cada una de las celdas que se analiza:

- El número de contactos entre los vasos y los bordes de la celda.
- El número de componentes conectadas que hay en la celda.
- Analizar cada una de las componentes conectadas en la celda y con la ayuda del esqueleto determinar si se trata de una bifurcación, trifurcación, cruce, segmento o punto terminal.
- Medir el grosor de los vasos sanguíneos que tocan los bordes de la celda de coordenadas  $(X, Y)$  y almacenar el dato junto con las coordenadas  $(x, y)$  donde cualquier pixel del vaso sanguíneo haga contacto con el borde.

Para cada celda es necesario generar la estructura de datos de una clase en la que se almacenará toda la información necesaria y relevante del contenido de cada una de ellas, a saber, las coordenadas  $(X, Y)$  de la celda, el número de contactos con los bordes, el número de componentes conectadas dentro de ella, el grosor de los vasos sanguíneos que tocan cada borde. La estructura de esta clase se detalla en la Tabla 4.4:

**Tabla 4.4** Estructura de la clase que almacena la información de cada celda.

<b>Atributos de la clase “Celda”</b>		
<b>Tipo de dato</b>	<b>Nombre de la variable</b>	<b>Descripción</b>
Entero	coordenada_X	Almacena la coordenada X de la celda.
Entero	coordenada_Y	Almacena la coordenada Y de la celda.
Entero	num_contactos_borde	Almacena el número de contactos de los vasos con los bordes de la celda.
Entero	num_componentes_conectadas	Almacena el número de componentes conectadas (vasos) dentro de la celda.
Entero	grosor_vasos[num_contactos_borde]	Almacena el grosor de cada uno de los vasos que toca algún borde.
Entero	coord_xy_pixelTocaBorde [num_contactos_borde][2]	Almacena las coordenadas (x, y) del pixel de vaso que toca el borde.

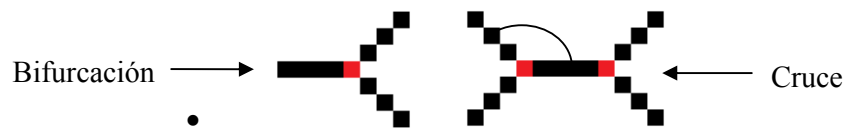
Para llevar a cabo todo el proceso de clasificación de los vasos contenidos en cada celda, debe generarse un árbol de decisiones con las reglas necesarias a ejecutar para, a partir del contenido de cada celda y el de las celdas adyacentes, clasificarlos como arteriales o venosos. A continuación se detallan algunas de estas reglas:

- Para diferenciar un cruce de una trifurcación. Si está cerca del disco óptico, se tomará una región que salga del punto de incidencia de cada vaso sanguíneo, se tomarán medidas del grosor, y con base en este último parámetro, se tomará la decisión sobre el tipo de estructura contenida en la celda. Si la celda de análisis se encuentra lejos del disco óptico, entonces se tratarán de clasificar los vasos en su interior con ayuda de la información de sus celdas vecinas, el sentido hacia donde crece la red vascular y el ángulo entre cada uno de los vasos de una bifurcación.
- Para la detección de los puntos o pixeles de incidencia se obtendrá el esqueleto de la celda a analizar y se eliminarán los pixeles redundantes en la misma, para después pasar una ventana cuadrada de 3x3 por toda la imagen. Entonces en cada posición de la ventana se hará un conteo de todos los pixeles dentro de ella que corresponden a vasos sanguíneos y dependiendo del valor de su suma menos uno, será el tipo del pixel central de la ventana actual.
  - » Si es igual a 1, entonces el pixel central es un punto terminal.
  - » Si es igual a 2, entonces es parte de un segmento de un vaso (venoso o arterial).
  - » Si es igual a 3, entonces el pixel central es una bifurcación (venosa o arterial).
  - » Si es igual a 4, entonces es una trifurcación o un cruce.

Estos resultados pasarán a formar parte de la tabla correspondiente que los agrupa.

- La determinación de los tipos de estructuras según los puntos de incidencia se hará con los siguientes valores:
  - » Si inciden 3 vasos en un mismo punto, entonces es una bifurcación.

- » Si inciden 4 vasos en un mismo punto, entonces es una trifurcación o un cruce.
- Si hubiera alguna rama que por sus características al salir de la papila óptica no pudiera clasificarse, simplemente se clasifica como vaso indefinido y se le da el color amarillo.
- Los cruces siempre son entre dos ramas de diferente tipo. La definición de cuál de las ramas en cuestión es venosa o arterial en un cruce, depende de la situación que provenga de las celdas adyacentes que rodean a la celda de análisis, o del tipo de vaso previamente clasificado que antecede a la celda con el cruce según la dirección de donde éste provenga.
- Uno de los principales problemas presentados en la separación de la red vascular, ha consistido en distinguir una bifurcación de un cruce, puesto que al esqueletizar los vasos presentes en las celdas, un cruce podría aparecer como dos bifurcaciones conectadas por un pequeño segmento (Fig. 4.14). La solución es buscar los puntos de bifurcación. Si hay una conexión de una longitud menor a un número preestablecido de píxeles entre dos puntos de bifurcación, entonces se trata de un cruce. Otra solución estaría dada mediante la medición del ángulo entre la rama por la que se avanza y las nuevas ramas encontradas. Si es una bifurcación, ese ángulo siempre debe ser menor que  $90^\circ$ . Si el ángulo de alguna de las ramas fuera mayor que  $90^\circ$ , entonces se trataría de un cruce.



**Fig. 4.14** Esqueletos de una bifurcación normal y un cruce visto como dos bifurcaciones.

- Las trifurcaciones arteriales o venosas deben convertirse en dos bifurcaciones del mismo tipo.
- Para clasificar los 3 vasos sanguíneos que inciden en una bifurcación, o los 4 vasos que inciden en un cruce, se procede a colocar una máscara cuadrada con centro en el punto de incidencia. El tamaño de la máscara es variable y se calcula según el grosor de los vasos en la bifurcación o cruce. Posteriormente, se suprimen temporalmente los vasos en el interior de la máscara, con el objetivo de clasificar de manera correcta los vasos sanguíneos alrededor de la celda donde inciden los vasos como bifurcación o cruce. Finalmente, se clasifican los vasos que fueron suprimidos en el interior de la máscara, según se trate de una bifurcación venosa o arterial o un cruce entre vasos de diferente tipo.

Con base en la obtención de todos los parámetros descritos anteriormente y al contenido de las celdas ya etiquetadas que se encuentran alrededor de la celda de análisis, clasificar dicha celda en alguna de las posibles combinaciones existentes para dicho número de contactos (Tabla 4.1) y clasificar los vasos sanguíneos contenidos en ella.

Repetir el mismo procedimiento con todas las celdas que se encuentran en la tabla de celdas sin clasificar y celdas clasificadas incompletamente hasta que todas sean analizadas y los vasos en su interior sean clasificados.

Hacer la clasificación del contenido de las celdas que presentan más de 5 contactos en el borde con ayuda de los parámetros obtenidos para dicha celda y del contenido de sus celdas vecinas. Tratar de clasificar todos los vasos (o la mayoría de ellos) en su interior.

Presentar las imágenes de la red vascular arterial y la red vascular venosa por separado, así como los puntos en donde se encuentran las bifurcaciones, los cruces y los puntos terminales.

#### **4.6 Módulo de extracción de características**

Una vez que se haya logrado separar la red vascular de la retina, el módulo final extrae sus características, que incluye el número y posición de las bifurcaciones y de los puntos terminales en cada una de las redes, además de la posición de los cruces entre las ramas de la red venosa y arterial.

Para la descripción de los rasgos, las bifurcaciones (B) podrían representarse de la siguiente forma:

- $BVP_n$  (enésima bifurcación venosa primaria)
- $BAS_n$  (enésima bifurcación arterial secundaria).

Donde:  $1 \leq n \leq k$ , y  $k$  casi siempre es (empíricamente) menor que 9 (en la parte visible).

Para la descripción de los puntos terminales, se podría representar cada punto terminal (PT) de la siguiente forma:

- $PTA_n$  (enésimo punto terminal de la red arterial)
- $PTV_n$  (enésimo punto terminal de la red venosa)

Las ramas se podrían representar con la letra R de la siguiente forma:

- $RPV_m$  (emésima rama primaria venosa)
- $RSA_m$  (emésima rama secundaria arterial)
- $RTV_m$  (emésima rama terciaria venosa).

Donde:  $1 \leq m \leq l$  y  $l$  casi siempre es menor que 4 (en la parte visible).

Los cruces también podrían ser representados por la letra C. Serán denominados  $C_l$ , en donde  $l$  es el número del cruce. La numeración del cruce podría ser dada según éste vaya apareciendo radialmente durante el análisis. Un cruce siempre es diferente a una bifurcación ( $C \neq B$ ).

Los diámetros de los vasos sanguíneos podrían ser representados con la letra D. Por ejemplo,  $D_{RS21}$  es el diámetro de la rama secundaria 2 proveniente de la rama primaria 1.



Las posiciones de las bifurcaciones y cruces podrían ser tabuladas y numeradas secuencialmente:

$B_1, B_2, \dots, B_n$ (Bifurcaciones)	→	Tabla de bifurcaciones
$C_1, C_2, \dots, C_n$ (Cruces)	→	Tabla de cruces

Es importante mencionar como colofón de este módulo, que el sistema será capaz de mostrar las imágenes de la red vascular arterial y la red vascular venosa, junto con la información de las imágenes independientes creadas que indican la posición de las bifurcaciones de ambas redes, de los puntos terminales de ambas redes y de los cruces entre ambas redes.

# CAPÍTULO V

## *Evaluación de los resultados*

---

En este capítulo se evalúan los resultados mediante la comprobación de la validez y efectividad de los parámetros utilizados y la calidad de la separación de la red vascular obtenida por la metodología propuesta. Se presenta una evaluación global de la propuesta, así como una evaluación de cada uno de los módulos desarrollados. Finalmente se incluyen los resultados finales y el cálculo de errores.

Se realizaron pruebas independientes para cada uno de los módulos de análisis desarrollados, exceptuando el módulo de segmentación de la red vascular, el cual no fue desarrollado dentro de este trabajo.

Se ejemplificaron gráficamente los resultados de cada uno de los módulos y se evaluó su desempeño con base en el total de imágenes analizadas, teniendo en cuenta que las mismas en un módulo pudieron haber sido incluidas o no en el análisis de cualquier otro módulo.

La mayoría de las imágenes utilizadas para la evaluación de los resultados fueron obtenidas de las bases de datos disponibles en la red de Internet (DRIVE, ARIA o STARE) o fueron proporcionadas por oftalmólogos.

### **5.1 Resultados del módulo de detección de disco óptico**

Para evaluar la calidad del módulo de detección del disco óptico o papila óptica, se analizaron un total de 114 imágenes de fondo de ojo, de las cuales 40 provinieron de la base de datos de imágenes pública DRIVE [19], 46 de la base de datos de imágenes pública STARE [20], 15 de los oftalmólogos asociados al proyecto SIP 2009-1057 [58] y finalmente 13 provinieron de la base de datos ARIA [57].

Independientemente de si las imágenes analizadas fueron de retinas sanas o que presentaron alguna patología (microaneurismas, exudados, hemorragias, drusas, etc.), la metodología fue capaz de detectar la posición del disco óptico. El análisis de los resultados de este módulo de detección del disco óptico se hizo de manera separada, puesto que los resultados pudieron ser diferentes según se trataba de retinas sanas o patológicas.

Según la descripción dada de la base de datos pública DRIVE, ésta se divide en dos conjuntos: el de entrenamiento y el de prueba. De las 20 imágenes del conjunto de entrenamiento, 17 son de retinas sanas y 3 presentan alguna patología, mientras que en el

conjunto de prueba se cuenta con 16 imágenes sanas y 4 con patologías. Para las 46 imágenes de la base de datos STARE, se tienen 22 imágenes de retinas sanas y 24 con patología. En cuanto a las imágenes de los oftalmólogos, 12 corresponden a imágenes sanas de retina y 3 presentan alguna patología. Finalmente, de las 13 imágenes de la base de datos ARIA, 11 son sanas y 2 presentan alguna patología.

Al hacer el conteo total, de las 114 imágenes sobre las cuales se aplicó la metodología de detección del disco óptico, 78 son imágenes de retinas sanas y 36 de retinas con alguna patología.

Los resultados globales en números absolutos obtenidos con este módulo se muestran en la Tabla 5.1 y los resultados globales en por cientos en la tabla 5.2:

*Tabla 5.1 Resultados globales en números absolutos.*

<b>Tipo de imagen</b>	<b>Número total de imágenes</b>	<b>Imágenes con el disco detectado correctamente</b>	<b>Imágenes con el disco detectado incorrectamente</b>	<b>Imágenes con el disco no detectado</b>
Sanas	78	74	1	3
Patológicas	36	34	2	0
Totales	114	108	3	3

*Tabla 5.2 Resultados globales en por cientos.*

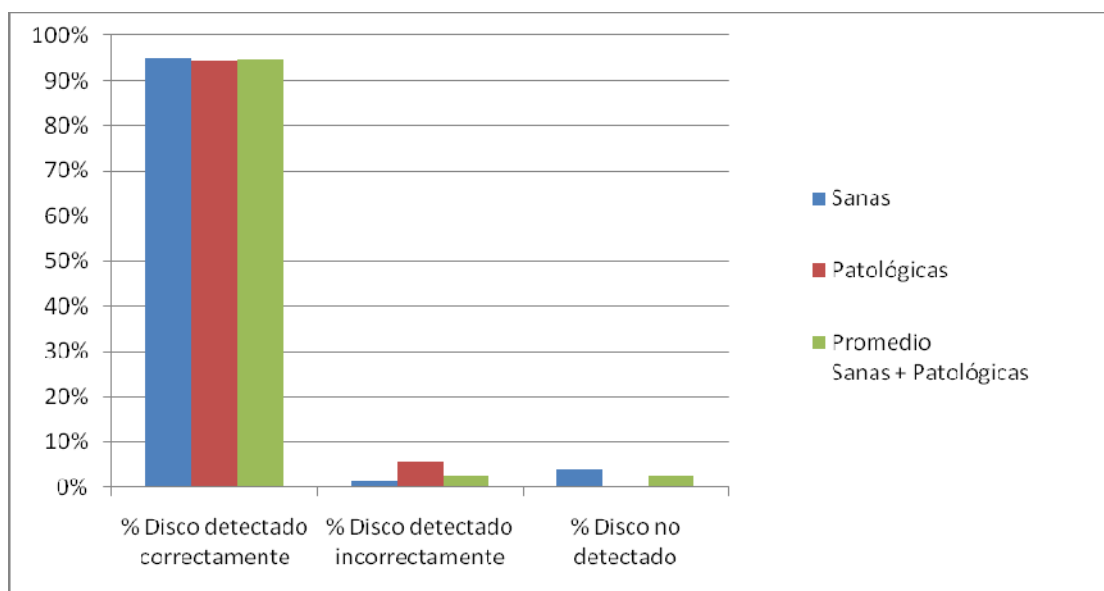
<b>Tipo de imagen</b>	<b>Por ciento total de imágenes</b>	<b>Por ciento de imágenes con el disco detectado correctamente</b>	<b>Por ciento de imágenes con el disco detectado incorrectamente</b>	<b>Por ciento de imágenes con el disco no detectado</b>
Sanas	68.42%	94.87%	1.28%	3.85%
Patológicas	31.58%	94.44%	5.56%	0%
Totales	100%	94.74%	2.63%	2.63%

La Fig. 5.1 muestra la gráfica de los por cientos globales obtenidos con el módulo de detección de la papila óptica. El tercer grupo muestra el por ciento promedio en cada caso.

Se analizaron las características de las imágenes en donde el disco óptico fue detectado incorrectamente, es decir, que fue posicionado en algún lugar erróneo dentro de la imagen y no en donde realmente se ubicaba. Se llegó a la conclusión de que estas imágenes presentaban alguna región brillante, muy parecida a la que ocupa el disco óptico, de gran área y de forma cercanamente circular. Como la metodología de detección se basa principalmente en detectar regiones con estas características, entonces el algoritmo de detección se confunde y ubica

incorrectamente el disco. Las imágenes patológicas de retina con exudados de gran tamaño caen en esta categoría.

Finalmente, también se analizaron las características de las imágenes en donde no se pudo detectar el disco óptico y se llegó a la conclusión de que cuando el disco óptico no se aprecia como una región circular clara y brillante, sino por el contrario presenta colores similares a los de otras partes de la imagen de retina distantes del disco óptico, entonces la metodología no fue capaz de detectar exactamente su posición.



*Fig. 5.1 Resultados globales en por cientos del módulo de detección del disco óptico.*

## 5.2 Resultados del módulo de separación de la red vascular de la retina

Para evaluar la efectividad del módulo de separación de la red vascular, se analizaron 52 imágenes de fondo de ojo de retinas sanas (en cuanto a patologías relacionadas con los vasos sanguíneos de la red vascular) debido a que se planteó como requisito del algoritmo de separación, que los análisis se hicieran sobre retinas sin patologías muy predominantes en la red vascular. De las 52 imágenes de retinas sanas, 26 provienen de la base de datos DRIVE y 26 de la base de datos ARIA.

De cada una de las 52 imágenes que serían utilizadas para validar los resultados de esta metodología, se hizo el etiquetado manual de los vasos sanguíneos arteriales y venosos reales, con el fin de poder hacer comparaciones más objetivas con los resultados que se obtuvieran con la metodología propuesta. De aquí en adelante nos referiremos a estas imágenes como “imágenes clasificadas manualmente”.

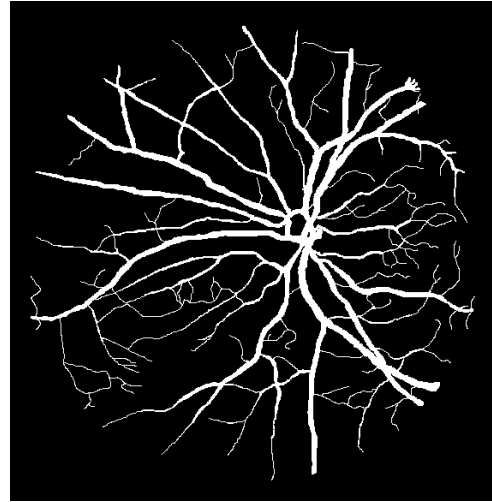
Posteriormente, se aplicó la metodología a las 52 imágenes y se realizaron diferentes pruebas con el fin de validar en cada caso la calidad de la separación de las redes venosa y arterial.

Las figuras 5.2 – 5.12 muestran los resultados obtenidos al aplicar a una imagen arbitraria la metodología propuesta para separar de la red vascular de la retina sus ramas venosa y arterial.

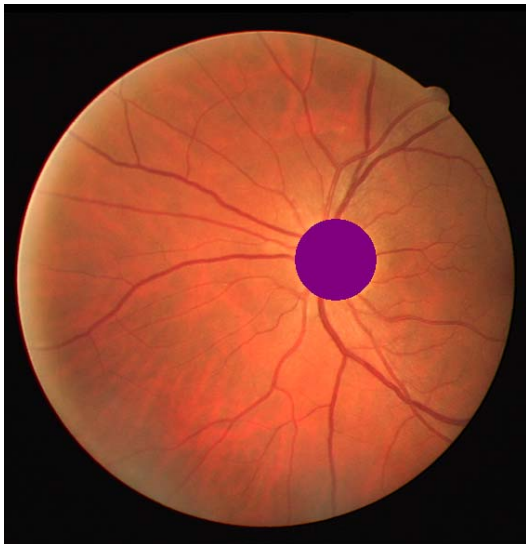
En la figura 5.13 podemos apreciar la imagen clasificada manualmente, es decir, con el etiquetado real de los vasos sanguíneos en venosos o arteriales. Como se puede observar al comparar las imágenes de las figuras 5.10 y 5.13, la clasificación de los vasos sanguíneos obtenida con la metodología propuesta apenas presenta diferencias apreciables con respecto a la clasificación hecha manualmente.



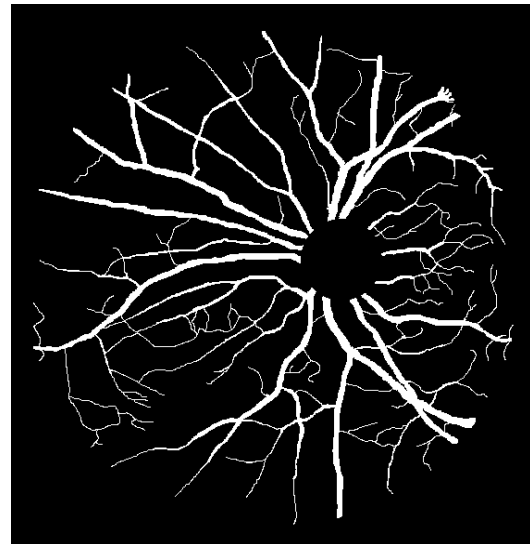
*Fig. 5.2 Imagen de retina en colores.*



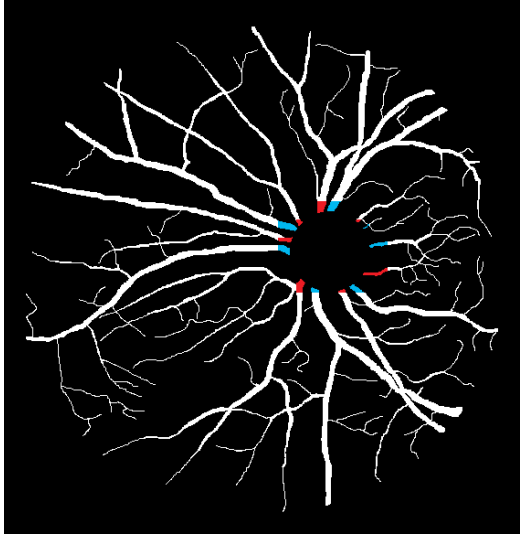
*Fig. 5.3 Segmentación de la red vascular.*



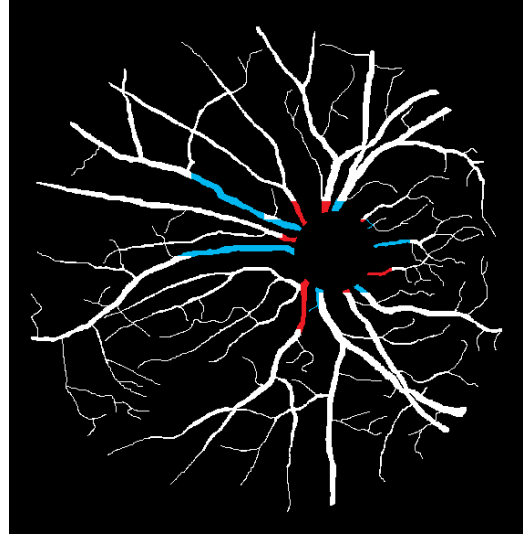
*Fig. 5.4 Detección del disco óptico.*



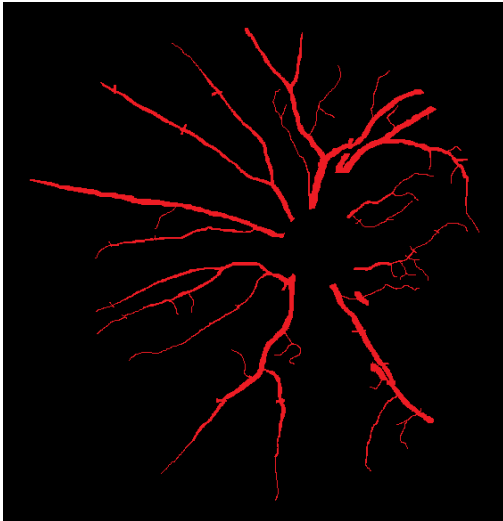
*Fig. 5.5 Segmentación de la red vascular con el disco óptico oculto.*



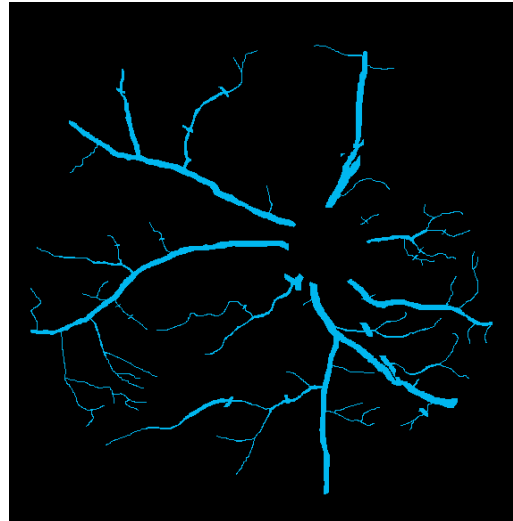
*Fig. 5.6 Clasificación de los vasos alrededor del disco óptico.*



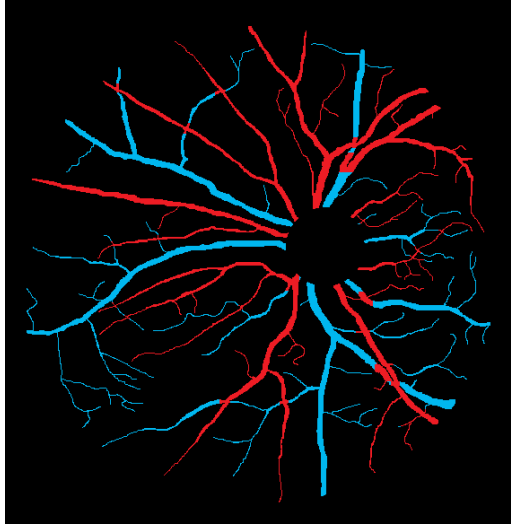
*Fig. 5.7 Recorrido de los vasos hasta el primer punto de interés.*



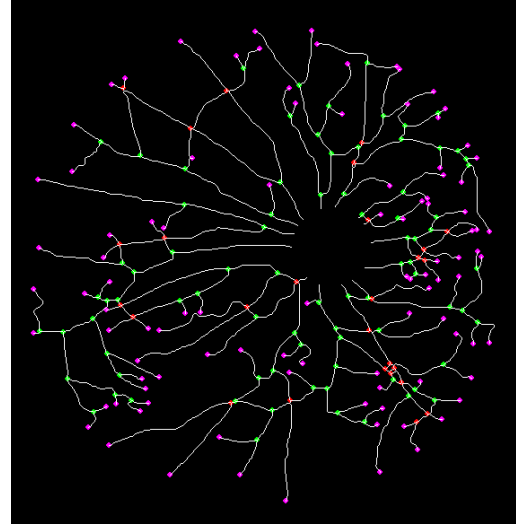
*Fig. 5.8 Vasos arteriales de la red vascular.*



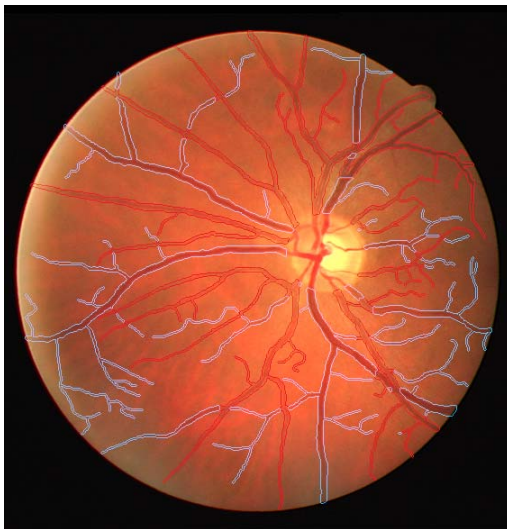
*Fig. 5.9 Vasos venosos de la red vascular.*



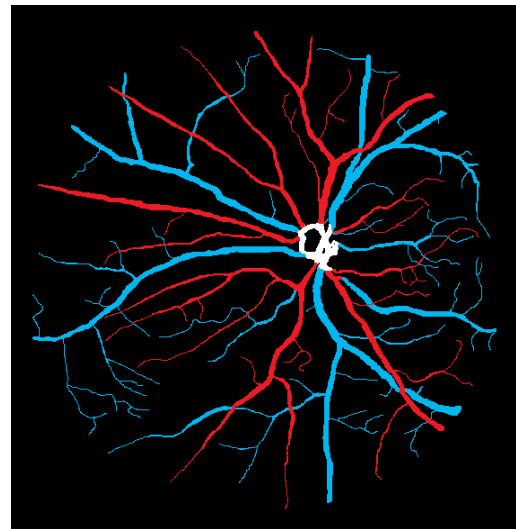
**Fig. 5.10** Clasificación completa de los vasos sanguíneos de la red vascular.



**Fig. 5.11** Esqueleto de la red vascular con las bifurcaciones (verde), los cruces (rojos) y los puntos terminales (magenta).



**Fig. 5.12** Sobreposición en la imagen en colores original de los bordes de los vasos sanguíneos separados.



**Fig. 5.13** Clasificación manual de los vasos sanguíneos.

El tiempo promedio en el que la metodología propuesta realiza la total separación de la red vascular en sus ramas venosa y arterial fue de 7 segundos.

Las medidas de evaluación usadas para medir la calidad de la separación de la red vascular son la *exhaustividad*, la *precisión* y el *cubrimiento*, términos que en inglés se conocen como *recall*, *precision* y *coverage*.

La capacidad de un sistema de clasificación y su rendimiento se mide con una métrica llamada *Recall* o *Exhaustividad*, definida como la proporción de los objetos clasificados correctamente entre el número total de objetos de la muestra (Ec. 5.1).

$$\text{Recall} = \frac{\text{No. de objetos clasificados correctamente}}{\text{No. Total de la muestra}} \quad (\text{Ec. 5.1})$$

Por supuesto, cualquier sistema de recuperación de información podría conseguir una Exhaustividad del 100% devolviendo simplemente todos los elementos de la colección. Es por ello que se utiliza también otra métrica, llamada *Precision* o *Precisión*, que se define como los objetos clasificados correctamente entre la suma de los objetos clasificados correctamente más los objetos clasificados incorrectamente (Ec. 5.2).

$$\text{Presicion} = \frac{\text{No. de objetos clasificados correctamente}}{\text{No. de objetos clasif. correctamente} + \text{No. de objetos clasif. incorrectamente}} \quad (\text{Ec. 5.2})$$

Para determinar la eficiencia de respuesta del sistema se calcula el porcentaje de *Cubrimiento* (*Coverage*), el que se define como el cociente del número total de los objetos clasificados entre el total de la muestra (Ec. 5.3).

$$\text{Coverage} = \frac{\text{No. de objetos clasificados}}{\text{Total de la muestra}} \quad (\text{Ec. 5.3})$$

La metodología se aplicó a las 52 imágenes de prueba, tras lo cual se hizo un análisis de la calidad de la separación de cada una de las redes por separado, primero en la red arterial y posteriormente en la red venosa. Primeramente, en cada caso, se realizó en la imagen clasificada manualmente un conteo del número de píxeles que pertenecen a cada una de las redes vasculares por separado; este parámetro fue llamado “*total de la muestra*”; posteriormente se contó el número de píxeles correcta e incorrectamente clasificados en las imágenes resultado, así como el número de píxeles que no fueron clasificados por la metodología propuesta. Cabe mencionar que cuando se realizó el conteo de los píxeles en la imagen clasificada manualmente, fueron omitidos los píxeles dentro del disco óptico, puesto que en la imagen obtenida por nuestra metodología, los píxeles dentro del disco óptico no son clasificados. La Tabla 5.3 muestra los valores obtenidos en una imagen arbitraria seleccionada como ejemplo.

**Tabla 5.3** Valores obtenidos en una imagen arbitraria del conteo promedio de píxeles.

Vasos sanguíneos	Promedio del conteo de píxeles			
	Total de la muestra	Clasificados correctamente	Clasificados incorrectamente	No clasificados
Arteriales	13,973	11,860	2,690	12
Venosos	16,325	13,529	2,088	121
Red vascular completa	30,298	25,389	4,778	133

Con los datos anteriores, se obtuvo el valor de la exhaustividad, la precisión y el cubrimiento para cada una de las redes vasculares, la arterial y la venosa, de manera separada. Finalmente



se obtuvo el promedio de los valores de estos parámetros en las 52 imágenes cuyos resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5.4.

**Tabla 5.4** Resultados de la evaluación de la calidad en la clasificación.

Vasos sanguíneos	Medidas de evaluación		
	Exhaustividad	Precisión	Cubrimiento
Arteriales	84.88%	81.51%	104.13%
Venosos	82.87%	86.63%	95.66%
Red vascular completa	83.80%	84.16%	99.57%

Como se puede observar de la Tabla 5.4, en general se obtienen porcentajes aceptables en la calidad de la separación mediante la metodología propuesta, todos por encima del 80%. Para los vasos sanguíneos arteriales se tiene una capacidad de clasificación del 84.88%, mientras que para los vasos venosos esta es del 82.87%. Esto nos indica que la metodología es capaz de clasificar en promedio correctamente el 83.80% de los vasos sanguíneos en la imagen.

El valor obtenido para la precisión indica que, en promedio, de todos los vasos sanguíneos clasificados, la metodología propuesta es capaz de clasificar correctamente el 84.16% de todos ellos.

Finalmente, el cubrimiento del 104.13% en las redes vasculares arteriales indica que la metodología tiende a clasificar más del 100% de ellos, es decir, que el porcentaje que se cubre de más en los vasos arteriales se ve disminuido en el porcentaje de cubrimiento de los vasos venosos, que es en promedio del 95.66%. Como conclusión, de las imágenes analizadas la metodología es capaz de clasificar alrededor del 99% de los píxeles que pertenecen a las mismas.

Así mismo, se calculó el porcentaje promedio de error con respecto a la clasificación de los vasos como venosos o arteriales (Tabla 5.5). El error será calculado mediante la comparación entre los valores en las imágenes donde se clasificaron los vasos de la red vascular de manera manual y los de las imágenes con las redes vasculares separadas mediante nuestra metodología.

**Tabla 5.5** Porcentaje promedio de error en la clasificación la red vascular.

Vasos sanguíneos	Por ciento promedio de error
Arteriales	18.49%
Venosos	13.37%
Red vascular completa	15.84%

Cabe mencionar que una parte de este porcentaje de error es debido a que cuando se detectó un punto de cruce, no se dividieron exactamente bien los vasos que inciden en el mismo, además de que como se sabe que las arterias generalmente pasan por arriba de las venas en el punto de cruce, entonces, la sección en donde se cruzan los vasos arterial y venoso siempre se clasificó como arterial, lo que incrementa el error en esta red vascular.

Una vez realizado lo anterior, se procedió a realizar un análisis visual de las regiones en donde la metodología tiende a caer en este porcentaje promedio de error y se encontró que la mayoría de las veces en que falla la metodología es cuando un cruce se da entre dos vasos sanguíneos (uno venoso y otro arterial) demasiado gruesos, por lo que no es detectado como tal, sino como dos bifurcaciones; esto ocasiona que al no realizarse una correcta clasificación de los vasos sanguíneos incidentes, se obtengan mayores errores en la separación de las correspondientes ramas venosa y arterial de la red vascular original.

En las figuras 5.14 – 5.19, se muestra en un ejemplo los resultados obtenidos con la metodología propuesta cuando se presenta un caso como el descrito anteriormente, cabe mencionar que el punto de cruce es detectado en una celda, pero el problema no solo concierne a esta, sino también dificulta la clasificación de los vasos en sus celdas vecinas.



**Fig. 5.14** Cruce entre vasos gruesos.



**Fig. 5.15** Segmentación del cruce grueso.



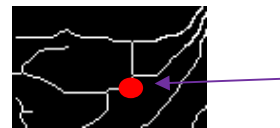
**Fig. 5.16** Clasificación real del cruce grueso.



**Fig. 5.17** Clasificación obtenida por la metodología al no detectar el cruce.



**Fig. 5.18** Esqueleto con el cruce grueso detectado como dos bifurcaciones.



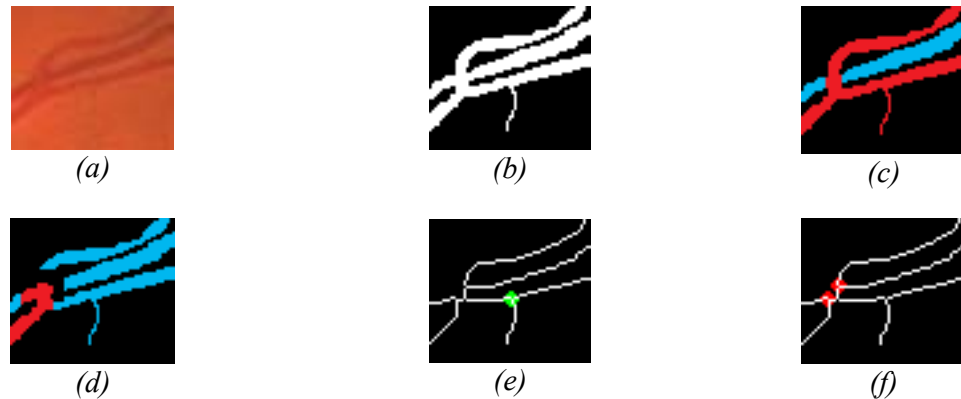
**Fig. 5.19** Esqueleto de la imagen indicando en donde debería ser colocado el cruce.

Este problema es debido a la estructura que se obtiene del esqueleto de la imagen, pues el cruce no se detecta como tal, sino como dos bifurcaciones unidas por un pequeño segmento, lo cual genera cierto porcentaje de error en la separación de la red vascular correspondiente.

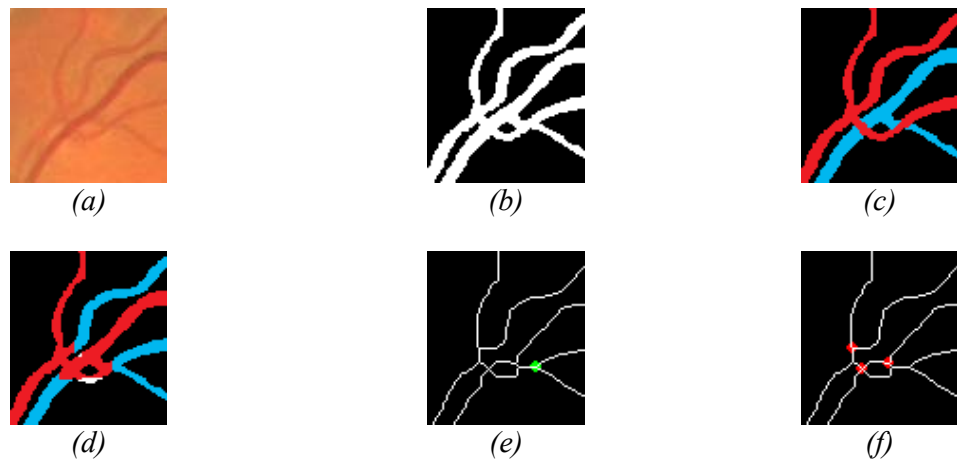
Otro de los problemas que causa errores en la metodología se presenta cuando se cruzan dos bifurcaciones, una de la red venosa y otra de la red arterial, o alguna bifurcación de la red venosa o arterial y un segmento de vaso sanguíneo de tipo contrario al de la bifurcación. Cuando esto sucede, es difícil hacer la clasificación de cada uno de los vasos incidentes en el cruce, ya que algunos pertenecen a una de las bifurcaciones y los otros a la bifurcación contraria, o al segmento de vaso sanguíneo contrario al de la bifurcación. Dos ejemplos de casos como éste se muestran en las Fig. 5.20 y Fig. 5.21.

En ocasiones, este problema fue resuelto gracias a las clasificaciones de los vasos incidentes en el punto de cruce, a partir de los vasos clasificados previamente en celdas vecinas, pero esto no siempre es posible en todos los casos.

De igual manera, la clasificación de los vasos que inciden en el punto de cruce no solo se complica en la celda en donde este fue detectado, sino que también complica la clasificación de los vasos sanguíneos en las celdas vecinas.

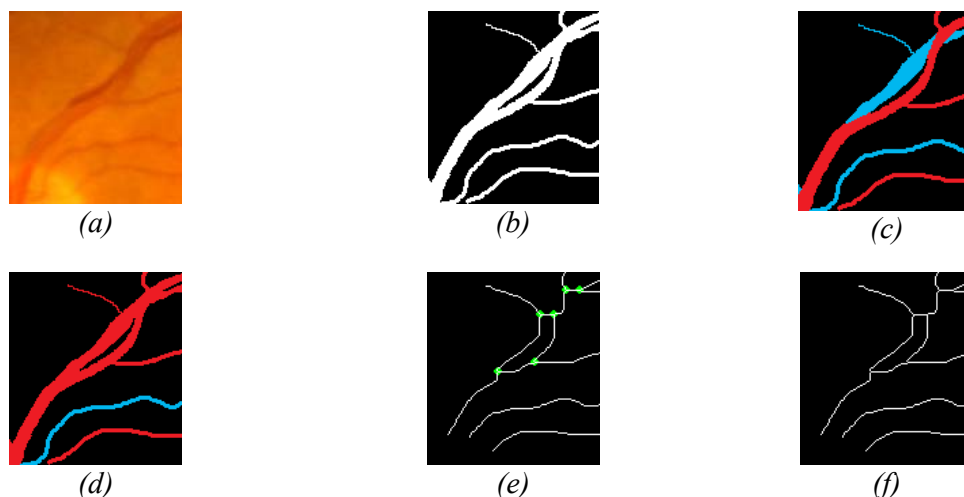


**Fig. 5.20** Imágenes de un conflicto en la clasificación de un cruce entre una bifurcación arterial y un segmento de vaso sanguíneo venoso. (a) Imagen original en colores. (b) Imagen segmentada. (c) Clasificación manual de los vasos. (d) Clasificación obtenida mediante esta metodología. (e) Esqueleto de la imagen que muestra los puntos de bifurcación en color verde. (f) Esqueleto que muestra los puntos de cruce en color rojo.



**Fig. 5.21** Imágenes de un conflicto en la clasificación de un cruce entre una trifurcación arterial y una bifurcación venosa. (a) Imagen original en colores. (b) Imagen segmentada. (c) Clasificación manual de los vasos. (d) Clasificación obtenida mediante esta metodología. (e) Esqueleto de la imagen que muestra los puntos de bifurcación en color verde. (f) Esqueleto que muestra los puntos de cruce en color rojo.

Otra de las situaciones donde resultó difícil realizar la separación de la red vascular fue cuando un segmento de vaso sanguíneo, generalmente venoso, recorre un tramo exactamente por debajo del vaso contrario, generalmente arterial. En estos casos fue aún más complicado clasificar los vasos sanguíneos en esta sección particular de la red vascular, puesto que el vaso sanguíneo que va por debajo resulta prácticamente invisible para la metodología. Al ser difícil de detectar y aún más de clasificar, esto genera errores en la separación de la red vascular. Un ejemplo de este tipo se muestra en la Fig. 5.22 (a) – (f).



**Fig. 5.22** (a) – (f) Imágenes de un conflicto en la clasificación de un vaso venoso que va exactamente por debajo de un arterial (en la Fig. c).

Otra manera de validar qué tan bien se realiza la separación de la red vascular, resulta de comparar los resultados hallados al calcular el número de las bifurcaciones y puntos terminales, arteriales y venosos, así como de los cruces detectados entre ambas redes, mediante la metodología propuesta contra los resultados de los mismos valores obtenidos de manera manual en cada una de las imágenes.

Se realizaron los conteos mencionados anteriormente en las 52 imágenes de prueba y los resultados obtenidos son los mostrados en la Tabla 5.6.

**Tabla 5.6** Porcentajes promedio de acierto y error en la clasificación de los cruces, las bifurcaciones y los puntos terminales por tipo de red.

Tipo de estructura	Por ciento promedio de acierto en la clasificación	Por ciento promedio de error en la clasificación
Cruces	89.80%	10.20%
Bifurcaciones venosas	84.58%	15.42%
Bifurcaciones arteriales	87.55%	12.45%
Bifurcaciones en total	86.07%	13.94%
Puntos terminales venosos	95.32%	4.68%
Puntos terminales arteriales	95.15%	4.85%
Puntos terminales en total	95.24%	4.77%
<b>TOTALES</b>	<b>90.53%</b>	<b>9.47%</b>

Como se puede observar, la metodología es capaz de detectar correctamente, en promedio, el 89% de los cruces en la imagen, el 86% de las bifurcaciones, y el 95% de los puntos terminales, para finalmente tener un promedio global de detección de estos puntos de interés de alrededor del 90%.

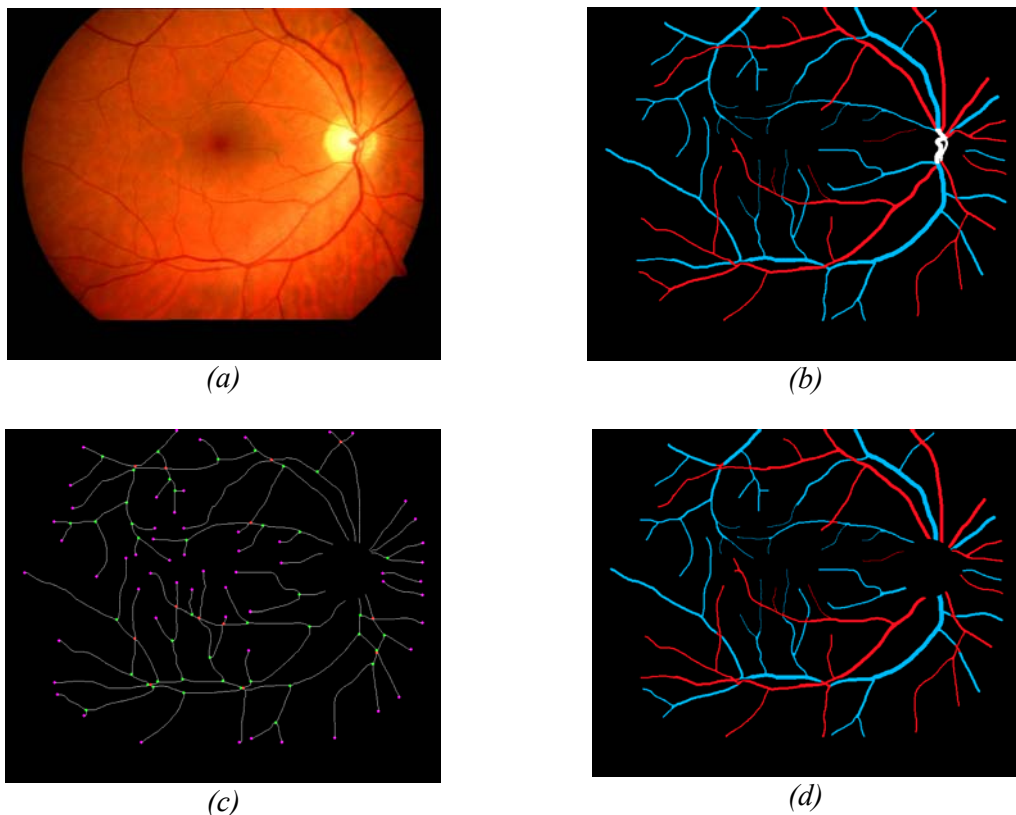
También se realizaron pruebas con el fin de evaluar si la metodología es invariante a las transformaciones afines de rotación, traslación y escala. Estas pruebas fueron hechas sobre 10 imágenes del conjunto de prueba, a las cuales se les aplicaron pequeñas variaciones en cada caso.

En la prueba de traslación, se aplicó una traslación variable para cada una de las 10 imágenes de prueba de entre 100 y 200 píxeles hacia arriba, abajo, izquierda y derecha de la imagen. Se realizó el cálculo de exhaustividad, precisión y cubrimiento. Los resultados se muestran en la Tabla 5.7.

**Tabla 5.7** Medidas de evaluación de la calidad de la clasificación después de aplicar traslaciones.

Vasos sanguíneos	Medidas de evaluación			
	Exhaustividad	Precisión	Cubrimiento	% error
Arteriales	93.41%	94.45%	98.91%	5.55%
Venosos	83.20%	84.35%	98.64%	15.65%
Red vascular completa	87.69%	88.79%	98.76%	11.21%

En la Fig. 5.23 (a) – (d) se muestra un ejemplo de la separación de la red vascular después de trasladar la imagen 32 píxeles a la izquierda y 74 píxeles hacia arriba.



**Fig. 5.23** Resultado de la separación después de haber aplicado traslación 32 píxeles a la izquierda y 74 píxeles hacia arriba. (a) Imagen original en colores. (b) Clasificación manual

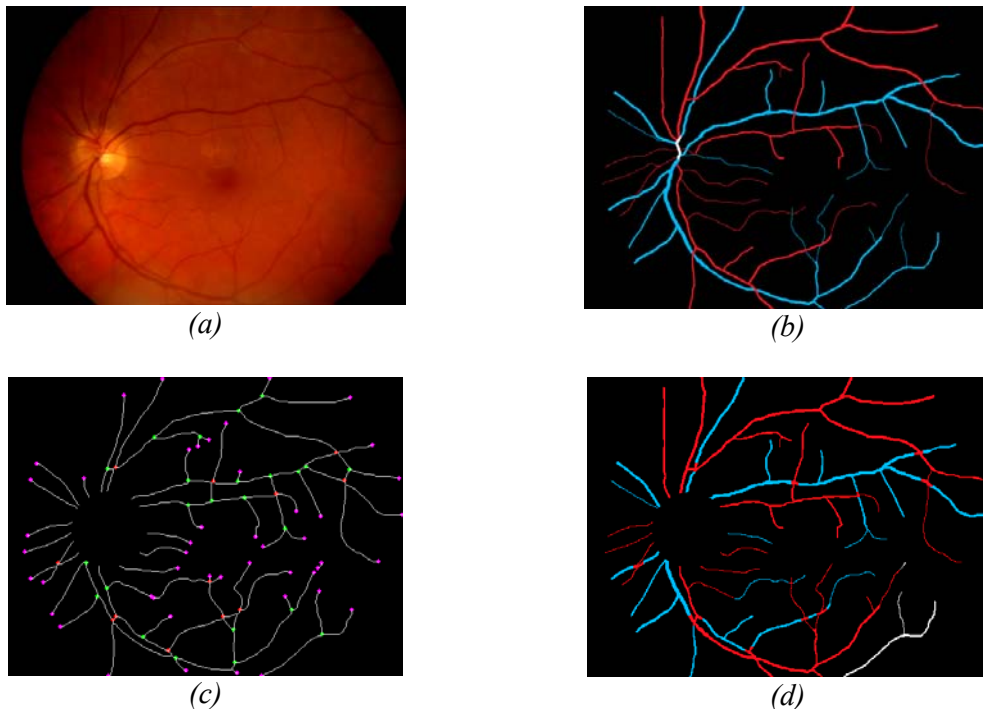
de la red vascular. (c) Esqueleto de la imagen con indicaciones de las bifurcaciones en verde, cruces en rojo y puntos terminales en magenta. (d) Separación obtenida mediante la metodología propuesta.

En la prueba de escala, se escalaron las imágenes aumentando o disminuyendo su tamaño entre un 1% y 30% de su tamaño original para cada una de las 10 imágenes de prueba. Se realizaron los cálculos de exhaustividad, precisión y cubrimiento, cuyos resultados se muestran en la Tabla 5.8.

**Tabla 5.8** Medidas de evaluación de la calidad de la clasificación después de aplicar variaciones de escala.

Vasos sanguíneos	Medidas de evaluación			
	Exhaustividad	Precisión	Cubrimiento	% error
Arteriales	85.58%	85.86%	99.67%	14.14%
Venosos	84.96%	85.13%	99.79%	14.87%
Red vascular completa	85.22%	85.44%	99.74%	14.56%

A continuación en la Fig. 5.24 (a) – (d) se muestra un ejemplo de la separación de la red vascular después de haber aplicado una escala de reducción del tamaño a la imagen al 70% de su tamaño original.



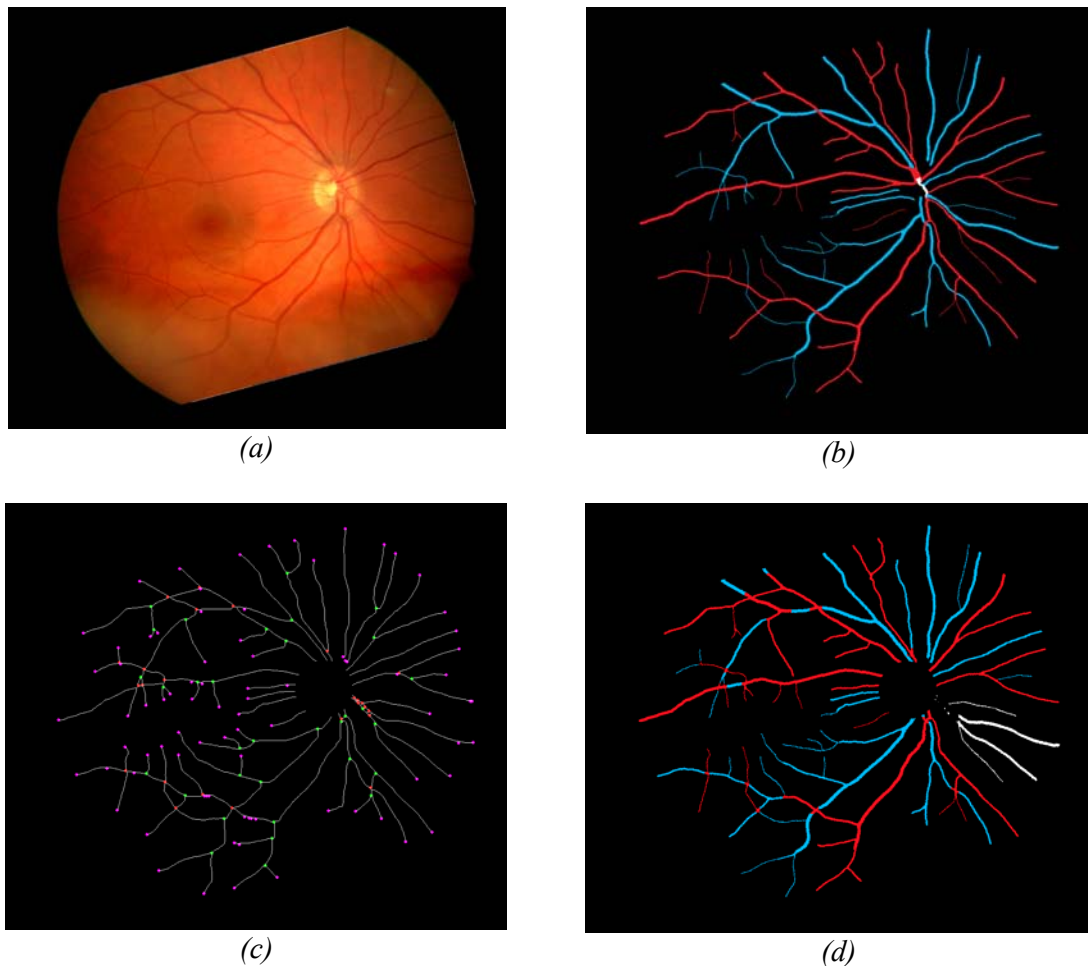
**Fig. 5.24** Resultado de la separación después de haber aplicado escala de reducción al 70% de su tamaño original. (a) Imagen original en colores. (b) Clasificación manual de la red vascular. (c) Esqueleto de la imagen con indicaciones de las bifurcaciones en verde, cruces en rojo y puntos terminales en magenta. (d) Separación obtenida mediante la metodología propuesta.

Finalmente, en la prueba de rotación se aplicó una rotación entre  $1^\circ$  y  $20^\circ$  en sentido izquierdo o derecho diferente para cada una de las 10 imágenes de prueba. Se realizó el cálculo de exhaustividad, precisión y cubrimiento, cuyos resultados se muestran en la Tabla 5.9.

**Tabla 5.9** Medidas de evaluación de la calidad de clasificación después de aplicar rotación.

Vasos sanguíneos	Medidas de evaluación			
	Exhaustividad	Precisión	Cubrimiento	% error
Arteriales	88.85%	89.61%	99.15%	10.39%
Venosos	81.53%	82.85%	98.41%	17.15%
Red vascular completa	85.45%	86.49%	98.80%	13.51%

En la Fig. 5.25 (a) – (d) se muestra un ejemplo de la separación de la red vascular después de haber aplicado una rotación a la imagen de  $15^\circ$  a la izquierda.



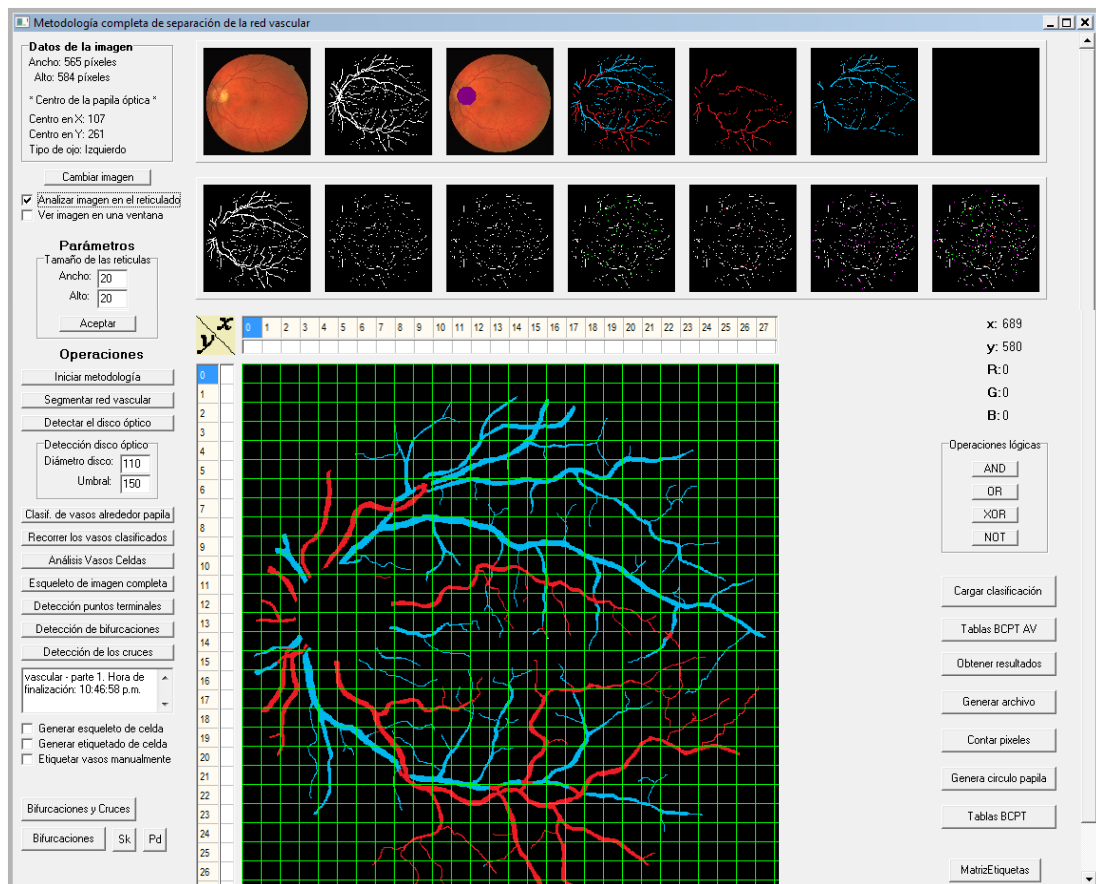
**Fig. 5.25** Resultado de la separación después de haber aplicado rotación de  $15^\circ$  a la izquierda. (a) Imagen original en colores. (b) Clasificación manual de la red vascular. (c) Esqueleto de la imagen con indicaciones de las bifurcaciones en verde, cruces en rojo y puntos terminales en magenta. (d) Separación obtenida mediante la metodología propuesta.



Después de realizar las pruebas con las transformaciones afines, se puede observar que los resultados en las medidas de evaluación no varían apreciablemente con respecto a los calculados sin aplicar ninguna transformación a las imágenes (Tabla 5.5). Se observa, inclusive, que se obtienen mejores resultados que de manera normal, pero esto es debido a que el conjunto de prueba es menor que el usado en el análisis de las imágenes sin transformaciones afines.

Los análisis hechos nos permiten concluir que la metodología propuesta opera favorablemente frente a las transformaciones afines de rotación, traslación y escala aplicadas, dentro de los valores indicados, es decir, que no importa que se quiera separar de nuevo la red vascular de la misma persona, pero a partir de diferentes imágenes del mismo ojo. La metodología propuesta de separación será capaz de llevar a cabo la tarea con resultados aceptables.

La Fig. 5.26 muestra la pantalla principal de la interfaz gráfica desarrollada con una imagen de retina solicitada por el usuario del sistema para separar su red vascular en las ramas venosa y arterial. En ella se muestran las imágenes que se obtienen durante la separación: la detección del disco, los vasos arteriales y venosos clasificados, el esqueleto de la imagen y la posición de las bifurcaciones, cruces y puntos terminales, así como una serie de herramientas para ejecutar cada paso individualmente y para ejecutar operaciones lógicas entre las imágenes obtenidas.



**Fig. 5.26** Pantalla de la interfaz gráfica desarrollada para separar la red vascular en sus ramas arterial y venosa.



### **5.3 Evaluación global de la propuesta**

Al evaluar de forma general la metodología de detección de la papila óptica y la calidad de la separación de las redes vasculares arterial y venosa, se obtuvieron los siguientes resultados:

- En la detección del disco óptico con la metodología propuesta para ello se logra detectar su posición, en números redondos, en un 95% en el caso de las imágenes sanas, el 94% en imágenes con alguna patología y en el 95% del total.
- Mediante la metodología propuesta para la separación de la red vascular en sus ramas arterial y venosa se obtuvo un 83.80% de exhaustividad, un 84.16% de precisión y un 99.57% de cubrimiento.
- El porcentaje de acierto promedio en la detección de cruces, bifurcaciones y puntos terminales en general es bueno (90.53%), puesto que el porcentaje de error en la detección de dichos puntos de interés no es excesivamente grande: del 9.47%.
- La metodología demostró ser capaz de funcionar aunque a la imagen se le aplique pequeñas variaciones en las transformaciones afines de rotación, traslación y escala.

### **5.4 Ventajas y desventajas de la propuesta**

Las ventajas y desventajas de la metodología de separación propuesta se detallan a continuación:

#### ***Ventajas***

- Puesto que la forma en que se separa la red vascular de la retina se lleva a cabo como si se armara un rompecabezas, sobre la base de las características morfológicas y morfométricas de la red vascular y de los vasos sanguíneos clasificados con anterioridad de las celdas vecinas, entonces se tiene una metodología diferente a lo que se ha reportado hasta el momento en la literatura abierta.
- El tiempo de ejecución promedio de nuestra metodología es aceptable: 7 segundos, el cual puede reducirse aún más si se logra que los algoritmos de apoyo necesarios para la separación se ejecuten en un tiempo menor.
- La metodología presenta un buen porcentaje de cubrimiento en la clasificación de los vasos, por lo que apenas quedan vasos sin poderse clasificar.
- La metodología funciona eficientemente ante pequeñas variaciones en las transformaciones afines de rotación, traslación y escala.

### *Desventajas*

- La gran dependencia de la metodología con la correcta detección del disco óptico, por lo que si el módulo creado para su detección arroja resultados erróneos, entonces la separación de la red vascular no será exitosa.
- Para obtener buenos resultados al aplicar la metodología de separación de la red vascular, es necesario que haya una apreciable diferencia entre los colores de los vasos venosos y arteriales a su salida de la papila óptica, con el fin de realizar una acertada clasificación inicial de aquellos vasos situados alrededor de la misma. Si ese no es el caso, habrá que iniciar la separación de la red vascular estableciendo el tipo de vaso alrededor de la papila de manera manual.
- La metodología de separación de la red vascular depende de una buena segmentación de los vasos sanguíneos en la imagen, al menos hasta la segunda bifurcación.
- Si en una imagen se presentan algunos de los casos descritos con anterioridad en los que la metodología no es capaz de hacer una clasificación correcta de los vasos sanguíneos segmentados, entonces el porcentaje de exhaustividad y precisión para dicha clasificación en la imagen disminuirán.

# CAPÍTULO VI

## *Conclusiones y trabajo futuro*

---

En este capítulo se exponen las conclusiones de este trabajo, se proponen algunas recomendaciones de acuerdo a la experiencia adquirida a partir de los resultados alcanzados y algunos de los futuros trabajos a desarrollar que han surgido como una continuación lógica al completar la presente etapa, o simplemente con fines de mejorarla.

### **6.1 Conclusiones**

En este trabajo se ha demostrado la hipótesis planteada de que a partir del conocimiento de las características morfológicas y morfométricas de las redes vasculares arterial y venosa de la red vascular correctamente segmentada de la retina y la división en celdas cuadradas de la imagen oftalmoscópica de fondo de ojo de retinas humanas en colores, es posible realizar la separación semiautomática de la red vascular en sus ramas arterial y venosa mediante la clasificación inicial de los vasos sanguíneos de las celdas que rodean el disco óptico y, a partir de ellas, de la clasificación de los vasos sanguíneos en el interior de cada celda subsiguiente con la información determinada previamente en sus celdas vecinas, obtenidas ambas mediante una metodología única.

El hecho de que la separación de la red vascular se haga a partir de imágenes oftalmoscópicas de retinas en colores aporta una ventaja apreciable con respecto a los análisis sobre imágenes angiográficas de retina, debido a que para obtener estas últimas se requiere inyectarles previamente a los pacientes una sustancia fluoresceínica que resaltan los vasos sanguíneos de la red vascular.

La metodología de detección del disco óptico brinda resultados comparables con los estándares actuales, toda vez que el método propuesto es capaz de ubicar su posición en aproximadamente un 95% de las imágenes, incluso si éstas presentan algunas afecciones que no oculten por completo este elemento anatómico.

La metodología de separación de la red vascular presenta un porcentaje de exhaustividad del 83.80%, de precisión del 84.16%, de cubrimiento del 99.57% y un error global del 15.86%. Estos valores indican resultados aceptables para la calidad de la separación.

El porcentaje de detección correcta del número de los puntos de cruce entre venas y arterias, de las bifurcaciones y de los puntos terminales arteriales o venosos es favorable en un

90.53%. Los casos en donde no se detectan correctamente estos puntos de interés son debidos a que se presenta alguna de las situaciones anteriormente descritas en el cuerpo de la tesis.

Se ha demostrado que la metodología es invariante a las transformaciones afines de rotación, traslación y escala, puesto que los valores obtenidos al evaluar la exhaustividad, la precisión y el cubrimiento ante pequeñas variaciones, no varían de forma apreciable con respecto a los obtenidos cuando se aplica la metodología a una imagen sin ninguna transformación afín.

El hecho de que la metodología sea invariante a transformaciones afines es una gran ventaja, puesto que se pueden analizar diferentes imágenes de fondo de ojo del mismo paciente, sin importar que se haya movido ligeramente, ya sea hacia la izquierda, derecha, hacia arriba o hacia abajo, rotado ligeramente su cabeza, o que las imágenes tomadas hayan resultado de diferente tamaño por haberse acercado o alejado del equipo captador de las imágenes. La metodología de separación aquí descrita será capaz de separar la red vascular de igual manera, siempre y cuando los cambios en escala, rotación o traslación no sean excesivamente grandes.

Los problemas más significativos que tuvieron lugar durante la separación de las redes vasculares venosa y arterial fueron:

- **La clasificación inicial de los vasos ubicados en las celdas situadas alrededor de la papila óptica por medio de su grosor y color.** Al tratar de definir un intervalo en niveles de gris para las venas y otro para las arterias, estos presentaban un traslape que dificultó que dicho rasgo ayudara a discriminar correctamente los tipos de vasos arteriales y venosos. Debido a esto se dotó al sistema de opciones para clasificar estos vasos de manera manual.
- **La correcta distinción entre una bifurcación y un cruce.** Al esqueletizar los vasos presentes en las celdas, los cruces aparecen como dos bifurcaciones conectadas por un pequeño segmento, por lo que ambos se confunden con una bifurcación. Este problema se redujo un poco al hacer una búsqueda de las bifurcaciones conectadas por un pequeño segmento y tomarlas en cuenta como un cruce, pero aún así, cuando los cruces son muy gruesos y el segmento que conecta a las dos bifurcaciones es mayor, se dificulta más detectarlo como un punto de cruce, lo cual afecta la eficiencia de la separación de la red vascular cuando se detectaba un cruce.
- **Clasificación de los vasos en un cruce.** Una vez que se detectaron correctamente los cruces, se dificultó la clasificación de los dos vasos que se cruzan. Este problema fue solucionado al dividir el cruce en los cuatro segmentos que lo componen mediante el uso de técnicas morfológicas. Finalmente, se clasificaron los cuatro segmentos mediante su conexión con los vasos previamente clasificados de las celdas adyacentes.
- **Clasificación correcta de los vasos en determinadas condiciones.** Otro problema que se presentó fue lograr la correcta clasificación de los vasos que inciden en el punto de cruce entre una bifurcación, ya sea arterial o venosa, y un segmento de vaso sanguíneo contrario al del tipo de vaso de la bifurcación, o un cruce entre dos bifurcaciones, una arterial y la otra venosa, ya que fue un tanto difícil clasificarlos correctamente tanto y más cuando no había diferencia apreciable en sus grosores. De igual manera, fue difícil realizar la clasificación de un vaso sanguíneo, generalmente

venoso, cuando aparece exactamente debajo de otro vaso de tipo contrario, generalmente arterial, puesto que el vaso que va por debajo es prácticamente invisible y al llegar al punto en donde se separan ambos, se complicó la clasificación dando lugar a errores en la separación.

Los resultados globales que se obtendrán con el presente desarrollo, permitirán afirmar que se tienen las bases de un sistema que puede ser utilizado para realizar la separación de la red vascular de manera semiautomática, masivamente y con un buen grado de certidumbre.

## **6.2 Recomendaciones**

A partir de las experiencias obtenidas con el uso de las metodologías propuestas, del sistema de software y de sus resultados, se hacen las recomendaciones siguientes:

- En el caso de que la metodología de detección del disco óptico no logre detectar acertadamente su posición, a pesar de que sea evidente que el disco es claro, brillante y casi circular, entonces se debe reajustar el valor del umbral para lograr una detección correcta. Si la imagen en general es clara y brillante, entonces se debe incrementar el valor del umbral. Por el contrario, si la imagen es más bien oscura, entonces debe reducirse el valor del umbral.
- Para clasificar los vasos alrededor de la papila de manera automática sobre la base de su grosor y color, deben aplicarse previamente a las imágenes de retina algunas técnicas de mejoramiento para reducir el ruido y mejorar el contraste y así evitar el traslape entre los correspondientes niveles de gris de las venas y las arterias.
- Otra manera de clasificar los vasos sanguíneos alrededor del disco óptico es tomar el segmento de vaso sanguíneo que existe entre su salida del disco óptico y el primer punto de interés, ya sea cruce o bifurcación, y aplicar la metodología para clasificar segmentos de vasos arteriales o venosos descrita en [5]. En este artículo se hace una clasificación de segmentos de vasos sanguíneos mediante el cálculo de algunos parámetros en cuanto a la reflexión que existe en una vena o una arteria y los colores que tiene cada una de ellas, los cuales nos permiten discriminar con una eficacia del 88% de qué tipo de vaso sanguíneo se trata.
- Hacer un análisis más detallado de los grosores y colores de los vasos sanguíneos que inciden en un punto de cruce entre vasos sanguíneos de diferente tipo y las estructuras que constituyen las bifurcaciones y las trifurcaciones, con el objetivo de clasificar de manera correcta cada uno de ellos y obtener mayor porcentaje de precisión al separar la red vascular.
- Para diferenciar con mayor certeza una bifurcación de un cruce, deben probarse algunos otros métodos de esqueletizado reportados en la literatura para analizar si alguno de ellos presenta mejores resultados.

- Reducir el tiempo de ejecución de los algoritmos de apoyo que se utilizan en la detección del disco óptico y en la separación de la red vascular, con el fin de reducir el tiempo total de ejecución de la metodología completa de separación.

### **6.3 Trabajo futuro**

Con el fin de mejorar el sistema y lograr una mayor certidumbre, se proponen los siguientes trabajos o análisis para llevarse a cabo en futuras tesis de licenciatura o de maestría:

- Utilizar algún otro método de esqueletizado que eventualmente produzca esqueletos que no dificulten la detección de los cruces entre las venas y las arterias.
- Hacer una clasificación automática de los vasos sanguíneos alrededor del disco óptico, con la finalidad de evitar que ésta se haga de manera manual, ya sea aplicando alguna de las metodologías existentes para clasificar vasos sanguíneos o desarrollando una propia.
- Mejorar la detección de los cruces que se presentan entre dos segmentos de vaso sanguíneo de distinto tipo, cuando estos son muy gruesos o cuando recorren muy juntos un pequeño trayecto en la red vascular, puesto que esto da lugar a que aparezcan como dos bifurcaciones conectadas por un pequeño segmento en el esqueleto y no como un simple punto de cruce.
- Trabajar en la correcta clasificación de los vasos que inciden en los puntos de cruce entre dos segmentos de vasos sanguíneos de diferente tipo y las bifurcaciones cercanas, de dos bifurcaciones una arterial y otra venosa muy cercanas, de los segmentos de la red que se cruzan uno sobre el otro y que viajan casi paralelos, o que viajan juntos ocultando uno al otro.
- Mejorar la clasificación de los vasos sanguíneos como arteriales o venosos en las situaciones en donde se detecta el punto de interés en una celda y los vasos que inciden en dicho punto no son separados de manera correcta.
- Una vez separadas las redes vasculares venosa y arterial, incorporar a continuación el análisis de características tales como la tortuosidad de los vasos, la presencia de engrosamientos o adelgazamientos, etc. Esto permitirá detectar a tiempo la presencia o progresión de alguna enfermedad sistémica que suele manifestarse en la red vascular de las retinas humanas.

# Referencias

- [1] A. Rosa-Hernández, A. Olmedo-Maldonado, D. Hernández-Pérez, E. M. Felipe-Riverón, F. A. Sánchez-Garfias. (2006). **Separación y extracción de características de las redes vasculares venosa y arterial en imágenes de retinas humanas**. Tesis de licenciatura. IPN - Escuela Superior de Cómputo. México.
- [2] G. J. Tortora, S. Reynolds Grabowski. (2006). **Principios de anatomía y fisiología**. (9ª edición). México. Oxford University Press.
- [3] K. Rothaus, X. Jiang, P. Rhiem. (2008). **Separation of the retinal vascular graph based upon structural knowledge**. Image and Vision Computing. doi:10.1016/j.imavis.2008.02.013
- [4] U. Skands, M. Grunkin, M. E. Hansen. (2006). **Analysis of fundus images**. United States Patent. US 6,996,260 B1.
- [5] M. Niemeijer, B. van Ginneken, M. D. Abramoff. (2009). **Automatic classification of retinal vessels into arteries and veins**. Medical Imaging 2009: Computer-Aided Diagnosis. Proceedings of the SPIE, Volume 7260. pp. 72601F-72601F-8.
- [6] Tianhu Lei, J. K. Udupa, Punam K. Saha, D. Odhner. (2001). **Artery-Vein separation via MRA—An image processing approach**. IEEE Transactions on medical imaging, vol. 20, no. 8. pp. 689-703.
- [7] Huseyin Tek. (2007). **Method for artery-vein image separation in blood pool contrast agents**. United States Patent. US 2007/0249912 A1.
- [8] Mijail A. del Toro-Céspedes, Edgardo M. Felipe-Riverón, Roberto Rodríguez-Morales. (2003). **Medición de parámetros del disco óptico en imágenes de retina**. Universidad de La Habana. Facultad de Matemática y Computación.
- [9] Alireza Osareh. (2004). **Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc**. PhD Thesis, University of Bristol.
- [10] C. Sinthanayothin, J. Boyce, T. Williamson. (1999). **Automated localization of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images**. British Journal Ophthalmology, vol.83, pp.902–910.
- [11] W. F. Rigo, A. P. Batista-Da Silva, T. Walter Rauber. (2002). **Semi-Automatic Identification of Optic Disk by Image Processing for Quantitative Funduscopy**. Computer Graphics and Image Processing, 2002. Proceedings. XV Brazilian Symposium on Volume , Issue, pp. 18 – 23
- [12] P. M. D. S. Pallawala, W. Hsu, M. Li Lee, Kah-Guan Au Eong. (2004). **Automated Optic Disc Localization and Contour Detection Using Ellipse Fitting and Wavelet Transform**. Computer Vision - ECCV 2004. Volume 3022. Págs. 139-151.

- [13] E. J. Carmona, M. Rincon, J. Garcia-Feijoo, J. M. Martinez-de-la-Casa. (2008). **Identification of the optic nerve head with genetic algorithms**. Artificial Intelligence in Medicine, 43 (3), pp. 243-259.
- [14] Qin Li, Jane You, Lei Zhang and P. Bhattacharya. (2006). **Automated Retinal Vessel Segmentation Using Gabor Filters and Scale Multiplication**. Proc. IPCV. pp.22-28. Disponible en <http://ww1.ucmss.com/books/LFS/CSREA2006/IPC3880.pdf>
- [15] P. Dietrich, Chastel, Serge, T. Feldmann. (2005). **Vessel Segmentation in Retinal Images**. Medical Imaging 2005: Physiology, Function, and Structure from Medical Images. Edited by Amini, Amir A.; Manduca, Armando. Proceedings of the SPIE, Volume 5746, pp. 696-705. Disponible en [http://www.uni-koblenz.de/agas/Documents/Paulus2005\\_VSI.pdf](http://www.uni-koblenz.de/agas/Documents/Paulus2005_VSI.pdf).
- [16] J. J. G. Leandro, R. M. Cesar-Jr., H. Jelinek. (2001). **Blood vessels segmentation in retina: Preliminary assessment of the mathematical morphology and of the wavelet transform techniques**. in Proc. of the 14th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. IEEE Computer Society. pp. 84–90.
- [17] P. Echevarria, T. Miller, J. O'Meara. (2004). **Blood Vessel Segmentation in Retinal Images**. Disponible en [http://robots.stanford.edu/cs223b04/project\\_reports/P14.pdf](http://robots.stanford.edu/cs223b04/project_reports/P14.pdf).
- [18] Joao V. B. Soares, Jorge J. G. Leandro, Roberto M. Cesar-Jr., Herbert F. Jelinek, Michael J. Cree. (2006). **Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Morlet Wavelet and Supervised Classification**. IEEE Trans Med Imag. Vol. 25. no. 9. pp. 1214- 1222.
- [19] J. J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, B. van Ginneken. (2004). **Ridge based vessel segmentation in color images of the retina**. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23, pp. 501-509.
- [20] A. Hoover, V. Kouznetsova, M. Goldbaum. (2000). **Locating Blood Vessels in Retinal Images by Piece-wise Threshold Probing of a Matched Filter Response**. IEEE Transactions on Medical Imaging. Vol. 19 no. 3. pp. 203-210.
- [21] M. J. Cree, D. Cornforth, H. F. Jelinek, M. J. (2005). **Vessel Segmentation and Tracking using a Two-Dimensional Model**. Image and Vision Computing. Otago, Nueva Zelanda.
- [22] A. Can, H. Shen, J. N. Turner, H. L. Tanenbaum, and B. Roysam. (1999). **Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms**. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol. 3, no. 2, pp. 125–138.
- [23] D. Malacara. (2008). **Óptica tradicional y moderna. La ciencia para todos**. [http://bibliotecadigital.ilce.edu.mx/sites/ciencia/volumen2/ciencia3/084/htm/sec\\_9.htm](http://bibliotecadigital.ilce.edu.mx/sites/ciencia/volumen2/ciencia3/084/htm/sec_9.htm).
- [24] J. H. Sossa-Azuela. (2006). **Rasgos descriptores para el reconocimiento de objetos**. SEP. Instituto Politécnico Nacional. Primera edición. México.



- [25] R. C. González, R. E. Woods. (2002). **Digital Image Processing**. Prentice Hall. Second Edition. New Jersey.
- [26] T. Bense. (2007). **Sextas jornadas de educación en percepción remota en el ámbito del Mercosur y primeras Uruguayas**. <http://www.teledet.com.uy/tutorial-imagenes-satelitales/satelites-resolucion-espacial.htm>.
- [27] R. C. González, P. Wintz. (1996). **Procesamiento digital de imágenes**. Addison-Wesley, Tema 2, pág 23-56. <http://dmi.uib.es/~catalina/docencia/PDS/tema2.pdf>.
- [28] T. I. Chablé-Razo, E. M. Felipe-Riverón, F. A. Sánchez-Garfias. (2006). **Caracterización de la papila óptica en imágenes oftalmoscópicas de retina humana**. Instituto Politécnico Nacional, Escuela Superior de Cómputo. México.
- [29] D. Aguilar, V. Toledo. (1995). **Diseño de un OCR utilizando redes neuronales artificiales**. Tesis profesional del Departamento de Ingeniería en Sistemas Computacionales de la Universidad de las Américas, Puebla. [http://catarina.udlap.mx/u\\_dl\\_a/tales/documentos/lis/navarrete\\_g\\_j/capitulo4.pdf](http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lis/navarrete_g_j/capitulo4.pdf)
- [30] UMA. Enseñanza virtual y laboratorios tecnológicos. **Tratamiento digital de imágenes**. [http://campusvirtual.uma.es/tdi/www\\_netscape/TEMAS/Tdi\\_30/#1.-%C2%A0%20Histograma%20de%20una%20imagen](http://campusvirtual.uma.es/tdi/www_netscape/TEMAS/Tdi_30/#1.-%C2%A0%20Histograma%20de%20una%20imagen)
- [31] G. Passarello. (1999). **Imágenes médicas, Adquisición, Análisis**. Editorial Equinoccio.
- [32] N. Otsu. (1979). **A threshold Selection Methos From Gray-Level histograms**. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 9(1): 62-66.
- [33] S. Sánchez-Islas, E. Felipe-Riverón, S. Godoy-Calderón. (2009). **Análisis del holograma y la trama de seguridad de la credencial para votar con fotografía**. México. Tesis (M. en C. de la Computación), Instituto Politécnico Nacional, Centro de Investigación en Computación. México.
- [34] F. Siles. (2003). **Selección de un método de umbralización para segmentar la silueta de una persona a partir de un análisis estadístico**. Costa Rica.
- [35] R. M. Haralick y L. G. Shapiro. (1991). **Computer and Robot Vision**. Addison-Wesley.
- [36] J. L. Díaz de León-Santiago y C. Yáñez-Márquez. (2003). **Introducción a la morfología matemática de conjuntos**. Colección de Ciencia de la Computación. CIC-IPN-UNAM-FCE. México. ISBN: 970-36-0075-1. J.
- [37] E. R. Dougherty. (1992). **An Introduction to Morphological Image Processing**. The International Society for Optical Engineering. Bellingham, Washington, USA.
- [38] Image Processing Learning Resources. [www.dai.ed.ac.uk/HIPR2/mean.htm](http://www.dai.ed.ac.uk/HIPR2/mean.htm)

- [39] R. Molina. **Introducción al Procesamiento y Análisis de Imágenes Digitales**. Departamento de Ciencias de la Computación e I.A. Universidad de Granada. España. [http://www.secyt.frba.utn.edu.ar/gia/Procesamiento\\_Imagenes.pdf](http://www.secyt.frba.utn.edu.ar/gia/Procesamiento_Imagenes.pdf)
- [40] G. Espinosa-Castañeda, G. Filomeno-Anaya, E. M. Felipe-Riverón, F. A. Sánchez-Garfías. (2005). **Detección y clasificación de exudados en imágenes oftalmoscópicas de retina humana**. Instituto Politécnico Nacional, Escuela Superior de Cómputo.
- [41] H. Sossa. (1989). **An Improved Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns**. Pattern Recognition Letters, pp. 77-80.
- [42] R. C. González y R. E. Woods. (1992). **Digital Image Processing**. Addison Wesley.
- [43] D. G. Vaughan, A. Taylor, P.I Riordan-Eva. (2004). **Oftalmología general**. (13ª edición). México: Manual Moderno. México. 514 Págs.
- [44] A. García. **El ojo humano**. <http://www.angelfire.com/music/agarcia/ojos/inicio.htm>. (2008).
- [45] J. Cuesta-Montegudo. (2008). **Anatomía y Fisiología del Ojo Humano**. <http://www.tarso.com/Anatomia.html>.
- [46] F. W. Newell. (1993). **Oftalmología: fundamentos y conceptos**. (7ª edición). Madrid, España. Mosby. 580 Págs.
- [47] H. Kolb, E. Fernández, R. Nelson. (2008). **Webvision “The organization of the retina and visual system”**. <http://webvision.med.utah.edu/spanish/indice.html>.
- [48] S. Rodríguez-García, J. M. Smith-Agreda. (1998). **Anatomía de los órganos del lenguaje, visión y audición**. Madrid, España. Médica Panamericana, 379 págs.
- [49] M. E Martínez-Pérez, K. H. Parker. (2000). **Computer analysis of the geometry of the retinal vasculature**. Universidad de Londres.
- [50] G. Díaz-Moya, E. J. García-Lamberechts, A. I.I Hormigo-Sánchez. **MAPFRE – Canal Salud**. Madrid. <http://www.mapfre.com/salud/es/cinformativo/trastornos-retina.shtml>. (febrero 2008).
- [51] **Sociedad Mexicana de Oftalmología**. <http://www.smo.org.mx/retina>. (Enero 2009).
- [52] S. L. Morales-Guitron, E. M. Felipe-Riverón. (2004). **Detección automática de la normalidad de las retinas humanas**. Tesis de Maestría en Ciencias de la Computación, Instituto Politécnico Nacional, Centro de Investigación en Computación, México.
- [53] Jack J. Kanski. (2004). **Oftalmología clínica**. Elsevier. Quinta edición. España.

- [54] Dr. José Carlos Medina Borbolla, Dr. René Castro González. **Anatomía de la retina.** Universidad Autónoma de Guadalajara, Jalisco. México.  
<http://kepler.uag.mx/uagwbt/oftav10/Anomalias%20FO/Enfvasculares.htm>
- [55] J. J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, B. van Ginneken. (2004). **DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction.** Image Sciences Institute.  
<http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>.
- [56] Michael Goldbaum, M.D. (2000). **Structured Analysis of the Retina, STARE.** National Institutes of Health. <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare/>. EUA.
- [57] Damian Farnell. (2006). **ARIA Online: Retinal Image Archive.** St Paul's Eye Unit, Royal Liverpool University Hospital Trust, y Ophthalmology Clinical Sciences, University of Liverpool, Liverpool UK. [http://www.eyecharity.com/aria\\_online/](http://www.eyecharity.com/aria_online/)
- [58] Edgardo M. Felipe-Riverón. (2009). **Análisis de la red vascular en imágenes oftalmoscópicas de retina humana.** Proyecto SIP No. 2009 1057 de la Secretaría de Investigación y Posgrado (SIP) del Instituto Politécnico Nacional.
- [59] C. Albortante-Morato, E. M. Felipe-Riverón, F. M. Villalobos-Castaldi. (2009). **Análisis del tamaño idóneo de las celdas para la separación de las redes vasculares arterial y venosa en imágenes de retina humana.** VI Encuentro Participación de la Mujer en la Ciencia, del 19 al 21 de Agosto 2009. León, Guanajuato, México. ISBN: 978-607-95228-0-3.