



INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN

**USO DE LA RED VASCULAR DE LA RETINA
COMO MEDIO BIOMÉTRICO DE
IDENTIFICACIÓN**

T E S I S

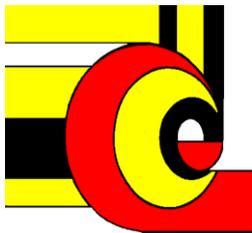
Que para obtener el grado de
Doctora en Ciencias de la Computación

Presenta:

**M. en C. FABIOLA MIROSLABA VILLALOBOS
CASTALDI**

Director de tesis:

Dr. EDGARDO MANUEL FELIPE RIVERÓN



México, D. F., Junio 2011



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

SIP-14 BIS

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D.F. siendo las 12:00 horas del día 31 del mes de Mayo de 2011 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

Centro de Investigación en Computación

para examinar la tesis titulada:

“USO DE LA RED VASCULAR DE LA RETINA COMO MEDIO BIOMÉTRICO DE IDENTIFICACIÓN”

Presentada por la alumna:

VILLALOBOS
Apellido paterno

CASTALDI
Apellido materno

FABIOLA MIROSLABA
Nombre(s)

Con registro:

B	0	7	1	5	9	9
---	---	---	---	---	---	---

aspirante de:

DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

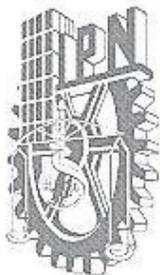
Director(a) de tesis

Dr. Edgardo Manuel Felipe Riverón

Dr. Sergio Suárez Guerra
Dr. Olexsiy Pogrebnyak
Dr. Ernesto Suaste Gómez
Dr. Victor Hugo Ponce Ponce

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

Dr. Luis Alfonso Villa Vargas
INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN
EN COMPUTACIÓN
DIRECCIÓN



INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL SECRETARIA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

Carta Cesión de Derechos

En la Ciudad de México, D.F., el día 03 del mes de junio del año 2011, la que suscribe **Fabiola Miroslaba Villalobos Castaldi**, alumna del Programa de Doctorado en Ciencias de la Computación, con número de registro B071599, adscrita al Centro de Investigación en Computación, manifiesta que es autora intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del Dr. Edgardo Manuel Felipe Riverón y cede los derechos del trabajo intitulado “Uso de la red vascular de la retina como medio biométrico de identificación” al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección famivica@hotmail.com. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.


Fabiola Miroslaba Villalobos Castaldi

Nombre y Firma

Resumen

Hoy en día, la mayoría de los esfuerzos en los sistemas biométricos van encaminados al diseño de entornos más seguros donde sea más difícil, o virtualmente imposible, crear una copia de las propiedades utilizadas en el sistema para discriminar entre usuarios autorizados y no autorizados. En este contexto, el patrón de vasos sanguíneos en la retina se presenta como una característica biométrica relativamente joven, pero muy interesante, debido a sus propiedades inherentes. La más importante es que se trata de un patrón único para cada individuo. Además, al ser una característica interna, es casi imposible crear una copia falsa. Por último, otra propiedad interesante es que el patrón no cambia significativamente a lo largo del tiempo excepto en casos de algunas patologías serias y no muy comunes. Por todo ello, el patrón de retina puede ser considerado un rasgo biométrico válido para la autenticación personal, ya que es único, invariante en el tiempo y casi imposible de falsificar.

Por otra parte, el mayor inconveniente en el uso del patrón de vasos de la retina como característica biométrica radica en la etapa de captura, todavía percibida por el usuario como invasiva e incómoda. Hoy en día, existen mecanismos para obtener imágenes digitales de manera instantánea a través de cámaras no invasivas, pero estos avances requieren a su vez una mayor tolerancia a variaciones en la calidad de la imagen capturada y, por tanto, métodos computacionales más elaborados que sean capaces de procesar la información en entornos más heterogéneos.

En esta tesis se presenta una nueva metodología de autenticación automática usando el árbol retiniano como característica biométrica. El objetivo es diseñar y desarrollar un patrón biométrico robusto y compacto que sea fácilmente manejable y almacenable en dispositivos móviles de hoy en día, como tarjetas con chip. La plantilla biométrica desarrollada a partir del árbol retiniano consiste en una secuencia de puntos muestreados y codificados empleando una espiral logarítmica de forma que no sea necesario el almacenamiento y procesamiento de todo el árbol para realizar la autenticación.

Abstract

The retina has many desirable characteristics as a basis for authentication, including uniqueness, stability, and permanence. This article presents a fast, efficient and automatic retinal-based recognition system. The system is composed of 3 main modules including blood vessel segmentation, feature extraction and feature matching. Sensitivity, specificity and accuracy indexes were computed to establish the performance characteristics of the proposed vessel segmentation method. The obtained indexes are: 0.964855, 0.948025 and 0.975905 respectively. The experimental results show that the proposed segmentation method performs well in extracting vessels. Experimental results on a database, including 200 retinal images obtained from 40 subjects, demonstrated an average equal error rate close to zero and an average accuracy equal to 99.0 percent for the proposed retinal-based recognition system.

**En memoria de mi santo Padre,
Salvador Uriel Villalobos Chávez
En Paz Descanse**

Agradecimientos

Aquí finaliza un largo camino que realmente ha merecido la pena. Se acaba de cumplir uno de mis sueños en esta vida. Lo mejor de todo es que existió mucha gente que me ha ayudado, y a todos ellos van dirigidas estas líneas.

Dios mio, quiero agradecerte los dones y bendiciones que recibí de ti, las ganas de salir adelante a pesar de las dificultades, el amor a la vida, a ser feliz, y luchar por mis metas.

A la vida que me permitió conocer un hombre que no importando las dificultades de la vida, siempre me demostró que es posible salir adelante y luchar, ese hombre que ahora ya no esta conmigo físicamente, mi PADRE, siempre sera mi ejemplo a seguir y mi angel guardian en cada etapa de mi vida; papito chulo, sabes que me haces mucha falta, pero que nunca te voy a defraudar, Te amo.

Agradezco al Instituto Politecnico Nacional, IPN y al Concejo Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACYT por su apoyo brindado para que se culminara exitosamente este trabajo de investigación.

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi director de Tesis, el Dr. Edgardo Manuel Felipe Riverón su disponibilidad y su ayuda prestada a la hora de dirigir este trabajo, su esfuerzo en la dirección científico-técnica y su apoyo personal, siempre ha estado ahí cuando lo he necesitado.

Quiero tambien agradecer a los miembros de mi comité tutorial su gran apoyo e interes: Dr. Victor Hugo Ponce Ponce, Dr. Ernesto Suaste Gómez, Dr. Oleksiy Pogrebnyak y Dr. Sergio Suarez Guerra.

A ti Karo, mi niña preciosa, gracias por existir y por ser mi hija, a ti te debo todo lo que soy y lo que tengo, Dios te me bendiga siempre.

A ti Migue, por aguantar todas mis ausencias y mis malos ratos, por apoyarme incondicionalmente todo este tiempo, sabes que fuiste muy importante en toda esta etapa de mi vida.

A mi familia que desde la distancia me apoya y anima siempre, a ti mama, gracias por la fortaleza que has mostrado hasta ahora, a ti Chavita y Javi, mis

adorados hermanos que siempre han estado bien orgullosos de su carnala, a mi cuñada y mis sobrinos también saben que les agradezco estar conmigo siempre.

A mis cuates Arturo, Elsa, Carlos, y todos los que compartieron conmigo alegrías y tristezas resultado de esta inolvidable experiencia.

Y a todas las personas que de alguna u otra manera estuvieron ahí conmigo apoyandome incondicionalmente para que este objetivo se lograra.

¡¡¡¡GRACIAS!!!!!!

Fabiola Miroslaba Villalobos Castaldi

Contenido

1. Introducción, Objetivos y Planteamiento del problema	1
1.1. Introducción	2
1.2. Objetivo general	3
1.2.1. Objetivos específicos	3
1.3. Planteamiento del problema	4
1.4. Metodología propuesta	4
1.5. Contribuciones y conclusiones	6
1.6. Publicaciones realizadas	7
1.7. Organización de la tesis	10
1.8. Bases de datos	11
1.8.1. Base de datos DRIVE	11
1.8.2. Base de datos VARIA	13
2. Conceptos básicos	15
2.1. Biometría	16
2.1.1. Concepto de biometría	17
2.1.2. Origen de la biometría y su evolución histórica	18
2.1.3. Reconocimiento, Verificación e Identificación	20
2.1.4. Rasgo biométrico	21
2.1.5. Sistema biométrico	23
2.1.5.1. Verificación	26
2.1.5.2. Identificación	27
2.1.6. Diseño de un sistema biométrico	28
2.1.6.1. Diseño al nivel del sistema	28
2.1.6.2. Diseño al nivel del algoritmo	30
2.1.7. Técnicas biométricas	31
2.1.7.1. ADN	33
2.1.7.2. Rasgos faciales	33
2.1.7.3. Huellas dactilares	34
2.1.7.4. Rasgos de la mano	34
2.1.7.5. Palma de la mano	35
2.1.7.6. Iris	35
2.1.7.7. Retina	36

2.1.7.8.	Termografía facial.....	37
2.1.7.9.	Espectroscopía de la piel.....	37
2.1.7.10.	Red vascular.....	38
2.1.7.11.	Firma.....	38
2.1.7.12.	Caminata.....	39
2.1.7.13.	Tecleo.....	39
2.1.7.14.	Voz.....	40
2.1.7.15.	Firma auditiva.....	40
2.1.7.16.	Código gráfico.....	41
2.1.7.17.	Pabellón auricular.....	41
2.1.7.18.	Nariz.....	41
2.1.7.19.	Dinámica del <i>mouse</i>	42
2.1.7.20.	Olor.....	42
2.1.7.21.	Labios.....	43
2.1.7.22.	Uña.....	43
2.1.7.23.	Otras tecnologías.....	44
2.1.8.	Comparación de algunos rasgos biométricos.....	45
2.1.9.	Fusión de rasgos biométricos.....	47
2.1.10.	Aplicaciones de la biometría.....	48
2.1.11.	Características técnicas del sistema biométrico.....	52
2.2.	Oftalmología.....	58
2.2.1.	Las estructuras oculares.....	58
2.2.1.1.	Túnica externa o fibrosa.....	60
2.2.1.1.1.	Córnea.....	60
2.2.1.1.2.	Esclerótica.....	61
2.2.1.2.	Túnica media o vascular.....	62
2.2.1.2.1.	Iris.....	62
2.2.1.2.2.	El cuerpo ciliar.....	65
2.2.1.2.3.	La coroides.....	66
2.2.1.3.	Túnica interna o neurosensorial.....	66
2.2.1.3.1.	Retina.....	66
2.2.1.3.2.	Regiones de la retina.....	68
2.2.1.3.3.	Ora serrata o ecuador.....	68
2.2.1.3.4.	Retina central o polo posterior.....	69
2.2.1.3.5.	Retina periférica.....	70
2.2.1.4.	Medios transparentes.....	71
2.2.1.4.1.	Cuerpo vítreo.....	71
2.2.1.4.2.	Cristalino.....	71
2.2.2.	Fondo ocular.....	72
2.2.2.1.	Papila o disco óptico.....	73
2.2.2.2.	Área macular.....	74
2.2.2.3.	Mácula.....	74
2.2.2.4.	Fóvea.....	75
2.2.2.5.	Vasos sanguíneos retinianos.....	75
2.2.2.5.1.	Arterias retinianas.....	77
2.2.2.5.2.	Venas retinianas.....	78
2.2.2.5.3.	Capilares.....	79
2.2.3.	Origen de los vasos sanguíneos.....	79
2.2.4.	Características anatómicas de la red vascular.....	79

2.2.5.	Características morfológicas y topológicas de la red vascular	80
2.2.6.	Características fractales de la red vascular	82
2.2.7.	Elementos de la red vascular	83
2.2.8.	Tipos de vascularización retiniana.....	84
2.2.8.1.	Holangiótica.....	84
2.2.8.2.	Merangiótica.....	85
2.2.8.3.	Paurangiótica	85
2.2.8.4.	Anangiótica.....	85
2.2.9.	Importancia del análisis de la retina	86
2.3.	Identificación biométrica basada en la retina.....	88
2.3.1.	Orígenes de la retina como biométrico	89
2.3.2.	Ventajas y desventajas de la identificación por retina	90
2.3.2.1.	Ventajas	90
2.3.2.1.1.	Criterio de complejidad	90
2.3.2.1.2.	Criterio de permanencia.....	93
2.3.2.1.3.	Criterio de fiabilidad.....	93
2.3.2.1.4.	Criterio de universalidad.....	93
2.3.2.1.5.	Criterio de representatividad.....	93
2.3.2.1.6.	Criterio de seguridad.....	94
2.3.2.1.7.	Criterio de certidumbre.....	94
2.3.2.1.8.	Criterio de fiabilidad.....	94
2.3.2.2.	Desventajas.....	95
3.	Antecedentes y Estado del arte	97
3.1.	Trabajos relacionados	98
3.1.1.	Autenticación personal mediante el uso de imágenes digitales de retina.....	98
3.1.2.	Autenticación biométrica mediante el uso de imágenes digitales de retina	99
3.1.3.	Análisis de métricas de similitud para la autenticación de retinas basada en puntos característicos	100
3.1.4.	Verificación personal basada en la extracción y caracterización de puntos característicos de la retina	101
3.1.5.	Verificación de la retina mediante puntos característicos basados en el patrón biométrico	102
3.1.6.	Un algoritmo completo para el reconocimiento automático de las personas basado en las características de la red vascular de la retina	103
3.1.7.	Análisis biométrico de fondos de ojo retinianos como fuente de identificación personal	103
3.1.8.	Un sistema novedoso de identificación de retinas	104
3.1.9.	Identificación de retinas invariante a la rotación basada en un croquis de los vasos mediante partición angular	105
3.1.10.	Identificación personal basada en los vasos sanguíneos de las imágenes de fondo de ojo de retinas	106
3.1.11.	Novedoso sistema identificador de humanos mediante un enfoque de agrupamiento difuso en imágenes de retina	107
3.1.12.	Identificación y reconocimiento basados en puntos de los vasos sanguíneos de imágenes de fondo de ojo	108
3.1.13.	Reconocimiento de los vasos sanguíneos del fondo de ojo	108

3.1.14.	Reconocimiento por fondo de ojo ocular basado en la forma del vaso sanguíneo	109
3.1.15.	Reconocimiento basado en el árbol de bandas para los vasos sanguíneos del fondo ocular	109
3.1.16.	Identificación retiniana.....	110
3.1.17.	Reconocimiento biométrico de la retina con espectros visibles.....	111
3.1.18.	Reconocimiento de retina basado en la dimensión fractal	112
3.1.19.	Identificación de personas por medio de la correlación de patrones de retinas ...	113
3.1.20.	Valor aleatorio multimodal biométrico basado en la retina	114
3.1.21.	Identificación de la retina basada en el patrón de los vasos sanguíneos usando particiones angulares y radiales.....	115
3.1.22.	Identificación retiniana de rotación invariable basada en los bosquejos de vasos usando la partición angular	116
3.1.23.	Utilidad de los códigos retinianos en biometría	116
3.2.	Patentes Estadounidenses	117
3.2.1.	US 4,109,237.....	117
3.2.2.	US 4,393,366.....	118
3.2.3.	2004,0208343 A1	119
3.2.4.	2005,0116810 A1	120
3.2.5.	6993161 B2	120
3.2.6.	2006, 0088193 A1	121
3.2.7.	2007,0286462 A1	122
3.3.	Sistemas biométricos comerciales	123
3.3.1.	Retica system.....	123
3.3.2.	Cyclops.....	124
3.3.3.	Retinasafe-18.....	124
3.3.4.	Animal biometrics	125
3.4.	Importancia del análisis de retina	126
3.4.1.	Características de la red vascular útiles para la segmentación	129
3.4.2.	Segmentación de los vasos retinianos	129
3.4.3.	Métodos de segmentación vascular.....	130
3.4.3.1.	Técnicas de reconocimiento de patrones	131
3.4.3.1.1.	Métodos de crecimiento de regiones.....	131
3.4.3.1.2.	Métodos basados en el esqueleto	131
3.4.3.1.3.	Enfoque basado en pliegues.....	131
3.4.3.1.4.	Técnicas de morfología matemática.....	132
3.4.3.1.5.	Algoritmos basados en filtros de correspondencia.....	132
3.4.3.1.6.	Enfoques basados en la geometría diferencial	133
3.4.3.1.7.	Enfoques basados en redes neuronales	133
3.4.3.1.8.	Método de segmentación a escalas múltiples.....	133
3.4.3.2.	Enfoques basados en el rastreo	134
3.4.3.3.	Enfoques basados en la inteligencia artificial	134
3.4.3.4.	Enfoques basados en modelos	135
3.4.3.4.1.	Modelos deformables.....	135
3.4.3.4.2.	Correspondencia de plantillas	135
3.5.	Extracción de características, detección de puntos característicos.....	136
3.5.1.	Mecanismos de codificación	138

3.5.2.	Estado del arte de los métodos de codificación biométrica basada en retina	139
3.5.2.1.	Un método combinado para detectar rasgos del fondo de ojo retiniano.....	139
3.5.2.2.	Un algoritmo completo para el reconocimiento humano automático basado en las características de la red vascular retiniana.....	140
3.5.2.3.	Un nuevo sistema de rastreo para la extracción sólida de la estructura de los vasos retinianos.....	141
3.5.2.4.	Un nuevo sistema de identificación humana que utiliza imágenes retinianas y agrupamiento difuso (fuzzy clustering)	142
3.5.2.5.	Un nuevo sistema de identificación retiniana.....	143
3.5.2.6.	Detección automática de bifurcaciones y cruces en imágenes retinianas de fondo de ojo en colores	143
3.5.2.7.	La autenticación biométrica por medio del uso de imágenes retinianas digitales.....	144
3.5.2.8.	Detección automática de puntos de referencia para el registro de imágenes retinianas	145
3.5.2.9.	Detección de estructuras de ramificación usando modelos de gauss.....	146
3.5.2.10.	Un algoritmo para la detección de puntos de referencia en los vasos retinianos efectivo en imágenes RGB	147
3.5.2.11.	Detección de puntos de referencia en las imágenes retinianas autofluorescentes	148
3.5.2.12.	Método basado en modelos para mejorar la precisión y la repetitividad de la estimación de bifurcaciones y cruces vasculares de las imágenes retinianas de fondo de ojo	149
3.5.2.13.	Identificación de personas por medio de la correspondencia de patrones retinianos	150
3.5.2.14.	Análisis biométrico del fondo de ojo retiniano para identificaciones personales.....	151
3.5.2.15.	Análisis híbrido del fondo de ojo retiniano basado en algoritmos de cálculo suave	152
3.6.	Individualidad	153
3.7.	La espiral.....	156
3.7.1.	Espiral logarítmica.....	161
3.7.1.1.	Historia	162
3.7.1.2.	Características de la espiral logarítmica	164
3.8.	Representaciones del tipo de series de tiempo.....	168
3.9.	Herramienta SAX.....	169
3.9.1.	Reducción de dimensionalidad por medio de PAA	170
3.9.2.	Discretización	171
3.9.3.	Medidas de distancia.....	173
4.	Solución del problema	177
4.1.	Descripción general de la propuesta	178
4.2.	Etapas de preprocesamiento	180
4.2.1.	Selección del plano verde	181
4.2.2.	Generación de la región de interés.....	182
4.2.3.	Mejoramiento de la imagen	183
4.2.3.1.	Mejoramiento de los vasos sanguíneos por medio de filtros con forma de campana de Gauss.....	183
4.2.3.2.	Cálculo de los parámetros del filtro gaussiano	185
4.2.4.	Matriz de coocurrencia	186
4.2.4.1.	Cálculo de la matriz de coocurrencia.....	186
4.2.4.2.	Cuadrantes de la matriz de coocurrencia	188

4.2.5.	Segmentación de los vasos sanguíneos mediante la técnica de la entropía de segundo orden	189
4.2.5.1.	El umbralado.....	190
4.2.5.2.	Umbralado basado en la entropía relativa.....	190
4.2.5.3.	Uso de la matriz de coocurrencia de los niveles de gris para el umbralado basado en la entropía relativa.....	191
4.2.5.4.	Método de entropía relativa local (ERL)	193
4.2.6.	Detección del disco óptico para enmascarar los vasos sanguíneos cercanos	194
4.3.	Procesamiento principal	197
4.3.1.	Esqueletizado por adelgazamiento morfológico	198
4.3.2.	Extracción de las minucias.....	199
4.3.2.1.	Extracción de los atributos de las minucias	199
4.3.3.	Reducción de las minucias	202
4.4.	Etapas de correlación o de identificación	203
4.4.1.	Método No. 1: Codificación biométrica basada en minucias.....	203
4.4.1.1.	Estimación de la orientación de los segmentos en las terminaciones	204
4.4.1.2.	Estimación de la orientación de los segmentos en las bifurcaciones	204
4.4.1.3.	Búsqueda de las correspondencias.....	206
4.4.2.	Método No. 2: Codificación biométrica basada en la espiral logarítmica y en la representación en serie de tiempo	208
4.4.2.1.	Desventajas de emplear los métodos de muestreo y codificación existentes para las imágenes de retina	209
4.4.2.2.	Metodología para la creación de la espiral logarítmica como método de codificación y de muestreo	213
4.4.2.3.	Metodología para la representación biométrica empleando la herramienta SAX.....	218
4.4.2.4.	Metodología para el cálculo de la similitud entre plantillas biométricas.....	220
5.	Resultados experimentales.....	225
5.1.	Resultados de la segmentación.....	226
5.1.1.	Medidas del desempeño del método de segmentación.....	226
5.1.1.1.	Sensibilidad, Especificidad y Precisión	228
5.2.	Desempeño de la extracción de características	235
5.3.	Desempeño del sistema de reconocimiento.....	238
5.3.1.	Método No. 1 basado en las minucias.....	239
5.3.1.1.	Prueba de autenticación.....	240
5.3.2.	Método No. 2 basado en la espiral logarítmica y en las series de tiempo.....	241
5.3.2.1.	Resultados de la codificación biométrica utilizando la espiral logarítmica.....	241
5.3.2.2.	Resultados de la representación biométrica con la herramienta SAX	247
5.3.2.2.1.	Prueba de precisión	250
5.3.2.2.2.	Prueba de Fusión.....	255
5.3.2.2.3.	Identificación de plantillas incompletas.....	256
5.3.3.	Validación del método a transformaciones afines.....	257
5.3.3.1.	A la traslación	257
5.3.3.2.	A la rotación.....	260
5.4.	Tiempo de ejecución.....	262
6.	Conclusiones.....	267
7.	Referencias	271

Lista de figuras

Fig. 1.1.	Imágenes típicas contenidas en la base de datos DRIVE	12
Fig. 1.2.	Imágenes segmentadas manualmente a partir de las imágenes de la Fig. 1.1. , contenidas en la base de datos DRIVE.....	13
Fig. 1.3.	Imágenes típicas contenidas en la base de datos VARIA	14
Fig. 2.1.	Rasgos físicos que diferencian a los seres humanos	17
Fig. 2.2.	Concepto de biometría	18
Fig. 2.3.	Orígenes de la biometría	19
Fig. 2.4.	Diagrama de bloques de un sistema biométrico típico	24
Fig. 2.5.	Esquema del proceso de reclutamiento [Coomonte y Sanchez, 2006]	26
Fig. 2.6.	Esquema del proceso de verificación.....	26
Fig. 2.7.	Esquema del proceso de identificación.....	28
Fig. 2.8.	Aspectos del diseño al nivel del sistema de un sistema biométrico.....	29
Fig. 2.9.	Extracción de características.....	30
Fig. 2.10.	Representación biométrica	31
Fig. 2.11.	Comparación de rasgos	31
Fig. 2.12.	Diferentes tipos de sistemas biométricos	33
Fig. 2.13.	Identificación biométrica basada en el ADN.....	33
Fig. 2.14.	Identificación biométrica basada en los rasgos faciales	34
Fig. 2.15.	Identificación biométrica basada en la huella dactilar	34
Fig. 2.16.	Identificación biométrica basada en la geometría de la mano	35
Fig. 2.17.	Identificación biométrica basada en la palma de la mano	35
Fig. 2.18.	Identificación biométrica basada en el mapeo del iris.....	36
Fig. 2.20.	Identificación biométrica basada en el termograma facial	37
Fig. 2.21.	Identificación biométrica basada en la espectroscopía de la piel	38
Fig. 2.22.	Identificación biométrica basada en el patrón vascular de la palma de la mano y del dedo	38
Fig. 2.23.	Identificación biométrica basada en el reconocimiento dinámico de la firma	39
Fig. 2.24.	Identificación biométrica basada en el reconocimiento de la marcha por análisis de silueta	39
Fig. 2.25.	Identificación biométrica basada en la verificación de patrones de tecleo.....	40
Fig. 2.26.	Identificación biométrica basada en el reconocimiento de voz.....	40
Fig. 2.27.	Identificación biométrica basada en la firma auditiva.....	40
Fig. 2.28.	Identificación biométrica basada en el código gráfico	41

Fig. 2.29.	Identificación biométrica basada en las partes del pabellón auricular.....	41
Fig. 2.30.	Identificación biométrica basada en la nariz	42
Fig. 2.31.	Identificación biométrica basada en la dinámica del mouse.....	42
Fig. 2.32.	Identificación biométrica basada en el olor corporal.....	43
Fig. 2.33.	Identificación biométrica basada en los labios	43
Fig. 2.34.	Identificación biométrica basada en la uña.....	43
Fig. 2.35.	Otros rasgos biométricos	45
Fig. 2.36.	Esquema explicativo de las situaciones de error en los sistemas biométricos.....	54
Fig. 2.37.	Curva del umbral de decisión	54
Fig. 2.38.	Obtención del valor EER.....	56
Fig. 2.39.	Valor de la EER mediante el análisis ROC.	56
Fig. 2.40.	Anatomía del ojo humano.....	58
Fig. 2.41.	Sección sagital del globo ocular	59
Fig. 2.42.	Esquema de la composición de las diferentes capas del globo ocular.....	60
Fig. 2.43.	Esquema de la composición de la esclerótica.....	62
Fig. 2.44.	Esquema de las partes de la túnica media o vascular	62
Fig. 2.45.	Anatomía de la zona y detalles de los rasgos anatómicos del iris	63
Fig. 2.46.	Vasos sanguíneos coroideos	66
Fig. 2.47.	Corte de la retina.....	68
Fig. 2.48.	Regiones de la retina: polo posterior, ecuador y periferia	68
Fig. 2.49.	Regiones de la retina.....	69
Fig. 2.50.	Detalle de la composición celular de las capas de la retina	70
Fig. 2.51.	Apariencia del fondo ocular	72
Fig. 2.52.	Disco óptico.....	73
Fig. 2.53.	Diámetro del disco óptico.....	74
Fig. 2.54.	Área macular.....	74
Fig. 2.55.	Mácula	74
Fig. 2.56.	Fóvea	75
Fig. 2.57.	Red vascular coroidal y arteria retiniana central	76
Fig. 2.58.	Arterias (rojas) y venas (azules)	76
Fig. 2.59.	Red arterial retiniana	77
Fig. 2.60.	Red venosa retiniana.....	78
Fig. 2.61.	Vista tridimensional de la red vascular retiniana.....	80
Fig. 2.62.	Cruce arterio-venoso.....	80
Fig. 2.63.	Estructura topológica de una red vascular	81
Fig. 2.64.	Esquema de la representación topológica y morfológica de una red vascular	82
Fig. 2.65.	Esquema de una bifurcación típica con sus segmentos básicos.....	82
Fig. 2.66.	Representación de una red vascular con características fractales.....	83
Fig. 2.67.	Elementos característicos de una bifurcación.....	84
Fig. 2.68.	Retinas holangióticas.....	84
Fig. 2.69.	Retina merangiótica.....	85
Fig. 2.70.	Retina paurangiótica.....	85
Fig. 2.71.	Retina anangiótica	85
Fig. 2.72.	Angiografía.....	87
Fig. 2.73.	Imagen de fondo de ojo	88
Fig. 2.74.	Imágenes de fondo de ojo de dos gemelos genéticamente idénticos	88
Fig. 2.75.	Orígenes de la identificación biométrica basada en retina	89
Fig. 2.76.	Complejidad de la red vascular	90
Fig. 2.77.	Distribución angular de los vasos sanguíneos en la cercanía del disco óptico	91
Fig. 2.78.	Vasos principales que entran y salen del disco óptico.....	91

Fig. 2.79.	Elemento básico de una red vascular.....	92
Fig. 2.80.	Puntos anatómicos característicos de una red vascular	92
Fig. 2.81.	Región correspondiente al disco óptico.....	92
Fig. 2.82.	Imagen de retina con un patrón de colores típico.....	92
Fig. 3.1.	Autenticación personal mediante el uso de imágenes digitales de retina: (a) Representación del proceso de autenticación, (b) Representación de una región en la imagen como punto característico	99
Fig. 3.2.	Autenticación biométrica mediante el uso de imágenes digitales de retina	100
Fig. 3.3.	Análisis de métricas de similitud para la autenticación de retinas basada en puntos característicos.....	101
Fig. 3.4.	Verificación personal basada en la extracción y caracterización de puntos característicos de la retina: (a) Imagen original, (b) Extracción de puntos característicos (cuadrados: doble bifurcación; puntos: bifurcación; círculo: puntos erróneos)	101
Fig. 3.5.	Verificación de la retina mediante puntos característicos basados en el patrón biométrico. Imágenes obtenidas del mismo individuo: (a) y (c) Imágenes originales; (b) Extracción de las bifurcaciones de (a); (d) Extracción de las bifurcaciones de (c).	102
Fig. 3.6.	Un algoritmo completo para el reconocimiento automático de las personas basado en las características de la red vascular de la retina	103
Fig. 3.7.	Análisis biométrico de fondos de ojo retinianos como fuente de identificación personal 104	
Fig. 3.8.	Un sistema novedoso de identificación de retinas	105
Fig. 3.9.	Identificación de retinas invariante a la rotación basada en un croquis de los vasos mediante partición angular	106
Fig. 3.10.	Identificación personal basada en los vasos sanguíneos de las imágenes de fondo de ojo de retinas	107
Fig. 3.11.	Novedoso sistema identificador de humanos mediante un enfoque de agrupamiento difuso en imágenes de retina.....	107
	La metodología propuesta se implementó en una base de datos de 27 imágenes de 512 x 512 píxeles. Para demostrar que la propuesta no es sensitiva a la rotación y a la escala, se incrementó la base de datos a 108 imágenes al modificar en escala y ángulo las 27 imágenes originales. Los resultados experimentales mostraron una alta exactitud en la clasificación de imágenes similares y una tasa de Falsa Aceptación cercana al 0%	108
Fig. 3.12.	Identificación y reconocimiento basados en puntos de los vasos sanguíneos de imágenes de fondo de ojo.....	108
Fig. 3.13.	Reconocimiento de los vasos sanguíneos del fondo de ojo.....	109
Fig. 3.14.	Identificación retiniana.....	110
Fig. 3.15.	Reconocimiento biométrico de la retina con espectros visibles	112
Fig. 3.16.	Reconocimiento de retina basado en la dimensión fractal	113
Fig. 3.17.	Identificación de personas por medio de la correlación de patrones de retinas.....	113
Fig. 3.18.	Valor aleatorio multimodal biométrico basado en la retina	115
Fig. 3.19.	Utilidad de los códigos retinianos en biometría	117
Fig. 3.20.	Patente estadounidense No. 4,109,237	118
Fig. 3.21.	Patente estadounidense No. 4,393,366.....	118
Fig. 3.22.	Patente estadounidense No. 2004, 0208343 A1	119
Fig. 3.23.	Patente estadounidense No. 6993161 B2	120
Fig. 3.24.	Patente estadounidense No. 2006, 0088193 A1	121
Fig. 3.25.	Patente estadounidense No. 2007, 0286462 A1	123
Fig. 3.26.	Identificación de bovinos basada en la red vascular.....	126
Fig. 3.27.	Angiografía e imagen del fondo de ojo	127
Fig. 3.28.	Plantilla biométrica.....	136

Fig. 3.29.	Transformaciones posibles en una imagen	137
Fig. 3.30.	Representación biométrica basada en rasgos	139
Fig. 3.31.	Nube de bifurcaciones y puntos de cruce extraídos de la imagen	140
Fig. 3.32.	Ilustración del proceso de detección de los puntos de ramificación sobre una red vascular de retina.....	141
Fig. 3.33.	Análisis de burbujas de un punto crítico de bifurcación: en negro las líneas circulares de exploración y en amarillo los centros de los vasos identificados.	142
Fig. 3.34.	Transformada de Fourier-Mellin de una imagen de retina	143
Fig. 3.35.	Construcción del vector de rasgos en la segunda escala (vasos de mediano tamaño); el eje horizontal muestra la posición de los vasos (en grados) entre la correspondiente orientación de los vasos y el eje horizontal en la imagen polar	143
Fig. 3.36.	Una imagen de retina de salida, que muestra las bifurcaciones y los puntos de cruce de los vasos	144
Fig. 3.37.	Ejemplo de las discontinuidades en las imágenes de arrugas	145
Fig. 3.38.	(a) Extracción de los vasos sanguíneos; (b) Bifurcaciones detectadas en las imágenes AF e IR (infrarroja)	146
Fig. 3.39.	(a) y (b) Candidatos de puntos de ramificación etiquetados después de la selección del modelo con bloques de 32 x 32 y 16 x 16; (c) y (d) Respuestas de las 150 esquinas más fuertes de R a partir de la representación espacio-escala a escalas equivalentes. Los radios de los círculos reflejan las escalas de detección.	147
Fig. 3.40.	Imagen analizada	148
Fig. 3.41.	Bifurcaciones detectadas	148
Fig. 3.42.	Los puntos verdes sobre los vasos son los puntos destacados mapeados a partir de las imágenes de fondo de ojo. La columna izquierda muestra tres ejemplos del método original. La columna derecha muestra los resultados correspondientes del algoritmo ERPR para las mismas regiones de la imagen. Observe el mejoramiento sustancial en la repetibilidad con la que las ubicaciones son estimadas. Esto es importante para aplicaciones de registro de imágenes, especialmente con implementaciones en tiempo.....	150
Fig. 3.43.	Imagen de retina preprocesada (revertida)	150
Fig. 3.44.	Regiones de forma cuadrada usadas para subdividir la imagen	151
Fig. 3.45.	(a) Nube de puntos extraídos; (b) puntos de cruce finales extraídos de los vasos sanguíneos	152
Fig. 3.46.	Proceso del algoritmo de rastreo.....	153
Fig. 3.47.	Creación de una espiral.....	156
Fig. 3.48.	Ejemplos de la presencia de las espirales en la naturaleza: (a) sistema de baja presión; (b) constelación estelar; (c) flor de girasol; (d) corte transversal de la concha de un caracol Nautilus; y (e) escaleras en el Vaticano	158
Fig. 3.49.	Diferentes tipos de espirales	161
Fig. 3.50.	Espirales logarítmicas.....	162
Fig. 3.51.	Tumba original de Jacobus Bernoulli, que en el cementerio de los matemáticos de Basilea puede verse con una espiral, que por ironía de la historia, y por ignorancia del cantero que la realizó, resultó ser una espiral de Arquímedes	163
Fig. 3.52.	Publicación de D'Arcy Wentworth Thompson (Thompson, D W. 1992. On Growth and Form. Dover reimpresso de 1942 2ª ed. (1ª ed., 1917). ISBN 0-486-67135-6)	164
Fig. 3.53.	Imagen de una concha Nautilus que muestra la auto similitud de la espiral logarítmica	164
Fig. 3.54.	Espirale logarítmica con un valor de $a = 1$, de $b = 0.9$ y de $\theta = 0.9$ [Wolfram demonstrations, 2011].	165
Fig. 3.55.	Espirale logarítmica grado 10.....	167
Fig. 3.56.	Formación de la espirale logarítmica por el trazo sucesivo de triángulos semejantes	167

Fig. 3.57. Propiedades de autosimilitud y de invariancia ante cualquier transformación a fin de la espiral logarítmica.....	167
Fig. 3.58. Creación de la espiral logarítmica a partir de los números de Fibonacci.....	168
Fig. 3.59. Las representaciones más comunes para la minería de datos en series de tiempo. Se puede visualizar cada una como un intento de aproximar a la señal con una combinación de funciones básicas.....	169
Fig. 3.60. La representación PAA puede ser visualizada como una aproximación de la modelación de una serie de tiempo con una combinación lineal de funciones básicas rectangulares. En este caso, una secuencia de longitud 128 se reduce a una dimensión de 8.....	171
Fig. 3.61. Una serie de tiempo es discretizada obteniendo primeramente su aproximación PAA y posteriormente al utilizar puntos de corte predeterminados para mapear a los coeficientes PAA en símbolos SAX. En el ejemplo anterior, con $n = 128$, $w = 8$ y $a = 3$, la serie de tiempo es mapeada en la palabra baabcbbc.....	172
Fig. 3.62. Intuición visual de las tres representaciones discutidas anteriormente y sus métricas de similitud definidas para cada una (C curva azul y Q curva roja).	174
Fig. 4.1. Diagrama a bloques del sistema de reconocimiento automático basado en la retina	179
Fig. 4.2. Diagrama de bloques de la etapa de preprocesamiento de la imagen.....	181
Fig. 4.3. Extracción del plano verde; (a) Imagen original, (b) plano verde correspondiente y (c) imagen en niveles de gris del plano verde.....	182
Fig. 4.4. Resultado de la generación de la región de interés para una imagen típica.....	182
Fig. 4.5. Perfil de vasos sanguíneos y su similitud con curvas gaussianas	183
Fig. 4.6. Resultado del realce de los vasos sanguíneos mediante un filtro gaussiano en forma de campana	185
Fig. 4.7. Cuadrantes de la matriz de coocurrencia, (OO=Objeto-Objeto, OF=Objeto-Fondo, FF=Fondo-Fondo y FO=Fondo-Objeto).	188
Fig. 4.8. Error en la segmentación del borde del disco óptico como vaso sanguíneo.....	194
Fig. 4.9. Proceso para la detección del disco óptico paso a paso.....	196
Fig. 4.10. Resultado de las etapas del preprocesamiento.....	197
Fig. 4.11. Importancia del proceso de esqueletizado.....	199
Fig. 4.12. Puntos característicos de la retina humana.....	200
Fig. 4.13. Punto de bifurcación y de terminación.....	200
Fig. 4.14. Resultado de la detección y extracción de las minucias: bifurcaciones: (cuadrados azules) y terminaciones (círculos verdes)) de la red vascular.....	202
Fig. 4.15. Tabla variable.....	204
Fig. 4.16. Resultado de la detección de los atributos de las minucias en la imagen de la Fig. 4.14.	205
Fig. 4.17. Acercamiento de una región de la red vascular con sus minucias detectadas y los atributos estimados para cada segmento; (a) dos terminaciones y sus orientaciones detectadas, (b) una bifurcación con sus tres segmentos y sus tres orientaciones correspondientes	207
Fig. 4.18. Esquema del algoritmo de correspondencia basado en la alineación.....	207
Fig. 4.19. Conjunto de puntos característicos presentes en una imagen de retina típica	209
Fig. 4.20. Todas las minucias detectadas en la red proporcionan la misma cantidad de información al código biométrico	210
Fig. 4.21. El esqueletizado es una etapa necesaria para detectar las minucias, lo cual genera una fuente de error al sistema biométrico.....	210
Fig. 4.22. Es necesario extraer información adicional para proporcionar mayor poder de discriminación para el código biométrico.....	211
Fig. 4.23. El método de codificación basado en anillos codifica de la misma manera y con la misma proporción a las regiones del fondo y de la red vascular.....	211

Fig. 4.24.	No se ha demostrado numéricamente si la región de la imagen codificada, en realidad contiene la cantidad de puntos necesaria para individualizar al sujeto	211
Fig. 4.25.	Concepto de conexidad.....	212
Fig. 4.26.	Concepto de conexidad por caminos	213
Fig. 4.27.	Imagen original de la Base de Datos DRIVE	214
Fig. 4.28.	Imagen del resultado del preprocesamiento de la imagen de la Fig. 4.27.	214
Fig. 4.29.	Red vascular segmentada.....	214
Fig. 4.30.	Resultado de la detección del centroide del disco óptico	215
Fig. 4.31.	Vasos sanguíneos eliminados en la cercanía del disco óptico	215
Fig. 4.32.	Esqueletizado de la red vascular segmentada	215
Fig. 4.33.	Resultado de la detección de los puntos característicos	216
Fig. 4.34.	Puntos detectados a lo largo de la trayectoria de la espiral logarítmica generada.....	216
Fig. 4.35.	Descomposición de la región rectangular analizada en una secuencia de datos empleando una espiral logarítmica.....	217
Fig. 4.36.	Series de tiempo generadas al muestrear y codificar la red vascular empleando la espiral logarítmica	217
Fig. 4.37.	Transformación de una serie de tiempo C en su representación PAA \bar{C}	218
Fig. 4.38.	Codificación de la representación \bar{C} en su secuencia de símbolos “baabcbbc”	218
Fig. 4.39.	Resultado de la representación y codificación SAX de la imagen de retina de la utilizando los siguientes parámetros: Número de segmentos = 64; Número de niveles = 10;	219
Fig. 4.40.	Resultado de la representación y codificación SAX de la imagen de retina de la utilizando los siguientes parámetros: Número de segmentos = 32; Número de niveles = 10;	220
Fig. 4.41.	Resultado de la representación y codificación SAX de la imagen de retina de la utilizando los siguientes parámetros: Número de segmentos = 32; Número de niveles = 8;	220
Fig. 4.43.	Alineamiento de dos plantillas extraídas de diferentes imágenes de fondo de ojo tomadas del mismo ojo en diferentes momentos.....	221
Fig. 4.44.	Alineamiento entre dos plantillas extraídas de diferentes imágenes de fondo de ojo tomadas de diferentes ojos.	221
Fig. 4.45.	Alineamiento entre dos plantillas biométricas pertenecientes a diferentes individuos.	222
Fig. 5.1.	Resultados de la segmentación por algunos métodos usados para comparar el desempeño del método de segmentación propuesto utilizando la imagen 01_test.tif del conjunto de prueba de la base de datos DRIVE: a) imagen original de prueba; b) resultado de la segmentación manual; c) resultado del método de Chaudhuri et al., d) resultado del método de Jiang y Mojon, e) resultado del método de Martínez-Perez et al., f) resultado del método de Staal et al., g) resultado del método de Zana et al., h) resultado del método propuesto.....	233
Fig. 5.2.	Resultados experimentales obtenidos por el método propuesto comparados con los obtenidos por el esquema de umbralado que parece tener similitud con el aquí propuesto; a) y d) son las imágenes originales; b) y e) son los resultados experimentales obtenidos por el método de HongQing (2004); y c) y f) son nuestros resultados.....	234
Fig. 5.3.	Resultados de la segmentación de los vasos sanguíneos ilustrada en algunas de las imágenes contenidas en la base de datos DRIVE, a) y c) Imagen original, b) y e) resultados de la segmentación manual, y c) y f) resultados de la segmentación del método propuesto.	235
Fig. 5.4.	Resultados de la etapa de extracción de minucias	238
Fig. 5.5.	Curva ROC del sistema biométrico basado en las minucias de la red vascular	240
Fig. 5.6.	Acercamiento de la Curva ROC en donde se aprecia con mayor detalle el desempeño del sistema de identificación basado en retinas empleando como descriptor las minucias de la red vascular	241

Fig. 5.7. Resultado del muestreo en una imagen típica de la base de datos DRIVE utilizando el valor de giro de la espiral logarítmica de 0.10556	244
Fig. 5.8. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando como valor de giro para la espiral logarítmica 0.17556	245
Fig. 5.9. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando una espiral logarítmica con el valor de giro de 0.25555	245
Fig. 5.10. Resultado del muestreo de otra imagen de la base de datos DRIVE empleando una espiral logarítmica con un valor de giro de 0.089556	246
Fig. 5.11. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando una espiral logarítmica con un valor de giro de 0.14056	246
Fig. 5.12. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando una espiral logarítmica con un valor de giro de 0.28056	247
Fig. 5.13. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en una imagen típica de la base de datos codificando la posición del segmento de vaso	248
Fig. 5.14. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en otra imagen típica de la base de datos codificando la posición del segmento de vaso	248
Fig. 5.15. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en otra imagen típica de la base de datos empleando como rasgo descriptor la orientación del segmento de vaso	249
Fig. 5.16. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en una imagen típica de la base de datos empleando como rasgo descriptor la orientación del segmento de vaso	249
Fig. 5.18. Resultado de la detección del disco óptico y de su centroide en otra de las imágenes de la base de datos	258
Fig. 5.19. Resultado de la detección del disco óptico y su centroide mostrado en otra de las imágenes de la base de datos.....	259
Fig. 5.20. Resultado de la detección del disco óptico y de su centroide ilustrado en una de las imágenes de la base de datos.....	259
Fig. 5.21. Codificación biométrica aplicada a una imagen rotada 4.37° a fin de validar el método con respecto a la rotación.....	260
Fig. 5.22. Codificación biométrica aplicada a una imagen rotada -3.25° a fin de validar el método con respecto a la rotación.....	261
Fig. 5.23. Codificación biométrica aplicada a una imagen rotada 2.766° a fin de validar el método con respecto a la rotación.....	261
Fig. 5.24. Cálculo de la distancia mínima entre las tres secuencias de datos resultantes de las imágenes previamente rotadas	262

1. Introducción, Objetivos y Planteamiento del problema

1.1. Introducción

La autenticación fiable de individuos es un servicio cuya demanda aumenta en muchos campos, no sólo en entornos policiales o militares, sino también en aplicaciones civiles tales como el control de acceso a zonas restringidas o la gestión de transacciones financieras. Los sistemas de autenticación tradicionales están basados en el conocimiento de una palabra clave o de un número de identificación personal (PIN - *Personal Identification Number*) o en la posesión de una tarjeta o una llave o clave. Dichos sistemas no son suficientemente fiables en numerosos entornos, debido a su incapacidad común para diferenciar entre un usuario verdaderamente autorizado y otro que fraudulentamente haya adquirido el privilegio. Una solución para estos problemas se encuentra en las tecnologías de autenticación basadas en la biometría. Un sistema biométrico es un sistema de reconocimiento de patrones que establece la autenticidad de los individuos identificándolos por medio de alguna característica física o de comportamiento.

Existen muchas tecnologías de autenticación, algunas de ellas ya implementadas en paquetes comerciales. Las características biométricas de uso más común son la huella digital (probablemente la característica más antigua usada en biometría), el iris, la cara, la geometría de la mano y, en cuanto a las características de comportamiento, el reconocimiento de voz y la firma, entre otros.

Hoy en día, la mayoría de los esfuerzos en los sistemas biométricos van encaminados al diseño de entornos más seguros donde sea más difícil, o virtualmente imposible, crear una copia de las propiedades utilizadas en el sistema para discriminar entre usuarios autorizados y no autorizados. En este contexto, el patrón de vasos sanguíneos en la retina se presenta como una característica biométrica relativamente joven, pero muy interesante, debido a sus propiedades inherentes. La más importante es que se trata de un patrón único para cada individuo. Además, al ser una característica interna, es casi imposible crear una copia falsa. Por último, otra propiedad interesante es que el patrón no cambia significativamente a lo largo del tiempo excepto en casos de algunas patologías serias y no muy comunes. Por todo ello, el patrón de retina puede ser considerado un rasgo biométrico válido para la autenticación personal, ya que es único, invariante en el tiempo y casi imposible de falsificar.

Por otra parte, el mayor inconveniente en el uso del patrón de vasos de la retina como característica biométrica radica en la etapa de captura, todavía percibida por el usuario como invasiva e incómoda. Hoy en día, existen mecanismos para obtener imágenes digitales de manera instantánea a través de cámaras no invasivas, pero estos avances requieren a su vez una mayor

tolerancia a variaciones en la calidad de la imagen capturada y, por tanto, métodos computacionales más elaborados que sean capaces de procesar la información en entornos más heterogéneos.

En esta tesis se presenta una nueva metodología de autenticación automática usando el árbol retiniano como característica biométrica. El objetivo es diseñar y desarrollar un patrón biométrico robusto y compacto que sea fácilmente manejable y almacenable en dispositivos móviles de hoy en día, como tarjetas con chip. La plantilla biométrica desarrollada a partir del árbol retiniano consiste en una secuencia de puntos muestreados y codificados empleando una espiral logarítmica de forma que no sea necesario el almacenamiento y procesamiento de todo el árbol para realizar la autenticación.

1.2. Objetivo general

Diseñar, desarrollar, implementar y validar una metodología que permita realizar una identificación certera, totalmente automática, con un alto nivel de confidencialidad, mediante la única utilización de la red vascular de la retina, así como diseñar e implementar un método para generar un código biométrico que sea confiable y compacto, y que a su vez, conserve la capacidad de identificar a un individuo con un alto grado de certidumbre y alto nivel de confiabilidad.

1.2.1. *Objetivos específicos*

Se han identificado y explorado los siguientes aspectos particulares:

- i) **Mejoramiento de la imagen.** Mejorar el contraste de los vasos sanguíneos de las imágenes de retina a fin de facilitar su segmentación para la posterior extracción de sus rasgos.
- ii) **Segmentación de la red vascular.** Aislar la estructura vascular a partir de la cual se han de extraer las características representativas de la imagen.
- iii) **Codificación.** Encontrar las características representativas de una red vascular de retina que sean robustas a variaciones y transformaciones de la imagen.
- iv) **Cálculo de la individualidad.** Determinar la capacidad que posee la representación biométrica obtenida de la red vascular de retina para identificar positivamente a los individuos.
- v) **Comparación de patrones.** Determinar si dos conjuntos de rasgos (códigos) son del mismo individuo o de individuos diferentes.
- vi) **Integración de varios rasgos biométricos.** Mejorar el desempeño del sistema biométrico al combinar varios rasgos biométricos. En la presente propuesta la retina será codificada

mediante dos rasgos descriptores diferentes, para así obtener dos conjuntos de puntos característicos que actúen como dos códigos biométricos distintos.

- vii) **Cálculo del desempeño.** Medir el desempeño de cada una de las etapas del sistema independientemente y del sistema global, en función de los parámetros propios de un sistema de identificación biométrica establecido.

1.3. Planteamiento del problema

El problema de investigación se puede plantear de la siguiente manera:

Diseñar una metodología de identificación biométrica totalmente automática basada en la red vascular de la imagen de retina humana, que pueda autenticar confiablemente si la identidad requerida de un individuo es cierta o no (¿Soy yo quien digo ser?);

1.4. Metodología propuesta

El primer paso en el desarrollo de este trabajo de tesis ha consistido en la realización de una ardua y minuciosa búsqueda bibliográfica en el campo de la biometría, los fundamentos teóricos más importantes de esta área, los métodos y técnicas biométricas más comunes y actuales, sus aplicaciones más relevantes, las ventajas y desventajas propias de cada técnica, y todos los aspectos actuales relacionados con los sistemas de autenticación de individuos realizados mediante diversos esquemas. De dicha búsqueda bibliográfica se generó un bosquejo general de la biometría y sus técnicas más recientes, el cual ha sido publicado como artículo divulgativo en la Revista *Conversus* del Instituto Politécnico Nacional en el mes de enero del 2010 [Villalobos y Felipe, 2010].

Una vez hecho el estudio bibliográfico de las técnicas biométricas de identificación existentes actualmente en la literatura, se realizó una búsqueda exhaustiva de los métodos biométricos basados en la red vascular de la retina humana. Se revisó cada una de las publicaciones, tesis de doctorado, patentes y reportes encontrados, se analizó la metodología de extracción y codificación de rasgos propuesta en cada artículo, el tipo de rasgo empleado para la representación biométrica y la identificación y los resultados experimentales de cada propuesta. A partir de dicho análisis, se realizó el estado del arte de los métodos biométricos basados en la red vascular de la retina, el cual permitió detectar las deficiencias de las propuestas analizadas y proponer en el presente trabajo de tesis una metodología nueva, diferente y que resuelva la mayoría de las deficiencias de las propuestas analizadas.

Una vez establecidos la estrategia de investigación y el desarrollo de la presente propuesta, la cual permitirá generar una aportación en el campo de la identificación biométrica basada en la red vascular de la retina, se diseñó una nueva metodología para la creación de un código biométrico que es, desde todos los puntos de vista, diferente a los códigos biométricos generados por los métodos ya propuestos en la literatura.

Para desarrollar dicha metodología se empleará una combinación de dos códigos biométricos creados a partir de la misma imagen, pero empleando dos métodos diferentes. Dicha combinación de códigos mejorará el desempeño en la etapa de comparación de códigos para la identificación.

En uno de los métodos de extracción de rasgos, la información estructural, topológica y morfológica de las bifurcaciones y las terminaciones detectadas en la red vascular, serán cuantificadas y analizadas.

En el segundo método de codificación, el código biométrico se generará identificando y caracterizando los segmentos de vaso previamente segmentados y separados mediante el empleo de un método de muestreo y seguimiento de tipo espiral, el cual comienza en el punto central del disco óptico previamente detectado, tras recorrer una determinada región de la red vascular asociada al mismo.

A la par de la etapa de creación del código biométrico, se procederá a revisar los métodos de determinación de la individualidad de las plantillas biométricas y se analizará el comportamiento de esta característica en función de los parámetros empleados para la creación del código, a fin de establecer las condiciones idóneas necesarias para realizar una identificación biométrica certera a partir de la red vascular de la retina.

Las etapas finales a desarrollar en la presente propuesta requieren una búsqueda de las identidades en el modo de autenticación. Los resultados que arrojen dichas búsquedas permitirán medir el desempeño de las etapas previas y obtener los parámetros que describan al sistema biométrico basado en la red vascular que utilice la metodología descrita en esta tesis.

1.5. Contribuciones y conclusiones

En esta tesis se presenta un sistema automático de autenticación basado en el árbol retiniano. Las principales contribuciones de este trabajo se pueden resumir como las siguientes:

- ✓ Estudio de la viabilidad del patrón retiniano como sistema biométrico de autenticación.
- ✓ Desarrollo de metodologías de obtención, detección y codificación de puntos característicos en el árbol retiniano. Esta contribución es también relevante en el ámbito médico a la hora de diagnosticar patologías mediante el análisis del árbol retiniano.
- ✓ Desarrollo de técnicas de registro y emparejamiento para puntos característicos.
- ✓ Estudio e implementación de métricas de similitud en el ámbito biométrico que permitan establecer márgenes de confianza suficientes a la hora de reconocer a los individuos.
- ✓ Desarrollo e implementación de una nueva metodología de codificación de la red vascular empleando un esquema de muestreo de tipo espiral logarítmica y su representación de tipo serie de tiempo, la cual permite reducir la dimensionalidad del código biométrico y reducir los costos computacionales y los tiempos de búsqueda de correspondencias, así como los costos computacionales necesarios para el almacenamiento.
- ✓ Los resultados de los experimentos realizados durante el desarrollo del trabajo muestran que el sistema resulta perfectamente válido para la autenticación, incluso en entornos con altos requerimientos de seguridad. Así mismo, el uso de la espiral logarítmica y las series de tiempo como patrón biométrico, permiten la codificación y el almacenamiento de dicho patrón en pequeños dispositivos móviles, en contrapartida a la alternativa de utilizar una imagen entera o los atributos de las minucias como patrón biométrico. En resumen, los individuos pueden ser fielmente caracterizados por un conjunto de puntos de interés en la retina.
- ✓ Se desarrollaron dos metodologías para la obtención del patrón retiniano, una basada en la segmentación de la red vascular y en la extracción de las minucias (usada en el sistema inicial de autenticación) y otra a partir del muestreo y codificación biométrica empleando una espiral logarítmica y las tecnologías de series de tiempo. Esto supone una aproximación más precisa a expensas de un coste computacional mayor, que se compensa sobremanera al

emplear el muestreo y la codificación de los vasos sanguíneos mediante una espiral logarítmica y las series de tiempo. Este código biométrico reduce los tiempos de búsqueda de correspondencia, contrario a los tiempos que se requieren para encontrar correspondencias entre códigos basados en minucias. En general, el método de muestreo, codificación y representación basado en la espiral logarítmica y en las series de tiempo es suficientemente bueno y ofrece un conjunto de puntos característicos fiable (en torno a un 98% de tasa de detección) en un tiempo de computación mucho menor.

- ✓ Se ha implementado también un algoritmo de emparejamiento de puntos característicos que contemple las posibles alteraciones externas que las imágenes pueden sufrir en la fase de captura (transformaciones geométricas, alteraciones de la iluminación, etc.). Este aporte es especialmente importante en tareas tales como la de identificación, donde el patrón de un usuario es comparado con todos los patrones almacenados en una base de datos de referencia para encontrar la identidad de dicho individuo. En este caso, la tarea que se repite es la de emparejamiento y por lo tanto es crucial su optimización en términos de tiempo de computación.
- ✓ Los tiempos de ejecución medios en una Laptop con una arquitectura Pentium® Dual-Core T4200 @ 2GHz y con 4 GB de memoria interna fueron de 3 segundos para la etapa de segmentación, 1.2 segundos para la etapa de extracción del patrón biométrico y de 17 segundos para el emparejamiento de patrones, utilizado en la metodología No. 1 presentada en esta tesis. los tiempos de ejecución de la codificación biométrica empleando la espiral logarítmica y las series de tiempo fueron de 9 segundos y 3 segundos para la autenticación de la secuencia de entrada.

1.6. Publicaciones realizadas

➤ **Publicadas en revistas internacionales de impacto (JCR)**

05/05/10 **A Fast Efficient and Automated Method to Extract Vessels from Fundus Images**, Journal of Visualization, J Vis (2010) 13:263-270,
DOI 10.1007/s12650-010-0037-y

• **Enviadas a revistas internacionales JCR**

02/04/2010 **Fast, Efficient and Automated Minutiae-Based Retinal Blood Vessel Codification Method for Biometric Applications**, IET Image Processing;

20/07/2010 Aceptada con cambios

19/03/10 **Fast Automatic Retinal Vessel Segmentation and Vascular Landmarks Extraction Method for Biometric Applications**, Journal of Visual Languages and Computing;
Bajo revisión

- **En memorias de congresos internacionales**

15/08/2010 **A Fast, Efficient and Automated Retinal-Based Recognition System**
Doctoral Consortium, MICAI 2010

31/08/2010 **Aceptado**

19/08/2010 **Fast Automatic Retinal Blood Vessel Segmentation and Vascular Landmarks Extraction Method for Biometric Applications**, XII Reunión de Neuroimagen (TNI10), Centro de Investigación en Matemáticas A.C. (CIMAT)

30/09/2010 **Aceptado**

05/2010 **Fast Automatic Retinal Blood Vessel Segmentation and Vascular Landmarks Extraction Method for Biometric Applications**, 10º Congreso de Computación CORE; CIC, IPN; México, DF.

- **En revistas nacionales**

11/2009 **La biometría y sus tecnologías actuales**, Investigación hoy de CONVERSUS, No 83, Revista de divulgación y periodismo científico del IPN; México, DF.

- **En memorias de congresos internacionales**

09/2009 **Fast automatic retinal vessel segmentation & vascular landmarks extraction method for biometric applications**, First IEEE International Conference On Biometrics, Identity And Security, Biometric Consortium Conference, Tampa Convention Center, Tampa, Florida, USA.

05/2009 **Segmenting Blood Vessels in Retinal Images Using an Entropy Thresholding Scheme**, Research in Computer Science, Advances in Computer Science and Engineering, 10º Congreso de Computación CORE; CIC, IPN, México, DF.

- **En memorias de congresos nacionales**

08/2009 **Metodología para la segmentación automática rápida de los vasos sanguíneos en imágenes de retina**, 6to. Encuentro Participación de la Mujer en la Ciencia; CIO, León, Guanajuato, México.

- 08/2009** **Método para la validación de resultados. Caso de estudio: segmentación de vasos sanguíneos en imágenes de retina**, 6to. Encuentro participación de la mujer en la ciencia; cio, León, Guanajuato, México.
- 08/2009** **Análisis del tamaño idóneo para la separación de las redes vasculares arterial y venosa en imágenes de retina humana**
6to. Encuentro Participación De La Mujer En La Ciencia; CIO, León, Guanajuato, México.
- 08/2009** **Identificación Biométrica, Tu cuerpo es la llave**, 6to. Encuentro Participación De La Mujer En La Ciencia; CIO, León, Guanajuato, México.
- 08/2009** **A Fast, Efficient and Automated Method To Extract Vessels From Fundus Images**, VI Taller-Escuela De Procesamiento De Imágenes, PI09; CIMAT; Guanajuato, Gto.
- 11/2008** **Extracción automática rápida de vasos sanguíneos en imágenes de retina basada en la entropía de segundo orden**, Decimonovena Reunión De Otoño De Comunicaciones, Computación, Electrónica Y Exposición Industrial ROC&C 2008; Acapulco, Gro.
- 09/2008** **Segmentación De La Red Vascolar En Imágenes De Retina Basado En La Matriz De Co-Ocurrencia De Niveles De Gris**, IX Simposio Mexicano De Cirugía Asistida Por Computadora Y Procesamiento De Imágenes Médicas/MEXCAS 2008; CIC, IPN; México, DF.

1.7. Organización de la tesis

La tesis está organizada de la forma siguiente:

- Capítulo 1. **Introducción, Objetivos y Planteamiento del problema.** En este capítulo se presentan los objetivos general y específicos del trabajo y el planteamiento del problema.
- Capítulo 2. **Conceptos básicos.** En este capítulo se presenta una introducción a los diferentes conceptos y técnicas de la biometría, así como a los conceptos básicos de la anatomía del ojo y de la retina y su utilización como rasgo biométrico para la identificación de las personas.
- Capítulo 3. **Antecedentes y Estado del arte.** Este capítulo incluye el resultado de la revisión bibliográfica sobre los métodos existentes para la identificación biométrica basada en la retina humana, las patentes registradas de los sistemas de identificación en donde se emplee la retina como rasgo, los sistemas comercializados basados en el mismo concepto, las técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas para el análisis de las imágenes de retina, así como sobre los fundamentos teóricos y matemáticos de la espiral logarítmica que respaldan su utilización como método de muestreo, la técnica de codificación de tipo serie de tiempo y la herramienta SAX utilizada en la representación biométrica.
- Capítulo 4. **Solución del problema.** En este capítulo se presenta la metodología desarrollada para construir el sistema de identificación biométrica que incluye las etapas de preprocesamiento de la imagen, la del procesamiento para la creación del código biométrico y la de la comparación de las plantillas biométricas. Se describen en detalle los algoritmos empleados y se presentan los fundamentos teóricos de cada algoritmo.
- Capítulo 5. **Resultados experimentales.** En este capítulo se presentan los resultados experimentales obtenidos en cada etapa descrita en el capítulo anterior, se presentan las diferentes implementaciones realizadas y los parámetros utilizados en cada implementación. Asimismo se presentan y analizan los resultados obtenidos para el sistema biométrico global.
- Capítulo 6. **Conclusiones.** En este capítulo se ofrecen las conclusiones y se presentan algunos posibles trabajos para ser realizados en el futuro.

1.8. Bases de datos

Las bases de datos empleadas en los trabajos desarrollados, la procedencia de su nombre y la dirección URL en la red Internet son las siguientes:

- ✓ DRIVE (Digital Retinal Image for Vessel Extractions)
<http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>

- ✓ VARIA (VARPA Group, Faculty of Informatics, Department of Computer Science, University of Coruña, Coruña, Spain) <http://www.varpa.es/varia.html>

En las imágenes consideradas el ángulo de rotación es moderado. Se ha observado que la escala, debido a la proximidad del ojo respecto a la cámara, es casi constante para todas las imágenes. Así mismo, las rotaciones son muy leves ya que la orientación del ojo cuando se presenta a la cámara es muy similar.

Este conjunto de imágenes pertenecen a personas adultas sanas, entre 25 y 60 años de edad.

1.8.1. Base de datos DRIVE

La base de datos DRIVE (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*, Imágenes digitales de la retina para la extracción de vasos sanguíneos, por sus siglas en inglés, <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases>) contiene 40 imágenes en colores, las cuales se capturaron de forma digital con una cámara no midriática Canon CR5 3CCD en un campo de visión (CDV) de 45°. El tamaño de las imágenes es de 565 x 584 píxeles y 8 bits por píxel de canal de color. Las imágenes están divididas en dos grupos: un grupo de entrenamiento y un grupo de prueba. Cada grupo consta de 20 imágenes retinianas en colores. Además, cada grupo incluye las imágenes segmentadas correspondientes, las cuales fueron categorizadas por dos expertos (llamados primero y segundo observador). Las imágenes del grupo de entrenamiento se categorizaron sólo una vez y se les dio el nombre de 1_manual1 a 20_manual1. Los dos especialistas categorizaron el grupo de prueba; las imágenes segmentadas recibieron el nombre de 1_manual2 a 20_manual2 y 21_manual2 a 40_manual2. La cantidad total de imágenes segmentadas en la base de datos es de 60: 20 en el grupo de entrenamiento y 40 en el grupo de prueba. En la Fig. 1.1. , se presentan algunos ejemplos de imágenes contenidas en la base de datos DRIVE y en la Fig. 1.2. , se muestran estas imágenes segmentadas manualmente utilizadas para la validación de los resultados.

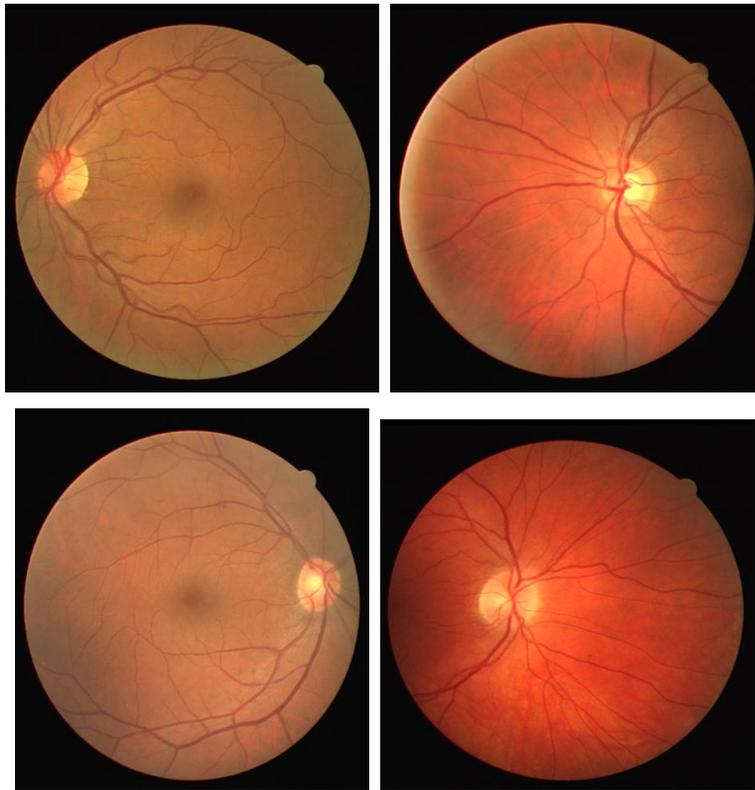
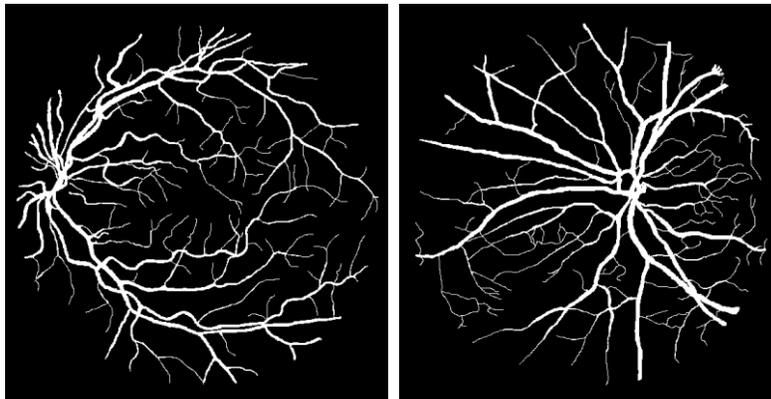


Fig. 1.1. Imágenes típicas contenidas en la base de datos DRIVE



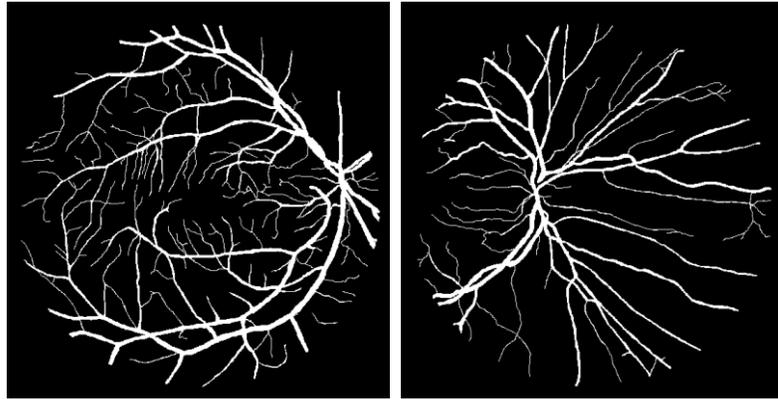


Fig. 1.2. Imágenes segmentadas manualmente a partir de las imágenes de la Fig. 1.1. , contenidas en la base de datos DRIVE

1.8.2. *Base de datos VARIA*

Esta base de datos fue creada durante el desarrollo de una tesis de doctorado y consiste de 233 imágenes de retina de 139 individuos diferentes, 59 de las cuales tiene por lo menos dos muestras. Las imágenes fueron capturadas durante algunos años con una cámara retiniana no midriática modelo TopCon NW-100. Son imágenes centradas en el disco óptico con una resolución de 768 x 584 píxeles. Estas imágenes tienen una gran variabilidad en contraste e iluminación, permitiéndole al sistema que sea evaluado en condiciones difíciles y para simular un ambiente más realista. Las condiciones diferentes se deben al hecho de que los expertos que tomaron las imágenes utilizaron diferentes condiciones de iluminación. La Fig. 1.3. , ilustra algunos ejemplos de imágenes de retina contenidas en esta base de datos donde se observa la diferencia entre las muestras.

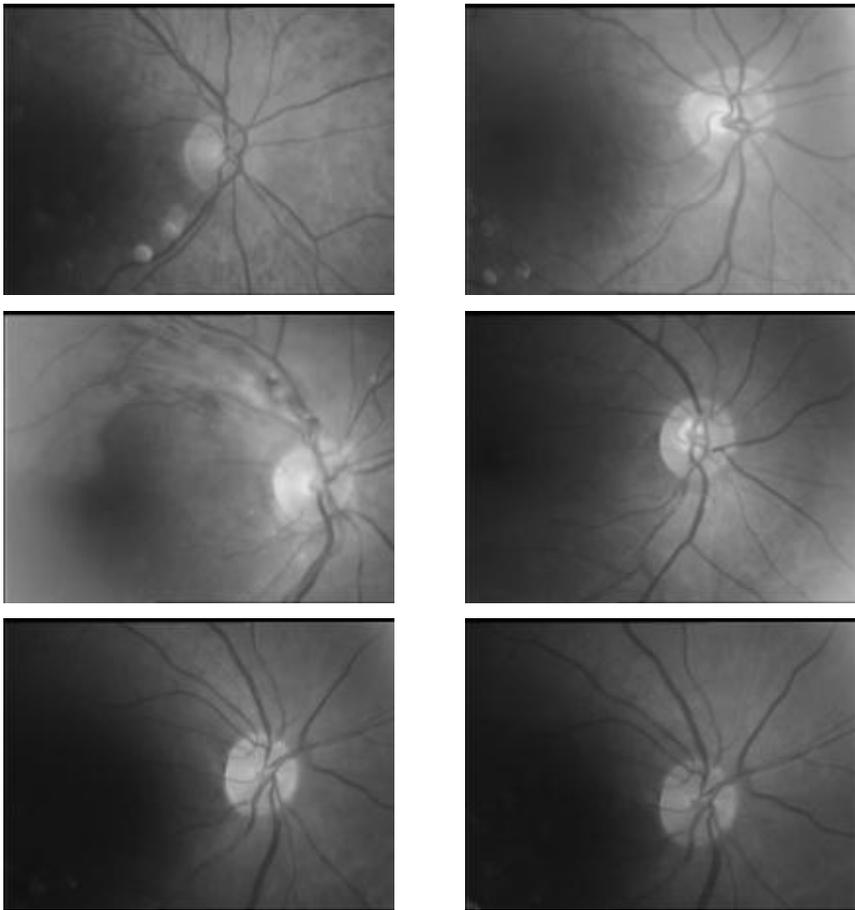


Fig. 1.3. Imágenes típicas contenidas en la base de datos VARIA

2. Conceptos básicos

Recientemente, los términos “biométrico” y “biometría” se han usado para referirse al campo naciente de la tecnología de la información aplicada a la identificación automática de individuos por medio del uso de rasgos biológicos, como los que están basados en el escaneo de la retina o del iris, patrones de la voz, firma dinámica, huellas dactilares, reconocimiento de rostros o rasgos geométricos de la mano, especialmente para propósitos de autenticación [Jain et al., 2004].

El término “biometría” se refiere, estrictamente hablando, a una ciencia que se ocupa del análisis estadístico de las características biológicas. Aquí, la biometría se usa en el contexto del análisis de las características humanas con propósitos de seguridad. La distinción puede hacerse más clara con la siguiente definición: “Un biométrico es una característica única y mensurable del rasgo de un ser humano, que puede usarse para el reconocimiento o verificación de la identidad de manera automática” [Jung y Hong, 2006].

2.1. Biometría

Todos los seres humanos tenemos características físicas y conductuales únicas que nos diferencian. La geometría de las partes de nuestro cuerpo tales como la de las manos, cara, nuestros ojos y tal vez la más conocida, la huella digital, componen algunos rasgos que nos diferencian del resto de los seres humanos (Fig. 2.1.).

La biometría es fácil de usar, nada que recordar, nada que cambiar, nada que perder [Jain et al., 1997a], [Jain et al., 1997b], [Jain et al., 2004], [Findbiometrics, 2005], [Acuitymi, 2005], [US Department of Defense, 2004], [Wikipedia, 2005], [DGCSW, 2005]. Además, proporciona un nivel más alto de seguridad, al constituir una unívoca “firma” de una característica humana que no puede ser fácilmente adivinada o falsificada. La identificación y autenticación biométrica explota el hecho de que ciertas características biológicas son singulares e inalterables y además, imposibles de perder, transferir u olvidar [Hong, 1998]. Esto las hace más confiables, amigables y seguras que las ampliamente usadas palabras clave (*passwords*).





Fig. 2.1. Rasgos físicos que diferencian a los seres humanos

En el pasado, el procesamiento de la identificación y autenticación biométrica era hecho manualmente por gente que física y mentalmente comparaba huellas dactilares contra tarjetas, rostros contra fotos de pasaportes y voces contra cintas grabadas. Hoy en día, dispositivos tales como escáneres, videocámaras, y micrófonos pueden, electrónicamente, capturar y entregar estas mismas características biométricas para automatizar los procesos y hacer las comparaciones. Cada tecnología biométrica (huella dactilar, rostro, voz, etc.) tiene sus propias características, variedades y certidumbres. El proceso de captura, de extracción de esas características y variedades, el almacenamiento y la comparación, es universalmente similar para todos los dispositivos biométricos.

2.1.1. *Concepto de biometría*

La biometría es el estudio de métodos automáticos para el reconocimiento único de humanos basados en uno o más rasgos conductuales o físicos intrínsecos [Solayappan, 2001], [Hon, 1998]. El término biometría comprende un amplio espectro de tecnologías mediante el uso de las cuales se permite verificar la identidad de una persona a partir del análisis de la medida de estas características, confiando en atributos propios de cada individuo en lugar de cosas que conocen o poseen.

La capacidad para la identificación biométrica llevada a cabo por cualquier persona es algo innato, ya que siempre se ha utilizado esta técnica de manera inconsciente para reconocer a una persona, por ejemplo, por la calle o en una fotografía. Los distintos tipos de tecnología biométrica varían en complejidad, capacidades y modo de funcionamiento y pueden ser usadas para verificar o establecer la identidad de una persona. Sin embargo comparten igualmente elementos comunes.

Todos hacen uso de dispositivos de captura de información adaptados a cada caso en particular, tales como cámaras o escáneres para obtener imágenes, registros o medidores, al igual que de software y hardware adaptado para extraer, codificar, almacenar y comparar las características medidas. Este grupo de diversas tecnologías puede ser usado por sí solo o en combinación con algunos de los otros factores con el fin de reforzar la seguridad.

El término se deriva de las palabras griegas "bios", vida y "metron", medida (Fig. 2.2.). Todos los seres humanos poseemos características morfológicas únicas que nos diferencian, las que bien pueden ser estáticas (huellas dactilares, retina, iris, patrones faciales, venas de la mano, la geometría de la palma de la mano, etc.) o dinámicas (firma, paso o caminata, tecleo, etc.).



Fig. 2.2. Concepto de biometría

2.1.2. *Origen de la biometría y su evolución histórica*

No es verdad que la biometría sea una técnica de identificación futurista. Desde hace varios siglos los hombres se han identificado por medio de este sistema. Ya ha quedado comprobado que en la época de los faraones, en el Valle del Nilo (Egipto), se utilizaban los principios básicos de la biometría para verificar a las personas que participaban en diferentes operaciones comerciales y judiciales [Galvis, 2008].

Muchas son las referencias de personas que en la antigüedad han sido identificadas por diversas características físicas y morfológicas, tales como cicatrices, medidas, color de los ojos, tamaño de la dentadura (Fig. 2.3.). Esta clase de identificación se utilizaba, por ejemplo, en las zonas agrícolas, donde las cosechas eran almacenadas en depósitos comunitarios a la espera de que sus propietarios dispusieran de ellas [Loeb, 2005], [ACCSS, 2005], [US Marshal Gov, 2005], [Caslon,2005], [Ridges y Furrows, 2005], [ONIN, 2005], [CLPEX, 2005], [Galway Education Centre, 2005],

[Multi-Tech Communications Inc., 2005], [ISL biometrics, 2005]. Los encargados de cuidar estos depósitos debían identificar a cada uno de los propietarios cuando estos hicieran algún retiro de su mercadería, utilizando para esta tarea principios básicos de la biometría como eran sus rasgos físicos.



Fig. 2.3. Orígenes de la biometría

En el siglo XIX comienzan las investigaciones científicas acerca de la biometría con el fin de buscar un sistema de identificación de personas con fines judiciales. Con estas investigaciones se producen importantes avances y se comienzan a utilizar los rasgos morfológicos únicos en cada persona para la identificación.

De hecho, y de cierta forma, es una vuelta a los conceptos que durante la segunda mitad del siglo XIX manejó el francés Alphonse Bertillon. El funcionario de la Prefectura de Policía de París logró desarrollar, con las limitaciones de la época, una base de datos con las características fisiológicas de 1,500 procesados por delitos violentos en esa localidad. Aunque Bertillon menospreciaba la utilidad de los rastros dactilares (para él eran simples “marcas distintivas”), su método se impuso en la Francia decimonónica al punto que obtuvo el cargo de jefe nacional de identificación. El “*bertillonage*” incluía datos tales como la longitud de la mano izquierda, el largo y el ancho del cráneo, la longitud de la oreja izquierda y otros. Sirvió, por ejemplo, para determinar la verdadera identidad de antisociales reincidentes.

A más cien años de la muerte de Bertillon, los métodos más aceptados de identificación se basan en la colección de rastros dactilares, y últimamente, de muestras de ácido desoxirribonucleico (ADN), cuyos grados de confiabilidad resultan casi infalibles. Hoy en día, la mayoría de los países del mundo utiliza las huellas dactilares como sistema práctico y seguro de identificación. Con el avance tecnológico aparecen nuevos instrumentos para la obtención y verificación de las huellas dactilares. Además, se comienzan a utilizar otros rasgos morfológicos como variantes de identificación, por ejemplo, el iris, el calor facial, o la voz. Actualmente, la biometría se presenta en

un sinnúmero de aplicaciones al demostrar que, posiblemente, es el mejor método de identificación humana.

2.1.3. *Reconocimiento, Verificación e Identificación*

A la asociación de una identidad con un individuo se le llama identificación personal. El problema de reconocer la identidad de una persona puede categorizarse en dos tipos de problemas fundamentalmente distintos, y con complejidades inherentes: (i) la verificación o autenticación, y (ii) la identificación. En la biometría hay tres términos de uso muy frecuente que son: reconocimiento, verificación e identificación; cada uno de estos términos que a primera vista parecen ser muy similares, tienen significados muy diferentes [Nalwa, 1997], [Kuhn, 2003], [Roberts, 2005], [Biometrics Direct, 2005].

- ✓ Reconocimiento es un término genérico que no implica por defecto una verificación o identificación de un individuo. Todos los sistemas biométricos realizan el reconocimiento para “distinguir nuevamente” una persona que se ha ingresado previamente al sistema.
- ✓ La autenticación o verificación es cualquier proceso por medio del cual un sistema verifica la identidad de un usuario que desea tener acceso al mismo, y ocurre cuando el sistema biométrico trata de confirmar la identidad que el individuo dice poseer, comparando una muestra enviada con una o más plantillas previamente almacenadas. Verificación es una tarea de los sistemas biométricos que busca confirmar la identidad de un individuo que la reclama comparando una muestra biométrica con la plantilla biométrica previamente ingresada al sistema. La verificación (autenticación) se refiere al problema de confirmar o negar la identidad de una persona y responde a la pregunta *¿Soy esa persona que digo ser?*
- ✓ La identificación ocurre cuando el sistema biométrico trata de determinar la identidad de un individuo. Se recoge un biométrico, el cual se compara con todas las plantillas en la base de datos. El sistema debe determinar si la persona está incluida en la base de datos o no. Identificación es una tarea donde los sistemas biométricos buscan determinar la identidad de un individuo. La identificación (*¿Quién soy yo?*) se refiere al problema de establecer la identidad de una persona, ya sea dentro de un conjunto de identidades ya conocidas (un problema de identificación cerrado) o de lo contrario, dentro de un conjunto de identidades desconocidas (un problema de identificación abierto).

Partiendo de las definiciones anteriores sabemos que hay tres formas para comparar la muestra biométrica: la comparación uno a uno (verificación), la comparación uno a muchos (identificación

cerrada) y la comparación uno a pocos que es una mezcla de los dos primeros (identificación abierta o *watchlist*). La autenticación de un usuario es básicamente un proceso de prueba de su identidad [Clarke, 1994], [Davies, 1994], [Campbell et al., 1996], [Miller, 1994], [Nalwa, 1997], [NIST, 1994]. Existen tres técnicas básicas, según lo que se utilice como base: algo que el usuario sabe; algo que el usuario tiene; y algo que el usuario es. Los datos de acceso comúnmente usados corresponden a la categoría “algo que el usuario sabe”, por ejemplo, la palabra clave (conocida como *password* en inglés). Las tarjetas de crédito y las llaves comunes son ejemplos de técnicas de “algo que el usuario tiene”. Finalmente, la huella digital, la voz y la retina, son ejemplos de “algo que el usuario es”.

- ✓ **La autenticación del tipo “algo que el usuario sabe”** asume que sólo una persona conoce una determinada clave o señal de acceso. Este tipo de autenticación se usa ampliamente en redes de computadoras, en Internet y en las intranets. Una gran amenaza que lleva consigo esta técnica es que un impostor puede descubrir la contraseña de alguien y se haga pasar por esta persona, violando la seguridad.
- ✓ **La técnica de autenticación del tipo “algo que el usuario tiene”** supone que el usuario legítimo es una persona que tiene un dispositivo determinado (tarjeta, llave, control remoto, etc.) que lo autentica ante el sistema de verificación. Si alguien roba el dispositivo, o el legítimo usuario lo pierde, el sistema no vale nada. Por ejemplo, en un automóvil, de tal forma que quien tenga las llaves, es el *dueño del auto*, al menos temporalmente.
- ✓ **La técnica del tipo “algo que el usuario es”** aprovecha que hay ciertas características biológicas o conductuales singulares e inalterables, por las que pueden ser analizados y medidos para crear un rasgo biométrico. Estas características son difíciles de perder, transferir u olvidar y son perdurables en el tiempo. Sistemas de este tipo suelen ser más difíciles de burlar que los anteriores y mucho más cómodos y seguros para el usuario, pues no dependen de su buena memoria.

2.1.4. **Rasgo biométrico**

Los sistemas biométricos se pueden clasificar con base en distintos rasgos característicos que los diferencian y que permiten determinar su aplicabilidad a un cierto sistema de seguridad [Jain et al., 1997a], [Jain et al., 1997b], [Jain et al., 2000], [Jain et al., 2004] [Jain, 2004], [Arndt,

1990], [Tapiador, 2005], [Hong, 1998], [Clarke, 1994], [Nalwa, 1997], [iAfB, 1999], [Giesing, 2003], [NEI, 2005].

Algunos de estos rasgos son:

- a) **Universalidad:** Indica la posibilidad de obtener un determinado rasgo biométrico de cualquier usuario. Por ejemplo, el reconocimiento facial presenta una alta universalidad, mientras que los sistemas basados en la dinámica del tecleo poseen una universalidad baja.
- b) **Unicidad:** Determina la probabilidad de que no existan dos sujetos diferentes con las mismas características biométricas. Los sistemas de reconocimiento basados en la geometría de la mano presentan un valor de unicidad medio, mientras que las técnicas de reconocimiento de patrones oculares como la retina o el iris tienen una unicidad elevada.
- c) **Estabilidad:** Cuantifica en qué grado permanecen inalterables y constantes las características extraídas ante diversos parámetros como pueden ser el tiempo, la edad, enfermedades, accidentes, etc. La voz presenta una baja estabilidad, sucediendo lo contrario con los patrones de iris y retina.
- d) **Facilidad de captura:** Muestra si las técnicas bajo estudio disponen de mecanismos sencillos de captura de los rasgos biológicos usados. Métodos que presentan gran facilidad de captura son aquellos basados en el reconocimiento de voz, donde únicamente es necesario un micrófono para obtener la muestra. La situación opuesta puede verse en los sistemas encargados de explorar la retina, ya que los dispositivos de captura resultan complejos.
- e) **Aceptación por los usuarios:** Es un parámetro que los diseñadores tienden a olvidar cuando en sí se trata de uno de los más importantes, ya que una baja aceptación de los usuarios puede significar el fracaso del sistema desarrollado. Si un usuario no acepta el sistema puede negarse a usarlo, o lo que sería peor, podría utilizarlo de manera inapropiada, provocando la obtención de resultados erróneos. Ejemplos de sistema con baja aceptación son la retina, debido a las características del dispositivo de captura empleado para la obtención de los datos y por el recelo que suelen presentar las personas a los temas relacionados con sus ojos, o en algunas ocasiones, las huellas dactilares por las connotaciones policiales y judiciales que presentan.

- f) **Robustez frente a la burla del sistema:** Evalúa en qué grado el sistema será capaz de reconocer cuándo los datos capturados son falsos. Ejemplos de datos falsos serían una máscara en un sistema de reconocimiento facial, o un dedo de látex para las huellas dactilares. La robustez de un sistema biométrico puede verse mejorada con la utilización de métodos asociados encargados de detectar si el sujeto está vivo. En las huellas dactilares puede identificarse a un individuo vivo por el flujo sanguíneo, o en el caso de reconocimiento de voz, cambiando el mensaje que debe pronunciar el sujeto.
- g) **Costo:** Siempre debe tenerse en cuenta a la hora de desarrollar cualquier tipo de sistema biométrico. Las técnicas de reconocimiento de voz suelen ser baratas, mientras que las basadas en la retina o en el iris muestran unos costos elevados. El coste de los componentes del sistema biométrico debe incluir factores como:
- ✓ Hardware de captura de datos.
 - ✓ Potencia de procesamiento de reserva para mantener la base de datos.
 - ✓ Proceso de investigación-desarrollo y prueba del sistema biométrico.
 - ✓ Instalación, montaje y conexión.
 - ✓ Costos de integración de los usuarios en el sistema.
 - ✓ Costos de formación de los usuarios para comprender el uso del sistema.
 - ✓ Mantenimiento del sistema.

2.1.5. *Sistema biométrico*

Un sistema biométrico es esencialmente un sistema de reconocimiento de patrones el cual realiza la identificación de una persona sobre la base de la autenticidad de una característica biométrica específica, ya sea física o conductual, que posee el usuario (Fig. 2.4.) [ICAO, 2004].

En los sistemas biométricos se presentan comúnmente tres componentes diferenciados [Jain, 2004], [Solayappan, 2001], [Ross, 2003]:

- Un mecanismo para escanear o capturar una imagen analógica o digital de la característica en cuestión, o en el caso de la voz el sensor utilizado a tal efecto.
- El software necesario para procesar, comparar y almacenar el registro de la característica biométrica recogida.

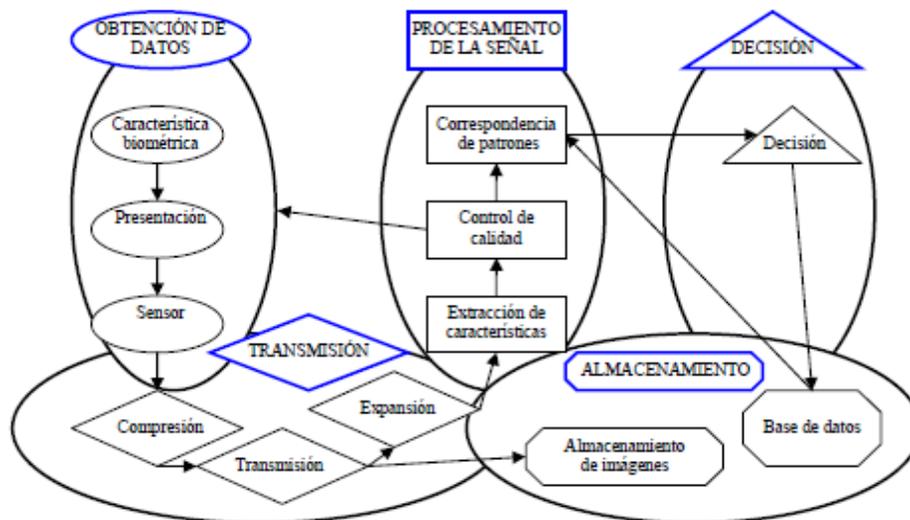


Fig. 2.4. Diagrama de bloques de un sistema biométrico típico

- Una interfaz con el sistema de la aplicación para interactuar con los elementos relativos al acceso una vez confirmada o no la identidad del individuo.

Resumiendo este diagrama [Coomonte y Sanchez, 2006], podemos ver que el sistema biométrico necesita de un sistema de captura mediante el cual se obtiene la imagen o muestra de la característica biométrica en cuestión. Como se ha visto anteriormente, en dependencia de la complejidad del rasgo y de su tratamiento, se hará uso de dispositivos más o menos complejos; así, por ejemplo, el sistema de reconocimiento de la dinámica de tecleo tan solo necesita de un simple teclado, mientras que un sistema de reconocimiento mediante el patrón venoso de la retina, necesita de cámaras adaptadas de alta resolución.

Posteriormente la información obtenida debe ser tratada para que el ordenador pueda extraer de ésta los datos relevantes y necesarios para el buen funcionamiento del sistema, tras lo que mediante los algoritmos necesarios, se obtiene la plantilla (*template*) con la cual se identifica a un usuario en particular. Esta plantilla se almacena o sirve como elemento de comparación según el proceso que esté teniendo lugar en el sistema. Si es el primer caso se almacenará en una base de datos, accesible por el sistema de seguridad para posteriores comparaciones. Es en el bloque de decisión en el que se llevarán a cabo estas comparaciones y en el que en dependencia del grado de unicidad de la característica biométrica. A pesar de que los diferentes sistemas biométricos llevan a cabo la medición de diferentes características de un modo substancialmente distintos, todos ellos comprenden procesos similares, los cuales pueden ser divididos en dos etapas diferentes: reclutamiento (*enrollment*) y autenticación o identificación.

Ninguna comparación resulta perfecta en los sistemas, tanto de verificación como de identificación, ya que hay que garantizar que, tal como se explicó anteriormente, las plantillas obtenidas sean en todos los casos únicas; por tanto, el sistema deberá establecer un umbral que determine la tolerancia en el grado de semejanza entre la plantilla de prueba obtenida y la registrada en la base de datos, el que determina el límite entre el acceso permitido y el no permitido. Para ello, tras la comparación de ambas plantillas, se lleva a cabo una medida de la similitud con el fin de obtener el grado de diferencia entre ambas en formato numérico, el cual será comparado con el umbral predefinido para llevar a cabo la decisión oportuna.

Durante el proceso de inscripción o reclutamiento de personas que se realiza en un sistema biométrico, éste es entrenado para la identificación de una persona específica. Esta persona permite la toma de una muestra de datos mediante los dispositivos habilitados para tal efecto, de modo que estos son extraídos, procesados y almacenados como referencia para futuras comparaciones (Fig. 2.5.). En dependencia de la tecnología utilizada, la muestra se recoge como una imagen, una grabación o un registro de medidas relacionadas de manera dinámica. A partir de aquí, el proceso desarrollado para la extracción de características y la codificación de los datos obtenidos depende de los algoritmos usados, que a su vez son propios de cada fabricante. Las plantillas obtenidas pueden ser almacenadas en bases de datos remotas, en el propio dispositivo de toma de datos e incluso y en caso de que ocupen poco espacio, en tarjetas inteligentes.

Los cambios de posición, de la distancia de toma, la presión realizada sobre el dispositivo, el entorno, y diversos otros factores influyen de manera significativa en la generación de la plantilla, haciendo que cada una de estas sea única, lo que implica que cada vez que se procesan los datos se crea una nueva plantilla. En algunos casos se precisa la toma de diferentes muestras lo que da lugar a diferentes plantillas usadas de forma simultánea.

La calidad de la plantilla o plantillas obtenidas determina de forma crítica el éxito de la aplicación biométrica. Dada la no perdurabilidad de algunas características usadas en biometría, se hace necesario incluso llevar a cabo el proceso de entrenamiento en diversas ocasiones a lo largo de la vida de un mismo usuario. Esta perdurabilidad de la característica usada marcará indudablemente el rango de uso de esa característica particular.

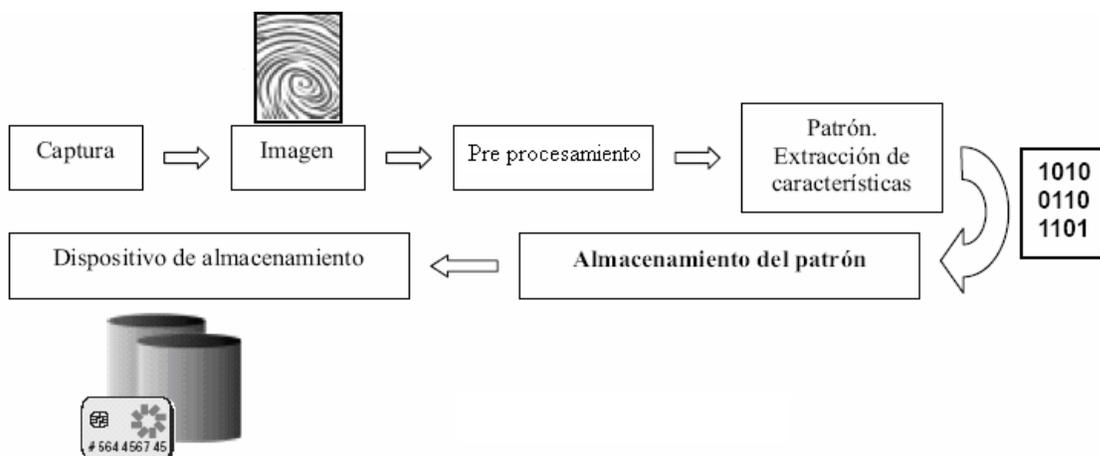


Fig. 2.5. Esquema del proceso de reclutamiento [Coomonte y Sanchez, 2006]

2.1.5.1. Verificación

En los sistemas usados para la verificación o autenticación, el paso siguiente al entrenamiento es el de verificar que la persona es quien dice ser. Para llevar a cabo esto, el sistema necesita obtener del usuario un identificador en combinación con los datos relativos a la característica específica, que procesará para obtener una plantilla de prueba (Fig. 2.6.). Entonces el sistema hará uso del identificador para obtener la plantilla relativa al individuo comparándola con la obtenida de prueba y verificando que el individuo es quien dice ser. Por poner un ejemplo, si un usuario le dice al sistema que es el trabajador número 12345, el sistema buscará la plantilla relacionada con ese usuario comparándola con la que obtiene en el momento del acceso.

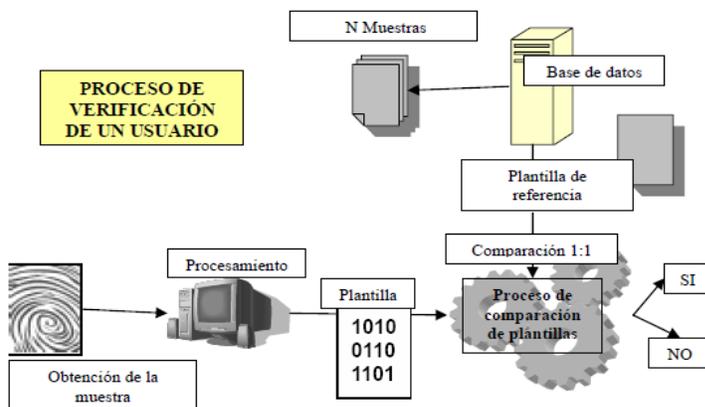


Fig. 2.6. Esquema del proceso de verificación

Es por esto que el proceso de autenticación/verificación se puede tratar como una comparación 1 a 1, dado que solo se toma como referencia la muestra tomada en el momento que el individuo intenta el acceso y la muestra previamente almacenada relativa al individuo. Estos

sistemas pueden albergar bases de datos de entre docenas y millones de plantillas, pero solo se toma para cada proceso de verificación la plantilla de la persona que cada vez usa el sistema. Un ejemplo de estos sistemas es el que se usa para el acceso a determinados edificios por parte de una persona en particular, el cual exige que el usuario se autentifique en el preciso instante en que necesite entrar al edificio.

2.1.5.2. Identificación

Por otro lado, en los sistemas de identificación el proceso se centra en averiguar quién es el individuo que trata de obtener el acceso (Fig. 2.7.). En este caso no es necesario ningún identificador adicional, de modo que para obtener el acceso la plantilla obtenida en ese instante es comparada con todas las plantillas relativas a los usuarios del sistema almacenadas en la base de datos del mismo. Por lo tanto, podemos tratar los sistemas de identificación como sistemas de 1 a N comparaciones. Podemos diferenciar los diversos sistemas de identificación en positivos y negativos. Los positivos están diseñados para asegurar la pertenencia de un individuo a un determinado sistema.

Un sistema positivo de identificación controla el acceso a un edificio o a un ordenador al contrastar cualquier acceso con la base de datos que contiene la información de los usuarios permitidos, de modo que determina cuándo un usuario que trata de acceder está contenido en esa base de datos. Por otro lado, los sistemas negativos de identificación se usan para asegurar que una persona que desee acceder al sistema no está ya presente en la base de datos. [Tapiador, 2005], [Eurodac, 2005].

Otro ejemplo de este tipo de sistema, es aquél que permite el acceso a las personas que no están contenidas en la base de datos, como podría ser el caso, por ejemplo, para evitar el acceso a recintos deportivos de personas fichadas como agresivas, o para evitar el uso de cuentas bancarias por personas que se encuentren en listas de morosos.

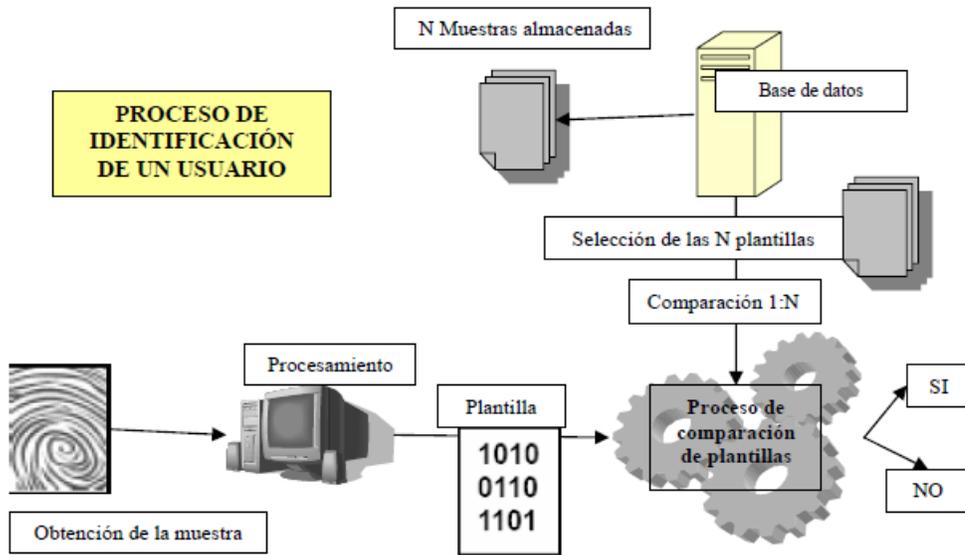


Fig. 2.7. Esquema del proceso de identificación

2.1.6. *Diseño de un sistema biométrico*

El diseño de un sistema biométrico se puede caracterizar en dos diferentes niveles:

- i) al nivel del sistema y
- ii) al nivel del algoritmo.

2.1.6.1. **Diseño al nivel del sistema**

Los principales aspectos de diseño de un sistema biométrico al nivel del sistema incluyen: el rasgo biométrico que debe ser usado, en qué modo de operación se debe usar, cómo captar la imagen del rasgo biométrico elegido, la arquitectura del sistema, y otros aspectos tales como ergonomía, dimensiones físicas, fuente de alimentación, peso, costos administrativos y de mantenimiento, e impacto ambiental [Hong, 1998], [Nalwa, 1997]. La selección del rasgo biométrico es determinada principalmente por los requerimientos prácticos, específicamente los requerimientos de desempeño, los cuales están directamente relacionados con la aplicación en cuestión (Fig. 2.8.).

En términos de la exactitud del sistema, los diferentes rasgos biométricos poseen una capacidad de discriminación diferente. Generalmente, no existe una regla que indique qué método biométrico debe ser usado para una aplicación específica. Una estrategia realista de diseño consiste en analizar cuáles son los requerimientos del sistema, evaluar qué técnica es más conveniente para la aplicación

dada, y finalmente hacer entonces que el sistema biométrico satisfaga los requerimientos de desempeño prácticos.



Fig. 2.8. Aspectos del diseño al nivel del sistema de un sistema biométrico

Es más difícil diseñar un sistema de identificación que uno de verificación. Para un sistema de verificación, el mayor reto está en la exactitud del sistema. Normalmente no es muy difícil lograr los requerimientos de la respuesta en tiempo en un sistema de verificación, ya que sólo se realizan comparaciones uno-a-uno. Sin embargo, para un sistema de identificación tanto la exactitud como la velocidad son importantes. Por lo tanto, son mayores los requerimientos en la etapa de extracción de características y, especialmente, en la etapa de comparación de las características. Por su propia naturaleza, algunos métodos biométricos son más factibles para operar en el modo de identificación que otros. Seleccionar el modo de operación para un sistema biométrico depende principalmente de los requerimientos prácticos. Generalmente un sistema de identificación es más viable que un sistema de verificación. Sin embargo, un sistema de identificación requiere usualmente mayores recursos y por lo tanto mayores costos.

La captura de la imagen es uno de los procesos críticos en un sistema biométrico, ya que la calidad de la misma determina el desempeño de todo el sistema. Sin embargo, la selección del dispositivo de captura depende de requerimientos prácticos tales como la disponibilidad, el costo y el tamaño. No existe una norma que determine qué dispositivo debe ser usado en cada caso. La arquitectura del sistema biométrico depende directamente de la aplicación. Un sistema biométrico

consta principalmente de dos módulos: el *módulo de registro* y el *módulo de identificación*. Cada módulo está constituido por un número de submódulos secuenciales, los cuales reciben entradas de los submódulos previos y generan resultados intermedios que son vistos como entradas para las siguientes etapas. El diseño de estos submódulos depende del biométrico que se esté utilizando. Esto se relaciona directamente con el diseño al nivel del algoritmo.

2.1.6.2. Diseño al nivel del algoritmo

Dadas las especificaciones y los requerimientos prácticos al nivel del sistema, las principales tareas del diseño al nivel del algoritmo son:

- i) La extracción de características (codificación) y
- ii) la comparación de las plantillas o códigos.

La extracción de características es responsable de la obtención de los rasgos representativos de un conjunto de datos de entrada [Adler, 2005], [Akkemans, 2005]. La comparación es la responsable de determinar si dos conjuntos de rasgos representativos han sido extraídos de la misma fuente. El diseño al nivel del algoritmo también consta de otros módulos como el de manejo de las bases de datos, el control de la calidad de la imagen, la encriptación, la clasificación, la interfaz de usuario, etc. (Fig. 2.9.).

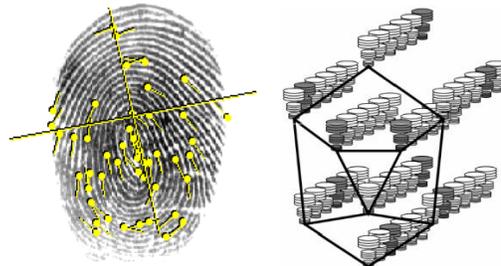


Fig. 2.9. Extracción de características

La representación biométrica constituye la esencia del diseño al nivel del algoritmo y determina casi todos los aspectos del proceso de reconocimiento. Una representación biométrica debe tener, entre otras características, las dos siguientes:

- ✓ sobresaliente y
- ✓ conveniente.

Sobresaliente indica que una representación biométrica debe contener suficiente información específica (individual) del dato de entrada. Conveniente significa que la representación biométrica

pueda ser fácilmente obtenida, almacenada en una forma compacta y que sea útil para la etapa de comparación. Las propiedades sobresaliente y conveniente no están altamente relacionadas. Una representación sobresaliente no es necesariamente una representación conveniente. No existe un esquema general de representación que sea conveniente para todos los rasgos biométricos (Fig. 2.10.).

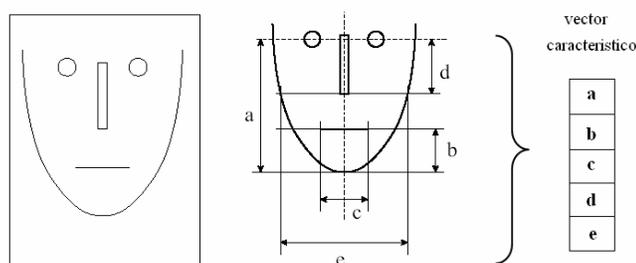


Fig. 2.10. Representación biométrica

Un algoritmo de comparación se basa generalmente en una función de similitud para determinar si dos conjuntos de rasgos son de la misma fuente o no. Para una representación biométrica dada, derivar una función de similitud es un problema muy difícil debido a las variaciones intrínsecas. Por lo general, no existe una forma sistémica de determinar una función de similitud (Fig. 2.11.).

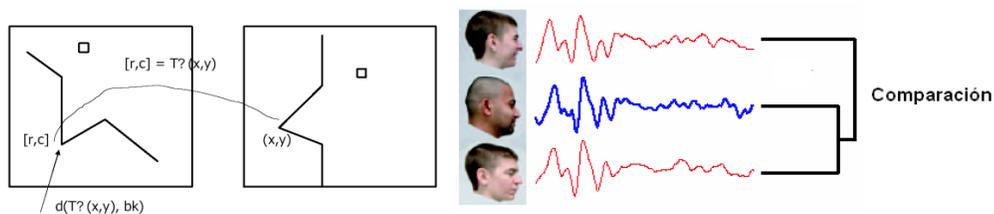


Fig. 2.11. Comparación de rasgos

2.1.7. Técnicas biométricas

Un número creciente de tecnologías relacionadas con la biometría han visto la luz en varios años anteriores, pero ha sido en los últimos 5 años cuando se ha conseguido desplegar en mayor medida aquéllas que se reconoce como punteras. Sin duda alguna la viabilidad del mercado de los sistemas biométricos depende de factores claramente ligados al usuario y a las necesidades de uso que puedan tener los mismos. Aspectos como el factor económico y la manejabilidad del sistema, son sin duda aspectos que afectan al propio usuario, por lo que son en todo caso factores básicos a tener en cuenta en el desarrollo del sistema, en igual o mayor medida que otros aspectos meramente técnicos del mismo.

Estas técnicas biométricas pueden ser muy efectivas en la identificación de personas dado que miden características que en mayor o menor medida son distintivas de cada persona; es precisamente el grado de singularidad de cada característica el determinante a la hora de obtener mejores o peores resultados en el proceso de identificación. A diferencia de los métodos convencionales de identificación que hacen uso de cosas que alguien pueda poseer, como por ejemplo, una tarjeta de seguridad para el acceso a un edificio, o de algo que solo el individuo conoce, como puede ser la contraseña para el acceso a un ordenador. Las características usadas por los sistemas biométricos son propias de cada persona, a excepción claro de aquellas afectadas por enfermedades o problemas físicos, tales como las mudas o que hayan sufrido amputaciones, o en el caso de un sistema de reconocimiento de firmas, aquellas personas que no fueran capaces de escribir. El hecho de ser características fuertemente ligadas a cada individuo, éstas les confieren una mayor confianza, ya que no pueden ser perdidas ni olvidadas como en los casos de las tarjetas de seguridad o las claves de acceso.

Algunas de las tecnologías biométricas son más adecuadas para el desarrollo de determinadas aplicaciones que otras; en ocasiones se puede tener en cuenta también la adaptación de manera más inmediata o cómoda de los usuarios a ciertas tecnologías. Es por esto que no se puede delimitar una determinada tecnología como la mejor, sin atender a los requisitos específicos de cada situación. Pero sin duda los sistemas biométricos comparten patrones específicos de comportamiento, necesarios para delimitar su funcionamiento independientemente del rasgo característico utilizado para la identificación.

En la biometría se distinguen dos grupos de registros biométricos: los fisiológicos o morfológicos y los conductuales. Los biométricos morfológicos o fisiológicos son aquellos que se soportan sobre características físicas inalterables y presentes en la mayoría de los seres humanos, tales como la huella dactilar, la geometría de la mano, las características del iris, los patrones vasculares de la retina, etc. Los biométricos conductuales son aquellos que se soportan sobre características de la conducta del ser humano, tales como la forma de pulsar las teclas de un teclado, el discurso, la dinámica de la firma, etc. Se han propuesto, investigado y evaluado un gran número de rasgos biométricos para aplicaciones de identificación. Cada técnica biométrica tiene sus fortalezas y sus limitaciones; por consiguiente, cada rasgo biométrico puede ser útil en una aplicación en particular [Jain et al., 1997a], [Jain et al., 1997b], [Jain et al., 2004], [Hong, 1998], [Clarke, 1994], [Davies, 1994], [Campbell et al., 1996], [Miller, 1994], [Nalwa, 1997],

[NIST, 1994], [Atick et al., 1998], [Daughman, 1993], [TRS, 1998], [Zhang et al., 1997], [Wildes, 1997]. A continuación exponemos en un orden arbitrario una breve descripción de algunas medidas biométricas que se usan en la actualidad.

En la Fig. 2.12. , se separan e identifican las diversas tecnologías asociadas a cada uno de los tipos de identificación explicados [Coomonte y Sanchez, 2006].

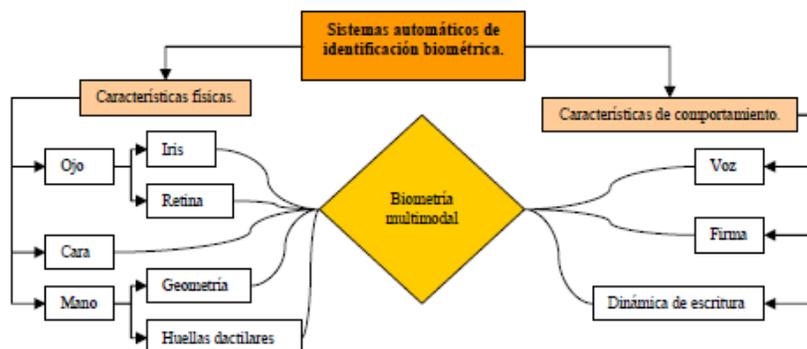


Fig. 2.12. Diferentes tipos de sistemas biométricos

2.1.7.1. ADN

La tecnología del ADN es usada para comparar la muestra de un sospechoso contra la muestra encontrada en la escena de un crimen (Fig. 2.13.). También es usada en pruebas de paternidad y en procesos de identificación de personas extraviadas. La toma de la muestra de ADN eventualmente puede ser invasiva, pues puede requerirse tejido, sangre u otra muestra corporal, aunque también puede obtenerse de la saliva, el cabello, etc. El análisis de ADN no se realiza en tiempo real y actualmente toma en promedio 10 minutos [Roberts, 2005].



Fig. 2.13. Identificación biométrica basada en el ADN

2.1.7.2. Rasgos faciales

La imagen facial es la forma más común de reconocimiento entre los humanos. La identificación de caras generalmente se basa en la ubicación y forma de atributos faciales, como los de los ojos, orejas, cejas, nariz, labios y forma de la barbilla, junto con las relaciones espaciales entre ellos (Fig. 2.14.). Los sistemas actuales comúnmente imponen restricciones en cómo las imágenes faciales deben ser obtenidas, al requerir generalmente un fondo simple y uniforme o una

iluminación especial. Este método cuenta con una precisión aceptable, alto costo, buena aceptación y un grado de intrusión mínimo [Chellapa et al., 1995], [Face Recognition Homepage, 2011].

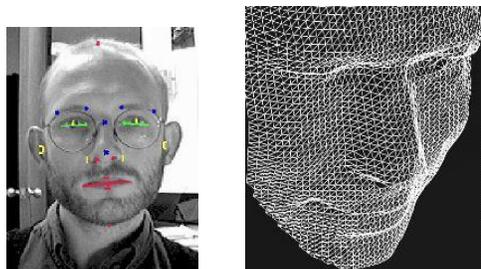


Fig. 2.14. Identificación biométrica basada en los rasgos faciales

2.1.7.3. Huellas dactilares

Las huellas dactilares son el patrón de canales, crestas y figuras presente en la superficie de la yema de los dedos. Dicho patrón se forma durante la gestación y es único. Las huellas dactilares son tan únicas que incluso las huellas de dos gemelos idénticos son distintas, así como también son distintas las huellas dactilares de cada uno de nuestros dedos (Fig. 2.15.). La identificación con huellas dactilares está basada principalmente en las minucias (la ubicación y dirección de las terminaciones de crestas y valles, bifurcaciones, deltas, etc.), aunque existen muchas otras características de las huellas dactilares. Se espera que el reconocimiento de las huellas dactilares sea el líder entre los reconocimientos biométricos en el futuro. Algunas desventajas del reconocimiento biométrico de huellas dactilares son que generalmente requiere de una cantidad considerable de recursos computacionales y que los patrones en sí pueden cambiar debido a causas radicales (quemaduras, heridas, etc.). Este método cuenta con alta precisión, costo regular, alta aceptación e intrusión aceptable [Cummins y Mildo, 1961], [Galton, 1961], [Lau et al., 1991], [Lee y Gaensslen, 1991], [Li y Shi, 1994], [Moenssens, 1971], [Nickerson y O’Gorman, 1988], [FBI, 1999].



Fig. 2.15. Identificación biométrica basada en la huella dactilar

2.1.7.4. Rasgos de la mano

La forma, longitud y estructura de la mano junto con la forma y longitud de los dedos, se puede usar también como una forma de reconocimiento biométrico (Fig. 2.16.). Este tipo de identificación es popular y ha sido instalado en numerosos lugares del mundo, debido a que es

barato y fácil de usar. El reconocimiento de la geometría de la mano no se ve afectado por factores climáticos o condiciones específicas. Sin embargo, es un método muy poco discriminante, además de que la estructura de la mano es muy variable en algunas épocas de la vida, sobre todo en la infancia y la joyería o las limitaciones en el movimiento de la mano (como artritis) pueden afectar el proceso de escaneo. Este instrumento cuenta con precisión aceptable, económica, aceptación decente e intrusión aceptable [Pagesperso, 2010].

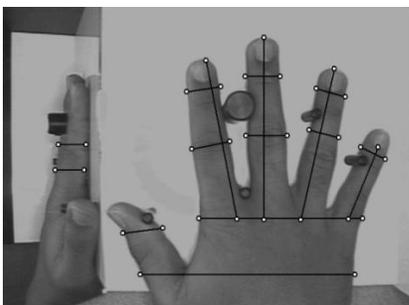


Fig. 2.16. Identificación biométrica basada en la geometría de la mano

2.1.7.5. Palma de la mano

Al igual que el reconocimiento de huellas dactilares, el reconocimiento de la palma de la mano está basado en la información presentada por la fricción de las crestas con una superficie [Pagesperso, 2010]. Esta información incluye el sentido de las crestas, la presencia o ausencia de minucias en la huella palmar, etc. (Fig. 2.17.).

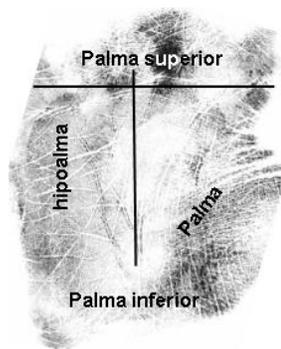


Fig. 2.17. Identificación biométrica basada en la palma de la mano

2.1.7.6. Iris

El iris es la región ocular situada en la capa intermedia del ojo, famosa por poseer color. La textura del iris se establece durante los primeros dos años de vida y su estructura es lo suficientemente compleja y distintiva como para permitir la identificación (Fig. 2.18.). El reconocimiento de las personas a través del iris es bastante rápido y eficaz. Cada iris es único,

incluso los de los gemelos idénticos [Daugman, 2004], [Wildes, 1997]. Cada iris cuenta con 266 puntos únicos, muchísimos más que los del reconocimiento por huellas dactilares. Además, el escaneo del iris es más rápido que el de la retina, es muy difícil alterar su textura, incluso con cirugía, y es muy fácil detectar intentos de fraude por medio de iris artificiales (como lentes de contacto). El reconocimiento del iris es relativamente nuevo, por lo que aún requiere investigación y desarrollo; por el momento es costoso. Este método tiene alta precisión, alto costo, alta aceptación y baja intrusión.

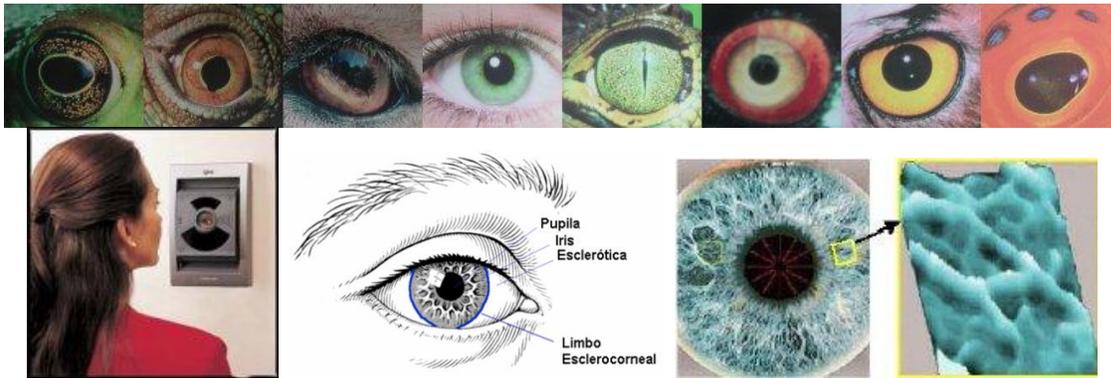


Fig. 2.18. Identificación biométrica basada en el mapeo del iris

2.1.7.7. Retina

El patrón que forman las venas que están debajo de la superficie de la retina es un patrón estable y único. Por lo tanto, es un método biométrico confiable. Usando procedimientos ópticos similares a los de un retinoscopio, se pueden obtener imágenes digitales del patrón de la retina de un individuo mediante la proyección de un tenue haz de luz (puede ser infrarroja) hacia el ojo (Fig. 2.19.). Para captar la imagen necesaria para el reconocimiento, se requiere que el sujeto a identificar mire fijamente y muy de cerca un dispositivo y mantenga su vista fija en un punto determinado [Hill, 1978], [Hill, 1992], [Marshall y Usher, 2006], [Retinal Tech, 2010]. A pesar de su confiabilidad, en muchas ocasiones no se puede hacer que los sujetos a identificación cumplan con el procedimiento, además de que requiere de un equipo bastante costoso. Algunas prisiones de alta seguridad usan el reconocimiento basado en los patrones de la retina.



Fig. 2.19. Identificación biométrica basada en el patrón vascular de la retina

2.1.7.8. Termografía facial

Es un área de interés relativamente nueva que mide los patrones infrarrojos de la emisión de calor de la cara, causado por el flujo de sangre bajo la piel. Los sensores termográficos miden la temperatura de un objeto. Es una tecnología no invasiva, que no requiere de contacto físico, es continua y accesible a la mayoría de los usuarios. La verificación o identificación puede ser lograda a 1m de distancia y sin que el usuario tenga que esperar largos periodos de tiempo o no hacer nada más que mirar a la cámara (Fig. 2.20.). Por otro lado, el sistema vascular presente en el rostro genera una “firma facial” única cuando el calor es emitido por la cara. Se dice que el termograma facial es único para cada persona y no puede ser falsificado. Incluso la cirugía plástica no puede falsificar un termograma facial debido a que dicha cirugía no redirecciona el flujo de la sangre. Una ventaja de los termogramas faciales es que es un método biométrico no invasivo, por lo que puede usarse para verificar una identidad sin necesidad de hacer contacto con ella [Pagesperso, 2010], [TRS, 1998]. Además, presenta bastantes ventajas frente al simple reconocimiento facial basado en imágenes, ya que la cámara infrarroja puede obtener el termograma facial en un ambiente con poca luz e incluso en ausencia de ella. Aunque el termograma facial es único para cada persona, aún no se ha probado que este método es lo suficientemente discriminante. El termograma facial puede depender de una serie de factores como el estado emocional y la temperatura corporal.



Fig. 2.20. Identificación biométrica basada en el termograma facial

2.1.7.9. Espectroscopía de la piel

La calidad óptica de la piel humana está determinada por sus propiedades químicas y estructurales, que varían de una persona a otra (Fig. 2.21.). Estas propiedades pueden ser medidas mediante espectroscopía óptica de reflexión difusa. Esta tecnología biométrica usa un sensor biométrico basado en un diodo emisor de luz (LED) y fotodetectores de silicio que fueron desarrollados para mejorar las medidas biométricas basadas en las propiedades ópticas de la piel en los dedos, manos u otros sitios de la piel [Pagesperso, 2010].

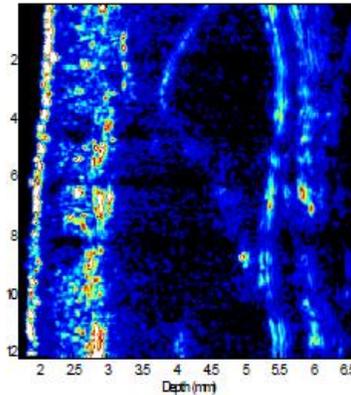


Fig. 2.21. Identificación biométrica basada en la espectroscopía de la piel

2.1.7.10. Red vascular

Esta tecnología biométrica es de reciente desarrollo; también se le conoce como reconocimiento del patrón de venas de la mano (Fig. 2.22.). Al igual que el reconocimiento por medio de la retina, esta tecnología usa luz infrarroja a corta distancia para detectar los patrones de la red vascular; actualmente también se están extrayendo patrones vasculares de otras partes del cuerpo como los patrones vasculares de la palma de la mano, del reverso de la mano y dedos [Pagesperso, 2010].



Fig. 2.22. Identificación biométrica basada en el patrón vascular de la palma de la mano y del dedo

2.1.7.11. Firma

Cada persona tiene un estilo único de escritura; sin embargo, la firma de una persona no es idéntica cada vez que se realiza, pues varía de acuerdo a su estado físico y emocional. Por ello, la eficacia de los sistemas de identificación basados en reconocimiento de firmas es razonable, pero no es suficientemente confiable como para llevarlo a gran escala (Fig. 2.23.). Hay dos métodos de identificar una firma: el estático y el dinámico [Nalwa, 1997], [Newham, 1995]. El método estático usa sólo las características geométricas de una firma, su figura; mientras que el método dinámico

también toma en cuenta otras variables como velocidad, aceleración, presión y trayectoria de los rasgos de la firma.



Fig. 2.23. Identificación biométrica basada en el reconocimiento dinámico de la firma

2.1.7.12. Caminata

La forma de andar y correr es distintiva de cada persona (Fig. 2.24.). Este rasgo biométrico tiene una tasa de acierto menor que otros rasgos, pero es aplicable cuando se tiene la grabación de un criminal en donde ingresa andando y escapa corriendo, o cuando se carece de algún otro rasgo biométrico, debido a que no hay huellas dactilares, la cara está tapada, etc. [Pagesperso, 2010].

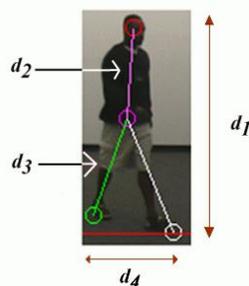


Fig. 2.24. Identificación biométrica basada en el reconocimiento de la marcha por análisis de silueta

2.1.7.13. Tecleo

Es un tipo de biométrico conductual usado para verificar la identidad de un individuo mediante el examen de sus patrones de tecleo en un teclado (Fig. 2.25.). Esta tecnología se sostiene sobre la premisa de que cada individuo exhibe un patrón distintivo y una cadencia de tecleo. La mayoría de los estudios usan la duración entre tecleos sucesivos (latencias) como característica de verificación de usuario, aunque hay otros que utilizan el tiempo que permanece la tecla presionada. Esta tecnología no requiere de hardware adicional o dispositivo de captura, sino se soporta sobre un software de captura de la dinámica de tecleo del teclado. Esta tecnología usa clasificadores bayesianos, redes neuronales y sistemas difusos [Pagesperso, 2010]. De acuerdo a los estudios realizados, hay mejores resultados usando los tiempos de presión de la tecla que los tiempos de latencia, pero los mejores resultados se obtienen del uso simultáneo de ambas técnicas.



Fig. 2.25. Identificación biométrica basada en la verificación de patrones de tecleo

2.1.7.14. Voz

La voz es una técnica biométrica de comportamiento (Fig. 2.26.). La voz depende de las características físicas de las cuerdas vocales y de los conductos nasales, que juntos dan como resultado nuestra voz. La voz de una persona es bastante única, pero no lo suficiente como para tener un nivel de distinción confiable [Campbell, 1997], [Pagesperso, 2010]. La identificación por voz puede tener lugar leyendo un texto en específico o sin leer un texto en específico, pero el segundo método es más ineficiente. El reconocimiento por voz sólo se usa actualmente en aplicaciones que no requieren una alta seguridad, pues depende de eventuales variabilidades en la voz del sujeto a causa de cambios emocionales o físicos, además del ruido de fondo y complicaciones similares. Este método cuenta con buena precisión, bajo costo, buena aceptación y poca intrusión.

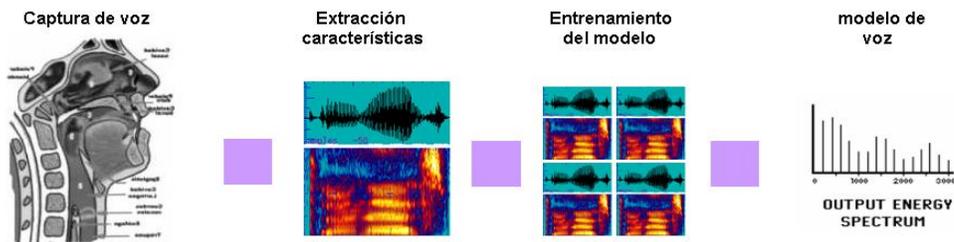


Fig. 2.26. Identificación biométrica basada en el reconocimiento de voz

2.1.7.15. Firma auditiva

En esta técnica biométrica la identificación se realiza escuchando el sonido que se produce al firmar (Fig. 2.27.) [Pagesperso, 2010].



Fig. 2.27. Identificación biométrica basada en la firma auditiva

2.1.7.16. Código gráfico

En esta técnica se tiene que dibujar sobre una imagen conocida un dibujo; la forma en que se dibuja en combinación con la posición del dibujo genera la clave (Fig. 2.28.), [Pagesperso, 2010].

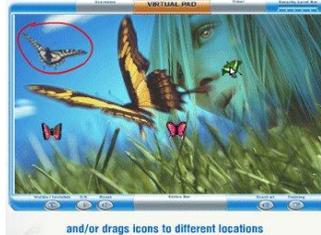


Fig. 2.28. Identificación biométrica basada en el código gráfico

2.1.7.17. Pabellón auricular

Esta tecnología biométrica se ha desarrollado especialmente para la medicina legal y forense. Es una reproducción bidimensional del pabellón auricular y se maneja de manera similar a la huella digital o la huella palmar (Fig. 2.29.) [Pagesperso, 2010].

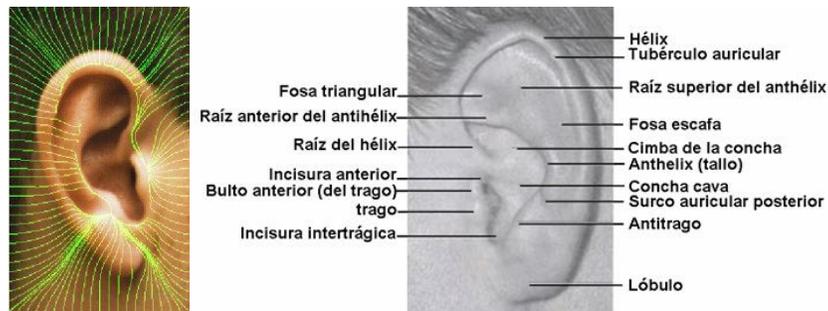


Fig. 2.29. Identificación biométrica basada en las partes del pabellón auricular

2.1.7.18. Nariz

A diferencia de otros rasgos faciales usados para aplicaciones biométricas, tales como los ojos o la oreja, la nariz es difícil de ocultar y es difícil que se modifique por las expresiones faciales (Fig. 2.30.). Los Drs. Adrian Evans y Adrian Moorhouse, investigaron la posibilidad de utilizar las imágenes de la nariz de las personas para identificar a los individuos [Pagesperso, 2010].



Fig. 2.30. Identificación biométrica basada en la nariz

2.1.7.19. Dinámica del mouse

En este caso es necesario dibujar algo, siempre lo mismo (su nombre, etc.), con la ayuda del mouse (Fig. 2.31.). Se extraen algunas características relevantes (posición, velocidad, ángulo, etc.) y son utilizadas para el reconocimiento posterior [Pagesperso, 2010].

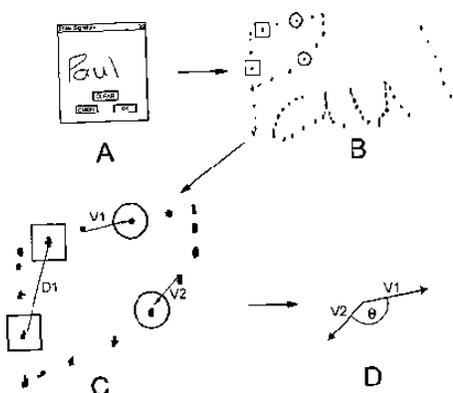


Fig. 2.31. Identificación biométrica basada en la dinámica del mouse

2.1.7.20. Olor

Es una tecnología biométrica basada en las características físicas de la composición química del olor del cuerpo. La principal tarea del reconocimiento de olor es crear un modelo tan similar como sea posible al modelo humano [Pagesperso, 2010]. Las narices electrónicas/artificiales (E-Noses) han sido desarrolladas como un sistema para la detección automática y clasificación de los olores, vapores y gases (Fig. 2.32.). Este proceso utiliza la estadística y redes neuronales artificiales entre otras.

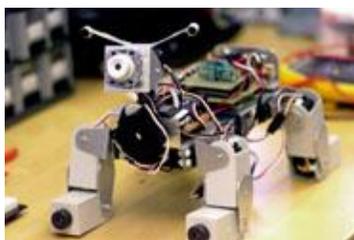


Fig. 2.32. Identificación biométrica basada en el olor corporal

2.1.7.21. Labios

Esta tecnología biométrica se divide en tres subcategorías que son: huella de los labios, movimiento de los labios y forma de los labios. La huella de los labios es conocida en la ciencia forense por ser diferente para cada individuo, así como las huellas dactilares [Pagesperso, 2010]. El movimiento de los labios ayuda a la identificación asociada con el reconocimiento de la voz. La forma de los labios puede ser usada como una característica o rasgo individual para lograr la autenticación (Fig. 2.33.).

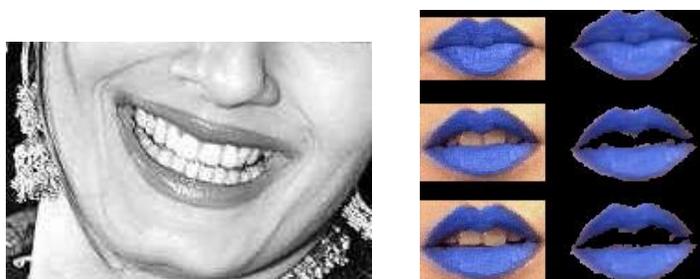


Fig. 2.33. Identificación biométrica basada en los labios

2.1.7.22. Uña

Tecnología emergente que no ha sido aún muy estudiada. Escanea la estructura dérmica debajo de la uña [Pagesperso, 2010]. Esta estructura está constituida por canales de piel casi paralelos (Fig. 2.34.). La distancia entre cada canal es medida para obtener el código biométrico.

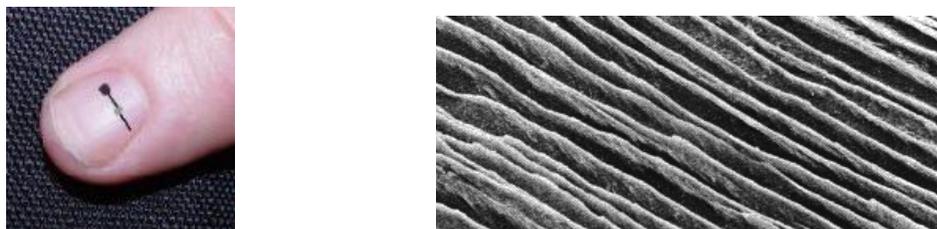


Fig. 2.34. Identificación biométrica basada en la uña

2.1.7.23. Otras tecnologías

Estas técnicas descritas no son las únicas que se pueden usar en un sistema biométrico, aunque sí son las más desarrolladas en la actualidad; los avances necesarios para que el uso de éstas dote de garantías a un sistema cualquiera, son todavía muchos. En primer lugar la necesidad de encontrar algoritmos eficaces que disminuyan las tasas de error hasta valores mínimos, así como el abaratamiento de los sistemas de captura necesarios, son solo algunos de los escollos que estos tipos de sistemas de seguridad tienen que salvar, para que su uso se extienda a escala mundial.

Mientras continúa la expansión de las tecnologías ya existentes, se realiza de forma paralela la exploración de soluciones de seguridad biométricas innovadoras. Algunas de estas técnicas como el estudio de la geometría de los dedos, o de la parte blanca de las uñas, se sustentan sobre tecnología de análisis de huellas ya existente. En la siguiente lista se pueden observar posibles rasgos biométricos:

- a) Pulso sanguíneo (Fig. 2.35. a)).
- b) Perfil de presión de la mano (Fig. 2.35. b)).
- c) Seguimiento del movimiento del ojo (Fig. 2.35. c)).
- d) Topografía de la superficie de la córnea (Fig. 2.35. d)).
- e) Firma biodinámica (Fig. 2.35. e)).
- f) Superficie tridimensional del dedo Fig. 2.35. (f)).
- g) Nudillos (Fig. 2.35. g)).
- h) Arrugas del dedo (Fig. 2.35. h)).
- i) Impresión de la cabeza (Fig. 2.35. i)).

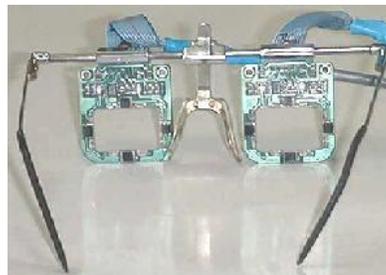


a)



Image of the early stages of Tactilus® Smart Gun technology.
(Courtesy Sensor Products 2005)

b)



c)

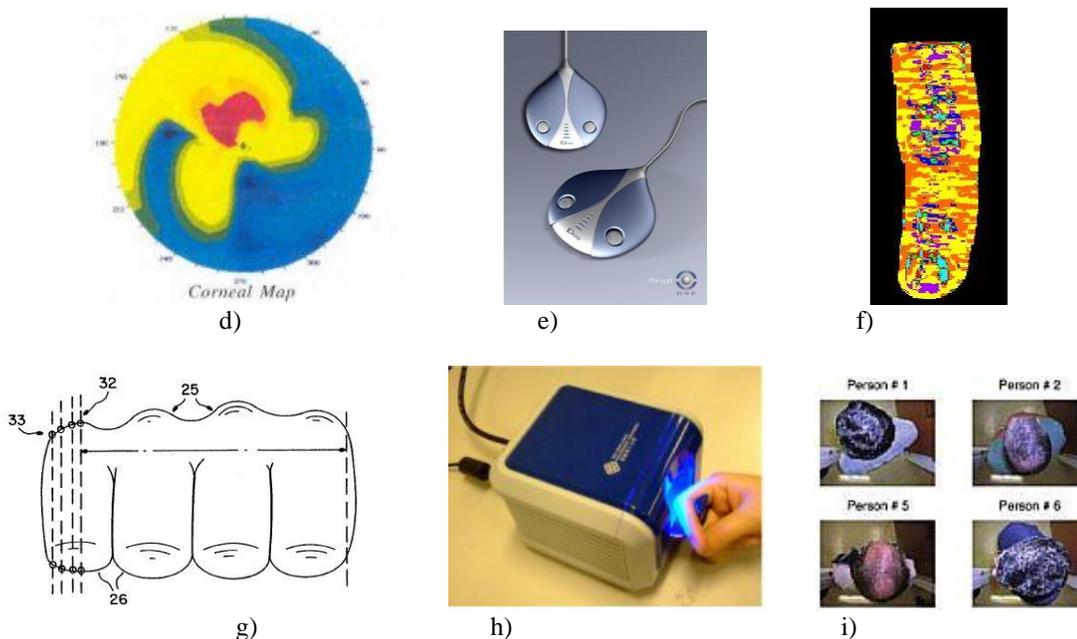


Fig. 2.35. Otros rasgos biométricos

2.1.8. Comparación de algunos rasgos biométricos

La selección de la tecnología apropiada para un sistema de identificación biométrica en particular dependerá de una serie de factores, que incluyen el entorno en el que el proceso de verificación se llevará a cabo, el perfil de los usuarios, los requisitos de precisión en la verificación, los costos relativos al desarrollo del sistema y aspectos meramente culturales en relación con la aceptación de dicho sistema por parte del usuario.

Un factor de elevada relevancia es sin duda la precisión de dicho sistema, la que se puede medir mediante diversas métricas tal y como se explica con detalle en el apartado relativo a las características técnicas de los sistemas biométricos (2.1.11.).

Atendiendo a diferentes criterios de comparación, las diversas posibles técnicas biométricas pueden resultar idóneas en uno u otro entorno de uso del sistema. Sin lugar a dudas existen también técnicas que consiguen un compromiso entre estos dos factores, ya que tal y como se ha intentado hacer ver, dependerá en gran medida de las condiciones circundantes del sistema y de los usuarios del mismo.

En la Tabla 2.1 se puede observar una comparación de diferentes características propias de los sistemas biométricos:

Tabla 2. 1. Tabla comparativa de los diferentes sistemas de reconocimiento biométrico

	Iris	Retina	Huellas dactilares	Geometría de la mano	Escritura - Firma	Voz	ADN	Rostro
Fiabilidad	Muy alta	Muy alta	Alta	Alta	Alta	Alta	Alta	Media
Facilidad de uso	Media	Baja	Alta	Alta	Alta	Alta	Baja	Media
Prevención de ataques	Muy Alta	Muy alta	Alta	Alta	Media	Media	Muy alta	Baja
Aceptación	Media	Media	Media	Alta	Muy alta	Alta	Baja	Media
Estabilidad	Alta	Alta	Alta	Media	Media	Media	Alta	Media
Identificación y autenticación	Ambas	Ambas	Ambas	Autenticación	Ambas	Autenticación	Ambas	Autenticación
Precisión	1/131,000	1/10 ⁸	1/500+	1/500	1/50	1/50	Sin datos	Sin datos

Costo	Alto	Alto	Bajo	Alto	Bajo	Bajo	Alto	Bajo
Nivel de seguridad	Alto	Alto	Alto	Medio	Medio	Medio	Alto	Medio
Errores	Iluminación inadecuada	Lentes, gafas	Sequedad, suciedad, edad	Lesiones de la mano, edad	Cambios en la escritura/lesiones en la mano	Ruidos, ronquera, resfriados	No conocidos	Pelo, gafas, edad, iluminación
Falso positivo	4	5	5	4	3/2	2	5	3
Falso negativo	4	5	5	2	1	1	5	1

El nivel de precisión se ha medido en una escala del 1 al 4, estimando como los más precisos aquellos sistemas con mayor puntuación. Los niveles de falso positivo y falso negativo determinan la posibilidad de que una persona pase por alguien que no es (falso positivo) y de que una persona evite ser identificada tras el proceso (falso negativo). Se ha medido la dificultad de que ocurra este hecho en una escala de 1 a 5, siendo 1 el nivel en que es relativamente fácil que ocurra y el 5 para sistemas en los que el hecho tenga una probabilidad de ocurrencia casi nula.

2.1.9. Fusión de rasgos biométricos

Dado que los sistemas biométricos basados en una sola característica biométrica no siempre satisfacen los requisitos de seguridad del sistema, el desarrollo de sistemas que integran dos o más características se está convirtiendo en una tendencia generalizada (sistemas multimodales). Esto supone la utilización combinada de dos tecnologías de reconocimiento biométrico, como por ejemplo, combinar el reconocimiento del iris y el facial, aunque también puede involucrar el

análisis biométrico de una misma característica repetidas veces, como puede ser el analizar dos o más huellas dactilares, las dos manos o los dos ojos simultáneamente [Jain et al., 1997a], [Jain et al., 1997b], [Jain et al., 2004], [Coomonte y Sanchez, 2006].

Los resultados experimentales relacionados con sistemas basados en biometría multimodal, han demostrado que estos consiguen establecer identidades de manera más fiable, en menor tiempo y aplicables a mayores grupos de personas.

Igualmente se han planteado posibles sistemas basados en el uso simultáneo de palabras de acceso reservadas (*passwords*) y de rasgos biométricos, como también de claves de encriptación usadas sobre las plantillas generadas por los sistemas biométricos. Todas estas ideas comparten el objetivo común de alcanzar sistemas que garanticen una seguridad cercana al 100%.

Algunos de los problemas que plantean los sistemas biométricos unimodales son:

- ✓ Ruido en la captura: sensores defectuosos o malas condiciones de captura.
- ✓ Variabilidad intrausuario: interacción incorrecta con el sensor, variación de las características del sensor o variación de las características del usuario.
- ✓ Poder discriminante: información limitada en cada rasgo.
- ✓ No universalidad: fallo al registrar a determinados usuarios.
- ✓ Ataques al sistema: uso de rasgos artificiales.

Mediante el uso de los sistemas biométricos multimodales se pretende paliar estos defectos apoyándose igualmente en las propiedades adicionales que presentan estos sistemas como son:

- ✓ Se mejora el rendimiento del sistema, al combinar varias fuentes de información biométrica.
- ✓ Se aumenta la cobertura de la población al reducirse el fallo en el registro.
- ✓ Se mejora la seguridad del sistema al aumentar la dificultad de imitar o falsificar varios rasgos simultáneamente [Coomonte y Sanchez, 2006].

2.1.10. Aplicaciones de la biometría

Gran parte de las aplicaciones biométricas están relacionadas con la seguridad y son ampliamente utilizadas para propósitos militares y gubernamentales. Las diferentes aplicaciones que se pueden dar a la biometría podrán ser divididas en las siguientes categorías:

- ✓ Control de inmigración y fronteras: puestos de control fronterizos, aduanas, emisión de pasaportes y visas, casos de asilo.
- ✓ Fuerzas de seguridad: investigación criminal, instituciones penitenciarias, arresto domiciliario, armas inteligentes.
- ✓ Permisos de conducción: el objetivo buscado es que un mismo permiso no pueda ser utilizado por distintos conductores.
- ✓ Seguridad en entornos informáticos: acceso a ordenadores personales, acceso a redes, *E-commerce* (comercio electrónico), *E-mail* (correo electrónico), encriptación.
- ✓ Servicios financieros: cajas de seguridad, transacciones bancarias.
- ✓ Servicios sanitarios: seguridad para mantener la privacidad de las historias médicas.
- ✓ Sistemas de control de acceso: tanto en edificios institucionales, corporativos y gubernamentales como en edificios residenciales (entornos domóticos e inmóticos).
- ✓ Sistemas de pago de aseguradoras: en América, algunos estados han conseguido ahorrar grandes cantidades de dinero empleando procedimientos de verificación biométrica. El número de individuos que ha reclamado indemnizaciones se ha visto reducido significativamente, confirmando la fiabilidad de estos sistemas.
- ✓ Sistemas de visita en prisiones: el visitante deberá someterse a procedimientos de reconocimiento para evitar cambios de identidad con internos durante las visitas, hecho más común de lo que en un principio pudiera parecer.
- ✓ Sistemas de votación: con este tipo de aplicaciones se busca reducir (si no eliminar completamente) posibles fraudes electorales motivados, por ejemplo, por el múltiple ejercicio del derecho al voto de un individuo.
- ✓ Telecomunicaciones: teléfonos móviles, tarjetas telefónicas, teletienda.

Las aplicaciones biométricas pueden ser clasificadas según diferentes criterios, entre los cuales podemos destacar los siguientes:

- ✓ Visibles o cubiertos.
- ✓ Cooperativos o no cooperativos.
- ✓ Habituales o no habituales.

- ✓ Supervisados o sin supervisión.
- ✓ Entornos estandarizados o no estandarizados.
- ✓ Sistemas abiertos o cerrados.
- ✓ Públicos o privados.

La primera de las clasificaciones indicadas permite diferenciar entre los sistemas en los que el dispositivo de captura puede ser detectado o no por el usuario, es decir, si la persona que se desea reconocer sabe que está siendo partícipe de una identificación biométrica o no. Los sistemas de reconocimiento facial pueden ser utilizados de ambas maneras. La mayoría de los sistemas de reconocimiento son visibles, ya que la participación activa del usuario permite obtener mejores resultados y menores tasas de error.

Al hablar de aplicaciones cooperativas y no cooperativas nos referimos al comportamiento del usuario, es decir, si éste desea o no ser identificado. Este aspecto resulta especialmente importante a la hora de planear los niveles de seguridad de los sistemas. No existe ningún sistema biométrico perfecto. Los sistemas pueden ser utilizados de forma fraudulenta. Una forma de fortalecer la seguridad de estos dispositivos es solicitar a los usuarios una contraseña o un medio adicional de seguridad, como puede ser una tarjeta inteligente, en el que se almacene su patrón biométrico correspondiente, de forma que la comparación se realice únicamente con una de las muestras almacenadas en la base de datos del sistema en lugar de realizarla con todas ellas. De este modo burlar el sistema con una falsa identificación resultará más complicado.

Un sistema biométrico habitual se diferencia de otro que no lo es en el número de veces que el usuario debe utilizar el dispositivo de captura. Este dato resulta significativo, ya que la familiarización del usuario con el uso del dispositivo de captura afecta a su funcionamiento. Como ejemplo de una aplicación biométrica habitual podemos indicar las huellas dactilares, ya que su utilización se encuentra bastante extendida en la sociedad. Los sistemas habituales no lo son desde un principio, ya que las primeras semanas de funcionamiento los usuarios deben aprender la correcta utilización de los mismos. Cuando la utilización del sistema requiere algún tipo de vigilancia, como puede ser un guardia de seguridad o un técnico especializado, hablaremos de sistemas supervisados.

Un sistema será supervisado cuando los usuarios deban ser instruidos para su utilización, o cuando deba existir una persona encargada del correcto uso del dispositivo de captura para comprobar que la obtención de la imagen para conseguir las características biométricas relevantes

es realizada correctamente. La fase de reclutamiento de los sistemas de reconocimiento casi siempre necesita ser supervisada, para asegurar el almacenamiento de un patrón de referencia viable. Un entorno estandarizado resulta óptimo para los sistemas biométricos y su utilización. En entornos no estandarizados pueden aparecer una serie de variables que pueden derivar en falsos reconocimientos. Por ejemplo, en un sistema basado en el reconocimiento facial o en patrones de iris, su funcionamiento puede verse afectado por las condiciones de iluminación con las que la imagen fue tomada.

La diferenciación entre sistemas abiertos y cerrados se refiere al número de usos que se da a la base de datos en el presente y la que se dará en el futuro. Se distinguirá si la base de datos se utiliza con un único objetivo (sistema cerrado), o si la misma se utiliza en múltiples medidas de seguridad (sistema abierto). Por ejemplo, una empresa puede utilizar un sistema para controlar el acceso de sus empleados a las oficinas, y quizá use la misma base de datos para restringir el acceso a los ordenadores corporativos. Dependiendo de los niveles de seguridad esperados por la compañía, ésta podrá utilizar la misma base de datos para cubrir ambos requerimientos, o crear dos bases de datos diferentes para cada uno de los controles de acceso. La distinción entre públicos y privados indica el tipo de relación existente entre los usuarios y el administrador del sistema. Usuarios de un sistema privado serían los empleados de una empresa o los funcionarios de un ministerio. Un ejemplo de usuarios de un sistema público serían los clientes de un negocio. La actitud de los usuarios finales frente a un dispositivo de reconocimiento, así como el trabajo del administrador del sistema, dependerá de si la aplicación es pública o privada. De nuevo la actitud del usuario ante la utilización del sistema afectará a su funcionamiento. Debe considerarse que las características de un sistema, descritas por los fabricantes, obtenidas de las diferentes pruebas realizadas no son del todo fiables. Parte del problema es que para probar la unicidad de una característica biométrica es necesario testar el equipo con un grupo de miles de personas llegando incluso a millones, para verificar que las teorías aplicadas sobre el identificador sean ciertas. Pero por otro lado, capturar muestras de un número tan ingente de personas en un espacio de tiempo razonable resultaría imposible. Además realizar todas las pruebas necesarias considerando todo tipo de variables dependiendo de las distintas aplicaciones para las que el sistema desea ser utilizado no sería viable, y de serlo, resultaría demasiado costoso. Normalmente las pruebas realizadas a este tipo de sistemas en laboratorios se completan para aplicaciones visibles, cooperativas, habituales, supervisadas, estandarizadas, cerradas y privadas [Coomonte y Sanchez, 2006].

2.1.11. *Características técnicas del sistema biométrico*

La biometría es una tecnología relativamente joven que ha alcanzado en poco tiempo cotas de funcionamiento que permiten su uso de manera aceptable. Es necesario analizar diversas métricas para determinar las fortalezas y debilidades de un sistema biométrico y de los algoritmos usados por cada distribuidor dentro de una misma tecnología según cada aplicación. Las métricas estadísticas que brindan una buena referencia acerca de las facultades de un cierto sistema de seguridad basado en la biometría son [Coomonte y Sanchez, 2006]:

- *FAR (False Acceptance Rate)*
- *FRR (False Rejection Rate)*
- *FTE (Failure to Enroll)*
- *EER (Equal Error Rate)*

La métrica *FAR* (Tasa de aceptación falsa), se define como la probabilidad de que un usuario que trata de engañar al sistema de reconocimiento acerca de su identidad, consiga hacerlo. Así, por ejemplo, si un usuario **A** no registrado trata de acceder al sistema con la clave de otro usuario **B** sí registrado y tras presentar el rasgo biométrico en uso consigue acceder al sistema, entonces se ha producido una aceptación errónea de este usuario. Esto puede ocurrir debido a que el umbral de comparación de los patrones está configurado a un nivel demasiado alto, o porque los rasgos biométricos de ambos usuarios fueran muy similares. En todo caso, ha ocurrido un error de buen funcionamiento del sistema. Sobre la base de este ejemplo, podemos decir que la métrica *FAR* es igual al número de veces que el usuario **A** accede al sistema haciendo uso de la identidad de **B**, dividido por el número total de veces que trata de acceder. Si describimos un sistema con un número, podemos definir matemáticamente el valor de la métrica total como:

$$FAR = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N FAR(n) \quad (2.1)$$

El valor de esta métrica está directamente relacionado con la fortaleza del algoritmo de comparación y con la capacidad del sistema para extraer características que consigan diferenciar de manera única a los usuarios del sistema. Cuanto mayor sea el número de usuarios del sistema, la probabilidad de una aceptación errónea de un usuario crecerá, ya que al haber más usuarios existen más posibilidades de que los rasgos biométricos de un usuario no registrado coincidan en la

cantidad suficiente con uno sí registrado. En sistemas de verificación y de identificación positiva, si ocurre este hecho se permitiría el acceso a los recursos protegidos a usuarios no autorizados. En sistemas de identificación negativos, el resultado de una falsa aceptación conllevaría a que al usuario se le denegara el acceso, es decir, si una persona tratase de acceder al uso de determinados recursos y erróneamente se le confundiera con un usuario de la base de datos de morosos, erróneamente se le negaría el uso de dichos recursos.

La métrica *FRR* (Tasa de rechazo falsa) se define como la probabilidad de que un usuario registrado no consiga acceder al sistema, es decir, el sistema evitará el acceso a una persona con permiso. Volviendo al ejemplo de antes, si el usuario **B** intenta acceder al sistema y una vez presentado su rasgo biométrico el sistema no reconoce al usuario como él mismo, entonces se está produciendo un rechazo erróneo. Esto puede ocurrir, bien porque el umbral de comparación está demasiado bajo o porque el rasgo presentado difiere mucho con la plantilla almacenada en el sistema.

Matemáticamente, podemos definir esta métrica como el número de veces que un usuario registrado trata de acceder al sistema y se rechaza, dividido entre el número total de intentos de acceso por parte de este usuario. De forma similar si definimos un sistema de N usuarios, en el que cada usuario cualquiera n , tiene un $FRR(n)$, entonces:

$$FRR = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N FRR(n) \quad (2.2)$$

La métrica *FRR* es directamente proporcional a la fortaleza del algoritmo del sistema. Cuanto más preciso sea el algoritmo, es menos probable que suceda un rechazo falso. Igualmente, cuanto menor sea el número de usuarios del sistema, es más fácil que los rasgos de un usuario le identifiquen de un modo más eficaz. Si el sistema biométrico fuese perfecto ambas métricas tendrían un valor nulo; sin embargo, dado que la eficacia del 100% no es una cota alcanzable por ningún sistema biométrico, es necesario alcanzar un compromiso entre ambas métricas para lo cual es necesario realizar diversas pruebas del sistema atendiendo a la utilización de diversos umbrales de comparación (Fig. 2.36.) [Coomonte y Sanchez, 2006]. Ambas probabilidades están inversamente relacionadas, por lo que es importante valorar ambas en común en relación con su importancia relativa dentro del sistema en cuestión, disponiendo para ello niveles de riesgo aceptables según el nivel de seguridad requerido. Por ejemplo, en sistemas de control de acceso, la

seguridad perfecta consistiría en no permitir el paso a nadie; inversamente, el permitir el acceso a todo el mundo resultaría en no negárselo a ningún usuario. Lógicamente ninguno de los dos extremos plantea una situación razonable para conseguir un sistema biométrico útil, de modo que es necesario lograr un compromiso entre ambos extremos.

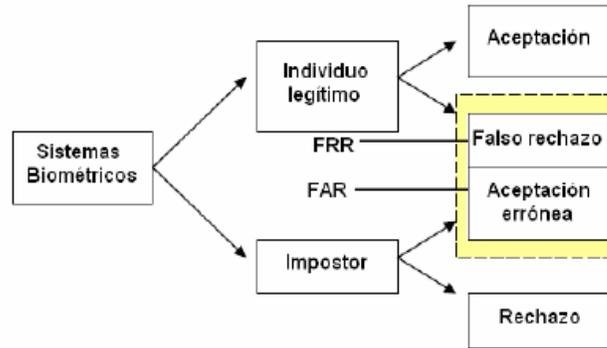


Fig. 2.36. Esquema explicativo de las situaciones de error en los sistemas biométricos

Para la mayor parte de las aplicaciones, el riesgo que se está dispuesto a tolerar supone el factor decisivo, lo que se traduce en determinar un factor *FAR* aceptable; cuanto más elevado sea el riesgo vinculado a una falsa aceptación, menor deberá de ser la métrica *FAR* (Fig. 2.37.) [Coomonte y Sanchez, 2006]. Por ejemplo, en un sistema de control de acceso a un recurso seguro, el valor de la *FAR* deberá ser bajo, lo que implica un valor elevado de la *FRR*.

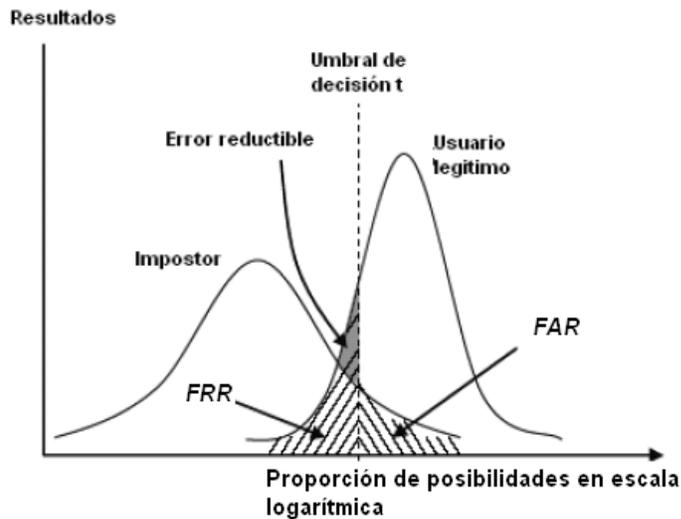


Fig. 2.37. Curva del umbral de decisión

En esta gráfica se aprecia el valor de las proporciones *FAR* y *FRR*, como el área que encierra la intersección de las curvas de probabilidad de los usuarios. Como se puede observar, si rebajamos el

umbral t , podremos reducir el error de rechazo, pero a la vez con ello se incrementará el valor de la *FAR*, lo que implica una disminución en el nivel de seguridad del sistema.

La tercera de las métricas, el *FTE* (Fallo en el enrolamiento), define la probabilidad de que un usuario que trata de inscribir sus rasgos en un sistema biométrico, no lo consiga. Normalmente se define como la probabilidad de que este caso se produzca tras 3 intentos (regla del 3), ya que de otro modo es mucho más probable que ocurra si solo se calcula tras un intento. De esta manera también se asume que cada intento de ingresar en el sistema es independiente, con una distribución idéntica de probabilidades, y teniendo en cuenta que se trata de un número elevado de posibles usuarios. Por ejemplo, si un usuario C forma parte de una población de 300 personas, entonces haciendo uso de la regla de 3, con un nivel de confianza del 95%, se obtiene un valor de *FTE* de 1%. Si el usuario es incapaz de ingresar en el sistema después de tres intentos, entonces se ha producido un *FTE*. Así podemos definir de manera global el valor del *FTE* como el cociente del número de ocasiones que ocurre un evento *FTE* y el número total de reclutamientos del sistema. Una vez más, para un sistema de N usuarios en el que cada usuario n cualquiera tiene un $FTE(n)$, tenemos:

$$FTE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N FTE(n) \quad (2.3)$$

El valor de esta métrica depende de la capacidad de cobertura que el sistema biométrico tenga sobre la población. Por ejemplo, si el sensor de captura de las muestras está sucio, o el usuario no lo manipula de manera correcta, o por falta de precisión en la extracción de características del algoritmo, o debido a taras físicas propias del usuario, es muy común que un elevado porcentaje de personas no sea capaz de inscribir su registro en el sistema debido a la elevada precisión que este tipo de sistemas requiere. Por ejemplo, las huellas dactilares de personas que trabajan intensamente con sus manos, pueden llegar a estar tan gastadas que no permitan ser capturadas. Gente con miembros superiores amputados tampoco podrían participar en sistemas de reconocimiento geométrico de manos o de huella dactilar, sin embargo este tipo de problema no se contempla dentro de la métrica *FTE*, ya que este índice trata de valorar los problemas del sistema en personas con plena capacidad de usarlo.

Por último, la *EER* (Tasa de igual error) se define como el punto de intersección de las curvas de la *FAR* y la *FRR*. Esta métrica permite comparar diferentes sistemas biométricos, ya que dado que no todos los sistemas hacen uso de los mismos valores de umbral en los algoritmos de

comparación, este valor supone un estadístico normalizado. Para calcular de este modo el valor de la métrica *EER*, se procede de la siguiente manera: para cualquier valor de umbral entre 0 y 1, se grafican los valores de la *FAR* y la *FRR* obtenidos. La gráfica resultante sería de este modo [Coomonte y Sanchez, 2006] (Fig. 2.38.):

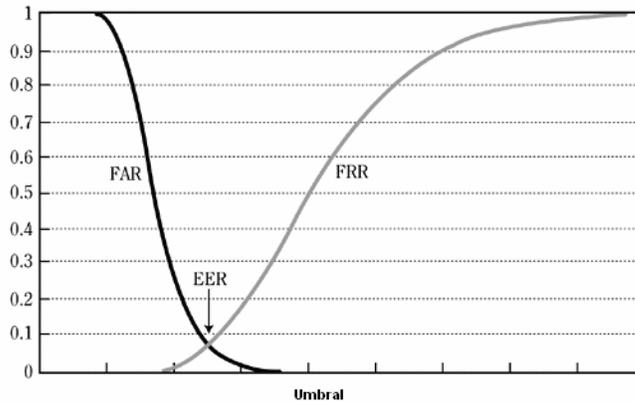


Fig. 2.38. Obtención del valor EER

Este valor también se puede calcular tras un análisis *ROC* (*Receiver Operating Characteristic- Característica de operación del receptor*), que representa el valor de la *FAR* frente a la *FRR* en una escala logarítmica, al determinar la sensibilidad y precisión de un dispositivo en particular. Para calcular la curva *ROC* del sistema biométrico, se plotean los valores de la *FAR* y la *FRR* en una escala logarítmica. El valor de *EER* se obtiene de la intersección de esta curva con una recta a 45° extendida desde el origen de los ejes de coordenadas. Esto ocurre debido a que cuando el valor de la *FAR* es de 0 el de *FRR* es de 1 y viceversa. El resultado de este proceso se puede observar en la Fig. 2.39. [Coomonte y Sanchez, 2006]:

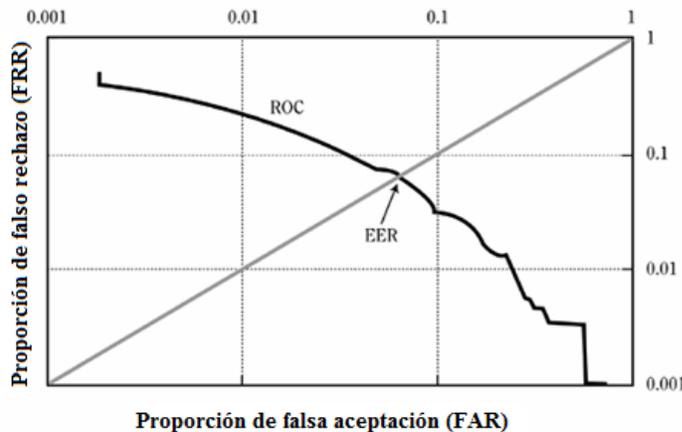


Fig. 2.39. Valor de la EER mediante el análisis ROC.

Mediante el primer método podremos variar el valor de la *EER* con base en la granularidad de los valores de los umbrales, mientras que en el caso de la curva *ROC*, la métrica no se ve afectada por este factor, ya que la *FAR* y la *FRR* están dispuestos en la gráfica conjuntamente; debido a esto, el valor de la *EER* es menos dependiente de las escalas de la gráfica. Para decidir qué métrica es más importante a la hora de escoger un sistema biométrico, es necesario analizar aspectos tales como la población de uso del sistema, si se va a usar para verificación o para identificación, la posibilidad de otros métodos alternativos de autenticación, la importancia relativa del sistema biométrico en el control de acceso, o si se hace uso del sistema por conveniencia o por facilidad de uso.

2.2. Oftalmología

En la presente sección se tratarán los conceptos relacionados con el sistema visual humano y con la oftalmología desde el punto de vista clínico, anatómico, estructural y topológico. 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.

2.2.1. Las estructuras oculares

El globo ocular, a través de sus estructuras, recibe los estímulos luminosos externos, los codifica y los transmite a través de la vía óptica al cerebro, lugar donde se produce el fenómeno de la visión. El ojo descansa sobre una cavidad ósea, en la mitad anterior de la órbita, rodeado de músculos extraoculares, grasa y tejido conectivo. Sólo está expuesto por su parte anterior, protegido por el reborde orbitario óseo. Es un órgano esferoidal de unos 7.5g de peso. El diámetro anteroposterior transversal y vertical en el adulto normal, medido mediante ultrasonido, es de 22 a 26 milímetros de longitud; en los hipermétropes es menor, y mayor en los miopes. Estos diámetros varían con la edad; en el momento de nacer el eje anteroposterior del ojo mide unos 17mm. De forma irregularmente esferoidal, el globo ocular está formado por tres capas concéntricas tal y como se ve en la Fig. 2.40.

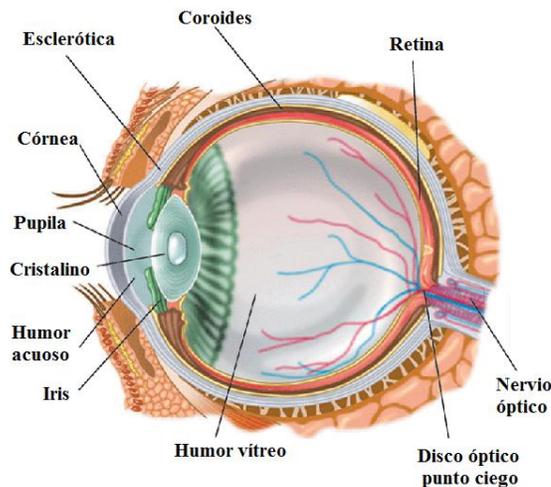


Fig. 2.40. Anatomía del ojo humano

1. La **Túnica externa**, formada por la córnea y la esclerótica.
2. La **Túnica media o vascular**, llamada úvea, está formada por el iris, el cuerpo ciliar y la coroides.

3. La **Túnica interna**, formada por la retina.

En su interior se limitan unos compartimentos:

- 1) La **Cámara anterior**, limitada por la cara posterior de la córnea por delante y el diafragma iridopupilar por detrás. Está ocupada por el humor acuoso, cuyo volumen aproximado es de 0.2ml.
- 2) La **Cámara posterior**, la cual se encuentra entre el iris y la pupila (por delante) y la cara anterior del cristalino, con sus fibras zonulares (propias de la zona ciliar) por detrás, sin cuyo soporte el iris temblaría (iridodonesis), situación que se puede observar, por ejemplo, en la afaquia y en las luxaciones cristaliniánas. Está ocupada por humor acuoso (0.06ml.).
- 3) La **Cámara vítrea**, limitada por la cara posterior del cristalino, las fibras posteriores de la zónula de Zinn o simplemente zónula y parte del cuerpo ciliar por delante y el resto por la retina. Está ocupada por el humor vítreo (4.5ml.).

Su eje anteroposterior atraviesa una serie de estructuras transparentes cuya función es la de enfocar nítidamente las imágenes sobre la retina (Fig. 2.41.) [Vaughan et al., 2004], [Sepeap, 2010], [Globedia, 2010], [Slideshare, 2010].

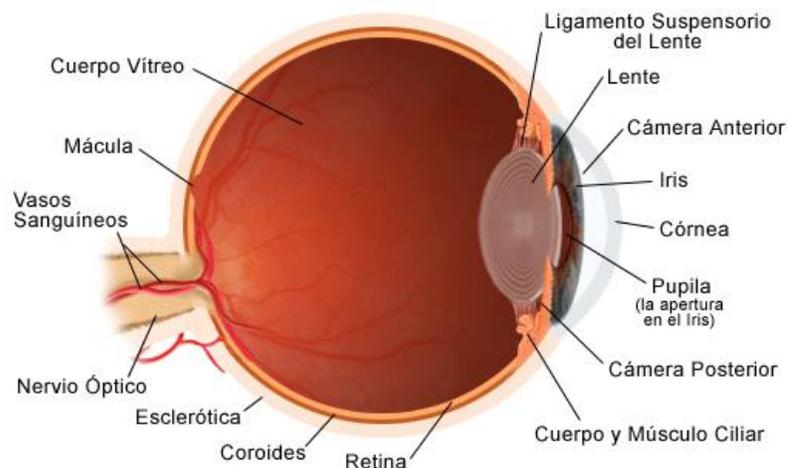


Fig. 2.41. Sección sagital del globo ocular

Esquemáticamente, las diferentes capas que componen el globo ocular se encuentran agrupadas en 3 túnicas tal y como se aprecia en la Fig. 2.42. [Vaughan et al., 2004], [Garcia, 2008].

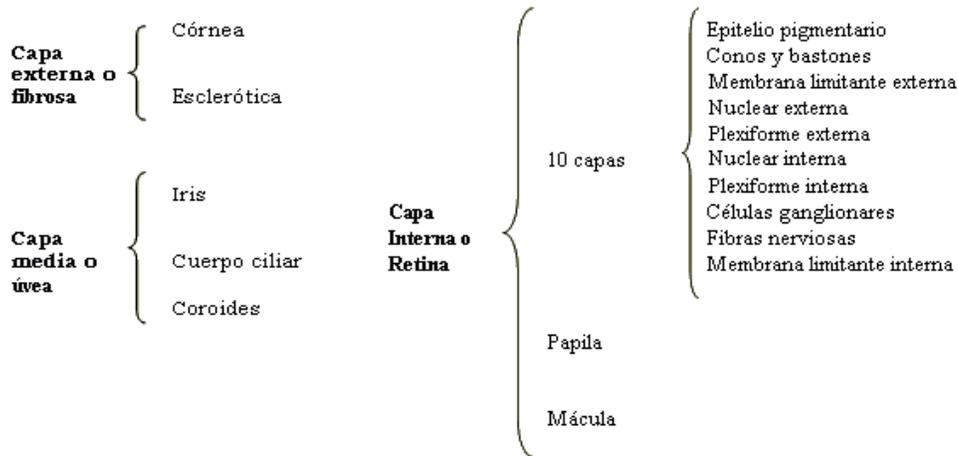


Fig. 2.42. Esquema de la composición de las diferentes capas del globo ocular

2.2.1.1. Túnica externa o fibrosa

Esta túnica es la de mayor consistencia, lo que le da al globo ocular su forma constante y contribuye al mantenimiento de la presión intraocular. Está constituida por la córnea y la esclerótica.

2.2.1.1.1. Córnea

La córnea es un tejido transparente, casi invisible, que recubre la capa más anterior del ojo; se presenta como la continuación de la membrana esclerótica y cubre a su vez el iris del ojo; sus dos funciones son transmitir y refractar la luz que entra en el ojo.

La córnea tiene un índice de refracción de 1 y el humor acuoso un índice de 1.33, las que en conjunto constituyen la principal estructura refractaria del ojo que proporciona gran parte del poder refractivo necesario para enfocar la luz en la retina. Se comporta como una lente convergente con un poder refractivo de aproximadamente 42 dioptrías, que es la unidad de medida del poder convergente de una lente y que corresponde a la distancia focal de un metro, y conforma dos tercios del poder refractivo necesario. También actúa como estructura protectora de tejidos y humores intraoculares. Presenta una cara anterior convexa, recubierta constantemente por la película lagrimal y una cara posterior bañada por el humor acuoso, que constituye la pared anterior de la cámara anterior del ojo. Es ligeramente ovalada con un diámetro medio de 11 a 12mm, un grosor de unas 500µm en su parte central y 670µm, aproximadamente, en la periferia.

2.2.1.1.2. *Esclerótica*

La esclerótica (Fig. 2.43.) constituye las tres cuartas partes de la superficie del globo ocular. Es de color blanquecino y está formada por haces conjuntivos de fibras elásticas muy resistentes, a lo que debe el globo ocular su consistencia (cápsula protectora, el verdadero esqueleto del ojo). Es una membrana fibrosa muy resistente que protege los tejidos intraoculares. Soporta la tensión de los músculos intraoculares y contribuye a mantener la forma y tono muscular.

Está formada por:

- ✓ **Epiesclera:** capa de tejido conjuntivo situada en la parte más superficial de la esclerótica. Proporciona gran parte del suministro nutritivo; es permeable al agua, a la glucosa y a las proteínas. Es gruesa y muy vascularizada.
- ✓ **Estroma escleral:** es la capa más gruesa y realiza la función de protección. Está compuesta por haces colágenos que varían de tamaño.
- ✓ **Lámina fusca:** es una capa fibrosa de color marrón compuesta de pequeñas fibras de colágeno. Está situada en la parte posterior y es atravesada por un gran número de perforaciones que permiten el paso de las fibras nerviosas del nervio óptico y los vasos sanguíneos centrales de la retina.

Su espesor mínimo (0.3mm) se encuentra inmediatamente posterior a la inserción de los músculos rectos. Su radio de curvatura es de 13mm, aproximadamente. Su cara interna se encuentra separada de la membrana coroides por la lámina fusca, una capa de tejido conjuntivo laxo y pigmentado situado entre la esclerótica y la membrana coroides, y la epicoroides, constituida por tejido laxo situado entre la esclerótica y la coroides, más interiormente. Su cara externa, de aspecto blanquecino, presenta en su porción media la inserción de los músculos oculomotores. Su porción posterior se encuentra perforada por el nervio óptico y por la entrada y salida de los vasos sanguíneos y nervios ciliares cortos. En sus porciones laterales se encuentran las cuatro venas vorticosas y las arterias y venas ciliares anteriores. Finalmente, en su porción anterior, se continúa con la córnea mediante una zona de transición: el limbo esclerocorneal. La esclerótica se encuentra cubierta por una capa densa de tejido conjuntivo denominada cápsula de Tenon, con gran cantidad de fibras elásticas. Entre ambas se encuentra la episclera, tejido flojo muy vascularizado.

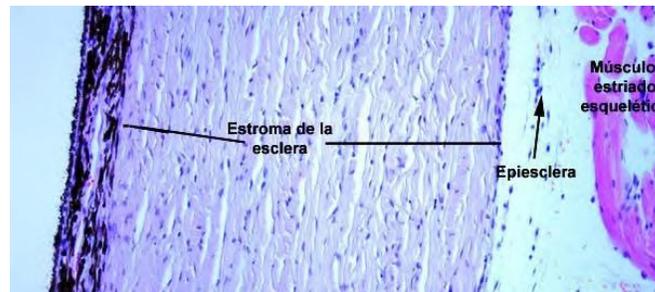


Fig. 2.43. Esquema de la composición de la esclerótica

2.2.1.2. Túnica media o vascular

Denominada úvea, consta de tres porciones bien diferenciadas:

- ✓ Iris;
- ✓ Cuerpo ciliar;
- ✓ Coroides.

Las dos primeras integran la úvea anterior y la coroides constituye la úvea posterior (Fig. 2.44.).

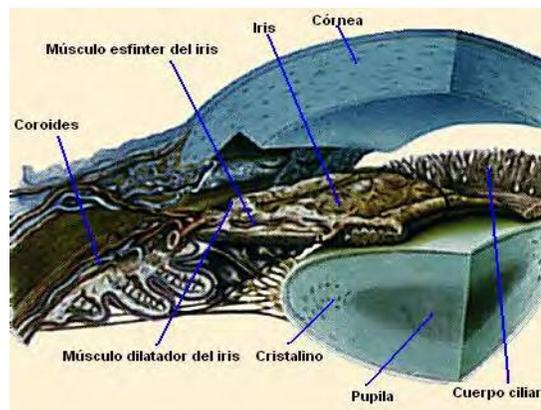


Fig. 2.44. Esquema de las partes de la túnica media o vascular

2.2.1.2.1. Iris

Sin duda alguna, la parte que más importancia tiene en el desarrollo del sistema que aborda este proyecto la constituye la porción más anterior de la úvea: el iris. La primera parte del análisis de un sistema de reconocimiento de iris, implica conocer y entender el componente biológico de este órgano.

La anatomía del ojo imita fielmente al trabajo de una cámara, con el iris altamente pigmentado haciendo el papel de obturador y variando su apertura en función de la cantidad de luz, mayor o menor, necesaria en cada momento que atraviese el cristalino (Fig. 2.45.). Situada detrás de la

córnea y del humor acuoso, el iris es un órgano interno, pero a la vez visible desde el exterior. A pesar de que los patrones detallados del tejido del iris varían de persona a persona, algunos rasgos anatómicos son comunes. Por ejemplo, en la zona media del iris aparece una región en zigzag, larga y circular, denominada collarete, un reborde circular que marca el sitio del círculo vascular menor del iris. Dispuesto alrededor del radio circular del iris y combinándose con el collarete, se encuentran a menudo dispuestas diversas crestas ligeramente elevadas. Finalmente encontramos algunas áreas oscuras de estructura oval y de relativamente profundo relieve, denominadas criptas de Fuchs, que se forman en la red de colágeno del estroma que sostiene la estructura global del iris.

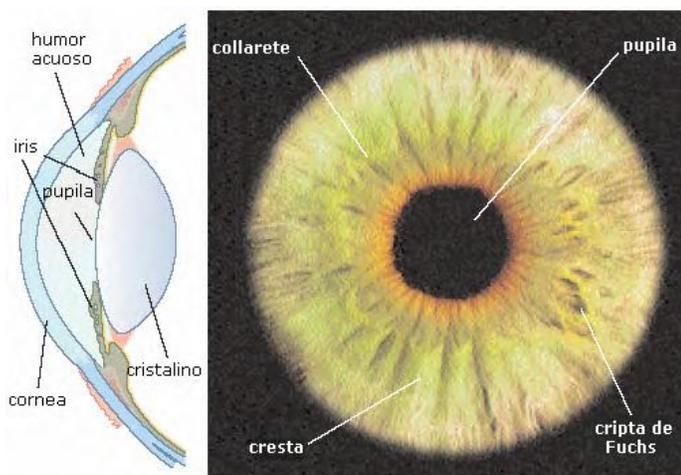


Fig. 2.45. Anatomía de la zona y detalles de los rasgos anatómicos del iris

El iris se localiza en el centro del ojo, limitado por la pupila y el limbo, justo dentro de la concentración circular de las arterias que confluyen en el ojo.

El iris no es un disco plano sino que tiene forma tridimensional, asemejándose más concretamente a un cono plano truncado. Esta forma se debe a su posición en el cristalino, que tiene forma convexa. No es una estructura simétrica, dado que la pupila se localiza ligeramente hacia la zona nasal respecto al centro de la córnea. Como se verá posteriormente, este factor es un punto importante dentro del análisis de las imágenes y concretamente en la localización de la zona propia del iris.

Se encuentra rodeado por el humor acuoso, por lo cual se produce un efecto en el que su dimensión parece ampliada en aproximadamente 8 veces su tamaño real cuando se mira de frente. El humor acuoso es un líquido de aspecto similar al agua con propiedades alcalinas, que ocupa las diferentes cámaras que se disponen entre las tónicas del ojo. Su composición es parecida a la del plasma de la sangre, pero con una concentración mucho menor de proteínas, menos glucosa, más

ácido láctico y mucho más ácido ascórbico. Se produce mediante la filtración de sangre a través de la superficie posterior del iris y de la estructura muscular que controla la curvatura del cristalino. Sale del ojo a través de un tejido poroso hacia un pasillo en forma de anillo alrededor de la esquina exterior de la cámara anterior, desde el cual, el líquido entra en las venas.

Presenta la forma de un disco perforado en su centro por un orificio circular; la pupila, en situación perpendicular al eje anteroposterior del globo ocular. Su cara anterior constituye con la pupila, la pared posterior de la cámara anterior del ojo. La superficie anterior del iris está dividida por el collarete en una zona pupilar central y una zona ciliar periférica.

La pupila constituye un orificio de tamaño variable, cuyo diámetro normal se considera comprendido entre 2 y 4mm, pudiendo alcanzar 8mm, en dilatación (midriasis) máxima y 0.5mm, en contracción (miosis) máxima, controlando así la cantidad de luz que penetra dentro del ojo, actuando a modo de diafragma. La base o raíz del iris se inserta sobre el cuerpo ciliar, estando a este nivel el mínimo de su espesor lo que explica la especial debilidad ante traumatismos que pueden provocar su desinserción (iridodiálisis).

La función principal del iris es la de regular la cantidad de luz que alcance la pupila, para lo cual ajusta su tamaño; el iris varía su tamaño desde completamente relajado, hasta completamente contraído. Cuando está completamente contraído, es aproximadamente un 13% de su tamaño normal en relajación. Estas acciones se producen cuando la cantidad de luz externa varía.

Anteriormente se pensaba que los movimientos del iris se controlaban mediante presión vascular, pero de acuerdo con recientes interpretaciones de diferentes evidencias anatómicas y fisiológicas, todos los movimientos se controlan única y exclusivamente mediante los músculos propios del iris. Estos músculos del iris soportan a la vez otras estructuras internas del iris de manera pasiva, las que pueden influir en estos movimientos por su gran cantidad, inercia, o flexibilidad, pero que no juegan un papel importante en la realización de los mismos.

El músculo dilatador de la pupila (*Dilator pupillae*), que se extiende radialmente sobre el iris y el esfínter de la pupila (*Sphincter pupillae*), un anillo de fibras en el iris, son los responsables de los movimientos del iris. La arteria oftálmica permite proveer al iris del necesario flujo sanguíneo, que el círculo arterial mayor se encarga de repartir por las distintas partes del iris.

2.2.1.2.2. *El cuerpo ciliar*

Es una estructura muscular y fibrosa en forma de anillo, situada alrededor del cristalino, que limita por detrás con la coroides y por delante con el iris. Forma parte de la úvea; está constituido por el músculo ciliar, el músculo de Brücke y el músculo de Müller (fibras circulares). En su estructura se identifican dos porciones: la pars plicata o procesos ciliares (donde se produce el humor acuoso) y la pars plana. Sus funciones son contraer y dilatar sus fibras musculares, para controlar así el espesor del cristalino (músculo ciliar) y segregar el humor acuoso que contribuye a su drenaje.

Está formado por:

- ✓ El **Músculo ciliar**, consistente en un reborde formado por fibras lisas dispuestas longitudinal y anularmente, que se insertan en el borde anterior de la esclerótica. Su contracción produce relajación del ligamento suspensorio del cristalino, con lo que éste adopta una forma abombada, durante el proceso fundamental de la acomodación del ojo.
- ✓ La **Porción epitelial**, que consta de dos partes:
 - La Capa epitelial pigmentaria externa, que se continúa por detrás con el epitelio pigmentario retiniano, y
 - La Capa epitelial interna, no pigmentada. Consiste en 70 u 80 pliegues delgados que emergen de la cara interna del cuerpo ciliar y se disponen radialmente alrededor del cristalino. Su misión es segregar el humor acuoso en la cámara posterior.

El Cuerpo ciliar desempeña un papel importante en la nutrición del segmento anterior y la secreción del humor acuoso, así como en la acomodación, que constituye la propiedad del ojo de modificar su poder de refracción de manera que los rayos de luz siempre sean enfocados sobre la retina, para hacer posible la visión a distintas distancias. En el espesor del cuerpo ciliar se encuentra el músculo ciliar responsable en gran medida de este proceso de acomodación. Está constituido por fibras meridionales o circulares, que al contraerse relajan la zónula (se abomba el cristalino) y se produce la acomodación, lo que significa un mayor poder de refracción, y por fibras radiales y longitudinales, cuya contracción tensa la zónula (se aplanan el cristalino, con lo que se acomoda para la visión lejana), pudiendo retraer el espolón escleral y agrandar el canal de Schlemm, que es el canal de drenaje del humor acuoso. La vascularización está a cargo principalmente del círculo arterial mayor del iris.

2.2.1.2.3. *La coroides*

La úvea posterior o coroides, está situada entre la retina y la esclerótica y llega por delante del ojo hasta el cuerpo ciliar. Es una membrana conjuntiva que reviste el globo ocular por dentro, y cuya riqueza en células pigmentarias de color negro y brillante le confiere un papel de pantalla a la luz; su naturaleza vascular la hace una fuente primordial de nutrición del ojo, así como un factor regulador de la temperatura ocular. Su función principal es el aporte sanguíneo a las capas más externas de la retina. Las arterias de la membrana coroides son las ciliares, procedentes de la arteria oftálmica, situada entre la esclerótica por fuera y la retina por dentro (Fig. 2.46.). De la esclerótica la separa un espacio virtual denominado espacio supracoroideo, que termina por delante en la inserción del músculo ciliar en el espolón escleral y por detrás a 4 ó 5mm de la pupila. Por su cara interna, la coroides se adhiere al epitelio pigmentario retiniano a través de la membrana de Bruch, que constituye una capa interna y transparente de la membrana coroides.

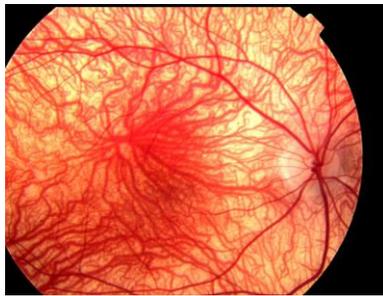


Fig. 2.46. Vasos sanguíneos coroideos

Los vasos de las capas más externas son de mayor calibre, siendo capilares los de la capa más interna. Estos capilares forman una tupida red en un único plano, denominada coriocapilar, que es el encargado de la nutrición de las capas más externas de la retina.

2.2.1.3. **Túnica interna o neurosensorial**

Constituida por la retina. Su función es recoger, elaborar y transmitir sensaciones visuales.

2.2.1.3.1. *Retina*

Es la capa más interna del globo ocular en la que realmente se realiza el proceso de la visión; está constituida por tejido neuroepitelial, es parte del sistema nervioso central y está conectada con el cerebro por medio del nervio óptico. Por lo tanto, en ella se inicia el proceso de la visión; es la parte especializada del sistema nervioso central destinada a recoger, elaborar y transmitir las sensaciones visuales.

La retina es una fina cutícula transparente con un alto consumo de oxígeno, formada por tejido nervioso que tapiza la cara interna de la membrana coroides y limita su superficie interna con el humor vítreo. Por delante termina integrada al cuerpo ciliar a través de la ora serrata. En su parte central y anterior se distinguen la mácula y la papila del nervio óptico.

La retina está compuesta por dos grupos de capas:

- El **Epitelio pigmentario retiniano**. Está compuesto por una sola capa de células, que se adhieren firmemente a la membrana coroides a través de la membrana de Bruch y que emiten finas prolongaciones entre los fotorreceptores adyacentes. Las funciones del epitelio pigmentario son: absorber las radiaciones luminosas, proporcionar el intercambio metabólico entre la coriocapilar y el neuroepitelio, y contribuir a la renovación constante de los segmentos externos de los fotorreceptores.
- El **Neuroepitelio**. Funcionalmente está formado por tres grupos de neuronas muy especializadas: las fotorreceptoras (las más externas), las bipolares (intermedias) y las ganglionares (internas). Estructuralmente está constituido por las siguientes nueve capas de tejido nervioso (Fig. 2.47.):
 1. Fotorreceptores.
 2. Limitante externa.
 3. Nuclear externa, capa de los núcleos de los conos y los bastones.
 4. Plexiforme externa o capa de Henle, donde se efectúa la sinapsis entre las células bipolares y los fotorreceptores.
 5. Nuclear interna, capa de núcleos de las células bipolares.
 6. Plexiforme interna, donde se produce la sinapsis entre las células bipolares y las ganglionares.
 7. Células ganglionares.
 8. Fibras del nervio óptico.
 9. Limitante interna.

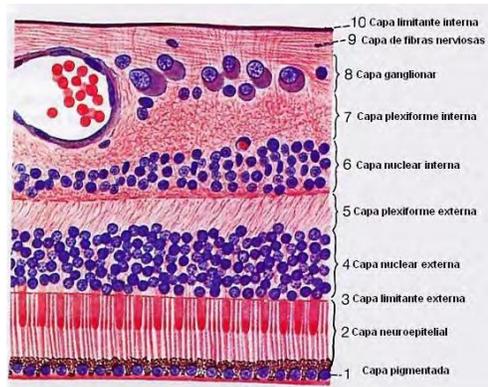


Fig. 2.47. Corte de la retina

2.2.1.3.2. Regiones de la retina

La retina sensitiva se divide histológicamente en las siguientes partes:

- **La ora serrata**, que es la terminación anterior festoneada de la retina sensitiva.
- **La retina central**, con la fóvea centralis y la retina adyacente.
- **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, respectivamente como se ilustra en la Fig. 2.48.

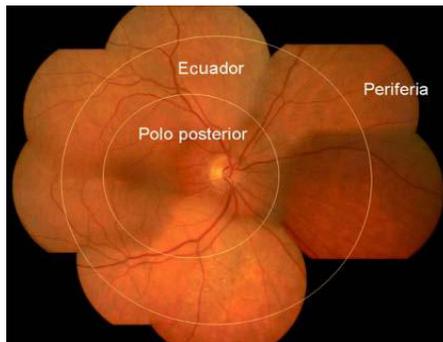


Fig. 2.48. Regiones de la retina: polo posterior, ecuador y periferia

2.2.1.3.3. Ora serrata o ecuador

La ora serrata es el límite anterior de la retina; está formada por un borde dentado adyacente a la pars plana (Fig. 2.49.) 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.

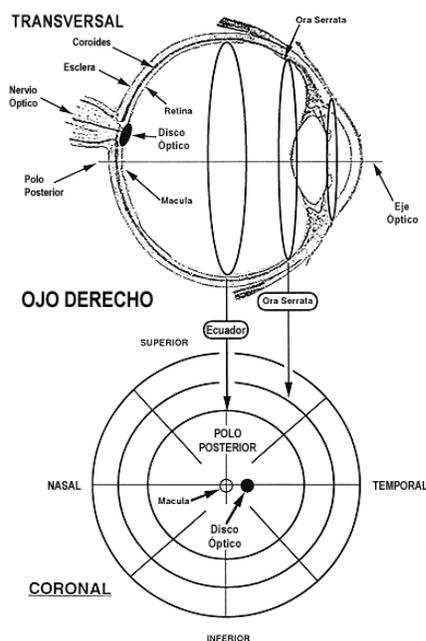


Fig. 2.49. Regiones de la retina

2.2.1.3.4. *Retina central o polo posterior*

Esta región mide unos 4.5mm de diámetro. Se extiende nasalmente desde la fóvea centralis casi hasta el disco óptico y aproximadamente la misma distancia en sentido temporal y por encima y por debajo de la fóvea 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) [Newell, 1993].

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 [Kolb et al., 2008].

La fóvea centralis es un área deprimida localizada en la retina central a unos 3mm temporal al disco óptico y a unos 8mm por debajo del meridiano horizontal [Newell, 1993]. Mide 1.5mm de diámetro y se encuentra aproximadamente a 17° temporal a la papila [Kolb et al., 2008]. Los lados de la depresión forman el clivus; su centro es la foveola que mide unos 0.4mm de diámetro.

En la fóvea 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.

2.2.1.3.5. Retina periférica

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 ganglionares son más grandes que las de la retina central y sus cuerpos celulares están dispuestos en una capa única.

Los fotorreceptores son los responsables de la absorción de las radiaciones luminosas, así como de su transformación en impulso bioeléctrico. Se distinguen dos tipos:

- ✓ **Conos.** Encargados de la visión en ambientes iluminados (visión fotópica) y de los colores; son muy abundantes en la fovea.
- ✓ **Bastones.** Encargados de la visión en condiciones de penumbra (visión escotópica), en las que el estímulo luminoso es de baja intensidad; son más abundantes que los conos.

Las células bipolares representan la primera capa de neuronas de la vía óptica y establecen sinapsis con los fotorreceptores y con las células ganglionares (Fig. 2.50.).

Las células ganglionares, segunda capa de neuronas cuyos axones (o prolongaciones en forma de hilo de una neurona) transmiten impulsos nerviosos hasta una o varias células. Terminan en el cuerpo geniculado externo, formando parte de la capa de fibras del nervio óptico y del propio nervio óptico [Cuesta, 2008].

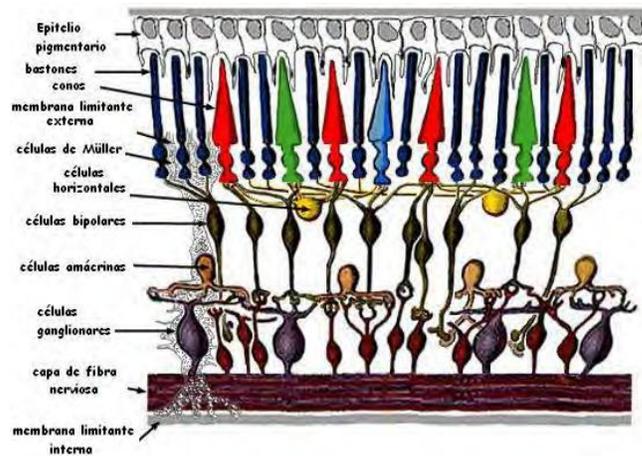


Fig. 2.50. Detalle de la composición celular de las capas de la retina

2.2.1.4. Medios transparentes

2.2.1.4.1. *Cuerpo vítreo*

Es un material transparente, gelatinoso y avascular. Ocupa la cámara posterior del ojo, espacio comprendido entre la superficie interna de la retina, la cara posterior del cristalino y del cuerpo ciliar y está recubierto por una membrana limitante llamada membrana hialoide.

Representa las 4/5 partes del volumen ocular. Está compuesto en un 99% por agua, colágeno y ácido hialurónico. Su viscosidad disminuye desde la periferia al centro, haciéndose menor con la edad.

Tiene unas zonas de adherencia que son: en la base del vítreo al nivel del cuerpo ciliar, en el ligamento hialoideo-cristaliniano de Weiger con la cara posterior del cristalino y en el área de Martegianani, alrededor de la papila del nervio óptico.

En el vítreo también pueden distinguirse:

- **La hialodes**, fina membrana que lo limita, formada por condensación periférica del propio vítreo.
- **El córtex**, porción periférica más densa.
- **El Vítreo central**.

2.2.1.4.2. *Cristalino*

Se trata de una lente biconvexa, avascular, transparente e incolora con poder de convergencia variable. Está ubicado por detrás del iris y por delante del humor vítreo y está sujeto al cuerpo ciliar mediante fibras llamadas zónulas de Zinn. Su diámetro es de 10mm y su espesor central de 4mm; participa del sistema dióptrico del ojo al contribuir en la convergencia de los rayos luminosos sobre la mácula.

En su estructura se diferencian:

- ✓ **La cápsula o cristaloides**. Es una fina membrana elástica y semipermeable que envuelve totalmente al cristalino.
- ✓ **El epitelio subcapsular**. Ocupa la cara anterior y el ecuador.

- ✓ **Las fibras del cristalino.** Éstas se superponen las unas a las otras formando dos suturas, una anterior con forma de Y otra posterior con la forma de Y invertida.
- ✓ **La zónula o ligamento suspensorio.** Se extiende desde los procesos ciliares al ecuador del cristalino, manteniéndolo en su lugar y transmitiéndole las contracciones del músculo ciliar. Con la edad disminuye en número y resistencia.

El cristalino es avascular y no posee inervación. Forma nuevas fibras a lo largo de toda la vida. Su principal función es la acomodación. Cuando el músculo ciliar se contrae, relaja las fibras zonulares y el cristalino tiende a hacerse más convexo; de esta forma aumenta su potencia refractaria. La capacidad de acomodación se expresa en dioptrías y es máxima en la infancia, reduciéndose de forma fisiológica al disminuir la elasticidad del cristalino.

2.2.2. Fondo ocular

El término “Fondo” (*Fundus* en inglés) es usado para hacer referencia al fondo o a la base de cualquier cosa [Wikipedia\Fundus, 2010]. En medicina, éste es un término general usado para referirse a la parte interna de un órgano cóncavo. El fondo ocular se encuentra en la parte posterior del ojo opuesto a la pupila [Wikipedia\Fundus (Eye), 2010]. El fondo de ojo se puede observar mediante un instrumento especial denominado oftalmoscopio. En él se destacan dos zonas de gran interés desde el punto de vista funcional y patológico: la papila, la mácula, la fovea y los vasos. (Fig. 2.51.) [Kepler, 2010].

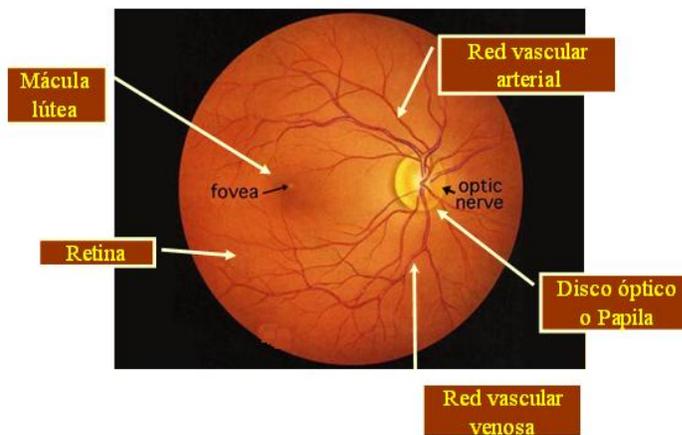


Fig. 2.51. Apariencia del fondo ocular

2.2.2.1. Papila o disco óptico

El disco óptico se observa como un disco oval o circular, de color rojo amarillento o ligeramente rosado según la tez del individuo, excepto en la excavación fisiológica, que es casi blanca. El color de la papila es más claro hacia el sector temporal que no tiene vasos. Su color está dado por la resultante del color blanco de la lámina cribosa de la esclerótica, el color gris de la mielina del nervio óptico, el color rojizo de los vasos y por la luz del oftalmoscopio (Fig. 2.52.).

Al observar el disco óptico, la arteria central está ligeramente hacia el lado nasal de la papila con la vena central hacia su lado temporal. Los bordes del disco suelen ser planos (su nivel suele ser el mismo que el del resto del fondo del ojo) y nítidos; ello se debe a que está limitada por los bordes internos del canal esclerótico, ya que las fibras nerviosas aferentes que pasan por él son transparentes al carecer de mielina.

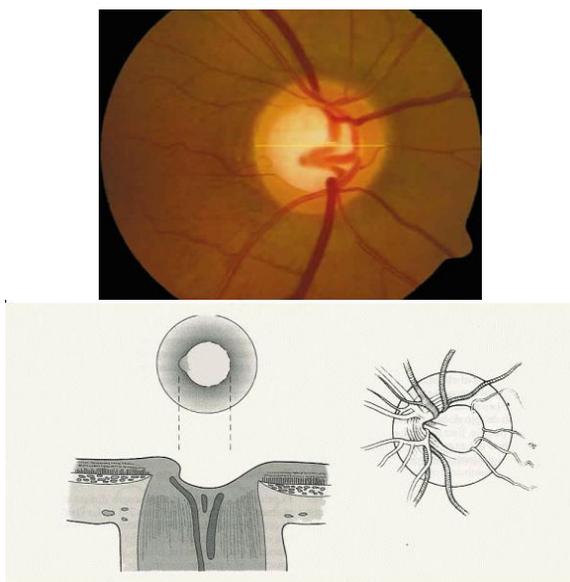


Fig. 2.52. Disco óptico

Una pequeña coloración blanquecina se localiza en el centro del disco óptico, la excavación fisiológica (cúpula óptica o copa) del disco óptico. Es una depresión en forma de embudo con tamaño y forma variables (Fig. 2.53.). Alrededor de la excavación fisiológica está el anillo neural, un tejido compuesto por axones, columnas de astrocitos y capilares. La excavación fisiológica guía la vena y la arteria central de la retina [Vaughan et al., 2004], [Usher et al., 2007].

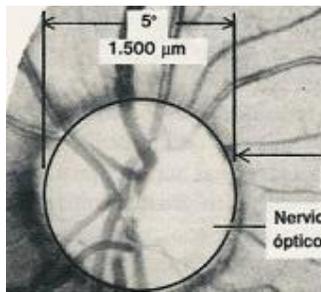


Fig. 2.53. Diámetro del disco óptico

2.2.2.2. Área macular

Localizada en el lado temporal de la papila óptica entre los vasos temporales superior e inferior, rodea la fóvea y mide unos 6mm de diámetro. Anatómicamente corresponde a la zona retiniana central del polo posterior (Fig. 2.54.).

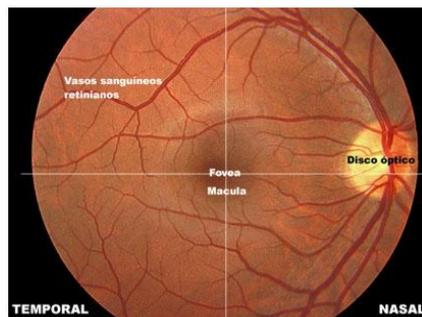


Fig. 2.54. Área macular

2.2.2.3. Mácula

La mácula es la parte central de la retina. Se sitúa en el eje visual donde se encuentra la mayor concentración de conos y la mejor discriminación de la forma y del color Tiene un tamaño similar al del disco óptico y se encuentra en la zona temporal, a unos dos diámetros papilares de éste. En esta zona no hay vasos (zona avascular) y su nutrición depende de la membrana coroides (Fig. 2.55.).

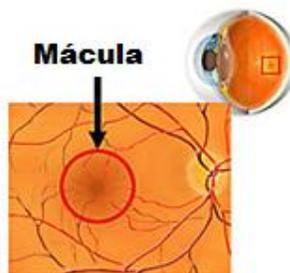


Fig. 2.55. Mácula

2.2.2.4. Fóvea

La fóvea (o fovea) está situada a unos 2 ó 3 diámetros papilares (4mm) del lado temporal del disco óptico. Su centro se encuentra ligeramente por debajo del centro de la papila (Fig. 2.56.). El aspecto de la zona macular es más pigmentado (se aprecia como una mancha de color amarillo oscuro más acentuado en la depresión central) que el resto de la retina; además es avascular y sin bordes netos regularmente. Los vasos sanguíneos rodean a la fóvea por arriba y por abajo, mientras que dentro de ella sólo existen pequeños capilares. En el mismo centro de la fóvea, en un área de unos 0.5mm de diámetro, se encuentra la foveola, donde no existen capilares para aumentar al máximo la transparencia de la retina. El eje visual del ojo está centrado en la fóvea, el área de la retina responsable de la alta agudeza visual.



Fig. 2.56. Fóvea

Al nivel de la fóvea suele existir oftalmoscópicamente un reflejo luminoso debido a que es el fondo de la depresión y actúa como un espejo cóncavo reflejando la luz. Este reflejo puede ser circular u oval, según la incidencia de la luz y la refracción del ojo; es observado sobre todo en las personas jóvenes.

2.2.2.5. Vasos sanguíneos retinianos

Normalmente, los vasos retinianos son tubos transparentes a través de los que se observa con el oftalmoscopio la sangre que contienen. La sangre oxigenada en las arterias es de un color rojo más brillante que la no oxigenada de las venas. La capa muscular de las arterias refleja la luz y produce un reflejo blanco paralelo al eje del vaso. Dos sistemas de vasos sanguíneos principales suministran sangre a la retina: *la red vascular coroidal* y *la arteria retiniana central* (Fig. 2.57.). Las capas externas de la retina son alimentadas por la red vascular coroidal. Los vasos sanguíneos coroidales forman un patrón reticular que no son visibles con las cámaras de fondo de ojo digitales estándares u oftalmoscopios refractivos. Estos dos sistemas vasculares forman bifurcaciones a medida que emergen del disco óptico a través de las capas de fibras nerviosas y de células ganglionares, formando una red que se extiende a lo largo de la retina. Las trayectorias de los vasos principales que se originan en el disco óptico forman dos arcos alrededor de la región macular de la retina.

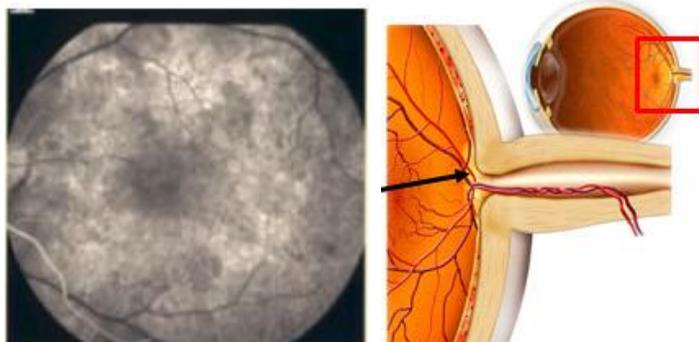


Fig. 2.57. Red vascular coroidal y arteria retiniana central

Las capas internas de la retina son alimentadas por la arteria retiniana central. La arteria central de la retina puede constituir un sólo tronco central o ingresar al ojo en un número variable de troncos, las que se consideran variantes anatómicas normales. Lo más habitual es que al nivel de la papila se divida en sus cuatro ramas sin incidir en el área macular: temporal superior e inferior y nasal superior e inferior. Existe también un tronco colector principal, la vena retiniana central. La entrada de los vasos arteriales al ojo se acompaña de la salida de la vena central de la retina, la que se divide de la misma forma en una rama superior y otra inferior y después cada una de ellas se dicotomiza en las correspondientes venas temporales y nasales. Hay una sola vena por cada arteria (Fig. 2.58.).

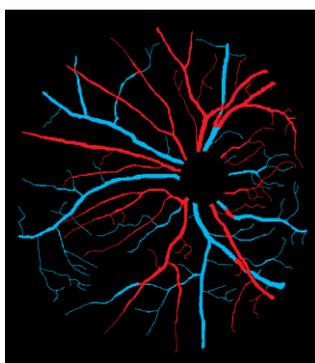


Fig. 2.58. Arterias (rojas) y venas (azules)

Lejos de la papila óptica (más de 3 diámetros), las venas y las arterias pueden confundirse por su color. 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. Los vasos de la retina carecen de control nervioso y su contracción y dilatación es una respuesta de autorregulación.

2.2.2.5.1. Arterias retinianas

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 se alimenta de ramas de la arteria central de la retina, las que abastecen la mitad interna de la retina.

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 (más internas) de ésta para irrigar toda la superficie retiniana, especialmente en la región macular, a excepción de la fovea, carente de vasos (Fig. 2.59.). 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 [Rodríguez y Smith, 1998].



Fig. 2.59. Red arterial retiniana

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 lugar a 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.

Las arteriolas normalmente tienen las siguientes características:

- ✓ Calibre: se examina relacionándolo con el calibre de las vénulas, estableciéndose una relación vénula-arteriola de 4:3. El calibre arteriolar es parejo y decreciente en forma progresiva hacia distal.

- ✓ Trayecto: ligeramente sinuoso y dicotómico.
- ✓ Brillo: corresponde al reflejo de la luz incidente sobre la columna sanguínea, ya que la pared arteriolar es transparente; las arteriolas tienen un color rojo rutilante en comparación con las venas que se ven más oscuras.

Las arteriolas son 25% más angostas que las vénulas. 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.

2.2.2.5.2. *Venas retinianas*

Las venas de la retina siguen en esencia la distribución de las arterias. 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 [Newell, 1993]. Siempre pueden distinguirse las ramas venulares nasales y temporales superior e inferior dirigiéndose a los respectivos cuadrantes de la retina (Fig. 2.60.).

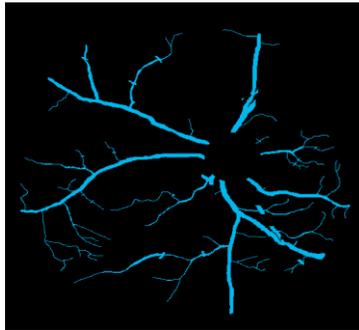


Fig. 2.60. Red venosa retiniana

A las vénulas también se les describe por un calibre, un trayecto sinuoso y un color más oscuro que las arteriolas. En los lugares donde se cruzan estos vasos se producen los llamados cruces arteriovenosos, en donde la adventicia es común para ambos vasos. El cruce normal permite ver el vaso subyacente. Las venas son un poco más oscuras y gruesas que las arterias. La relación entre arteria y vena es de dos a tres ($3/4$, $3/5$, $4/5$) y siguen un trayecto semejante, pasando a veces la vena por debajo de la arteria y viceversa. El reflejo de las vénulas es más estrecho, no tan brillante y está limitado a las ramas mayores próximas a la papila óptica.

2.2.2.5.3. *Capilares*

Los capilares están organizados en forma laminada en dos capas de redes capilares planas en una gran parte de la retina. 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. Los capilares intrarretinianos reciben sangre de los capilares de la capa de fibras nerviosas. Las anomalías arteriales (como las producidas por la hipertensión vascular) tienden a afectar a los capilares del plexo de fibras nerviosas, mientras que las anomalías venosas (como las producidas por 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. Los capilares de la retina tienen un diámetro de 5 – 6 μ m. Los diámetros arteriales de la retina están entre 40 – 160 μ m y según parece los 160 μ m se refieren a la arteria central. Las ramas temporal superior y temporal inferior miden aproximadamente 120 μ m de diámetro [Martínez y Parker, 2000].

2.2.3. *Origen de los vasos sanguíneos*

Los vasos sanguíneos son los primeros órganos en crearse y se derivan en su totalidad del mesodermo. El desarrollo vascular se da por dos procesos principalmente: la vasculogénesis y la angiogénesis [Gariano, 2003], [Noden, 1989]. La vasculogénesis describe la formación de nuevos vasos sanguíneos [Hughes et al., 2000], [Bautch y Ambler, 2004]. La angiogénesis describe la formación de los vasos sanguíneos brotando de las finas terminaciones de los vasos ya existentes. 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.

2.2.4. *Características anatómicas de la red vascular*

El sistema vascular observado en la imagen de fondo de ojo es por naturaleza una proyección bidimensional de una estructura tridimensional [Skands et al., 2006]. La circulación en la retina ofrece la mejor y tal vez la más fiable imagen de las bifurcaciones arteriales y venosas, debido a que en la retina los problemas relacionados con la tercera dimensión son mínimos y los ángulos de las bifurcaciones observados no son muy diferentes de la realidad [Zamir, 1978], [Zamir et al., 1979], [Zamir y Medeiros, 1982], [Zamir et al., 1983] (Fig. 2.61.).

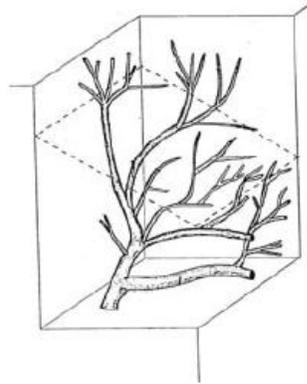


Fig. 2.61. Vista tridimensional de la red vascular retiniana

La red vascular tiene una estructura de árbol. Todos los vasos del mismo tipo (arteria o vena) están interconectados y se originan a partir del mismo punto, el nervio óptico. La estructura arterial y la venosa son cada una un árbol perfecto, es decir, existe una única ruta a lo largo de los vasos desde el corazón a cada capilar y de regreso, de modo que todos los tejidos son alimentados o drenados por una arteria o vena específica, respectivamente [Skands et al., 2006].

La estructura vascular es físicamente libre de lazos. Una arteria entra por la cabeza del nervio óptico al interior de la retina y se bifurca sin que se genere una reconexión [Rothaus et al., 2009]. En un cruce vascular (cruce arterio-venoso), solo vasos sanguíneos de diferente tipo están involucrados, es decir, son siempre entre una vena y una arteria (los cruces entre arterias y arterias o entre venas y venas son, para propósitos prácticos, inexistentes). 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 [Skands et al., 2006]. La red vascular venosa normalmente se sitúa debajo de la red vascular arterial (Fig. 2.62.).

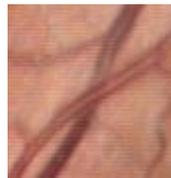


Fig. 2.62. Cruce arterio-venoso

2.2.5. *Características morfológicas y topológicas de la red vascular*

La principal tarea de los vasos sanguíneos es suministrar sangre a ciertos órganos en las cantidades apropiadas [Zamir, 2001], [Zamir, 1988], [Huang et al., 1996], [Joanne et al., 1991]. En estos sistemas, la distribución de segmentos y subsegmentos de vaso es poco uniforme, debido a que este sistema se determina por causas anatómicas y por los requerimientos de flujo local.

Los aspectos morfológicos del patrón de la red vascular, es decir, la conectividad de cada segmento con otros y la geometría (diámetro, longitud y ángulos), son dos parámetros importantes para cualquier análisis hemodinámico del flujo sanguíneo [Kamiya y Takahashi, 2007] (Fig. 2.63.).

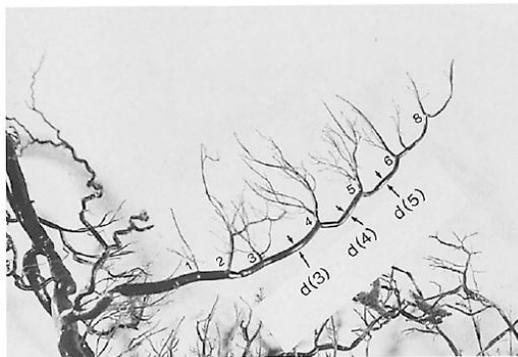


Fig. 2.63. Estructura topológica de una red vascular

La distribución de la presión y el flujo sanguíneos en una red vascular está determinada por la topología de la red, las dimensiones de los vasos sanguíneos y las propiedades reológicas de la sangre, mientras que el ordenamiento numérico de los vasos sanguíneos está determinado por sus conexiones y sus diámetros [Kamiya y Takahashi, 2007], [Zamir y Medeiros, 1982], [Zamir, 1978], [Zamir, 2001], [Zamir et al., 1979]. La arquitectura de la red vascular (*topología*) es el patrón de interconexiones de los vasos sanguíneos. La topología puede ser cuantificada si se emplea un esquema de clasificación que permita realizar un etiquetado único de cada segmento de vaso de acuerdo a su posición en la red.

El término “red vascular” o “árbol vascular” se usa para representar la estructura branquial de un vaso principal dentro de la circulación sistémica, desde su fuente inicial hasta sus segmentos finales a medida que estos llegan a la capa capilar, pero sin incluir esta última [Zamir et al., 1979], [Zamir, 2001]. Un ejemplo de esto puede serlo la arteria aorta desde sus orígenes en el ventrículo izquierdo que incluye toda la distribución o sólo un pequeño subsistema como el de la arteria coronaria. Se ha encontrado que éste y otros tipos de árboles vasculares en la circulación sistémica, tienen una estructura de árbol abierta basada en un patrón de bifurcaciones repetitivo (Fig. 2.64.).

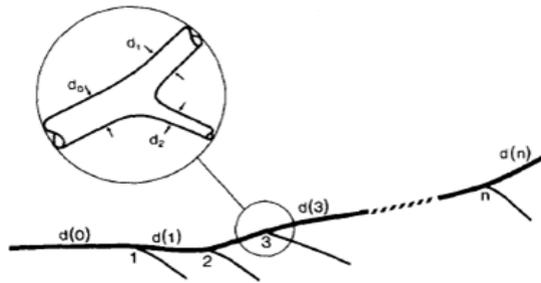


Fig. 2.64. Esquema de la representación topológica y morfológica de una red vascular

Las redes vasculares están constituidas principalmente de bifurcaciones. La unidad estructural básica de la red es la *bifurcación vascular*, la que comienza con la raíz del árbol (un segmento de vaso “padre”) y que después se divide en dos vasos (“hijos”) (Fig. 2.65.); estos a su vez se subdividen de la misma manera hasta que se alcanza un cierto valor de diámetro (capilar). Un *segmento* (o *rama*) es un vaso entre dos bifurcaciones sucesivas. En un enfoque más riguroso del proceso de generación de la red vascular, todos los puntos de dicotomización se pueden considerar como una bifurcación vascular [Zamir, 1978], [Zamir et al., 1979], [Zamir y Brown, 1982], [Schreiner et al., 1994].

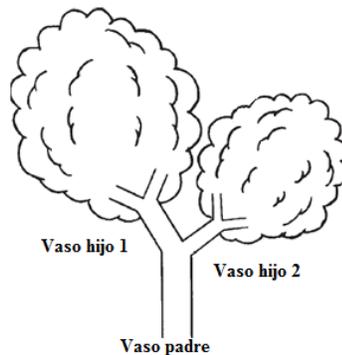


Fig. 2.65. Esquema de una bifurcación típica con sus segmentos básicos

2.2.6. Características fractales de la red vascular

El sistema vascular de nuestro cuerpo está caracterizado por tener una naturaleza fractal. Este sistema es una estructura fractal en el sentido de que cada nivel del árbol se obtiene de su antecesor por un proceso de dicotomización [Restrepo et al., 2006], [Zamir, 2001], [Karch et al., 2003], [MacGillivray et al., 2007] (Fig. 2.66.).

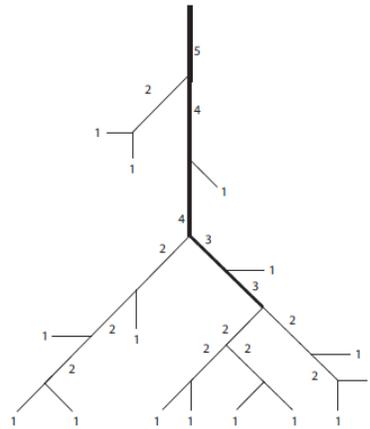


Fig. 2.66. Representación de una red vascular con características fractales

Algunos estudios han concluido que el patrón vascular del sistema de arterias y venas en la retina tiene características fractales [Mainster, 1990], [Masters, 2004]. Estos estudios sugieren que un proceso de no-equilibrio laplaciano puede estar involucrado en la angiogénesis retiniana y que las fluctuaciones en la distribución de los espacios embrionarios, proporcionan la aleatoriedad necesaria para el comportamiento fractal y para la unicidad del patrón vascular de la retina para cada individuo. Este crecimiento de forma fractal ocurre en la etapa embrionaria de los humanos y proporciona la individualidad y unicidad aún en el caso de gemelos idénticos.

2.2.7. Elementos de la red vascular

Las variables básicas en una bifurcación vascular son la longitud y los diámetros de los tres segmentos de vaso involucrados, así como los ángulos que los dos segmentos hijos forman con la dirección del vaso padre. Si el diámetro y la longitud de un segmento vascular se denotan por d y l , respectivamente, y si en una bifurcación vascular se utilizan los subíndices 0, 1 y 2 para indicar al segmento padre y sus dos hijos (el mayor y el menor, respectivamente), entonces las propiedades básicas en una bifurcación son d_0 , d_1 , d_2 , y l_0 , l_1 , l_2 (Fig. 2.67.). En una bifurcación vascular, un flujo sanguíneo f_0 se divide en dos flujos separados (f_1 y f_2) y un vaso padre de diámetro d_0 se divide en dos vasos hijos de diámetros d_1 y d_2 .

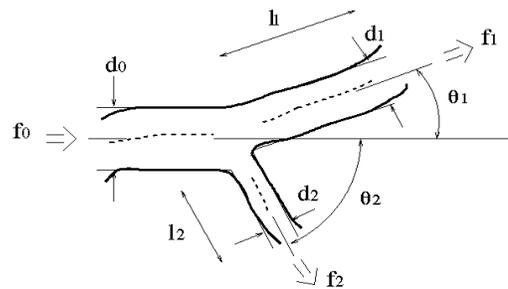


Fig. 2.67. Elementos característicos de una bifurcación

2.2.8. Tipos de vascularización retiniana

Existe una gran variedad entre las especies de seres vivos (humanos y no humanos). El fondo de ojo es descrito en función del tipo de estructura de los vasos encontrados [Vetmed, 2010]. A continuación se describen los diferentes tipos de retina que se encuentran en la naturaleza.

2.2.8.1. Holangiótica

En este tipo de vascularización toda la retina es alimentada por una fuente directa de sangre por medio de las arterias centrales. Este es el caso de los humanos y de la mayoría de los animales domésticos como los perros, gatos, vacas, cabras, ovejas, cerdos, ratas, ratones y primates (Fig. 2.68.).

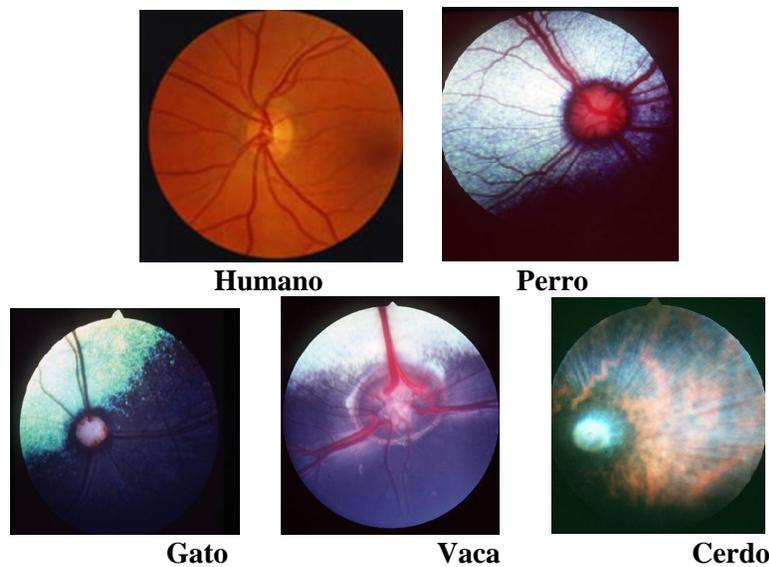


Fig. 2.68. Retinas holangióticas

2.2.8.2. Merangiótica

Aquí sólo una parte de la retina interna es alimentada por los vasos retinianos centrales. Este es el caso del conejo (Fig. 2.69.).

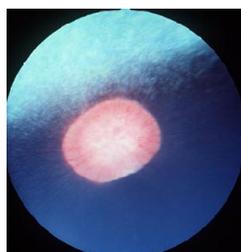


Conejo

Fig. 2.69. Retina merangiótica

2.2.8.3. Paurangiótica

En este tipo los vasos de la retina son pequeños y se extienden sólo a una corta distancia desde el disco óptico, a fin de suministrar sangre sólo a la retina interna que rodea esta estructura. Esto se ve en el caballo (Fig. 2.70.).

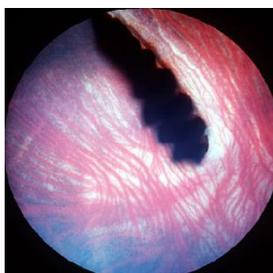


Caballo

Fig. 2.70. Retina paurangiótica

2.2.8.4. Anangiótica

Aquí ninguna parte de la retina contiene vasos retiniales. Este es el caso de las aves, los reptiles y los castores (Fig. 2.71.).



Ave

Fig. 2.71. Retina anangiótica

2.2.9. *Importancia del análisis de la retina*

Por sus características anatómicas, se considera que la retina es una parte del cerebro que se encuentra fuera de éste. En ella, se puede acceder a la red vascular de una persona. La retina es el único lugar en el cuerpo humano donde los vasos sanguíneos pueden ser visualizados directamente de manera no invasiva y en tiempo real [Skands et al., 2006].

En oftalmología, la detección, medición y caracterización de la red vascular puede ser usada para medir la severidad de las enfermedades sistémicas asociadas con problemas de la circulación sanguínea, en particular, la aterosclerosis, la hipertensión y la diabetes, como parte del proceso de diagnóstico automatizado de enfermedades y para establecer una terapia. Existen dos procedimientos para realizar dicho estudio:

- a) Angiográfico y
- b) Fotográfico.

La palabra Angiografía viene del griego “*angeion*”, que significa vaso sanguíneo y del griego “*graphien*” que quiere decir graficar, escribir, capturar o guardar [Bautch y Ambler, 2004], [Noden, 1989], [Valenzuela et al., 2001]. La angiografía se refiere entonces al proceso de visualizar los vasos sanguíneos; la imagen resultante es un angiograma. La angiografía de la retina requiere inyectar una pequeña cantidad de un medio de contraste dentro de una vena en el brazo del paciente. El líquido contrastante viaja a través del flujo sanguíneo y es fotografiado usando cámaras especiales y luz de colores a medida que éste avanza a lo largo de los vasos en la retina. Los dos principales tipos de angiografía son la angiografía fluorescente y la angiografía verde-indocianino (*Indocyanine Green*, ICG). El uso más común de la angiografía fluorescente (Fig. 2.72.) es en el diagnóstico de enfermedades vasculares de retina o coroides, como la retinopatía diabética, la degeneración macular relacionada con la edad, la retinopatía hipertensiva y la oclusión vascular. El angiograma es usado para determinar la extensión del daño y con ello un plan de tratamiento o para monitorear el resultado del tratamiento. En la retinopatía diabética el angiograma es usado para identificar la extensión de la isquemia, la localización de los microaneurismas y hemorragias, la presencia de neovascularizaciones y la extensión del edema macular. En la degeneración macular relacionada con la edad, el angiograma es usado para identificar la presencia y la localización de alguna neovascularización subretinal. Los angiogramas posteriores a un tratamiento son usados para verificar la eficacia del tratamiento láser normalmente aplicado.

La angiografía ICG es similar a la angiografía fluorescente. La mayoría de los oftalmólogos clínicos consideran a la angiografía ICG como un estudio secundario que agrega información al diagnóstico y al angiograma fluorescente. La angiografía ICG tiene su principal aplicación en la investigación. Varios procesos patológicos han sido investigados por medio de este procedimiento. La aplicación clínica más práctica de la angiografía ICG ha sido en aquellos pacientes con degeneración macular relacionada con la edad (*Age Related Macular Degeneration*, ARMD). Esta es la principal causa de ceguera en pacientes mayores de 55 años.



Fig. 2.72. Angiografía

Por otro lado, las fotografías de fondo de ojo son imágenes que documentan la apariencia oftalmoscópica actual de la retina del paciente. Las imágenes de retina o de fondo de ojo proporcionan información del sistema de suministro sanguíneo a la retina (Fig. 2.73.). El análisis de las imágenes de retina ha sido ampliamente usado por la comunidad médica para el diagnóstico de patologías vasculares y no-vasculares. Dicho análisis puede revelar hipertensión, diabetes, arterioesclerosis, enfermedad cardiovascular e infarto (*stroke*). Por ejemplo, la oclusión de la arteria central de la retina usualmente causa obstrucción generalizada de las arterias retinianas, mientras que la oclusión de la vena central de la retina produce venas dilatadas y tortuosas. La arterioesclerosis puede causar que las arterias adquieran un color cobrizo o plateado. La hipertensión puede resultar también en obstrucción focal de las arterias retinianas y la diabetes puede generar nuevos vasos sanguíneos (neovascularización). Sobre todas las características de la imagen de fondo de ojo, la estructura de la red vascular juega un rol muy importante en el diagnóstico de enfermedades de la retina.

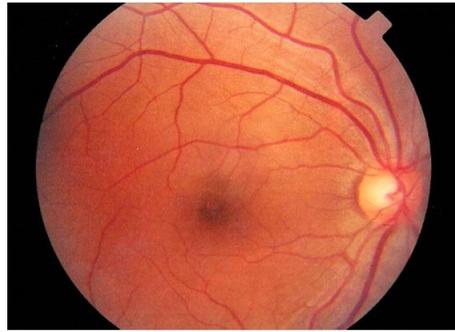


Fig. 2.73. Imagen de fondo de ojo

2.3. Identificación biométrica basada en la retina

El conocimiento de la particularidad del patrón de la red vascular data de 1935 cuando dos oftalmólogos, los doctores Carleton Simon e Isodore Goldstein [Simon y Goldstein, 1935], mientras estudiaban algunas enfermedades en el ojo, realizaron el siguiente descubrimiento: “cada ojo tiene su propio patrón de vasos sanguíneos”. Posteriormente, publicaron un artículo donde emplearon fotografías de retina para identificar personas basándose en los patrones vasculares.

En los años 50, sus conclusiones fueron apoyadas por el Dr. Paul Tower durante su estudio de gemelos idénticos [Tower, 1955]. Él notó que para cualquier par de personas, los gemelos idénticos son los que pueden tener mayor posibilidad de tener patrones vasculares similares. El estudio de Tower demostró que de todos los factores comparados entre gemelos, los patrones vasculares mostraron la menor similitud. La Fig. 2.74. , muestra las imágenes de fondo de ojo de un par de gemelos genéticamente idénticos.

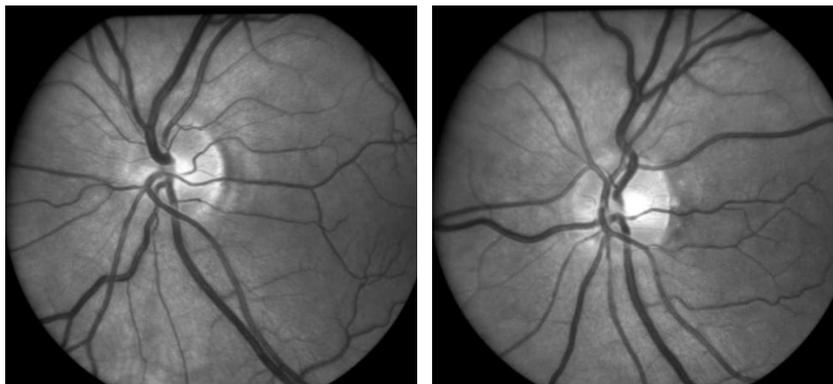


Fig. 2.74. Imágenes de fondo de ojo de dos gemelos genéticamente idénticos

2.3.1. *Orígenes de la retina como biométrico*

El origen de la tecnología de identificación basada en la retina tiene sus bases en el campo de la imagenología médica. Los dispositivos de diagnóstico médico de la retina fueron diseñados para el análisis de un amplio rango de estudios de enfermedades de retina (Fig. 2.75.). Esto condujo a un entendimiento de las imágenes de la red vascular de la retina y generó un interés en desarrollar herramientas automáticas para su análisis [Usher et al., 2003].



Fig. 2.75. Orígenes de la identificación biométrica basada en retina

La identificación basada en la retina (*Retina Identification, RI*), es una técnica biométrica que proporciona la identificación positiva de un individuo por medio de la captura de la imagen de la retina o del fondo ocular [Hill, 1992]. De las estructuras que conforman la retina, es su patrón de la red vascular la que constituye las bases para la ciencia y la tecnología de la identificación de personas basada en la retina [Hill, 1978].

Debido a la compleja estructura de los vasos sanguíneos que suministran sangre a la retina, ésta es única en cada ojo de cada individuo (Fig. 2.76.). El ojo comparte el mismo ambiente estable que el cerebro y de todas las características físicas propias de los individuos, ninguna es más estable que el patrón de la red vascular. Debido a su ubicación interna, la retina está protegida de variaciones causadas por ambientes externos, y por lo tanto posee un ambiente muy estable [Marshall y Usher, 2006].

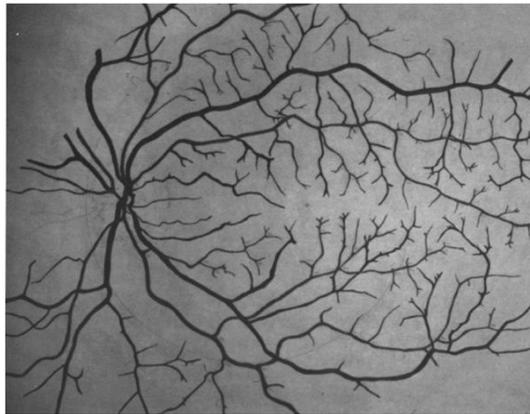


Fig. 2.76. Complejidad de la red vascular

Por lo tanto, emplear la imagen de la red vascular de la retina como tecnología biométrica, proporciona un método único, permanente, seguro e inalterable de identificación de los individuos, ya que a partir de la imagen de la retina es posible generar un registro o “huella ocular” basado en la estructura de la red vascular del individuo. La identificación de individuos basada en la retina se percibe como el método más seguro de autenticar una identidad [Bruce et al., 2004]. La validez de este método de identificación se basa tanto en la infinita variabilidad que existe con respecto a ciertas características anatómicas de la vascularidad en la retina, como en el hecho de que el preciso arreglo geométrico del patrón vascular es único entre individuos.

2.3.2. *Ventajas y desventajas de la identificación por retina*

Como toda tecnología biométrica, la identificación biométrica basada en el patrón vascular de la retina posee sus propias ventajas y desventajas.

2.3.2.1. *Ventajas*

Las ventajas se refieren a varios criterios comunes de la biometría.

2.3.2.1.1. *Criterio de complejidad*

La retina es compleja en:

El número de vasos sanguíneos principales en el área del nervio óptico [Hill, 1978]. Los sistemas de identificación basados en la retina usan la estructura vascular que se encuentra fuera del nervio óptico, ya que se ha demostrado que sólo esta área de la retina contiene suficiente información para distinguir a un individuo [Marshall y Usher, 2006].

Un estudio que se realizó para contar los vasos sanguíneos en la retina dentro del área del disco óptico demostró que los dos troncos principales forman un promedio de 9.3 vasos en un 60% del radio del disco óptico. Esta cantidad aumenta a un promedio de 11.4 vasos sanguíneos al cruzar el borde del disco óptico. Estos resultados coinciden en lo general con el estudio reportado por Nagasubramanian y Weale [Nagasubramanian y Weale, 2004], quienes manualmente contaron un promedio de 13.7 vasos sanguíneos al cruzar el contorno del disco óptico (Fig. 2.77.). La distribución angular de vasos sanguíneos fue también medida en el borde del disco óptico [Usher et al., 2003].

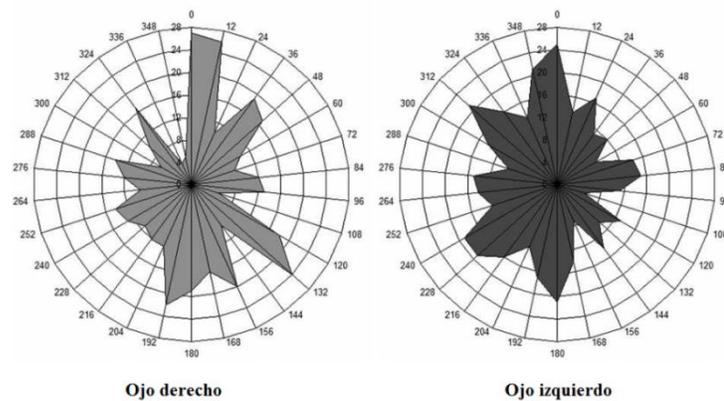


Fig. 2.77. Distribución angular de los vasos sanguíneos en la cercanía del disco óptico

a) El ángulo relativo de estos vasos sanguíneos mayores conforme emergen del nervio óptico (Fig. 2.78.) [Bruce et al., 2004].

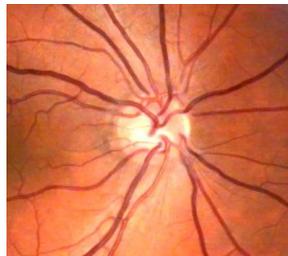


Fig. 2.78. Vasos principales que entran y salen del disco óptico

b) La característica de bifurcación de los vasos sanguíneos (Fig. 2.79.) [Bruce et al., 2004]. De todas las características de la red vascular, las bifurcaciones son los rasgos más fiables y abundantes de la red vascular [Zamir, 2001].

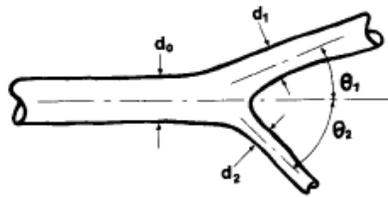


Fig. 2.79. Elemento básico de una red vascular

c) La infinita variabilidad que existe con respecto a ciertos puntos anatómicos de la red vascular (bifurcaciones: puntos azules, y terminaciones: círculos rojos) [Bruce et al., 2004] [Derakhshani y Ross, 2007] (Fig. 2.80.).

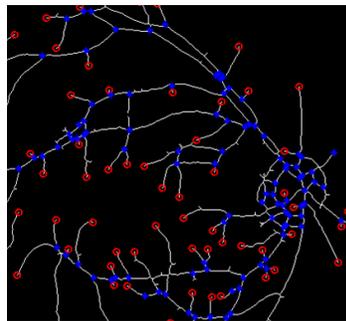


Fig. 2.80. Puntos anatómicos característicos de una red vascular

d) El tamaño del disco óptico (Fig. 2.81.) [Rohrschneider, 2004].

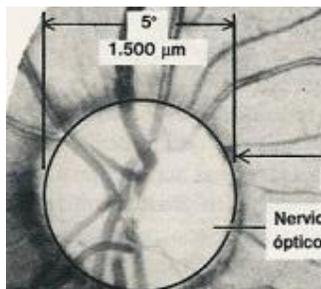


Fig. 2.81. Región correspondiente al disco óptico

e) El patrón de los pigmentos o colores tanto de la retina como de la red vascular (Fig. 2.82.).

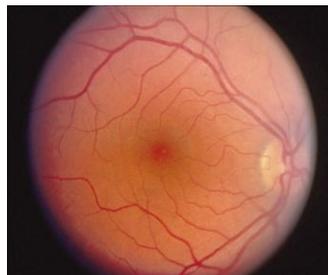


Fig. 2.82. Imagen de retina con un patrón de colores típico

2.3.2.1.2. Criterio de permanencia

El patrón no cambia de manera apreciable durante la vida de un individuo, a menos de que exista una patología seria en el ojo. Las enfermedades más comunes, como la diabetes mellitus, no cambian el patrón como para afectar su topología. Algunas lesiones (puntos o regiones pequeñas) pueden aparecer, pero pueden evitarse fácilmente con el método de extracción de vasos sanguíneos, del cual hablaremos más adelante. Por lo tanto, el patrón del árbol vascular ha demostrado ser una característica biométrica válida para la autenticación personal [Usher et al., 2003] [Derakhshani y Ross, 2007].

2.3.2.1.3. Criterio de fiabilidad

Es imposible falsificar una imagen de retina. La fina estructura de las múltiples capas de los vasos oculares hace que la red vascular de la retina sea difícil de reproducir como un artefacto físico [Derakhshani y Ross, 2007]. Por ello, analizando y codificando correctamente la configuración de los vasos sanguíneos de la retina, el individuo puede ser identificado positivamente. Como la configuración de los vasos sanguíneos en la retina no puede ser falsificada o alterada, ésta ofrece una característica increíblemente exacta, inalterable y permanente [Absolute Astronomy: Retinal Scan, 2010], [Bruce et al., 2004].

2.3.2.1.4. Criterio de universalidad

Todo ser vivo (humano y no humano) cuya retina sea del tipo holangiótica, podrá ser identificado empleando la imagen de la retina como rasgo biométrico [Bruce et al., 2004]. En los humanos, la vascularidad de la retina desaparece segundos después de la muerte, por lo que no se requiere tomar precauciones adicionales con los sistemas de captura para asegurar que el usuario es un ser humano vivo. En cambio, en la mayoría de los animales domésticos con retina holangiótica (el cerdo, los rumiantes, etc.), la red vascular permanece sin variaciones durante 30 minutos aproximadamente después de su sacrificio [Derakhshani y Ross, 2007], [Biometric News Portal: Retina Biometrics, 2010], [Das, 2010], [Retica System, 2010].

2.3.2.1.5. Criterio de representatividad

Mediante la ubicación de algunas estructuras como el nervio óptico y los puntos de bifurcación de la red vascular, es posible obtener una fuente consistente de identidad. El punto de entrada del nervio óptico es tomado como punto de referencia y las distancias y direcciones de las bifurcaciones

de los vasos sanguíneos respecto a dicho punto de referencia, proporcionan coordenadas que pueden constituir un número serial para la clasificación y comparación rápida. El número de variables es grande, haciendo que el proceso de codificación biométrica sea confiable [Das, 2010]. Las características que pueden ser extraídas del patrón de la red vascular de la retina ofrecen particularidad y riqueza, debido a que se pueden representar con alrededor de 400 puntos de datos, opuesto a otros biométricos (como la huella dactilar) en donde solo se pueden extraer entre 30 y 40 puntos (minucias). El tamaño de la plantilla empleada por las tecnologías retinianas actuales, es de solo 96 bytes, la cual es muy pequeña.

2.3.2.1.6. Criterio de seguridad

El ojo comparte el mismo ambiente estable que el cerebro [Hill, 1978]. Debido a su ubicación interna, la retina está protegida de variaciones causadas por exposición al ambiente externo, opuesto a otros biométricos como las huellas dactilares, la palma de la mano, etc., en donde el rasgo puede sufrir cambios en su estructura debido a la exposición al ambiente.

2.3.2.1.7. Criterio de certidumbre

A diferencia de las claves o códigos de acceso, la imagen de retina no puede ser olvidada. A diferencia de las tarjetas de crédito o llaves, la retina no puede ser perdida o prestada [Find Articles: Retinal Technologies, 2001]. Es necesario que el usuario de quien se desea que su identidad sea validada esté frente al dispositivo de captura, por lo que se garantiza que la identidad corresponde al patrón de la retina registrado con lo que se evitan problemas de fraude.

2.3.2.1.8. Criterio de fiabilidad

El nivel de desempeño de este sistema es muy alto, ya que el arreglo geométrico preciso del patrón de la red vascular de la retina es único e inalterable. Se trata de un sistema verdaderamente fiable. La probabilidad de falso rechazo está en alrededor del 1% y la de falsa aceptación por debajo del 0,001%. La probabilidad de error (individualidad) de este sistema es de 1 en 10 000 000, comparada con la de la identificación biométrica basada en huellas dactilares que es de 1 en 500 [Biometric News Portal: Retina Biometrics, 2010]. Los factores genéticos no dictan la apariencia a tener por el patrón vascular. Esto garantiza que la retina tenga rasgos únicos [Find Articles: Retinal Technologies, 2001], [Bio FS: contact, 2010].

2.3.2.2. Desventajas

La mayoría de las desventajas que posee la identificación biométrica basada en la red vascular de la retina son propias de la interfaz de usuario [Arakala et al., 2008], [Usher et al., 2003] [Marshall y Usher, 2006]. Las principales desventajas son las siguientes:

- 1) Los usuarios perciben a la interfaz como invasiva (debe iluminarse con luz el fondo del ojo) y poco amigable. En general, un dispositivo biométrico debe incomodar al usuario lo menos posible y facilitar la captura del rasgo biométrico de manera estable y repetible.
- 2) La percepción pública de un posible daño físico. Existe la creencia de que la luz utilizada para la captura de la imagen de la retina puede causar daño al ojo.
- 3) La incomodidad del usuario a someter al ojo a un escaneo a una distancia corta. En los sistemas de autenticación basados en patrones de la retina, el usuario a identificar debe mirar a través de unos binoculares, ajustar la distancia interocular, evitar el movimiento de la cabeza, mirar a un punto determinado y por último pulsar un botón para indicar al dispositivo que se encuentra listo para el análisis.
- 4) La poca aplicabilidad del método. No se ha demostrado la viabilidad para aplicaciones prácticas o comerciales, estando sólo indicada para entornos de extrema seguridad donde los usuarios son pocos y están conscientes del grado de seguridad necesario.
- 5) La tecnología de escaneo de la retina aún no ha tomado en cuenta los anteojos que el usuario tiene que quitarse durante el proceso de captura de la imagen.
- 6) Poco interés en el tema. Aunque se ha mencionado que la identificación biométrica basada en la retina tiene grandes propiedades, como la unicidad, la permanencia, la seguridad, etc., la investigación de la estructura de la red vascular de la retina para aplicaciones biométricas no ha revelado aún su gran potencial.
- 7) Poca investigación publicada. A pesar de que la autenticación basada en la retina es una técnica reciente, con gran futuro de investigación y de comercialización exitosa, la cantidad de investigación publicada en este campo ha sido relativamente poca.
- 8) Costos. Al día de hoy, el costo de mantenimiento e implementación de los dispositivos de escaneo de retina es muy alto.

- 9) La falta de una base de datos grande de imágenes de retina para evaluar el desempeño de los algoritmos de extracción de rasgos, de representación y codificación y de alineación y comparación, han dado como resultado que no se pueda comparar el desempeño de diferentes algoritmos o entender de manera adecuada los errores propios de cada algoritmo.

De todos los biométricos, la IR es ciertamente la más actual, debido a la riqueza y particularidad de las características del patrón de la red vascular de la retina. Debido a su alto costo y los aspectos relacionados con la interfaz del usuario, no ha tenido mayor difusión y más amplia utilización en el mercado, pero a medida que la ciencia avanza, ya llegará el día en que la IR sea utilizada en todas las aplicaciones biométricas y el usuario finalmente acepte ser parte de esta tecnología.

Desafortunadamente, el costo de propiedad de los equipos y sistemas, así como la inhabilidad de evolucionar rápidamente con nuevas tecnologías, hace que los dispositivos de escaneo de retina sean difíciles de adaptar a múltiples situaciones.

3. Antecedentes y Estado del arte

La identificación retiniana (IR) es un método automático que ofrece la identificación de una persona por medio de los vasos sanguíneos de su retina. El patrón de los vasos sanguíneos de la retina forma la base del fundamento de la ciencia y la tecnología del Reconocimiento Retiniano.

Este método aprovecha el hecho de que, entre todas las características fisiológicas y conductuales humanas, la imagen retiniana es la mejor característica de identificación. Este capítulo presenta una revisión de las tecnologías que hasta el momento se han propuesto en el campo de la IR. Lo más reciente de la tecnología de IR que se menciona se cubre con siete patentes estadounidenses activas, las cuales se remontan a 1975 cuando se concibió un sencillo aparato para la identificación de individuos por medio de la IR.

3.1. Trabajos relacionados

En la siguiente sección se presenta el estado del arte de los trabajos relacionados con la identificación biométrica basada en la retina, el cual está cubierto por 22 artículos científicos que describen la metodología utilizada para las etapas de preprocesamiento de la imagen, la etapa de extracción de rasgos, la codificación biométrica y la comparación de la plantilla biométrica. Así mismo, se presentan los resultados experimentales obtenidos por la implementación descrita. Este conjunto de trabajos permite establecer el estado actual de este tipo de metodologías a fin de generar una referencia para la comparación de los resultados que se obtengan por la propuesta presentada en este trabajo de tesis. El nombre del epígrafe de cada artículo analizado es la traducción del título del idioma inglés al español. Las imágenes que se incluyeron en cada resumen son las originales que se encontraron en el trabajo, razón por la cual aparecen en el idioma de la publicación.

3.1.1. *Autenticación personal mediante el uso de imágenes digitales de retina*

[Marino et al., 2006] En este trabajo se presenta un nuevo método de autenticación (Fig. 3.1.). El rasgo biométrico empleado para ello es la red vascular de la retina representada por un conjunto de crestas y valles, extraídas de la imagen mediante el método MLSEC (*Multi Level Set Extrinsic Curvature* - Curvatura extrínseca del conjunto multiniveles). Previo al proceso de verificación, es necesaria una etapa de alineamiento entre la imagen de referencia y la imagen a ser verificada. Para esta tarea, se utiliza un método de alineamiento basado en rasgos de multiresolución. A partir de los resultados experimentales, se concluye que cuando un umbral de

decisión está entre 0.415 y 0.686, ambos inclusive, el porcentaje de éxito en la verificación es del 100%. El tiempo promedio tomado para realizar cada autenticación es de 0.3 segundos, con 0.26 segundos para la etapa de alineamiento y 0.04 segundos para establecer el umbral. El sistema se evaluó en 284 imágenes de retina de tamaño 768 x 584 píxeles.

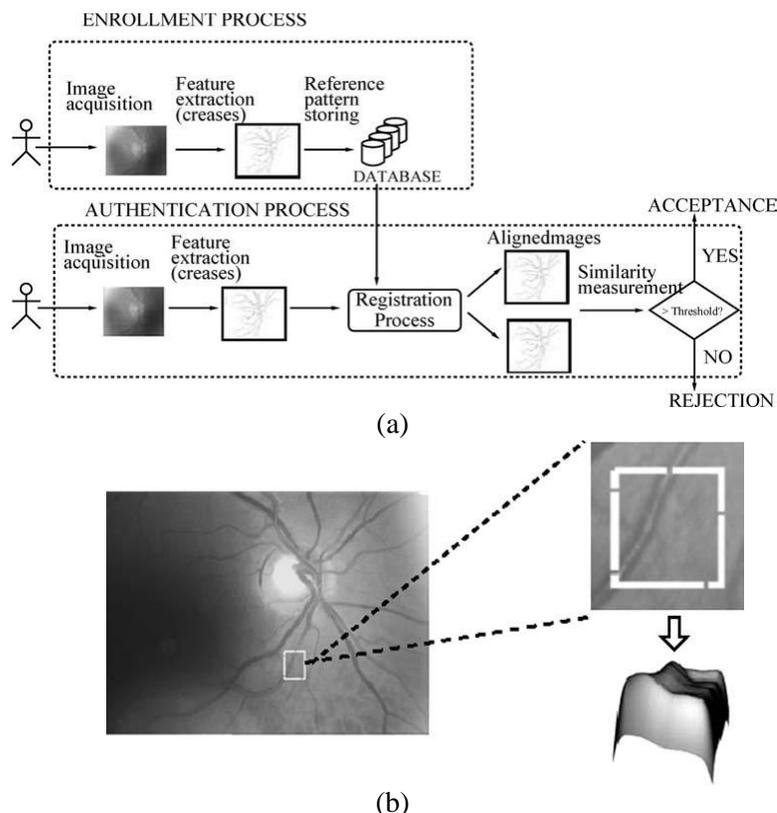


Fig. 3.1. Autenticación personal mediante el uso de imágenes digitales de retina: (a) Representación del proceso de autenticación, (b) Representación de una región en la imagen como punto característico

3.1.2. Autenticación biométrica mediante el uso de imágenes digitales de retina

[Ortega et al., 2006] Siguiendo la misma idea empleada en los métodos de identificación dactilar basados en las minucias de las huellas dactilares, se presenta un novedoso método de verificación de identidad donde se extrae un conjunto de rasgos de las imágenes de retina (Fig. 3.2). Para obtener dichos puntos se utiliza una combinación de dos algoritmos, uno de extracción de pliegues y otro para la localización del disco óptico. Posteriormente se obtienen las características de los puntos mediante un algoritmo recursivo de seguimiento de los pliegues a partir de la localización del disco óptico. Este último se realiza en un área determinada por el radio del disco

óptico y un círculo concéntrico de radio r . Finalmente, es necesario realizar un alineamiento para hacer coincidir la imagen de referencia de la base de datos y la imagen capturada. Con ambas imágenes alineadas, es posible medir el grado de similitud por medio del valor de comparación basado en el producto Cartesiano.

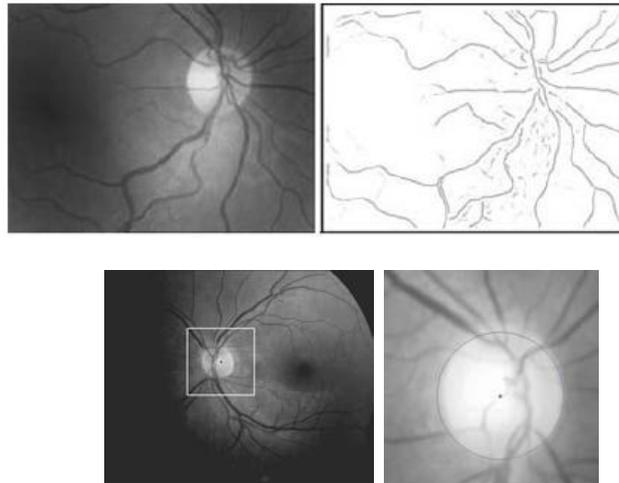


Fig. 3.2. Autenticación biométrica mediante el uso de imágenes digitales de retina

Los resultados experimentales demuestran que cuando el umbral de decisión está entre 0.32 y 0.5, ambos inclusive, la efectividad del sistema es del 100%, ya que es capaz de encontrar qué imágenes pertenecen a la misma persona dentro de un conjunto de 70 imágenes de prueba. El tiempo promedio para la autenticación fue de 250 milisegundos.

3.1.3. *Análisis de métricas de similitud para la autenticación de retinas basada en puntos característicos*

[Ortega et al., 2008] Se presenta una metodología de análisis de métricas de similitud para un sistema biométrico basado en puntos característicos de la retina, la cual enfatiza la importancia de una clasificación correcta en puntos de acceso y control de ataques (Fig. 3.3.). El patrón biométrico consiste en un conjunto de puntos extraídos de los pliegues de la imagen. Los puntos más prominentes en la red vascular de la retina son los cruces y las bifurcaciones. Sobre esta base se evalúa el desempeño del sistema de autenticación. Se definieron y analizaron métricas normalizadas a fin de probar las capacidades de clasificación del sistema. Los resultados prueban que el proceso de autenticación definido es adecuado y confiable para la tarea. La *EER* (Tasa de Error Igual) es 0% para la métrica normalizada por la media geométrica y 0.38% para la métrica normalizada por el mínimo. A partir de los resultados experimentales se pudo establecer una banda

de confianza para un umbral de decisión entre 0.362 y 0.465. Para el análisis de las métricas se utilizó un conjunto de 125 imágenes de la base de datos VARIA.

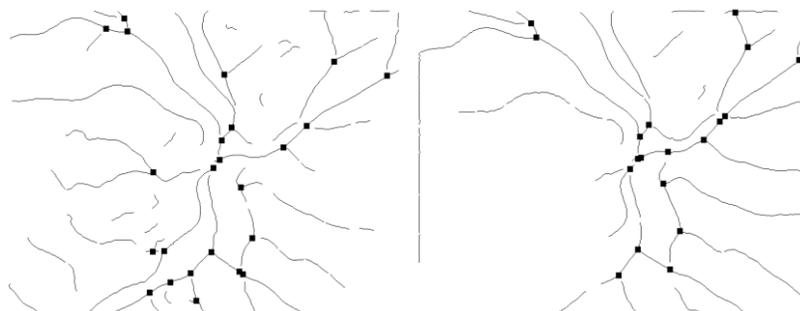


Fig. 3.3. Análisis de métricas de similitud para la autenticación de retinas basada en puntos característicos

3.1.4. Verificación personal basada en la extracción y caracterización de puntos característicos de la retina

[Ortega et al., 2009] En este trabajo se describe una metodología de verificación de individuos basada en el patrón biométrico de la retina (Fig. 3.4.). Este patrón consiste en los puntos característicos de la red vascular de la retina, es decir, las bifurcaciones y los cruces. Estos puntos son detectados y caracterizados agregando información semántica al patrón biométrico. El sistema es capaz de establecer un rango de confianza seguro en el espacio de medición de la similitud entre los valores de los patrones del mismo individuo y entre individuos diferentes.

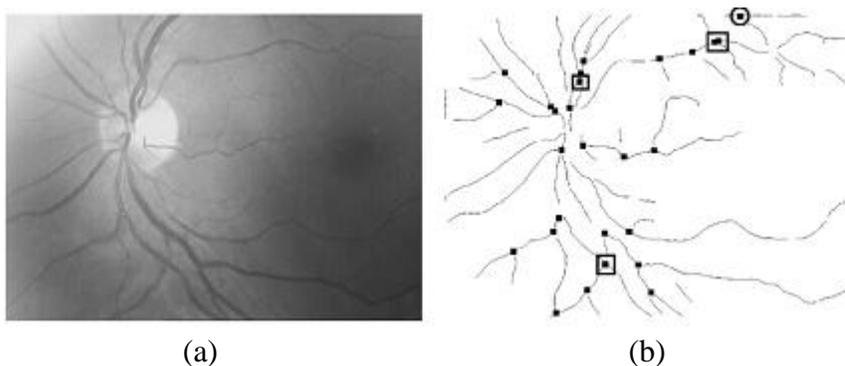


Fig. 3.4. Verificación personal basada en la extracción y caracterización de puntos característicos de la retina: (a) Imagen original, (b) Extracción de puntos característicos (cuadrados: doble bifurcación; puntos: bifurcación; círculo: puntos erróneos)

Para extraer el conjunto de puntos característicos, se utilizó un algoritmo de extracción basado en crestas y valles. Posteriormente, un algoritmo recursivo obtiene las características de los puntos a medida que sigue las crestas y valles desde el disco óptico localizado. Finalmente, es necesario un proceso de registro a fin de alinear el patrón de referencia de la base de datos y el patrón de la imagen capturada. Con los patrones previamente alineados, es posible medir el grado de similitud

mediante el valor de comparación basado en el producto Cartesiano. Se han definido y analizado métricas normalizadas para probar las posibilidades de clasificación del sistema. Para el análisis de las métricas se utilizó un conjunto de 150 imágenes de la base de datos VARIA. El tiempo de ejecución promedio para la autenticación en una PC Intel *Core Duo* de 2.4GHz fue de 135 milisegundos: 70ms en la etapa de extracción y 65 en el proceso de pareo, lo que indica que el método puede ser empleado en sistemas que operen en tiempo real.

3.1.5. *Verificación de la retina mediante puntos característicos basados en el patrón biométrico*

[Ortega et al., 2009] En este trabajo se muestra un método eficiente para la autenticación de personas. El patrón biométrico del sistema es un conjunto de puntos representativos de la red vascular de la retina (Fig. 3.5.). La métrica corregida por gamma muestra la mayor banda de confianza en el conjunto de prueba como 0.1951. El tiempo de ejecución promedio en una PC Intel *Core Duo* de 2.4GHz para el proceso de autenticación, implementado en C++, fue de 155 milisegundos: 105ms en la etapa de extracción de las características y 50ms en el registro y estimación de la medida de similitud.

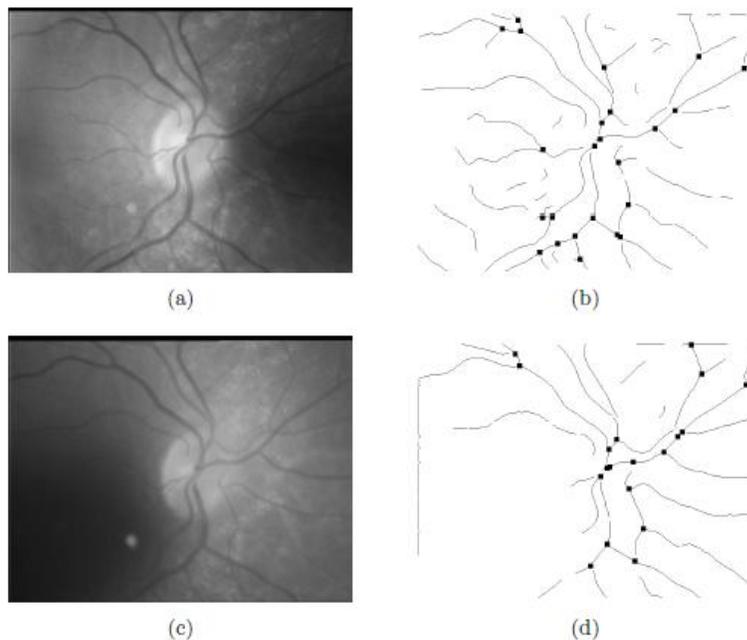


Fig. 3.5. Verificación de la retina mediante puntos característicos basados en el patrón biométrico. Imágenes obtenidas del mismo individuo: (a) y (c) Imágenes originales; (b) Extracción de las bifurcaciones de (a); (d) Extracción de las bifurcaciones de (c).

3.1.6. *Un algoritmo completo para el reconocimiento automático de las personas basado en las características de la red vascular de la retina*

[Theodoros et al., 2007] En este trabajo se ilustra un algoritmo de identificación de la red vascular de la retina empleado para el reconocimiento automático de personas (Fig. 3.6.). El proceso de identificación se basa en 3 elementos estructurales de la retina humana. Estas 3 estructuras son el nervio óptico, la mácula y la red vascular. El algoritmo propuesto se compone de 6 etapas elementales: 1. Identificación del nervio óptico y de la mácula. 2. Detección de la red vascular mediante filtros gaussianos y estadísticos. 3. Eliminación del ruido por filtrado basado en el tamaño. 4. Detección de los puntos de bifurcación. 5. Agrupamiento de los puntos de ramificación. 6. Pareo de las redes vasculares mediante restauración geométrica afín. El porcentaje de identificación está cercano al 70-80% para retinas normales tomadas del mismo individuo y cercano al 10-20% para imágenes tomadas de diferentes individuos. El tiempo computacional del proceso completo del algoritmo es de aproximadamente 25 segundos en la comparación de dos imágenes de retina.



Fig. 3.6. Un algoritmo completo para el reconocimiento automático de las personas basado en las características de la red vascular de la retina

3.1.7. *Análisis biométrico de fondos de ojo retinianos como fuente de identificación personal*

[Bevilacqua et al., 2008] En este trabajo se describe un sistema biométrico para la identificación de personas, realizado mediante la manipulación de imágenes de fondo de ojo de retinas y la detección de sus bifurcaciones (Fig. 3.7.). El proceso consta de 3 etapas: en una primera etapa cada imagen es tratada por operadores para reducir el ruido intrínseco; posteriormente, los vasos sanguíneos son segmentados para permitir la detección de las bifurcaciones necesaria para la identificación personal. En la etapa de preprocesamiento, se realiza un realce del contraste entre los vasos sanguíneos y el fondo de la imagen; después, se extraen los vasos y se identifican las

bifurcaciones y los cruces de la red vascular contenidos dentro de las regiones rectangulares usadas para convolucionar la imagen. Finalmente, los conjuntos de rasgos son comparados con ayuda de la Transformada de Hough Generalizada y la Matriz de Acumulación a fin de calcular un valor de similitud y obtener la identificación personal. Se utilizó una base de datos de 12 imágenes para probar el algoritmo. Evidencias experimentales mostraron que utilizando un umbral del 70% puede dar como resultado un valor de 0%, tanto para la tasa de falsos positivos como la de falsos rechazados.

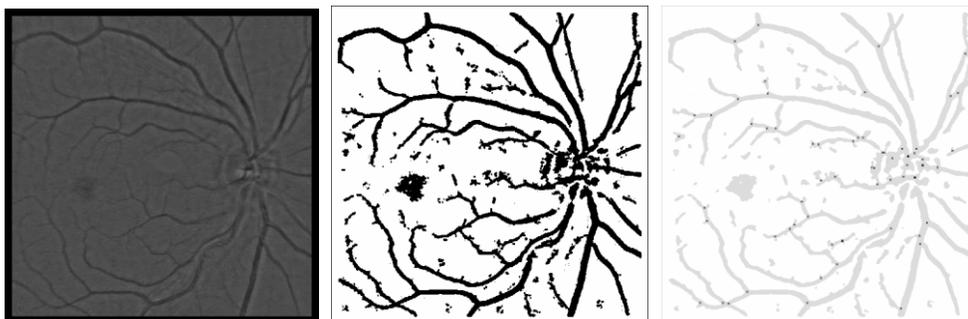


Fig. 3.7. Análisis biométrico de fondos de ojo retinianos como fuente de identificación personal

3.1.8. *Un sistema novedoso de identificación de retinas*

[Farzin et al., 2008] Se presenta un nuevo sistema de identificación biométrica de alto rendimiento basado en los rasgos característicos obtenidos de las imágenes de retina humana (Fig. 3.8.). El sistema se compone de 3 módulos principales que incluyen la segmentación de los vasos sanguíneos, la generación de los rasgos y el pareo de los mismos. El módulo de segmentación de los vasos sanguíneos tiene la tarea de extraer el patrón vascular de las imágenes de retina. El módulo de generación de los rasgos incluye las siguientes etapas: Primero, se detecta el disco óptico y se selecciona una región de interés (ROI-Region Of Interest) en forma de corona alrededor del disco óptico detectado en la imagen segmentada. Entonces, mediante una transformación polar, se crea una plantilla invariante a la rotación a partir de cada ROI. En la siguiente etapa, estas plantillas son analizadas en tres diferentes escalas mediante una transformada de ondeleta con el fin de separar los vasos sanguíneos según sus diámetros. En la etapa final, la posición y la orientación de los vasos en cada escala son usados para definir un vector de rasgos para cada individuo registrado dentro de la base de datos. Para el pareo de los rasgos, se introdujo una medida de correlación modificada con el fin de obtener un índice de similitud para cada escala del vector de características. Entonces se calculó el valor total del índice de similitud sumando los índices ponderados para cada escala. Se aplicó el algoritmo sobre una base de datos de 60 individuos, 40 imágenes provenientes de la base

de datos DRIVE y 20 de la STARE, las que fueron rotadas aleatoriamente 5 veces para obtener 300 imágenes. Los experimentos demostraron que el sistema logra una exactitud promedio igual al 99%.

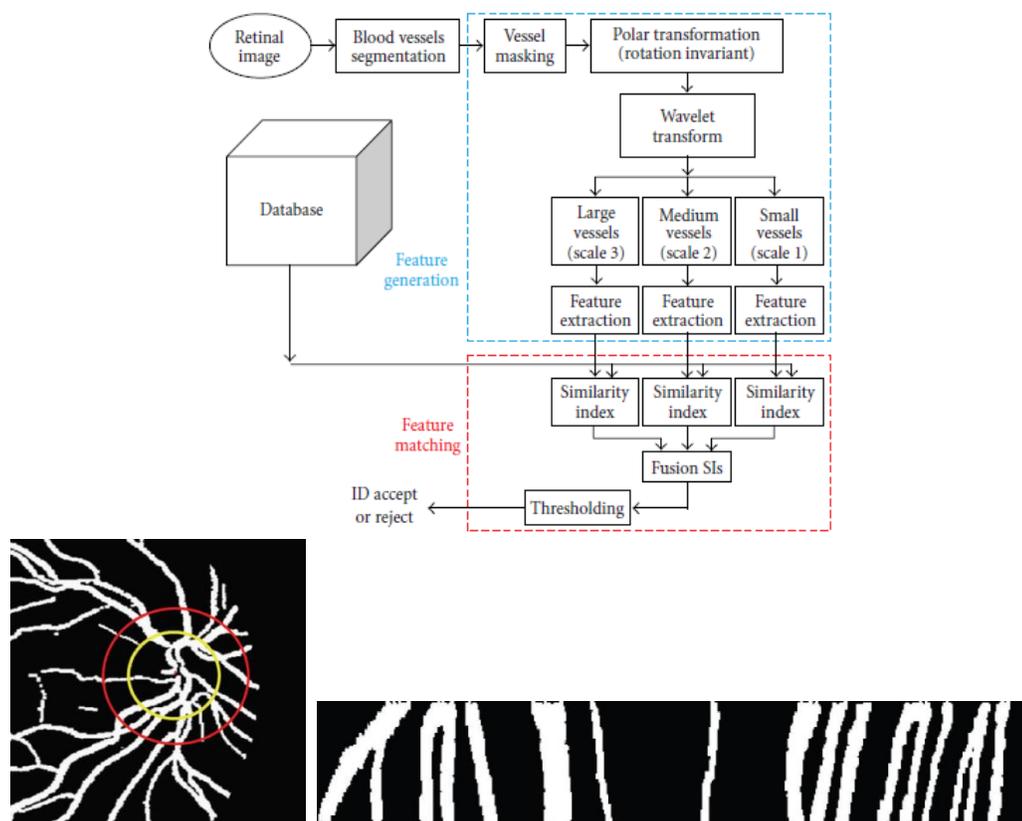


Fig. 3.8. Un sistema novedoso de identificación de retinas

3.1.9. Identificación de retinas invariante a la rotación basada en un croquis de los vasos mediante partición angular

[Barkhoda et al., 2009] En este trabajo se propone un nuevo sistema de identificación de retinas basado en la partición angular de la imagen (Fig. 3.9.). La extracción de características consta de cuatro etapas. En la etapa de preprocesamiento, para lograr rasgos invariantes a la traslación y a la escala, la imagen es recortada por los márgenes y normalizada al encerrarla dentro de un recuadro de tamaño preestablecido. Posteriormente, el patrón vascular debe ser detectado. Mediante un adelgazamiento morfológico se obtiene el esqueleto del patrón vascular detectado en la imagen, del cual se extraen las características. En la siguiente etapa, el esqueleto vascular es particionado con un método de particionamiento angular y el número de patrones detectados en cada sector son considerados como rasgos de partición. Esta etapa da como resultado un vector característico de cada imagen. Los rasgos extraídos son invariantes a la rotación y a la escala y robustos a la

traslación. Acto seguido, cada vector es analizado utilizando la transformada de Fourier discreta y la métrica de Manhattan es utilizada como medida de similitud entre los vectores. El desempeño del sistema propuesto fue evaluado con una base de datos que contiene 360 imágenes de 40 sujetos. Los resultados experimentales mostraron una exactitud promedio de 98%.

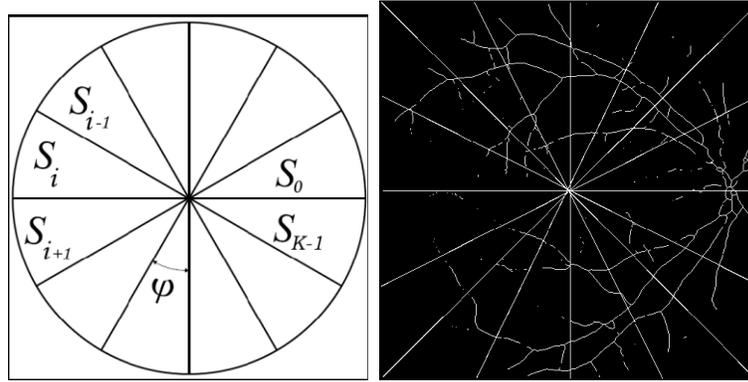


Fig. 3.9. Identificación de retinas invariante a la rotación basada en un croquis de los vasos mediante partición angular

3.1.10. *Identificación personal basada en los vasos sanguíneos de las imágenes de fondo de ojo de retinas*

[Fukuta et al., 2008] Este trabajo propone un método que se enfoca en la configuración de los vasos sanguíneos (VS) en las imágenes de fondo de ojo (Fig. 3.10.). Al emplear la región extraída de los VS de la imagen de fondo de ojo es posible calcular la similitud entre una imagen de entrada y las imágenes de referencia. La etapa de detección del disco óptico requiere que los VS de la imagen sean borrados. Mediante operaciones morfológicas y umbralado, se extrae la región de los VS de la imagen. Subsecuentemente, se compensan los desplazamientos en rotación y traslación entre la imagen de entrada y las de referencia utilizando iterativamente los mismos procedimientos. Finalmente, se calcula la similitud entre las imágenes con los desplazamientos compensados con la ayuda del coeficiente de correlación cruzada de los valores de los píxeles de las imágenes de VS. Cuando el valor de similitud es mayor que un umbral predeterminado, la imagen de entrada es identificada. Esto significa que la imagen de entrada y la de referencia son de la misma persona. Se utilizaron 462 imágenes para implementar la técnica propuesta. Los valores de FRR y FAR obtenidos son de $9.9 \times 10^{-5}\%$ y $4.3 \times 10^{-5}\%$, respectivamente.

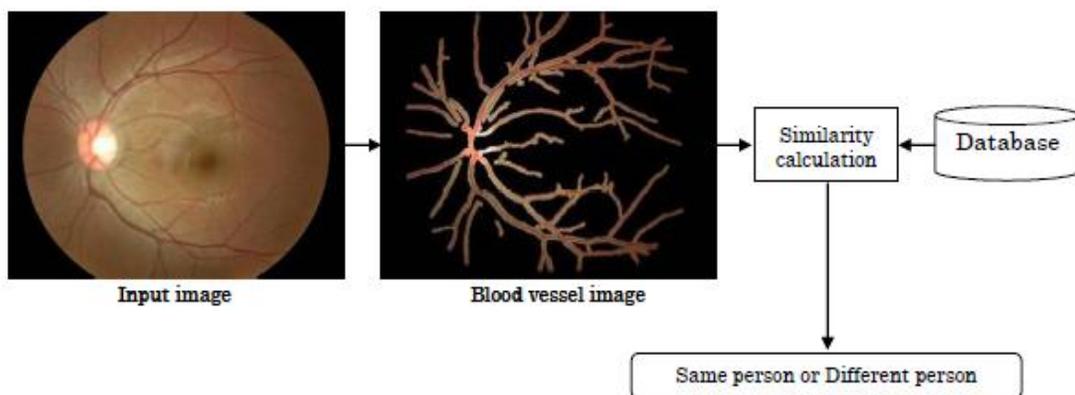


Fig. 3.10. Identificación personal basada en los vasos sanguíneos de las imágenes de fondo de ojo de retinas

3.1.11. *Novedoso sistema identificador de humanos mediante un enfoque de agrupamiento difuso en imágenes de retina*

[Tabatabaee et al., 2006] Se propone una nueva metodología de identificación humana que emplea un algoritmo de reconocimiento de retinas y de un agrupamiento de C-medias difuso (Fig. 3.11.). La metodología propuesta emplea un modelo de contornos activos y ondeletas Haar para estimar el contorno inicial y calcular la posición del disco óptico. Mediante el uso de operadores morfológicos, se suprimen los vasos sanguíneos dentro del área del disco óptico, con el fin de proporcionar un área uniforme antes de aplicar el método de contornos activos. Para extraer los rasgos de la imagen de retina, se utiliza la Transformada de Fourier-Mellin, la cual analiza la similitud y los momentos de la imagen.

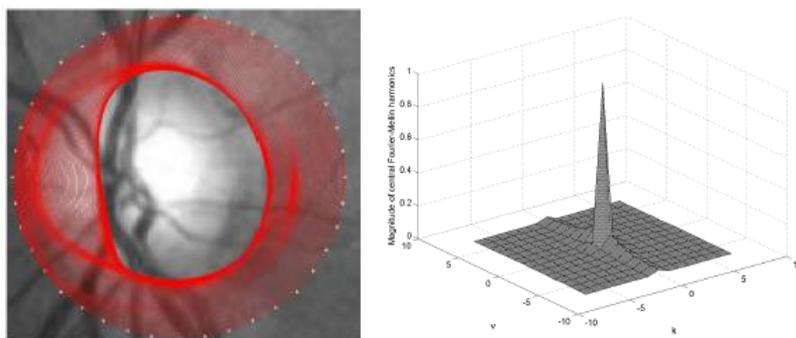


Fig. 3.11. Novedoso sistema identificador de humanos mediante un enfoque de agrupamiento difuso en imágenes de retina

La metodología propuesta se implementó en una base de datos de 27 imágenes de 512 x 512 píxeles. Para demostrar que la propuesta no es sensitiva a la rotación y a la escala, se incrementó la base de datos a 108 imágenes al modificar en escala y ángulo las 27 imágenes originales. Los resultados experimentales mostraron una alta exactitud en la clasificación de imágenes similares y una tasa de Falsa Aceptación cercana al 0%.

3.1.12. *Identificación y reconocimiento basados en puntos de los vasos sanguíneos de imágenes de fondo de ojo*

[Xu et al., 2005] Se presenta una nueva tecnología biométrica de reconocimiento e identificación basada en los puntos del esqueleto de la red vascular de imágenes de fondo de ojo de la retina (Fig. 3.12.). Utilizando la ecualización adaptativa del histograma limitado en el contraste se extraen los puntos de cruce del esqueleto de la red vascular. Después, se obtiene la curvatura de los vasos sanguíneos utilizando un tratamiento de filtrado. El reconocimiento basado en la forma de los vasos sanguíneos de las imágenes de fondo de ojo ha demostrado en este trabajo una alta tasa de identificación y reconocimiento, una tasa de rechazo baja, así como de una alta universalidad, exclusividad y estabilidad.

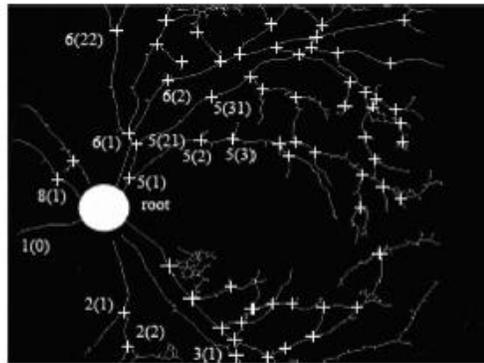


Fig. 3.12. Identificación y reconocimiento basados en puntos de los vasos sanguíneos de imágenes de fondo de ojo

3.1.13. *Reconocimiento de los vasos sanguíneos del fondo de ojo*

[Xu et al.b, 2005] Este trabajo describe el reconocimiento de los vasos sanguíneos del fondo de ojo basado en el árbol de bandas (*band tree*) mediante una curva del vector del gradiente para analizar los rasgos de los vasos sanguíneos del fondo de ojo (Fig. 3.13.). La extracción de rasgos de los vasos sanguíneos del fondo de ojo que se desean comparar (la de búsqueda y la de referencia), se compone de seis pasos. (1) Se aumenta el contraste de la imagen en escala de grises y se utiliza una ecualización del histograma adaptable. (2) Se filtra la imagen por medio de un

algoritmo LoG. (3) Se determinan todos los máximos locales sobre un umbral establecido y se añade la imagen en escala de grises como parámetro. Para ello se usa el filtro de mediana. (4) Se rellenan los agujeros. (5) Se eliminan el ruido y las interrupciones del borde. (6) Se extrae el esqueleto mediante erosión para hacer el árbol de banda para la curva de los vectores del vaso sanguíneo. El árbol de banda se marca por las ramas que señalan los puntos de clasificación. Después, se calcula el punto de correspondencia de las dos imágenes de vasos sanguíneos del fondo de ojo (la de búsqueda y la de referencia). El método que registra dos imágenes de vasos sanguíneos se usa para la clasificación de la estructura del árbol de banda. Los resultados del experimento de comparación cruzada llevado a cabo en 200 imágenes de vasos sanguíneos del fondo de ojo son: cero reconocimientos falsos, 38 rechazos falsos y 0.19% de rechazos de reconocimiento.

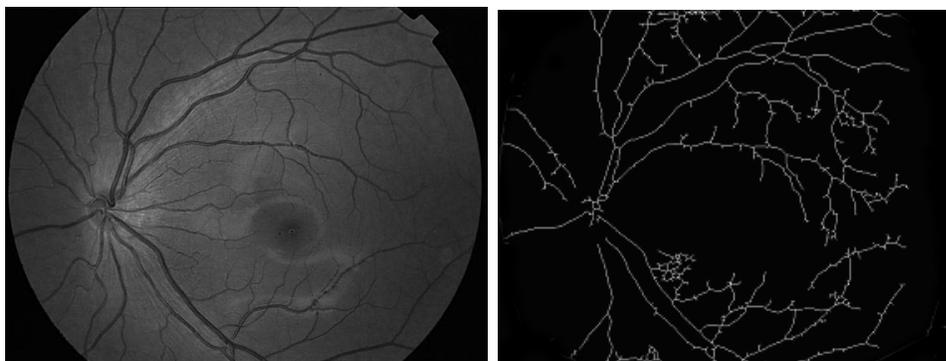


Fig. 3.13. Reconocimiento de los vasos sanguíneos del fondo de ojo

3.1.14. Reconocimiento por fondo de ojo ocular basado en la forma del vaso sanguíneo

[Xu et al., 2006] En este trabajo se presenta una nueva tecnología biométrica de reconocimiento ocular del fondo de ojo basado en la forma del esqueleto del vaso sanguíneo. La imagen en escala de grises del fondo de ojo se utiliza para extraer los esqueletos de sus vasos sanguíneos. Los puntos de cruce en los esqueletos se usan para encajar con dos imágenes de fondo de ojo. Los experimentos muestran que este método tiene una tasa alta de reconocimiento, una tasa baja de rechazo de reconocimiento y también una buena universalidad, exclusividad y estabilidad.

3.1.15. Reconocimiento basado en el árbol de bandas para los vasos sanguíneos del fondo ocular

[Han et al., 2009] En este trabajo se mide la similitud entre los esqueletos de diferentes redes. Los resultados del experimento de comparación cruzada llevado a cabo en las 2000 imágenes de

vasos sanguíneos del fondo de ojo son: cero reconocimientos falsos, 43 rechazos falsos y 0.0215% de rechazo en los reconocimientos.

3.1.16. *Identificación retiniana*

[Rahman et al., 2008] Se propone un nuevo algoritmo para la extracción de los rasgos de la retina con base en el análisis y la estadística de las imágenes (Fig. 3.14.). El algoritmo se probó en sesenta (60) imágenes de fondo de ojo. Se logró un éxito de 94.5%. Después de eliminar el fondo oscuro de la imagen del fondo de ojo, la imagen de color de la retina se convierte en una imagen de intensidad. Luego, el contraste de la imagen de intensidad se aumenta al aplicar el método adaptable local de transformación de aumento de contraste. El resto de los pasos de procesamiento se aplican sólo a la región de interés resultante que contiene los rasgos más importantes en la imagen del fondo de ojo: el disco óptico y los vasos sanguíneos a su alrededor. Entonces, se determina un vector de rasgos de treinta y dos (32) rasgos: 1. Doce rasgos estadísticos o “momentos de color”: media, desviación estándar, oblicuidad y curtosis para cada color ($4 \times 3 = 12$); 2. Veinte rasgos de textura (“medidas de textura”): contraste, energía, homogeneidad, entropía y correlación en las cuatro direcciones, horizontal, vertical y dos direcciones diagonales de las matrices de coocurrencia de la imagen en escala de grises ($5 \times 4 = 20$). Finalmente, cualquier método de correspondencia puede usarse en la etapa de correspondencia, ya sea para el proceso de verificación o de identificación. Con fines demostrativos, el algoritmo se probó con una base de datos pequeña de 60 imágenes de 30 personas; dos imágenes por cada persona. Se logró una eficiencia del 94.5% con un clasificador basado en la distancia euclidiana.

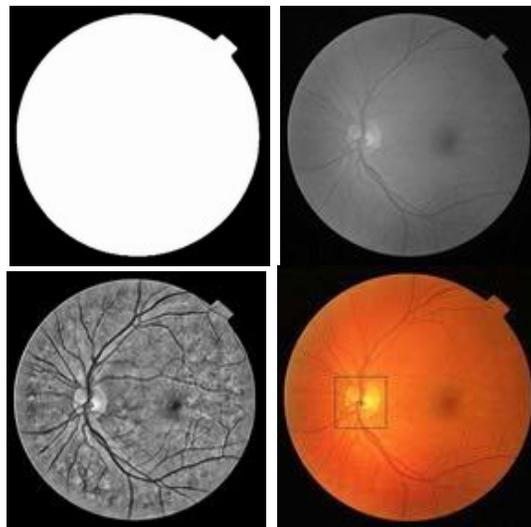


Fig. 3.14. Identificación retiniana

3.1.17. *Reconocimiento biométrico de la retina con espectros visibles*

[Borgen et al., 2008] Este trabajo describe un algoritmo de reconocimiento de retina basado en el algoritmo de Hill. El algoritmo está diseñado para operar con señales capturadas en el espectro visual, que pueden obtenerse usando varias cámaras de venta al público; ofrece un desempeño aceptable comparado con los enfoques basados en las imágenes retinianas semiinfrarrojas (Fig. 3.15.). La implementación consiste en los siguientes pasos:

Paso 1: Se capturan imágenes para generar las plantillas.

Paso 2: Se detecta el centro de la fovea.

Paso 3: Las formas de onda puras se extraen por medio del escaneo dentro de un círculo referido al centro de la fovea. Las medidas se promedian sobre el recuadro de escaneo.

Paso 4: Por cada elemento del conjunto de formas de onda que se extrajo, se obtiene un ambiente simétrico de 15 elementos antes y después del área de muestra (31 elementos en total), y se suman los cuadrados de los valores de intensidad.

Paso 5: Calcular el RMS para cada elemento del paso anterior.

Paso 6: Se crea un histograma basado en el realce de contraste en las formas de onda ajustadas con el RMS.

Paso 7: Se calcula una correlación simple entre los grupos filtrados, y el resultado es un valor escalar s tal que, $-1 \leq s \leq 1$.

Para el algoritmo de la línea de base, hubo un número limitado de experimentos de 58 sujetos anónimos que tenían diferentes antecedentes étnicos y edades. Esto ofrece una *FAR* promedio de menos de 0.01. Los resultados demuestran solidez y tasas aceptables de error. Los resultados también indican que es posible obtener imágenes de la retina sin aparatos o iluminación especializados, como los que se mencionan en los experimentos descritos en este trabajo, ya que el aumento de sensibilidad, resolución y velocidad de captura de las señales obtenidas con el método propuesto, hacen que la captura de imágenes de la retina sea menos complicada.

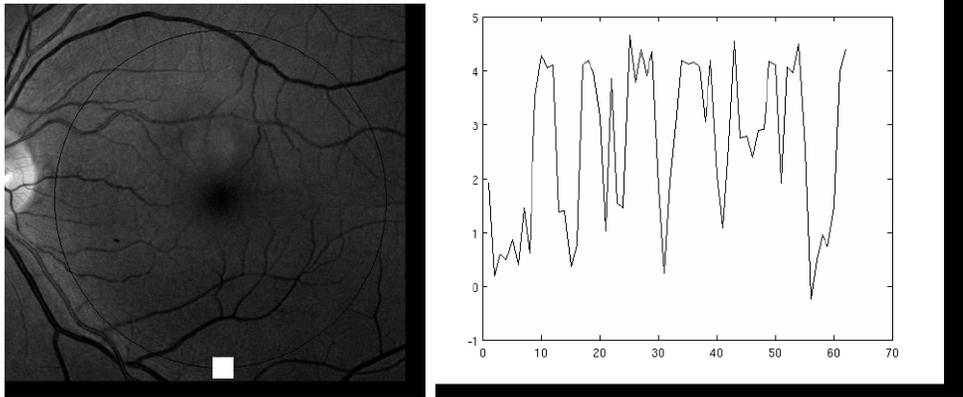
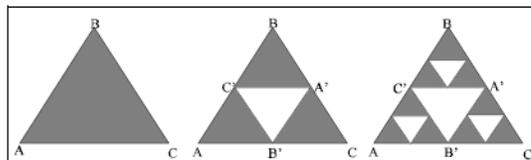


Fig. 3.15. Reconocimiento biométrico de la retina con espectros visibles

3.1.18. Reconocimiento de retina basado en la dimensión fractal

[Sukumaran y Punithavalli, 2009] Este trabajo presenta un enfoque para el reconocimiento de retina, basado en la dimensión fractal determinada con un algoritmo “de conteo rectangular”. La dimensión fractal mostró que produce mejores resultados en la extracción de rasgos para el reconocimiento de la retina (93.25%), por su representación eficiente en la base de datos (algunas imágenes fueron utilizadas para entrenamiento y otras para pruebas) (Fig. 3.16.). Este trabajo también muestra los mejores resultados de reconocimiento de retina, con un 96% de éxito al encontrar un nuevo rasgo fractal. Algunos de los resultados experimentales del reconocimiento de la retina son los siguientes: los tiempos del proceso de verificación e identificación son mucho más cortos que los de los archivos grandes, y ofrece mayor precisión, menores costos computacionales y como punto central el hecho de que los criterios de la retina son invariantes, lo que da los mejores resultados para la autenticación personal.

La tasa de reconocimiento de la retina fue del 94.25% al usar cinco muestras de retina. Al usar dos muestras de imágenes para el entrenamiento, el método de la dimensión fractal y los algoritmos genéticos lograron una tasa de reconocimiento de retina del 93.25%.



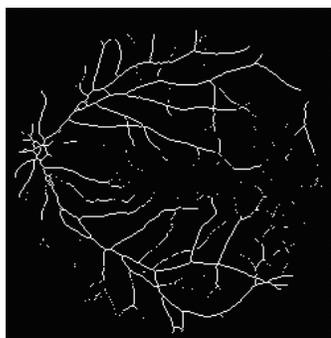


Fig. 3.16. Reconocimiento de retina basado en la dimensión fractal

3.1.19. *Identificación de personas por medio de la correlación de patrones de retinas*

[Kabir et al., 2004] En este trabajo se presenta una nueva forma de identificación personal basada en el patrón vascular de la retina. Consiste en la captura de la imagen retiniana, su preprocesamiento, la extracción de rasgos y finalmente la correspondencia de los patrones (Fig. 3.17.). El algoritmo se basa en el cálculo del centroide del color y su variación en una cuadrícula polar. Este método es invariante a la traslación y a la rotación. El coeficiente de correlación se usa para cuantificar el grado de correspondencia. El preprocesamiento de la imagen se hace en tres pasos: i) Se localizan los puntos de referencia, ii) Se filtran y iii) Se compensan por la traslación y la rotación.

La media de los coeficientes de correlación es mayor que 0.7 por cada caso de correlación y la desviación estándar es menor que 0.15. Por otro lado, donde no hay correspondencia, la media de los coeficientes de correlación es menor que 0.3 (a veces es negativa). Los resultados son interesantes. Aunque el número de imágenes que tienen correspondencia no es muy alto, los resultados indican que el método es sólido dentro de un límite tolerable. El método también muestra insensibilidad a la traslación y la rotación.

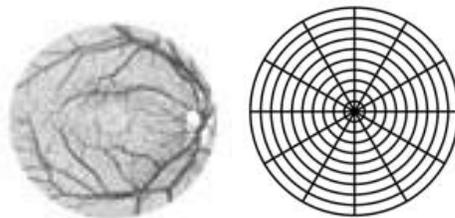


Fig. 3.17. Identificación de personas por medio de la correlación de patrones de retinas

3.1.20. *Valor aleatorio multimodal biométrico basado en la retina*

[Meenakshi y Padmavathi, 2009] En este trabajo, la coraza difusa propuesta basada en la retina es reforzada mediante palabra clave (*password*) y las plantillas son tanto de la retina como del iris (Fig. 3.18.). La retina y el iris pueden usarse en aplicaciones de alta seguridad, como para el control de accesos, aplicaciones militares, control de seguridad en las fronteras, etc. El valor aleatorio multimodal que se propone aquí se construye con puntos de rasgos extraídos de la retina y del iris. La combinación de la retina y el iris aumenta la conveniencia para el usuario, ya que pueden capturarse del usuario con el mismo aparato. Este trabajo mide la coraza difusa resultante al usar la entropía mínima. El trabajo propuesto genera tres valores aleatorios diferentes. Se crean por separado un valor aleatorio con los rasgos extraídos de la retina y otro valor aleatorio con los rasgos extraídos del iris. Luego, se genera un valor aleatorio multimodal con puntos de la retina y del iris. El trabajo propuesto se desarrolla en los siguientes pasos:

1. Extracción de rasgos de la plantilla retiniana.
2. Generación de un valor aleatorio unibiométrico basado en la retina.
3. Extracción de rasgos de la plantilla del iris.
4. Generación del valor aleatorio unibiométrico del iris.
5. Generación de un valor aleatorio biométrico multimodal usando los rasgos extraídos de la retina y del iris.

La implementación de la bóveda incluye operaciones de codificación y decodificación. Este trabajo presenta la idea de Umut Uludag [Uludag et al., 2005] para codificar y decodificar el valor aleatorio y usa la idea de Li Chen [Chen, 2006] para extraer la estructura de las bifurcaciones de la retina. Las operaciones morfológicas de adelgazamiento y unión se llevan a cabo en la estructura retiniana. Estas operaciones resaltan los patrones vasculares de la retina. Luego, los puntos de bifurcación se extraen de los patrones vasculares. Las coordenadas (x , y) de las bifurcaciones actúan como datos de clausura y apertura para la bóveda. Un *valor aleatorio* unibiométrico de la retina se construye a partir de los rasgos de bifurcación extraídos de la plantilla retiniana. Los puntos de minucias de la retina y del iris se combinan. La clave secreta se genera como una palabra secreta (PS) de 128 bits. La palabra secreta se divide en 9 segmentos de 16 bits que no se superponen. La bóveda tiene una lista mezclada. En la etapa de autenticación, el valor encriptado y los puntos de bifurcación son desencriptados por medio de la clave del usuario.

La descodificación utilizando la clave de usuario es aplicada a los puntos de búsqueda y la bóveda es desbloqueada. La seguridad del valor aleatorio se mide por la entropía mínima, que se expresa en términos de bits de seguridad. El sistema propuesto se implementó en Matlab 7.0. Las muestras retinianas se toman de la base de datos DRIVE.

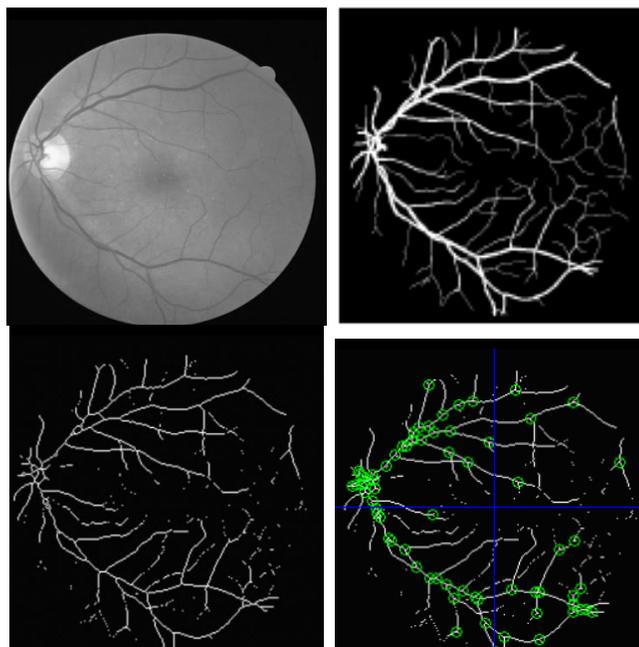


Fig. 3.18. Valor aleatorio multimodal biométrico basado en la retina

3.1.21. *Identificación de la retina basada en el patrón de los vasos sanguíneos usando particiones angulares y radiales*

[Amiri et al., 2009] Este trabajo presenta un nuevo sistema de identificación de humanos basado en rasgos que se obtienen de las imágenes de la retina mediante la partición angular y radial de las mismas. El algoritmo propuesto se compone de dos etapas principales, que incluyen la extracción de rasgos y la toma de decisiones. En la etapa de extracción de rasgos, todas las imágenes se normalizan en un paso de preprocesamiento. Luego se extrae el patrón de los vasos sanguíneos de las imágenes de la retina y se aplica un proceso morfológico de adelgazamiento sobre el patrón extraído. Después del adelgazamiento, del patrón de los vasos sanguíneos se extraen dos vectores de rasgos basados en las particiones angulares y radiales de la imagen del patrón. Los rasgos extraídos no varían con la rotación y la escala y son invariantes a la traslación. En la siguiente etapa, los vectores de rasgos extraídos se analizan usando la transformada de Fourier discreta unidimensional y la métrica Manhattan se usa para medir la cercanía de los factores de rasgos a fin de lograr su compresión. Los resultados experimentales en una base de datos,

incluyendo 360 imágenes retinianas obtenidas de 40 sujetos, demostraron una tasa promedio de precisión de identificación verdadera igual al 98.75% para el sistema propuesto.

3.1.22. Identificación retiniana de rotación invariable basada en los bosquejos de vasos usando la partición angular

[Barkhoda et al., 2008] En este trabajo se propone un nuevo sistema de identificación de retina mediante partición angular (Angular Partitioning, AP). En este algoritmo, las imágenes se normalizan en la etapa de preprocesamiento. Luego, el patrón de los vasos sanguíneos se extrae de las imágenes retinianas y se aplica un proceso de adelgazamiento morfológico al patrón extraído. Después del adelgazamiento, un vector de rasgos basado en la partición angular de la imagen se extrae del patrón de los vasos sanguíneos. Los rasgos extraídos son invariantes ante la rotación y la escala, y son robustos contra la traslación. En la siguiente etapa, el vector de rasgos extraído se analiza usando la transformada de Fourier discreta unidimensional y la métrica de distancias Manhattan, la cual se usa para medir la cercanía del vector de rasgos para lograr una compresión. Este proceso se hace para cada imagen almacenada y que se va a analizar. La etapa de extracción de rasgos tiene algunos pasos. En el paso de preprocesamiento, para lograr rasgos invariantes ante la traslación, los márgenes extra de la imagen de entrada se cortan y la ventana que marca los límites de la retina se extraen de la imagen de entrada. Además, para lograr la invariancia a la escala, la imagen cortada se normaliza a $J \times J$ píxeles. En el siguiente paso, hay que detectar el patrón de los vasos sanguíneos en la imagen retiniana. Hay varios algoritmos de detección de patrones de vasos sanguíneos en la literatura. Un proceso de adelgazamiento morfológico se emplea en la imagen del patrón. Esta tarea se basa en el hecho de que generalmente hay líneas gruesas en el patrón y adelgazar dichas líneas ayuda a mejorar el desempeño del sistema. En el paso final, la extracción de rasgos basada en AP se aplica a la imagen adelgazada del patrón, la cual se posiciona usando el método de partición angular y se cuenta el número de puntos del patrón (el número de rebanadas) como el rasgo de partición. El resultado de este paso es un vector de rasgos por cada imagen.

3.1.23. Utilidad de los códigos retinianos en biometría

[Fuhrmann et al., 2009] Se discute un método para generar códigos de las imágenes retinianas para la autenticación biométrica de un usuario (Fig. 3.19.). A partir del disco óptico, se colocan círculos concéntricos sobre la imagen binaria de los vasos sanguíneos para obtener muestras de datos; diferentes variantes de códigos de retina se generan después de la transformación a coordenadas polares. Los métodos de variabilidad interpersonal e invariancia se evalúan en la base

de datos DRIVE, fácilmente disponible. Los resultados indican que hay un bajo nivel de variabilidad interpersonal, lo que pone en duda la utilidad de los códigos de retina en sistemas sensatos de autenticación.



Fig. 3.19. Utilidad de los códigos retinianos en biometría

3.2. Patentes Estadounidenses

Lo más reciente de la tecnología de IR que se menciona en este documento se cubre con 7 (siete) patentes estadounidenses activas, de las cuales la más antigua se remonta a 1978 cuando se concibió un aparato simple para la identificación de individuos por medio de la IR.

3.2.1. *US 4,109,237*

[Hill, 1978] El invento presentado en esta patente está relacionado con un aparato y un método para verificar la identidad de una persona (Fig. 3.20.). Está, en particular, vinculada con un aparato y un método que utiliza comparaciones de patrones de la vascularidad retiniana para la identificación, lo que hace automáticamente sin la ayuda de un operador en un periodo corto de tiempo y con una probabilidad de error mínima o nula; su costo de fabricación es accesible. Este útil método para identificar personas consta de la obtención de un patrón de intercepción vascular retiniana al causar que el ojo de la persona se mantenga fijo mientras una fuente de luz lo escanea; según el patrón, que se refleja en la retina localiza cada corte del mismo con un vaso sanguíneo. El patrón de corte obtenido se almacena para futuras comparaciones con patrones obtenidos subsecuentemente con el fin de verificar la identificación de la persona. El aparato consiste en una fuente luminosa en la que el usuario fijará su vista, compuesto de 360 diodos emisores de luz individuales distribuidos en un patrón concéntrico doble, con un controlador diseñado para iluminar y luego oscurecer cada uno de los diodos en una secuencia rápida al escanear el ojo; con ello un fotodetector detecta cada vez la porción reflejada de la red vascular retiniana de acuerdo al patrón de la fuente luminosa. Una computadora digital activa la fuente de luz móvil y el fotodetector de forma sincronizada, registra y almacena el patrón de corte que se obtuvo y lo compara con otro patrón que se obtenga posteriormente. El escaneo se lleva a cabo con rapidez para evitar que el ojo del usuario abandone la fuente luminosa. Un escaneo típico tomaría aproximadamente 1/30 de segundo.

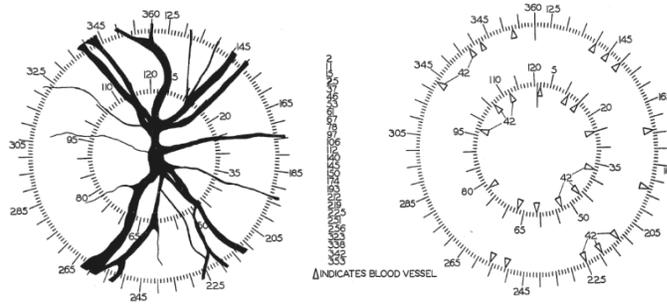


Fig. 3.20. Patente estadounidense No. 4,109,237

3.2.2. US 4,393,366

[Hill, 1983] En su concepto básico, el objetivo general de este invento es ofrecer un aparato y un método mejorado para registrar e identificar patrones de reflectancia del fondo de un ojo, mediante una sola fuente luminosa de intensidad constante para proyectar la luz desde la fuente sobre el ojo en varias posiciones secuenciales con ángulos divergentes (Fig. 3.21.). Consta de un sistema óptico relativamente sencillo que tiene algunas partes móviles, una fuente de luz infrarroja que no afecta la dilatación de la pupila durante el escaneo al registrar los patrones vasculares, filtros espectrales especiales en el campo óptico para reducir el ruido óptico y de un dispositivo para localizar de manera continua el ojo con el rayo de la fuente cada vez que se use el aparato. Otro objetivo es aumentar la velocidad y la confiabilidad de la comparación.

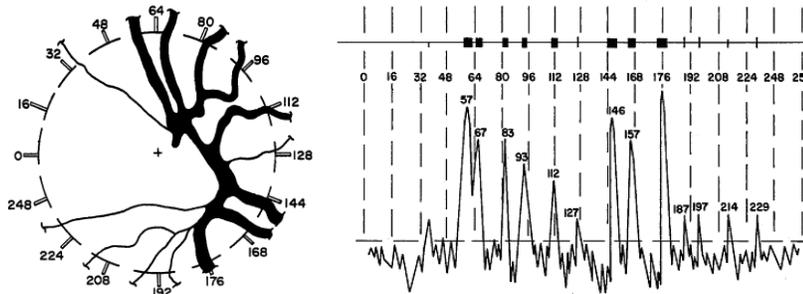


Fig. 3.21. Patente estadounidense No. 4,393,366

Cuando el aparato está en funcionamiento, la persona que será identificada coloca su ojo en la fuente de luz infrarroja. El rayo se dirige al ojo desde varios ángulos diferentes, la luz esencialmente se enfoca en la retina y se refleja en la parte exterior del ojo. Las cantidades de luz que se reflejan, se perciben y se registran para formar un patrón de identificación individual.

3.2.3. 2004,0208343 A1

[Golden, 2004] Este invento ofrece un aparato y un método que puede usarse para crear un registro que dé un medio conclusivo y permanente para identificar virtualmente cualquier especie animal usando información biométrica sobre dicho animal (Fig. 3.22.). El método de este invento crea el registro permanente sobre un animal a través de una serie de pasos que incluye la captura de una imagen de la vascularidad del animal en particular; la digitalización de esa imagen, en caso de que dicha imagen no sea originalmente digital; el análisis de la imagen para determinar si es satisfactoria para un análisis más profundo; el almacenamiento de la imagen; el análisis de la imagen para obtener bases anatómicas únicas. La imagen y la información obtenida pueden almacenarse en una base de datos para usarse posteriormente y compararse con otras imágenes. La información obtenida por medio de la imagen puede compararse con otra información almacenada en la base de datos para determinar la identidad del animal, suponiendo que la información obtenida y almacenada se relaciona con el mismo animal. En un esfuerzo para aumentar la confiabilidad de la información obtenida y para reducir los fraudes y las representaciones equivocadas relacionadas con la identidad de un animal, cuando la imagen digital se confirma como aceptable y se utiliza para análisis más profundos, la latitud y la longitud del lugar donde la imagen se crea y donde el satélite establece el tiempo real pueden registrarse junto con la imagen.

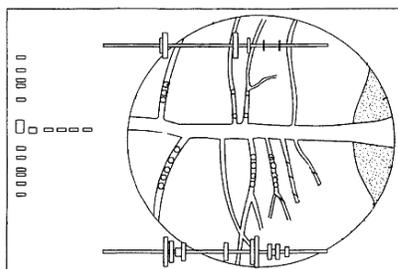


Fig. 3.22. Patente estadounidense No. 2004, 0208343 A1

El sistema de imágenes retinianas del presente invento probablemente podría incluir un dispositivo de imágenes, por ejemplo, una cámara digital y una computadora personal convencional. De preferencia, el sistema también debería incluir un sistema de posicionamiento global (GPS, por sus siglas en inglés), el cual registraría la fecha y la hora en que la imagen fue capturada, así como la ubicación donde la captura de dicha imagen se llevó a cabo, al registrar la latitud y la longitud de esa ubicación. El método para capturar una imagen de acuerdo con el invento aquí presentado permite la construcción de bibliotecas de imágenes, mientras que los métodos de escaneo no tienen dicha capacidad.

3.2.4. 2005,0116810 A1

[Beenau, 2005] El invento aquí presentado muestra un sistema y unos métodos biométricos de seguridad que usan el reconocimiento de patrones vasculares en un sistema transportador-lector. El sistema biométrico de seguridad también incluye un sensor de escaneo vascular que detecta muestras biométricas y un dispositivo que verifica las muestras biométricas. En un ejemplo, el sistema biométrico de seguridad incluye un transportador configurado con un sensor de escaneo vascular. En otro ejemplo, el invento aquí presentado muestra métodos que brindan y procesan muestras de escaneo vascular para facilitar la autorización de las transacciones.

3.2.5. 6993161 B2

[Marshall, 2006] El invento aquí presentado está enfocado en un método de procesamiento de información que representa la imagen de la retina de un individuo para identificar a dicho individuo, y en particular se refiere a un sistema que genera un patrón de señales único y consistente para la identificación de un individuo, tomando como base la información obtenida del disco óptico del individuo (Fig. 3.23.). El método del invento aquí presentado localiza el disco óptico en la imagen y genera un patrón de señales único y consistente para identificar a un individuo por medio de los pixeles que tienen una relación predeterminada con el disco óptico del individuo. De manera más particular, el método del invento aquí presentado encuentra, gracias a los pixeles, el perímetro del disco óptico en la imagen y genera un patrón de señales por medio de la información sobre la intensidad que los pixeles reflejan, mostrando una relación predeterminada respecto al perímetro del disco óptico. El patrón de señales genera la información representada en la imagen del disco óptico, y luego se compara con uno o más patrones de señales almacenados para verificar la identidad del individuo.

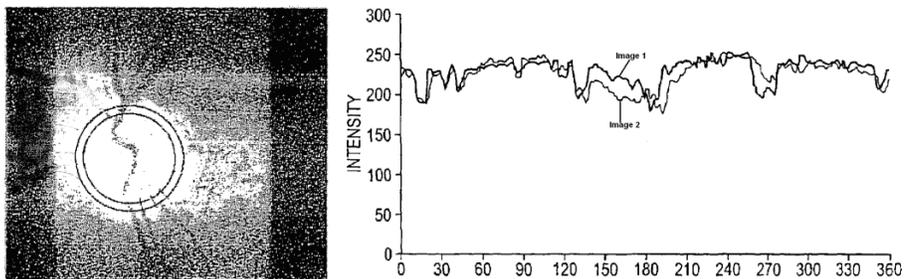


Fig. 3.23. Patente estadounidense No. 6993161 B2

Se ha comprobado que el método del invento aquí presentado genera un patrón de señales único y consistente para identificar a un individuo. Además, se ha demostrado que el método encuentra

una correspondencia entre los patrones de señales creados por medio de imágenes de diferente calidad y los patrones almacenados sobre un individuo, de manera que se pueda obtener un método de identificación retiniana más confiable y sólido de lo que ha existido hasta ahora.

3.2.6. 2006, 0088193 A1

[Muller, 2006] El invento aquí presentado está enfocado en un método y un sistema para generar información biométrica que pueda usarse en la identificación de humanos o de animales, y en particular, en un método y un sistema que combine datos biométricos de un patrón de vasos retinianos y un patrón de minucias del iris (Fig. 3.24.). El patrón biométrico combinado de la retina y el iris es más preciso que usar sólo el iris o sólo la retina. Además, ya que el patrón de los vasos de la retina en realidad está permanentemente correlacionado con el patrón del iris, la información biométrica combinada, generada por el método y el sistema del invento aquí presentado, es más precisa y confiable que una combinación de datos que no están relacionados. La información se genera al capturar una imagen de un patrón de vasos retinianos; al capturar una imagen de un patrón de minucias del iris; y una correlación de la distribución espacial del patrón de vasos retinianos y el patrón de minucias del iris para obtener información biométrica combinada. La imagen del patrón de minucias del iris y la imagen del patrón de vasos retinianos se capturan al mismo tiempo o con un intervalo muy corto entre los dos. Por ejemplo, las imágenes se capturan con una diferencia de dos segundos.

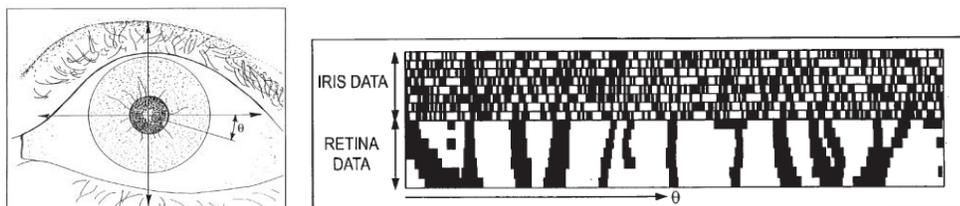


Fig. 3.24. Patente estadounidense No. 2006, 0088193 A1

El método y el sistema del invento aquí presentado tienen varias ventajas. Para empezar, la información de las imágenes correlacionadas del iris y de la retina puede usarse para resolver el problema que surge en el análisis biométrico ocular cuando la cabeza gira. Por ejemplo, en el caso donde sólo se obtiene un análisis del iris, cualquier variación en el ángulo de giro de la cabeza del usuario afecta el resultado, y por lo tanto el ojo necesita tomarse en cuenta. Esto puede significar que en el uso de una biometría del ángulo del iris para la verificación de un individuo, la información sobre el patrón de las minucias del iris será comparada con varias plantillas biométricas del iris, asociadas con ángulos múltiples de rotación de la cabeza. Sin embargo, el invento aquí

presentado utiliza la información sobre el patrón de las minucias del iris y la información sobre el patrón de los vasos retinianos, ya que el ángulo de rotación del ojo se fija entre el iris y la retina, y las características de ambas biometrías pueden usarse para determinar el ángulo del otro análisis. Por ejemplo, si una correspondencia para una plantilla biométrica retiniana almacenada se encuentra en un ángulo específico, el análisis del iris sólo necesita compararse con la plantilla biométrica correspondiente en ese ángulo y viceversa. Además, es posible usar bases o puntos fiduciaros en un análisis para fijar el ángulo de rotación para otro análisis. Otra ventaja del método y el sistema de iris-retina es que es más sólido, es decir, es más difícil que alguien pueda simular el iris y la retina de otro individuo cuando se registran simultáneamente. Otra ventaja es que debido a la relación fija entre los ejes de los dispositivos de registro de iris y de retina, cuando las imágenes del iris y de la retina se registran simultáneamente, las imágenes obtenidas se correlacionan automáticamente y pueden analizarse para conservar esta correlación con facilidad.

3.2.7. 2007,0286462 A1

[Usher, 2007] El invento aquí presentado se relaciona con el análisis biométrico de una imagen retiniana, y en particular, con un análisis biométrico de un patrón de vasos sanguíneos en un área de la imagen retiniana que tiene un alto contenido estructural (Fig. 3.25.). A diferencia de las metodologías descritas anteriormente, las cuales dependen de la información disponible dentro del perímetro detectado del disco óptico, las representaciones del invento aquí presentado detectan y usan información de cualquier área de la imagen retiniana que contenga un alto contenido estructural. En particular, un ejemplo de este invento identifica vasos sanguíneos retinianos para la identificación biométrica por los siguientes medios: la recepción de al menos una imagen con información retiniana; la detección de un área en la imagen que corresponda a una variación espacial en la imagen; y la determinación de un patrón relativo de vasos sanguíneos en el área. La variación espacial puede determinarse de acuerdo con un gradiente de intensidad espacial. El área correspondiente a la variación espacial puede definirse por medio de una figura hecha a la medida. Un ejemplo específico determina una medida estructural, como el centro de masa estructural en el área, y el patrón de vasos sanguíneos se determina por su relación con la medida estructural. El patrón de vasos sanguíneos puede determinarse identificando secciones cruzadas de vasos sanguíneos en el área y conectando las secciones cruzadas de los vasos sanguíneos para determinar los vasos sanguíneos. Además, cada sección cruzada de los vasos sanguíneos puede representarse

con un vector N , determinados por una función de ajuste no lineal del parámetro N o una combinación de funciones lineales.

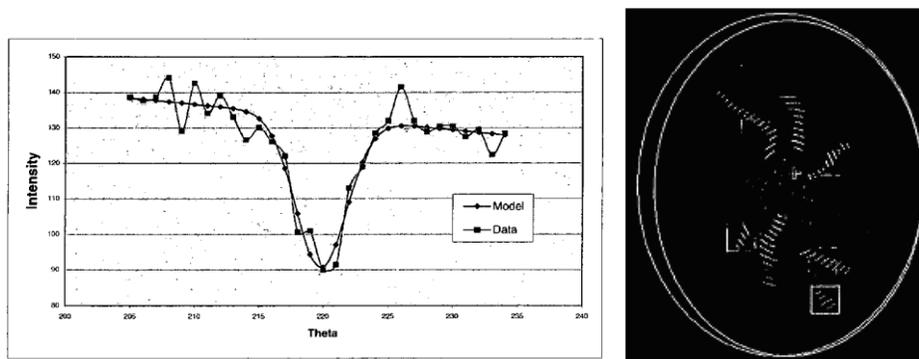


Fig. 3.25. Patente estadounidense No. 2007, 0286462 A1

3.3. Sistemas biométricos comerciales

3.3.1. *Retica system*

El sistema Retica integra la captura de la imagen por medio de un sistema de cámaras seguro y no invasivo. El usuario mira a una luz fija, y es guiado por medio de un menú de audio mientras que una luz infrarroja suave (LED) emite luz. La imagen reflejada es capturada en una cámara CCD y después es digitalizada y procesada. La imagen digitalizada del patrón vascular es reducida a un conjunto simple y único de características, el cual representa la distribución espacial de los vasos sanguíneos. El nervio óptico es usado como un punto de referencia para la representación del patrón vascular. La representación tiene una longitud típica de solo 50-100 bytes. Como ninguna imagen de la retina como tal es capturada o almacenada, no existe el compromiso de garantizar la privacidad médica de la información. Los datos pueden posteriormente ser manipulados de tal forma que conserven la integridad del biométrico.

Debido a que cada imagen solo requiere espacios mínimos de almacenamiento, es posible crear un sistema independiente ideal para utilizarlo en aplicaciones móviles. Los datos pueden residir en un servidor central que sea accesible directamente o por medio del Internet a través de múltiples dispositivos. Significativamente, el patrón biométrico de la retina puede ser fácilmente impreso en una tarjeta de identificación física usando un código de barras bidimensional. Esta tarjeta puede ser usada para comparaciones instantáneas en una gran variedad de aplicaciones. El tiempo de un ciclo típico para enrolar a un usuario es de algunos segundos. El usuario no toca la unidad; la imagen se puede capturar en un rango de distancias de 1 cm hasta 1 m del sistema. La luz ambiental, anteojos,

lentes de contacto, o lentes de trabajo no impiden la captura de la imagen. Es posible ajustar el sistema para que opere en ambientes severos. [*Retica Systems, Inc*].

3.3.2. *Cyclops*

Es una solución de hardware y software combinados que permite capturar y fusionar los datos de la retina y el iris para crear el biométrico más exacto y seguro en la industria. *Cyclops* es una solución que captura, reúne, almacena e identifica los datos de la retina y el iris. La fusión ocular del biométrico ampliamente aceptado, el iris, con el biométrico más poderoso, la retina, proporciona al usuario un gran salto en seguridad resolviendo los problemas de captura de la imagen del iris. *Cyclops* es el primer dispositivo que exitosamente explota el potencial del patrón vascular de la retina. Es capaz de capturar imágenes del patrón biométrico a distancias de 1 metro. El proceso completo desde la captura hasta la identificación es realizado en cuestión de segundos (15 segundos).

La identificación retiniana ha sido considerada por mucho tiempo por los expertos el rasgo biométrico más exacto y seguro contra los falsificadores. La red vascular de la retina humana está protegida de daños intencionales o accidentales. Estable desde el nacimiento hasta la muerte, la red vascular desaparece en segundos al morir la persona, por lo que se asegura que la imagen capturada fue obtenida de una persona viva.

Algunos expertos han usado incorrectamente el iris y la retina intercambiadamente para describir al escaneo del ojo como rasgo biométrico. El iris ha sido usado en la actualidad en aplicaciones biométricas reales, pero existen problemas inherentes en esa tecnología. Debido a eso, *Cyclops* toma solo una pequeña sección de los datos del iris y la une a los datos de la retina. El proceso de identificación no es sensible a perturbaciones ambientales incluyendo, luz ambiental, haciéndolo ideal para la mayoría de aplicaciones biométricas. *Cyclops* proporciona seguridad evitando el acceso no autorizado a edificios, redes de computadoras y archivos médicos. Ayuda a modernizar todos los procesos de identificación y simplifica la experiencia al usuario, al eliminar la necesidad de usar múltiples claves, tarjetas de identificación, llaves, y otras identificaciones personales que son vulnerables a robo de identidad. [<http://www.retica.com/> 2006]

3.3.3. *Retinasafe-18*

Este producto le ayuda a cuidar y encender su auto con su particular patrón vascular de la retina. El sistema emite una luz dentro del ojo y registra el patrón de los vasos sanguíneos del ojo. Es

necesario que el usuario este perfectamente alineado con el sistema para garantizar el correcto escaneo. El sistema es instalado en el tablero o en la puerta del auto y permite el acceso al propietario y a otras 10 personas registradas en la memoria del sistema. El auto puede ser conducido por cualquiera de esas 10 personas cuyos patrones están registrados en la memoria.

El propietario del auto tiene la autoridad de agregar o eliminar patrones de la memoria para permitir o denegar el uso del auto a ciertas personas. El auto no arranca si el patrón no coincide, ya que el sistema corta el suministro de combustible, Si la persona que intenta arrancar el auto no está autorizada para utilizarlo, no puede hacerlo.

3.3.4. *Animal biometrics*

El laboratorio biométrico, en colaboración con la Secretaria de Agricultura trabajó con Chisty Blomeke en un proyecto para evaluar la tecnología de las imágenes de retina como medio de identificación permanente de reses y ovejas 4-H (Fig. 3.26.). Los objetivos específicos del estudio fueron el comparar los tiempos requeridos para obtener una imagen de retina y una impresión nasal, y determinar las tasas de falsa coincidencia y falsa no-coincidencia de la verificación visual para cada método de identificación.

Se usó el dispositivo OptiReaderTM, diseñado por Optibrand Ltd. LLC, para capturar las imágenes digitales del patrón vascular de la retina de reses y ovejas enlistadas en los programas Indiana 4-H. Las impresiones nasales fueron capturadas por miembros del comité usando tinta y tarjetas etiquetadas. Un total de 317 reses y 159 ovejas fueron utilizadas para el proyecto. La tasa de verificación visual fue de 96.2% para reses y de 100% para ovejas.

El segundo objetivo propuso desarrollar un experimento de verificación visual, el cual consistió en 20 pares de imágenes de retina y 20 pares de impresiones nasales, 10 pares de cada res y de cada oveja. Se les solicitó a los participantes determinar si cada par era una coincidencia, seleccionando una opción de las 3 posibles, “sí”, “no” o “no estar seguro”. El resultado mostró que los participantes podían identificar correctamente la coincidencia de un par de imágenes de retina en el 98.6% de las ocasiones para reses y 84.9% de las veces para ovejas. Las impresiones nasales fueron correctamente identificadas como coincidencias el 68.9% de las ocasiones para reses y el 79.5% de las veces para ovejas.



Fig. 3.26. Identificación de bovinos basada en la red vascular

Los investigadores concluyeron que el sistema para la captura de las imágenes de retina es un método viable para enlistar reses y ovejas en el proyecto Indiana 4-H. Las imágenes de retina son actualmente investigadas por otros programas 4-H estatales. Este método de identificación puede jugar un papel importante en el Sistema Nacional de Identificación Animal de los Estados Unidos (*US National Animal Identification System*). El comprender la percepción de los usuarios, puede ser vital para el entendimiento de cómo las imágenes de retina pueden ser adoptadas en el campo.

3.4. Importancia del análisis de retina

La retina es el único lugar donde los vasos sanguíneos pueden visualizarse directamente de forma no invasiva y en tiempo real [Skand et al., 2006]. La fotografía oftalmoscópica es una forma altamente especializada de crear imágenes médicas para el estudio y tratamiento de los trastornos del ojo. Hay dos procedimientos comunes para desarrollar dicha fotografía: (a) la angiografía y (b) la fotografía del fondo de ojo [Fang et al., 2004]. La angiografía es la imagen de

los vasos y las imágenes resultantes son los angiogramas. Para hacer la angiografía de la retina del ojo es necesario inyectar una pequeña cantidad de tinte en una vena en el brazo del paciente. El tinte se desplaza hacia el torrente sanguíneo y es fotografiado utilizando cámaras especiales y luz de color, al tiempo que el tinte circula por los vasos de la retina. Los dos tipos de procedimientos principales son la angiografía fluorescente y el verde indocianina (ICG). Los usos más comunes de la angiografía fluorescente son la detección de enfermedades vasculares de la retina o de la coroides, tales como la retinopatía diabética, la degeneración macular dependiente de la edad, la retinopatía hipertensiva y las oclusiones vasculares. En general, los anteriores son diagnósticos clínicos. La angiografía se utiliza para determinar la extensión del daño, con el objetivo de desarrollar un plan de tratamiento o para supervisar el resultado de un tratamiento previo. En el caso de la retinopatía diabética, la angiografía es útil para identificar el grado de la isquemia, la ubicación de los microaneurismas, la presencia de la neovascularización y el grado del edema macular. En la degeneración macular, la angiografía es útil para identificar la presencia y localización de la neovascularización subretiniana. Los angiogramas posteriores a un tratamiento con láser se usan para comprobar la eficacia del tratamiento [Bennett, 1999]. La Fig. 3.27. (a) muestra un ejemplo de una angiografía.

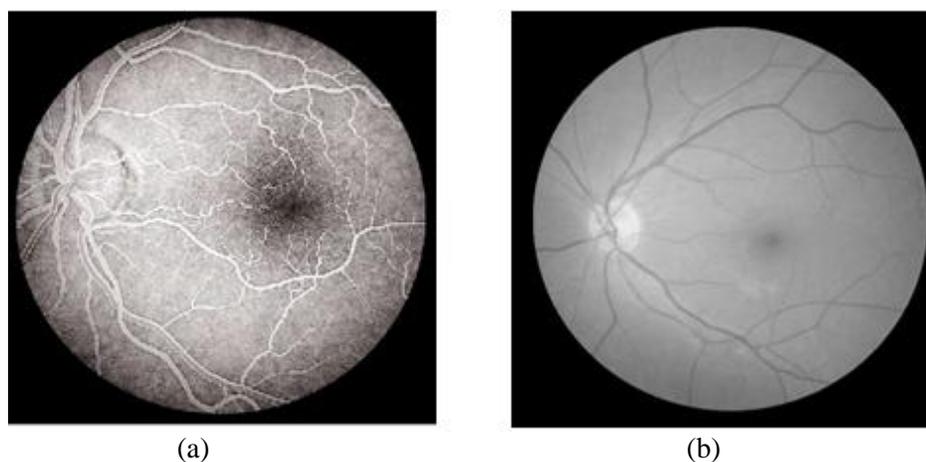


Fig. 3.27. Angiografía e imagen del fondo de ojo

Las imágenes del fondo de ojo son registros visuales que documentan el aspecto oftalmoscópico actual de la retina de un paciente. La fotografía del fondo de ojo es la práctica de la obtención de imágenes del fondo de ojo con el uso de una luz de color o monocromática. En 1925, Vogt [Vogt, 1925] describió el uso de la luz libre de rojo en la oftalmoscopia para mejorar el contraste visual de los detalles anatómicos del fondo de ojo. La técnica sigue siendo utilizada hoy día en combinación con la fotografía del fondo de ojo. Al limitar el rango espectral de la fuente luminosa, la visibilidad

de diversas estructuras del fondo de ojo puede ser aumentada. La luz verde proporciona un excelente contraste y mejora la visualización del fondo de ojo. Mejora la visibilidad de los vasos de la retina, las hemorragias, los exudados y las drusas. Por esta razón, las fotos con filtro verde libre de rojo se toman como punto de referencia en relación con la angiografía fluorescente [Bennett, 1999]. La Fig. 3.27. (b) muestra un ejemplo de una fotografía digital del fondo de ojo.

Las imágenes de la retina o del fondo de ojo proporcionan información relacionada con el sistema circulatorio de la retina. La evaluación de las imágenes oculares ha sido usada por la comunidad médica para el diagnóstico de patologías tanto vasculares como no vasculares. El análisis de los vasos retinianos puede revelar problemas como hipertensión, diabetes, arteriosclerosis, enfermedades cardiovasculares y derrames cerebrales [Heneghan et al., 2002]. Por ejemplo, la oclusión de la arteria central de la retina generalmente causa la constricción generalizada de las arterias de la retina, mientras que la oclusión venosa retiniana central típicamente produce venas tortuosas dilatadas; por otro lado, la arteriosclerosis puede causar que las arterias adquieran un color cobrizo o plateado. La hipertensión puede resultar también en la constricción de las arterias retinianas focales y la diabetes mellitus puede generar nuevos vasos sanguíneos (neovascularización). Entre las características de la imagen del fondo de ojo, la estructura de los vasos sanguíneos de la retina juega un papel importante para mostrar el avance de las enfermedades de la retina. Además, los vasos sanguíneos también pueden servir como puntos de referencia para el tratamiento de la neovascularización coroidea con láser guiada por imágenes.

Aunque los mecanismos subyacentes de algunas enfermedades de los ojos no son entendidos en su totalidad, su progreso se puede prevenir mediante un diagnóstico temprano y la implementación de un tratamiento. Se necesitan varios pasos para llevar a cabo dicho análisis. La segmentación precisa de los vasos sanguíneos en una imagen del fondo de ojo es fundamental para el análisis de las imágenes, ya que las etapas posteriores del análisis dependen de la precisión de esta segmentación, la cual permite una medición cuantitativa de los cambios geométricos de los vasos sanguíneos, su tortuosidad o su longitud, y proporciona la localización de varios puntos característicos, como las bifurcaciones necesarias para el registro de la imagen [Tsai et al., 2001]. Por lo tanto, es deseable proporcionar formas de automatizar el proceso de análisis de las imágenes del fondo de ojo mediante la evaluación computarizada de imágenes, a fin de proporcionar información preliminar como ayuda en el diagnóstico con el fin de apoyar al clínico en el análisis de los casos difíciles.

3.4.1. *Características de la red vascular útiles para la segmentación*

La red vascular tiene una serie de características que se puede utilizar en el desarrollo de una técnica de segmentación [Zana y Klein, 1977], [Zhou et al., 1994], [Matsopoulos et al., 1999]:

- ✓ El perfil de la sección transversal en la escala de grises de un vaso sanguíneo se aproxima a una curva de Gauss.
- ✓ La red vascular puede ser representada por segmentos lineales conectados.
- ✓ La dirección y la escala de grises de un vaso sanguíneo no cambian abruptamente, son continuas.
- ✓ La red vascular tiene forma de árbol; todos los vasos están interconectados a otros vasos y se originan en la misma zona: el disco óptico.
- ✓ Los vasos arteriales y venosos no se entrecruzan.
- ✓ Todos los cruces son entre ramas arteriales y venosas.

Algunos factores que dificultan la segmentación de la red vascular son:

- ✓ No todos los vasos de un tipo son del mismo tamaño, forma o color.
- ✓ A veces el contraste puede ser bajo y el color del vaso puede parecerse mucho al color del fondo.
- ✓ Algunas características del fondo son similares a las de los vasos sanguíneos.
- ✓ Los cruces y las bifurcaciones pueden confundirse en el uso de algunas técnicas.
- ✓ El disco óptico puede ser segmentado de forma incorrecta.

3.4.2. *Segmentación de los vasos retinianos*

Una de las etapas en el análisis automático de las imágenes oftalmoscópicas es la de la segmentación de la red vascular. Visualmente, los vasos sanguíneos en el fondo de la imagen aparecen como líneas oscuras sobre un fondo claro relativamente uniforme. Existen varios métodos para la segmentación de la imagen del fondo de ojo. El objetivo de la segmentación de los vasos sanguíneos retinianos consiste en decidir qué parte de la imagen pertenece al objeto, la cual es de nuestro interés para la extracción de características para el reconocimiento e identificación, y qué parte pertenece al fondo, que es el área borrosa del límite de la imagen [Wu, 2007]. La tarea de la segmentación radica en tomar como archivo de entrada una imagen oftalmoscópica del fondo ocular

y crear como archivo de salida una nueva imagen con la representación binaria de la red vascular completa. La extracción fiable de los vasos sanguíneos es un requisito previo para el análisis y procesamiento posteriores de las imágenes de la retina, pues los vasos sanguíneos son las estructuras predominantes y más estables de dichas imágenes [Jung y Hong, 2006]. La segmentación precisa de las imágenes de la retina influye directamente en el desempeño de la extracción de minucias. Si se incluyen más áreas del fondo de la imagen, se introducen más características falsas; si se excluyen algunas partes de la red vascular, algunos rasgos importantes podrían ser ignorados.

Hay varios métodos conocidos en la literatura para la segmentación de las imágenes. Los métodos de segmentación varían dependiendo de la modalidad de captura de la imagen, del dominio de la aplicación, de que el método sea automático o semiautomático, además de otros factores específicos. Mientras que algunos métodos emplean únicamente técnicas de reconocimiento de patrones basadas en la intensidad, como el método de umbralado seguido por el análisis de componentes conectados, otros métodos aplican modelos explícitos para la extracción de los contornos de los vasos. Dependiendo de la calidad de la imagen y de los artefactos presentes en ellas, como las áreas borrosas, algunos métodos de segmentación pueden llegar a requerir un procesamiento previo (preprocesamiento) de las imágenes antes de aplicar el algoritmo de segmentación. Otros métodos tienen una etapa de posprocesamiento a fin de superar los problemas de la llamada “sobresgmentación”.

3.4.3. *Métodos de segmentación vascular*

Los avances en las tecnologías de procesamiento de la imagen vascular han brindado a los radiólogos modalidades no invasivas de obtención de las imágenes, capaces de proporcionar una información vascular precisa que ayuda al médico a definir la tipología y la extensión de una enfermedad vascular y en la realización de los diagnósticos y los pronósticos [Kirbas y Quek, 2004]. Como se mencionó previamente, la precisa extracción de la red vascular es la tarea primordial del análisis automatizado de imágenes oftalmoscópicas. Las técnicas y algoritmos de extracción de vasos pueden clasificarse en cuatro (4) categorías principales:

1. Técnicas de reconocimiento de patrones.
2. Enfoques basados en el rastreo.
3. Enfoques basados en la inteligencia artificial.

4. Enfoques basados en modelos.

3.4.3.1. Técnicas de reconocimiento de patrones

En el dominio de la extracción de los vasos sanguíneos, las técnicas de reconocimiento de patrones se enfocan en la detección automática de las estructuras de los vasos y sus características. Estas técnicas incluyen:

3.4.3.1.1. *Métodos de crecimiento de regiones*

A partir de una semilla, las técnicas de crecimiento de regiones segmentan las imágenes al aumentar la cantidad de píxeles en una región sobre la base de algunos criterios predefinidos. Existen dos criterios importantes de segmentación: la similitud de los valores y la proximidad espacial. Se asume que los píxeles cercanos unos a otros con valores de intensidad similares, probablemente pertenezcan al mismo objeto. La mayor desventaja de este enfoque es que con frecuencia se requiere que el usuario proporcione los puntos de inicio [Obrien y Ezquerra, 1994], [Grass et al., 2002]. Debido a las variaciones de intensidad de la imagen y del ruido, el crecimiento de regiones puede dar como resultado huecos y una sobsegmentación. Por lo tanto, generalmente es necesario hacer un posprocesamiento al resultado de dicha segmentación.

3.4.3.1.2. *Métodos basados en el esqueleto*

Estos métodos extraen la línea central de los vasos sanguíneos, con la que el árbol vascular es formado al conectar todas estas líneas centrales [Kawata et al., 1995]. Existen diferentes métodos que son usados para la extracción de la estructura de las líneas centrales, como los descritos en [Sewisy, 2007] y [Sofka y Stewart, 2006] que mencionamos a continuación:

- ✓ Aplicación del método de umbralado seguido de una conectividad de objetos.
- ✓ Método de umbralado seguido de un procedimiento de adelgazamiento
- ✓ La extracción basada en una descripción gráfica. El resultado de la estructura de las líneas centrales puede usarse para la reconstrucción en 3D.

3.4.3.1.3. *Enfoque basado en pliegues*

Este método trata a las imágenes en escala de grises como mapas de elevación 3D, donde la intensidad de la elevación se aproxima al esqueleto de los objetos tubulares. Después de crear el mapa de intensidad, los eslabones son picos locales en la dirección del gradiente máximo y pueden

obtenerse al rastrear un punto al azar en el mapa de intensidades a través de la inclinación ascendente mayor. Los pliegues son invariantes a la transformación y pueden detectarse en la mayoría de las distintas modalidades de la imagen [Eberly et al., 1994]. Estas propiedades son utilizadas en el registro médico de imágenes, ya que los métodos basados en los pliegues detectan adecuadamente la estructura de objetos tubulares, por lo que pueden ser considerados como métodos basados en el esqueleto.

3.4.3.1.4. *Técnicas de morfología matemática*

La morfología es el estudio de las formas y las figuras de los objetos. El procesamiento morfológico de imágenes es particularmente efectivo en la extracción de características de dichas imágenes, en las cuales su forma es conocida *a priori*. Los operadores morfológicos aplican elementos estructurales a las imágenes y generalmente se aplican a imágenes binarias, pero pueden ser extendidos a imágenes en escala de grises. La dilatación y la erosión son los dos principales operadores de la morfología matemática. Los dos algoritmos usados en la segmentación médica de imágenes y relacionados con la morfología matemática son la transformación *top-hat* y la transformación *watershed* [Zana y Klein, 1977], [Umbaugh, 1998]. La efectividad del algoritmo viene de la combinación de la morfología matemática y de los operadores diferenciales en el proceso de segmentación. Las figuras luminosas lineales y las características básicas se extraen por medio de operadores de morfología matemática y los vasos se extraen al emplear una diferenciación de curvatura y un filtro laplaciano. La morfología tiene la gran ventaja de la velocidad y la alta tolerancia al ruido. La desventaja de los métodos morfológicos es que no exploran los vasos transversales [Walter y Klein, 1997].

3.4.3.1.5. *Algoritmos basados en filtros de correspondencia*

Estos filtros se han usado para acentuar los vasos de una imagen del fondo de ojo. Estos filtros convolucionan la imagen con múltiples filtros lineales para la extracción de objetos de interés [Poli y Valli, 1997], [Hoover et al., 2000], [Hart et al., 1997], [Chaudhuri et al., 1989]. Al extraer los contornos de dichos vasos, es crucial diseñar diversos filtros a fin de detectar las diferentes orientaciones y tamaños de los vasos. Por lo tanto, el tamaño del núcleo de convolución afecta la carga computacional, lo que hace que este método sea lento. El método de filtro de correlación es bastante efectivo hasta cierto punto, pero raramente se usa por sí solo; generalmente es seguido por otro procesamiento como el método de umbralado, después del cual se usa un proceso de

adelgazamiento a fin de detectar las líneas centrales de los vasos para obtener los contornos finales de los mismos.

3.4.3.1.6. *Enfoques basados en la geometría diferencial*

Estos métodos tratan a las imágenes como hipersuperficies y extraen características usando la curvatura y las crestas de una superficie. Las crestas de una hipersuperficie corresponden a las líneas centrales de una estructura de vasos [Gúeziec y Ayache, 1994], [Gúeziec et al., 1997], [Krissian et al., 1997]. Las crestas, que son propiedades intrínsecas de las superficies, son los puntos máximos de la hipersuperficie. Las líneas de las crestas son aquellas características más notables en dichas superficies. Las líneas centrales se obtienen al unir los puntos de las crestas.

3.4.3.1.7. *Enfoques basados en redes neuronales*

Las redes neuronales se han aplicado con resultados prometedores para el análisis de las imágenes oftalmológicas. Son útiles porque pueden usarse para reconocer patrones, como los vasos en las imágenes retinianas, y por lo tanto pueden extraer la vascularización [Nekovei y Sun, 1995], [Ripley, 1991], [Armande et al., 1997]. Estas redes también pueden extraer otras características, como los microaneurismas. El procesamiento de imágenes por medio de redes neuronales requiere, y de hecho ofrece, un poco de conocimiento sobre los fenómenos que subyacen en la imagen. Esto puede ser tanto una ventaja como una desventaja para las redes neuronales, porque en ellas se pueden hacer clasificaciones tales como sano, no sano, etc., basadas en probabilidades estadísticas y no en un razonamiento objetivo. Una de las ventajas que hace a las redes neuronales atractivas en la segmentación de imágenes médicas es su capacidad para utilizar los límites no lineales obtenidos durante el entrenamiento de la red. Otra característica importante es la habilidad de aprender. Con la selección de un entrenamiento que incluya todas las características u objetos, la red puede aprender los límites de clasificación en el espacio que ocupa. Sin embargo, una de las mayores desventajas de esto es que se necesita un nuevo entrenamiento cada vez que una nueva característica se introduce en la red. Otra limitación es la dificultad de depurar el rendimiento de la red.

3.4.3.1.8. *Método de segmentación a escalas múltiples*

Este enfoque puede realizar la segmentación en diferentes resoluciones de la imagen. Una ventaja de esta técnica es su efectiva velocidad de procesamiento [Summers y Bhalerao, 1995], [Wang y Lee, 1997]. Las estructuras principales (vasos grandes en el dominio de extracción) se

extraen de las imágenes de baja resolución, mientras que las estructuras finas se extraen de aquellas de mayor resolución. Después de segmentar las estructuras grandes en baja resolución, las estructuras débiles (como las ramas), circundantes a las grandes, pueden ser segmentadas en alta resolución.

3.4.3.2. Enfoques basados en el rastreo

Los algoritmos de rastreo cortan el vaso entre dos puntos. Estos representan un análisis diferente del que se realiza por medio de una computadora convencional para procesar imágenes oftalmológicas, en el cual se trabaja al nivel de un solo vaso en lugar de trabajar con la vascularización completa. Este método utiliza operadores locales en un punto específico del vaso y en su rastreo [Can et al., 1999], [Lu y Eiho, 1993], [Lecornu et al., 1994]. Los enfoques basados en el rastreo de vasos pueden detectar las líneas centrales del vaso o sus límites mediante el análisis de los píxeles ortogonales a la dirección del rastreo. Algunas propiedades, como la anchura media y la tortuosidad, pueden ser medidas con este método. Se usan diferentes métodos para determinar los contornos o las líneas centrales de los vasos. Algunas aplicaciones logran llevar a cabo el trazo secuencial del contorno por medio de la integración de características tales como el punto central y la dirección de los vasos detectados en el paso anterior para avanzar hacia el paso siguiente. La principal ventaja de los métodos de localización de los vasos es que proveen medidas muy precisas de los mismos, las cuales proporcionan información fidedigna de vasos individuales; esta información no podría obtenerse al emplear otros métodos. Sin embargo, la desventaja de este tipo de métodos es que no son totalmente automáticos y exigen la intervención del usuario para la selección de los puntos de inicio y fin.

3.4.3.3. Enfoques basados en la inteligencia artificial

Este método emplea el conocimiento de un experto a fin de guiar el proceso de segmentación y delimitación de las estructuras de los vasos. Se emplean diferentes tipos de conocimiento y de diferentes fuentes [Smets et al., 1988], [Stansfield, 1986]. Las fuentes de conocimiento pueden ser las propiedades de la técnica de captura de imágenes o del modelo general de los vasos sanguíneos. Estos sistemas de exploración emplean conocimiento *a priori* y utilizan algoritmos de procesamiento de imágenes de bajo nivel, como el método de umbral, de adelgazamiento o de cadena; al mismo tiempo, el proceso de segmentación se realiza a partir del conocimiento de alto nivel.

3.4.3.4. Enfoques basados en modelos

Para la extracción de vasos, este tipo de modelos necesita modelos explícitos de los vasos. Muchas técnicas de ese tipo se han empleado en el análisis de imágenes y por lo general reformulan el problema como una estimación de parámetros estadísticos. Generalmente los enfoques basados en modelos se pueden dividir en dos categorías principales: (i) modelos deformables y (ii) correspondencia de plantillas.

3.4.3.4.1. Modelos deformables

Este modelo se basa en técnicas que detectan los contornos de los objetos a través de curvas paramétricas que se deforman bajo la influencia de fuerzas internas o externas [Nain et al., 2001], [Liu y Nixon, 2002]. Los modelos de contorno activo o de serpientes (*snakes*) son un caso especial de una técnica más general en la cual se hace coincidir un modelo deformable a través de la minimización de energía. Una serpiente es un conjunto de puntos de control conectados el uno con el otro en una imagen. Cada punto de control tiene una energía asociada que disminuye o aumenta dependiendo de las fuerzas que actúan sobre ella. Estas fuerzas se conocen como serpientes de fuerza interna y externa. Las fuerzas internas sirven para imponer la suavidad en el contorno, mientras que las fuerzas externas tiran de las serpientes hacia las características deseadas en la imagen. La suavidad impuesta por la energía elástica interna hace que los modelos deformables sean resistentes al ruido. Sin embargo, la desventaja es que por lo general se necesita la interacción del usuario para iniciar la serpiente. Además, se requiere de parámetros iniciales dados por el usuario.

3.4.3.4.2. Correspondencia de plantillas

Este modelo trata de reconocer un modelo estructural (una plantilla) en una imagen. El método utiliza la plantilla como un contexto, el cual actúa como modelo inicial. En las aplicaciones de extracción vascular, la plantilla es generalmente representada como una serie de nodos conectados por segmentos [Fan, 2006]. Después, esta plantilla se deforma a fin de encajar de manera óptima en la estructura de dichas imágenes.

3.5. Extracción de características, detección de puntos característicos

La principal tarea de la etapa de extracción de rasgos consiste en detectar características representativas de la imagen de entrada [Hong, 1998]. Para llevar a cabo una comparación automática de plantillas (Fig. 3.28.), una representación distintiva y conveniente de la imagen de entrada es crítica.

PLANTILLA: “Codificación digital de una característica distintiva de un individuo, que representa la información de un rasgo biométrico. Las plantillas son usadas durante la autenticación biométrica como la base de la comparación.”

F	9	4	A	3	1	A	2	D	E
3	5	7	5	6	0	A	7	E	8
3	A	8	F	F	9	3	B	3	B
9	4	4	7	6	C	B	E	6	0
8	6	0	3	4	8	7	5	8	1
9	3	D	1	6	3	5	B	D	F
0	C	F	0	6	9	A	1	5	B

Fig. 3.28. Plantilla biométrica

Generalmente, esta representación debe tener las siguientes propiedades:

- i) Conservar el poder de discriminación de la imagen del rasgo biométrico (individualidad);
- ii) Compacta (plantilla pequeña, pocos requerimientos de memoria);
- iii) Compatible con el algoritmo de comparación;
- iv) Robusta al ruido y a distorsiones;
- v) Fácil de obtener.

La primera propiedad requiere que la representación biométrica sea capaz de retener la individualidad de la imagen del rasgo biométrico, de manera que la identidad pueda ser establecida basándose únicamente en la representación. La segunda propiedad indica que la representación biométrica no debe contener información más allá de la relacionada con la individualidad de la imagen del rasgo. La tercera propiedad postula que la representación biométrica debe ser compatible con el algoritmo de comparación.

En la cuarta propiedad se especifica que la representación biométrica debe ser suficientemente robusta con la calidad e invariante a las características de la imagen.

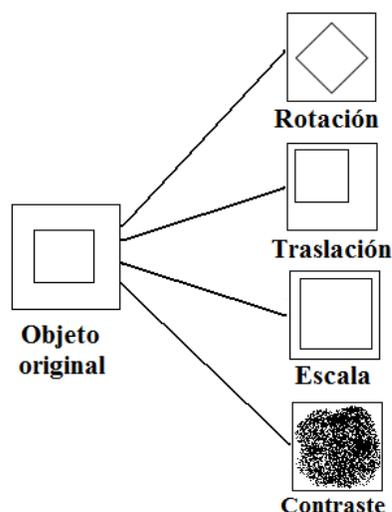


Fig. 3.29. Transformaciones posibles en una imagen

Para cualquier método de captura de la imagen, las siguientes variaciones entre dos copias de la misma imagen son posibles (Fig. 3.29.):

- 1) Traslación debida a diferentes posiciones del rasgo biométrico frente al dispositivo de entrada.
- 2) Rotación debida a diferentes inclinaciones del rasgo biométrico frente al dispositivo de entrada.
- 3) Escala debida a diferentes alejamientos o acercamientos del rasgo biométrico del dispositivo de entrada.
- 4) Diferencia de contraste debida a variaciones de la iluminación ambiental.

Finalmente, la obtención de la representación biométrica no debe ser demandante computacionalmente.

La estructura de los detalles de la red vascular forman una representación válida de la imagen de la retina. Es compacta, compatible con los algoritmos de comparación, robusta al ruido, invariante a transformaciones afines y fácil de obtener.

Un buen algoritmo de extracción de rasgos debe ser fiable y eficiente. La fiabilidad indica que el algoritmo de extracción de rasgos debe:

- i) No crear rasgos falsos;
- ii) No olvidar rasgos verdaderos; y

- iii) Ser preciso en la detección de la posición y la orientación del rasgo detectado.

El lograr una fiable detección de rasgos de la red vascular de la imagen de retina es una tarea difícil. Cuando la calidad de la imagen es buena, los vasos sanguíneos están bien definidos y son diferenciados claramente del resto de la imagen. En dicho caso, los rasgos característicos de los segmentos de vaso que constituyen la red, pueden ser fácilmente identificados y analizados con precisión a partir de la imagen segmentada.

Sin embargo, en la realidad, un porcentaje significativo de imágenes de retina tiene mala calidad. La estructura vascular en dichos casos no está bien definida y por lo tanto no son segmentados correctamente. Por lo tanto, se crea un número importante de rasgos falsos, se ignoran algunos rasgos verdaderos y se genera un gran número de errores en el cálculo de la posición y orientación.

Es crítico que un algoritmo de codificación sea capaz de operar en “tiempo real” en una aplicación práctica. Sin embargo, existe un balance entre velocidad y fiabilidad. Para que un algoritmo de extracción sea rápido, se realizan sólo ciertas operaciones simples las cuales pueden no ser robustas a la calidad y características de la imagen. Por otro lado, para que el algoritmo sea robusto, se requiere de operaciones complejas las cuales son computacionalmente demandantes. Una estrategia práctica de diseño sería seleccionar un algoritmo que sea eficiente tanto en velocidad como en fiabilidad.

3.5.1. Mecanismos de codificación

Para un sistema de identificación automático, es bien sabido que la imagen captada del rasgo biométrico tiene información redundante y grandes variaciones. Por lo tanto, la imagen por sí misma no es una representación biométrica deseable. Actualmente, los dos principales esquemas de representación para la identificación biométrica automática son:

- i) Representación biométrica basada en la imagen; y
- ii) Representación biométrica basada en rasgos.

La representación biométrica basada en la imagen asume que la individualidad del rasgo biométrico se puede determinar en el dominio espacial o en el de la frecuencia. Por ejemplo, una red vascular puede ser representada por su espectro de Fourier. La representación basada en la imagen usualmente requiere que la imagen de entrada sufra un proceso de registro. En la práctica,

registrar una imagen es una tarea difícil. Por lo tanto, aunque se han propuesto algunos métodos de representación basado en imágenes, la validez de estos métodos está lejos de establecerse.

La representación biométrica basada en rasgos tiene sus orígenes en el hecho de que si un par de imágenes de un rasgo biométrico dado (por ejemplo, la red vascular de la retina), pertenecen a la misma categoría y comparten un gran número de características significativas locales, se puede entonces concluir con un alto nivel de confiabilidad que estas dos imágenes son del mismo individuo. Cada red vascular tiene un gran número de características locales que la hacen única, de manera que es posible obtener una representación biométrica compacta y eficiente a partir de la imagen (Fig. 3.30.).

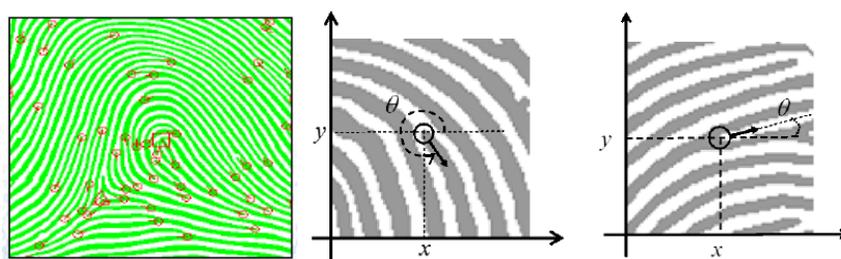


Fig. 3.30. Representación biométrica basada en rasgos

3.5.2. Estado del arte de los métodos de codificación biométrica basada en retina

Existe una gran cantidad de métodos de representación biométrica basada en rasgos, los cuales utilizan diversos tipos de características que incluyen minucias, puntos singulares, orientaciones, conteos, etc.

3.5.2.1. Un método combinado para detectar rasgos del fondo de ojo retiniano

[Bevilacqua et al., 2001] A partir del esqueleto de la red vascular segmentada es posible extraer los puntos de bifurcación y de cruce del vaso sanguíneo retiniano al explotar la profundidad unitaria del esqueleto (Fig. 3.31.). Inicialmente, debemos calcular el número de intersección alrededor del punto $p(i,j)$ por medio de la ecuación siguiente:

$$cnp = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i+1}| \right) \tag{3.1}$$

donde $P9 = P1$, de acuerdo con la estructura de ventana que se utilizó (en este caso fue de 3×3).

Ahora los puntos se clasifican de la siguiente forma:

- ✓ si $cnp = 1$ es un punto final;
- ✓ si $cnp = 2$ es un segmento de vaso;
- ✓ si $cnp = 3$ es una bifurcación;
- ✓ si $cnp = 4$ es un cruce.

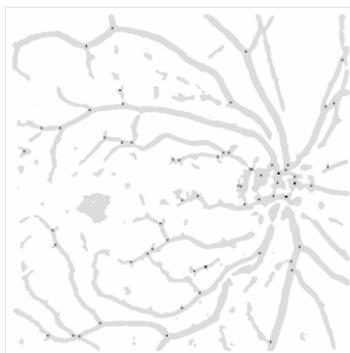


Fig. 3.31. Nube de bifurcaciones y puntos de cruce extraídos de la imagen

3.5.2.2. Un algoritmo completo para el reconocimiento humano automático basado en las características de la red vascular retiniana

[Theodoros et al., 2002] Para localizar los puntos de bifurcación en una red vascular, el algoritmo implementa la convolución en 2D de un kernel con los píxeles de la red vascular (Fig. 3.32.). El núcleo o kernel es una matriz de 1s de tamaño 3×3 . Después de completar la convolución, el algoritmo implementa una multiplicación del resultado, elemento a elemento, con la imagen inicial de la red vascular. Este método elimina píxeles de ruido que se generaron alrededor de la red durante la implementación de la convolución. Después de esta etapa, cualquier píxel cuyo valor sea mayor que 4 se considera como un punto de bifurcación de la red. Este procedimiento con frecuencia produce estímulos superfluos llamados componentes parasitarias. El proceso utilizado para eliminarlos es el método de poda. El resultado del procedimiento es una matriz cuyas dimensiones son las mismas que las de la imagen inicial. En la matriz, las coordenadas de cada píxel diferente de cero denotan un punto de bifurcación en la imagen inicial de la red vascular. El proceso de identificación principal para dos imágenes de retina tiene lugar en esta etapa. Aquí la información de las etapas previas se usa para ajustar los parámetros necesarios del mecanismo de identificación. El procedimiento de identificación es llevado a cabo entre las imágenes –

intercepciones de matrices – almacenadas en la base de datos y la muestra que es dada con la ayuda del osciloscopio. El método usado para ejecutar este proceso está basado en las transformaciones afines. Las transformaciones geométricas en esta etapa abarcan la escala, la rotación y la El objetivo principal del algoritmo es transformar geoméricamente la retina “distorsionada” de tal forma que sus intercepciones coincidan con las de la imagen “auténtica”. Para conseguir ese objetivo, el algoritmo tiene que decidir cuál de los puntos de ramificación sobre las matrices de intercepción “distorsionadas” debe coincidir con uno de las matrices “auténticas”. El mecanismo que guía el algoritmo hacia esa decisión es llamado de “agrupamiento de puntos de ramificación”. Este duro método de agrupamiento es ejecutado para ambas matrices de intercepción “auténtica” y distorsionada.

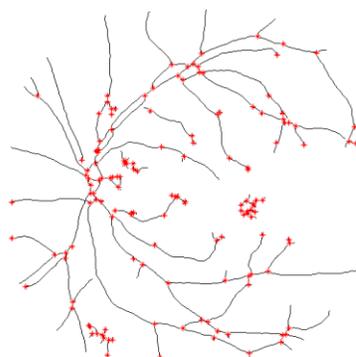


Fig. 3.32. Ilustración del proceso de detección de los puntos de ramificación sobre una red vascular de retina

3.5.2.3. Un nuevo sistema de rastreo para la extracción sólida de la estructura de los vasos retinianos

[Grisan et al., 2004] Después de procesar los píxeles sobre una rejilla de filas y columnas para determinar un conjunto de puntos de comienzo (semillas), comienza el procedimiento de seguimiento (Fig. 3.33), con el cual se recorre el vaso a lo largo y se analizan las subsecuentes secciones transversales del mismo (líneas perpendiculares a la dirección del vaso), extrayéndose el centro del vaso, el calibre y la dirección. Los puntos del vaso en una sección transversal se hallan por medio de un clasificador c-medias difuso. Cuando el seguimiento se detiene debido a un área crítica, por ejemplo, bajo contraste, bifurcación o cruce, se corre un módulo con la técnica de burbujas. Él módulo crece y analiza las líneas de exploración alrededor de los puntos críticos, haciendo posible la exploración de la estructura del vaso más allá de las áreas críticas. Después de recorrer los vasos, los segmentos identificados son conectados por un algoritmo ambicioso de conexión. Finalmente las bifurcaciones y los cruces son identificados analizando los puntos finales

de los vasos con respecto a su estructura. La evaluación numérica de los rendimientos del sistema comparado con los de un experto humano es reportada.

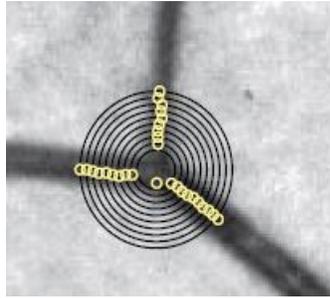


Fig. 3.33. Análisis de burbujas de un punto crítico de bifurcación: en negro las líneas circulares de exploración y en amarillo los centros de los vasos identificados.

Después del módulo de conexión, la identificación de los cruces y las bifurcaciones puede parecer una tarea trivial, aunque requiere de cuidado. Los cruces se encuentran por medio de la identificación de todos los pares de puntos de vasos que están en diferentes lados de otro vaso. Las bifurcaciones se pueden dividir en dos tipos que requieren diferentes enfoques.

La identificación de las bifurcaciones y los cruces se evalúa por medio del conteo manual de falsos negativos, falsos positivos y positivos verdaderos, para evaluar la especificidad y la sensibilidad. Los resultados se resumen en la Tabla 3.1 en términos de media, desviación estándar, máximos y mínimos de todo el conjunto de datos.

Tabla 3.1: Rendimiento de la detección de los rasgos (o características)

		Media	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Bifurcaciones	Sensibilidad	0.76	0.13	0.50	1.00
	Especificidad	0.87	0.05	0.71	0.93
Cruces	Sensibilidad	0.62	0.18	0.23	1.00
	Especificidad	0.74	0.19	0.11	1.00

3.5.2.4. Un nuevo sistema de identificación humana que utiliza imágenes retinianas y agrupamiento difuso (fuzzy clustering)

[Tabatabaee et al., 2001] Los coeficientes de la transformada de Fourier-Mellin y los momentos de la imagen retiniana, se han usado como rasgos extraídos en nuestro sistema. Para extraer los rasgos de la imagen retiniana, usamos la Transformada de Fourier-Mellin (TFM) analítica y los momentos de imagen (MI) (Fig. 3.34.). A fin de crear el “vector de rasgos” de la retina, usamos una combinación de TFM y de MI de tal manera que el vector de rasgos consiste en

una longitud de armonía central de TFM que contiene información valiosa de la imagen, y son momentos hasta del orden (2+2), es decir, momento C22. El siguiente paso fue diseñar un clasificador para los vectores de entrada.

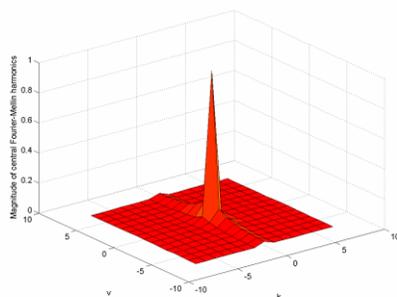


Fig. 3.34. Transformada de Fourier-Mellin de una imagen de retina

3.5.2.5. Un nuevo sistema de identificación retiniana

[Farzin et al., 2008] El módulo de generación de rasgos incluye las siguientes etapas. Primero, el disco óptico se localiza y se selecciona una región circular de interés (RCI) a su alrededor en la imagen segmentada (Fig. 3.35.). Luego, usando una transformación polar, se crea con cada RCI una plantilla de rotación invariable. En la siguiente etapa, estas plantillas se analizan en tres diferentes escalas, mediante una transformada de ondeleta, para separar los vasos de acuerdo con su diámetro. En la última etapa, la posición y orientación de los vasos en cada escala se usan para definir un vector de rasgos para cada sujeto en la base de datos.

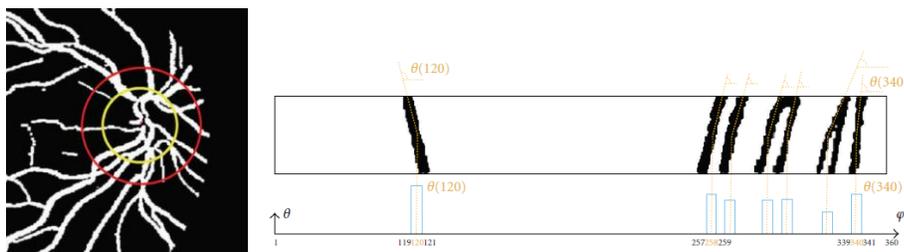


Fig. 3.35. Construcción del vector de rasgos en la segunda escala (vasos de mediano tamaño); el eje horizontal muestra la posición de los vasos (en grados) entre la correspondiente orientación de los vasos y el eje horizontal en la imagen polar

3.5.2.6. Detección automática de bifurcaciones y cruces en imágenes retinianas de fondo de ojo en colores

[Bhuiyan et al., 2003] Este es un trabajo publicado recientemente por la autora de este documento y su asesor de tesis. En este trabajo propusimos un método eficiente para detectar las bifurcaciones y los cruces vasculares basados en los rasgos geométricos de los vasos. Segmentamos los vasos sanguíneos desde la imagen RGB en colores de la retina y aplicamos la operación

morfológica de adelgazamiento para encontrar la línea central del vaso. Al aplicar un filtro de Gabor en la imagen de la línea central, detectamos puntos potenciales de bifurcación y de cruce. Las propiedades geométricas y topológicas de los vasos sanguíneos que pasan a través de estos puntos se usan para identificar estos puntos como bifurcaciones y cruces de vasos (Fig. 3.36.). Evaluamos nuestro método contra puntos de bifurcación y de cruces medidos manualmente por un experto y logramos una precisión de detección de 95.82%. En este trabajo proponemos un nuevo enfoque para detectar los puntos de bifurcación y de cruce de los vasos basándonos en los rasgos geométricos de la red vascular. El método que proponemos detecta las bifurcaciones y los cruces vasculares de manera eficiente y también se encarga de los problemas que se mencionaron anteriormente con éxito (por ejemplo, dos puntos de bifurcación que están cerca uno del otro, un pixel adicional que pertenece a la línea central, etc.) Los pasos de este método son los siguientes.

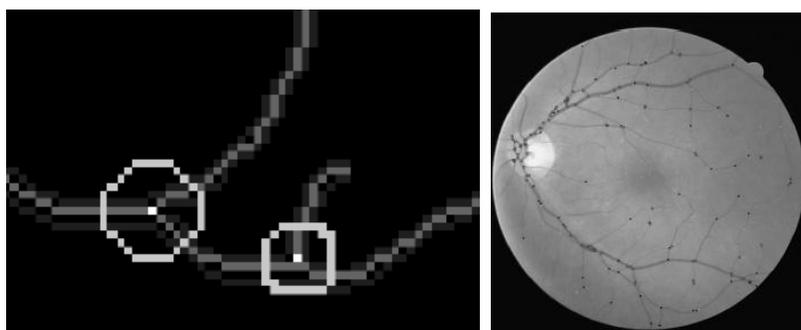


Fig. 3.36. Una imagen de retina de salida, que muestra las bifurcaciones y los puntos de cruce de los vasos

Primero aplicamos la segmentación de los vasos sanguíneos basada en la clasificación de textura sin supervisión y con el método descrito previamente. La línea central del árbol vascular se obtiene de la imagen binaria segmentada, a partir de la cual detectamos las bifurcaciones y los puntos de cruce. Luego analizamos estos puntos de referencia potenciales para encontrar varias propiedades geométricas y topológicas con el fin de identificar la posición de cada punto de referencia del vaso con precisión. Finalmente, clasificamos cada punto de referencia potencial como una bifurcación o un cruce, basándonos en dichas propiedades.

3.5.2.7. La autenticación biométrica por medio del uso de imágenes retinianas digitales

[Ortega et al., 2009] Los puntos de rasgos son los puntos finales y las bifurcaciones de los segmentos de vasos sanguíneos que se obtienen de un modelo de pliegues de los vasos retinianos (Fig. 3.37.). En una primera etapa de este método ocurre la extracción de los rasgos que se usarán

como puntos de referencia anatómicos. En este caso, estos rasgos serán los puntos finales y las bifurcaciones de las cadenas de todo el árbol vascular extraído de un conjunto de líneas de crestas y de valles. Esta técnica es muy similar a la metodología usada en la autenticación basada en las huellas digitales. Este algoritmo para la extracción de puntos de rasgos tiene las siguientes etapas: (1) Detección de segmentos; (2) detección de uniones de segmentos; (3), detección de candidatos de bifurcación de segmentos; y finalmente, (4) extracción del conjunto de rasgos.

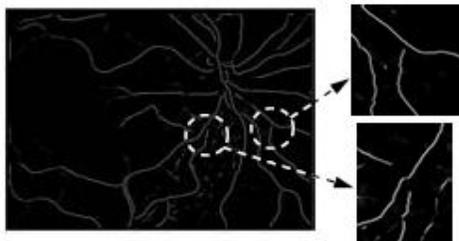


Fig. 3.37. Ejemplo de las discontinuidades en las imágenes de arrugas

3.5.2.8. Detección automática de puntos de referencia para el registro de imágenes retinianas

[Harabis y Kolar, 2004] El registro de imágenes autofluorescentes (AF) y semiinfrarrojas (SI) de la retina humana se usa para el diagnóstico de varias enfermedades oculares, por ejemplo, la degeneración macular relacionada con la edad (DMRE) o el glaucoma. Este trabajo presenta un nuevo algoritmo para la detección automática de los puntos de referencia en imágenes AF y SI. Las líneas adelgazadas se usaron para la detección de las bifurcaciones con base en la suma de los píxeles más cercanos. Si la suma de los píxeles más cercanos es mayor que 3, el píxel correspondiente se marca como una posible bifurcación (Fig. 3.38.). Las líneas adelgazadas se usaron para la detección de bifurcaciones basado en la suma de los píxeles más cercanos (ventana grande de 3×3). Si la suma de los píxeles más cercanos es mayor que 3, el píxel correspondiente es marcado como posible bifurcación. El resultado de esta operación fue usado para decidir sobre la forma del punto destacado.

Bifurcaciones con puntos más cercanos marcados también como posibles bifurcaciones – la vecindad 4 conectada (en las direcciones vertical y horizontal) es explorada para decidir si la bifurcación es en forma de T o de signo más (+).

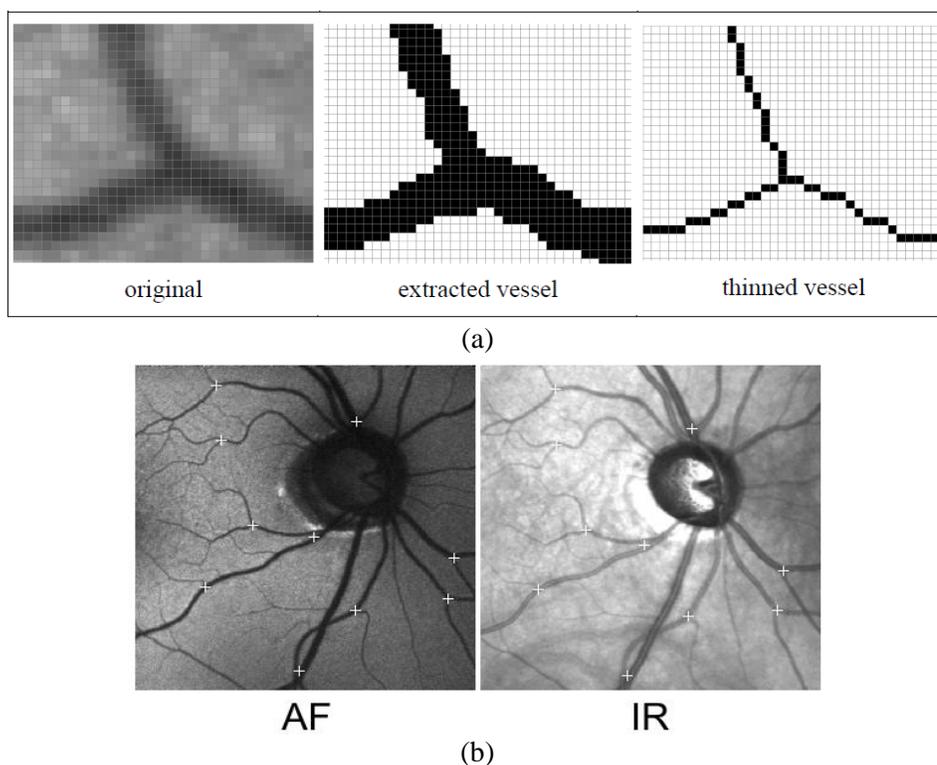


Fig. 3.38. (a) Extracción de los vasos sanguíneos; (b) Bifurcaciones detectadas en las imágenes AF e IR (infrarroja)

3.5.2.9. Detección de estructuras de ramificación usando modelos de gauss

[Wang y Bhalerao, 2003] Se presenta un método para crear un modelo y una estimación de estructuras de ramificación, como las bifurcaciones de los vasos sanguíneos, por medio de imágenes médicas. Las ramificaciones se modelan como una superposición de funciones de Gauss locales que describen la amplitud, la posición y las orientaciones de los rasgos lineales que se intersecan (Fig. 3.39.). Los centroides de los rasgos se separan mediante el clasificador K -medias a la fase local de Fourier y a las covarianzas y amplitudes estimadas subsecuentemente por una maximización de la probabilidad. Empleamos una prueba penalizada de probabilidad denominada *Akale Information Criteria*, (AIC) para seleccionar el mejor modelo en una región. Los resultados se presentan en imágenes retinianas en 2D, sintéticas y representativas, que muestran que la estimación es sólida y precisa en presencia del ruido. Se comparan los resultados obtenidos con un método de operador de curvatura escala-espacio. Al comparar los resultados dados, se observa que al usar el modelo de Gauss se detecta un mayor número de puntos de unión o esquinas, comparado con el de curvatura de escala-espacio.

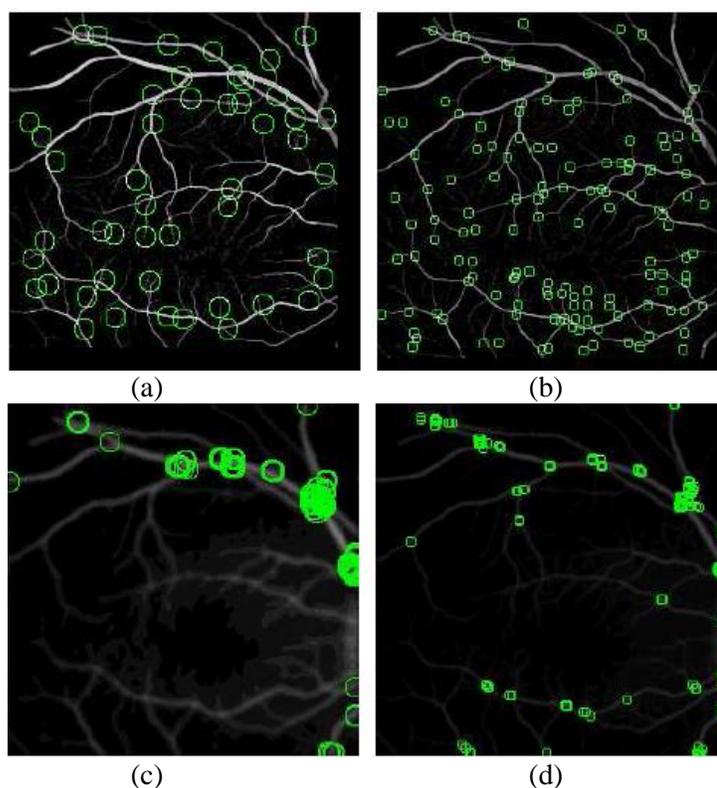


Fig. 3.39. (a) y (b) Candidatos de puntos de ramificación etiquetados después de la selección del modelo con bloques de 32×32 y 16×16 ; (c) y (d) Respuestas de las 150 esquinas más fuertes de R a partir de la representación espacio-escala a escalas equivalentes. Los radios de los círculos reflejan las escalas de detección.

El método de escala-espacio no logra encontrar muchas de las ramificaciones a pequeña escala, aunque quizás esto podría mejorarse con una afinación de los parámetros. Se intenta validar el detector tomando en cuenta los números de etiquetas de falsos positivos y falsos negativos comparados con una inspección visual y el método de curvatura de escala-espacio. El presente estimador produce algunas fallas (la mayoría son falsos positivos) en la imagen retiniana, pero es mejor que los resultados que se obtienen con el método de escala-espacio. Además, al igual que la escala-espacio de curvatura, no distingue entre uniones verdaderas y puntos de alta curvatura (esquinas).

3.5.2.10. Un algoritmo para la detección de puntos de referencia en los vasos retinianos efectivo en imágenes RGB

[Jung, 2006] El algoritmo propuesto para el rastreo vascular emplea un proceso de etapas múltiples de varios pasos: captura de la imagen; mejoramiento de la imagen retiniana en escala de grises; reducción de artefactos e iluminaciones en el fondo por medio de la eliminación de

características mínimas entrelazadas de los vasos sanguíneos; extracción de la estructura vascular por medio de la conexión de vasos rotos; extracción de la estructura vascular con información direccional y la extracción de la estructura vascular retiniana; y extracción de puntos de referencia vasculares por medio de la extracción de bifurcaciones y puntos finales (Fig. 3.40.). Se presentan los resultados de la extracción automática de vasos retinianos por medio del uso de cinco umbrales diferentes aplicados a 34 imágenes de fondos de ojo. Los resultados del algoritmo de rastreo de la vascularización muestran que el algoritmo propuesto puede obtener no sólo un rastreo sólido y preciso de los vasos sanguíneos, sino también puntos de referencia vasculares de acuerdo con los umbrales.



Fig. 3.40. Imagen analizada

3.5.2.11. Detección de puntos de referencia en las imágenes retinianas autofluorescentes

[Riha y Kolar, 2006] Este trabajo presenta un método para la detección de puntos de referencia, los cuales aparecen comunes en al menos dos imágenes y por lo tanto son útiles para su registro (Fig. 3.41.). Como puntos de referencia, se toman en cuenta las bifurcaciones de los vasos sanguíneos.

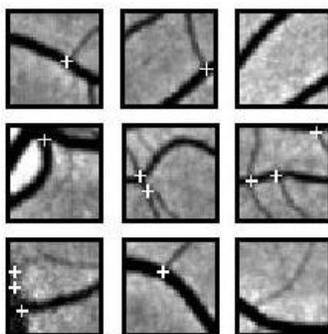


Fig. 3.41. Bifurcaciones detectadas

3.5.2.12. Método basado en modelos para mejorar la precisión y la repetitividad de la estimación de bifurcaciones y cruces vasculares de las imágenes retinianas de fondo de ojo

[Tsai et al., 2004] Un algoritmo basado en un modelo, llamado refinamiento de región y posición de exclusión (*Exclusion Region and Position Refinement* - ERPR) se presenta para mejorar la precisión y la repetitividad de la estimación de las ubicaciones donde las estructuras vasculares se ramifican y se cruzan, en el contexto de las imágenes retinianas humanas (Fig. 3.42.). La meta tiene dos caras. En primer lugar, la morfometría precisa de los puntos de ramificación y de cruce (puntos de referencia) en la estructura neuronal/vascular, es importante en varias áreas de la biología y la medicina. En segundo lugar, estos puntos son valiosos como puntos de referencia para el registro de imágenes, pues la precisión mejorada y la repetibilidad al estimar sus ubicaciones y firmas llevan a un registro de imágenes más confiable para aplicaciones tales como de detección de cambios y creación de mosaicos. Se demuestra que el algoritmo ERPR reduce la mediana del error de ubicación de 2.04 píxeles a 1.1 píxeles, mientras que mejora la amplitud de la mediana (una medida de la repetitividad) de 2.09 píxeles a 1.05 píxeles. Los errores en la estimación de las orientaciones de los vasos se redujeron de forma similar de 7.2 a 3.8.

La descripción del algoritmo es la siguiente: Paso 1 (Inicialización del punto de partida). El algoritmo analiza la imagen a lo largo de una malla gruesa para reunir estadísticas de escalas de grises (niveles de contraste y de brillo) y para detectar las ubicaciones de los puntos de partida en vasos – mínimos de escalas de grises entre orillas opuestas de una sola dimensión; Paso 2 (Rastreo recursivo). Consiste en una secuencia de pasos de rastreo recursivo que se inicia en cada una de las semillas filtradas, que proceden de las líneas centrales de los vasos al asumir un modelo de aristas antiparalelas. Paso 3 (Extracción de puntos de referencia).

El rastreo que comienza en una semilla continúa hasta alcanzar el final del vaso o hasta que la línea central del rastreo intercepta una línea central de vaso detectada previamente. Los puntos de referencia se colocan en las intersecciones de los trazos y en ubicaciones donde tres o más trazos de líneas centrales se cruzan. Estos puntos de referencia se caracterizan por esta ubicación y por las orientaciones de los trazos que se cruzan para formar el punto de referencia.

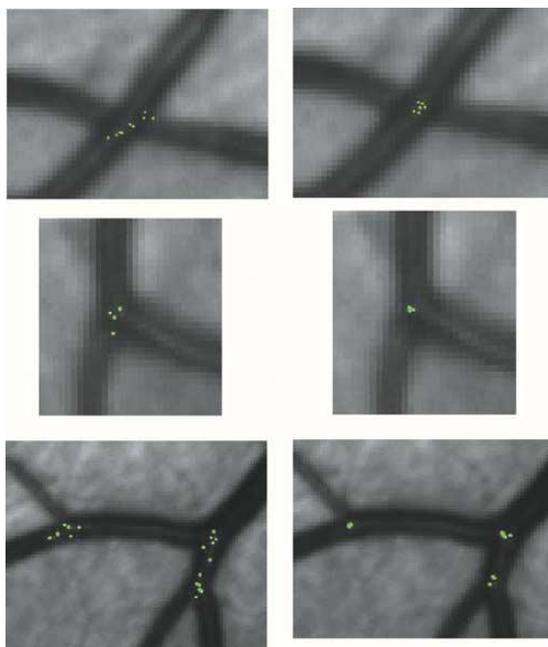


Fig. 3.42. Los puntos verdes sobre los vasos son los puntos destacados mapeados a partir de las imágenes de fondo de ojo. La columna izquierda muestra tres ejemplos del método original. La columna derecha muestra los resultados correspondientes del algoritmo ERPR para las mismas regiones de la imagen. Observe el mejoramiento sustancial en la repetibilidad con la que las ubicaciones son estimadas. Esto es importante para aplicaciones de registro de imágenes, especialmente con implementaciones en tiempo

3.5.2.13. Identificación de personas por medio de la correspondencia de patrones retinianos

[Kabir et al., 2004] En este trabajo se presenta una nueva manera de identificación personal basada en los patrones retinianos. Consiste en la captura de una imagen retiniana, el preprocesamiento de la imagen, la extracción de rasgos y finalmente la correspondencia de los patrones (Fig. 3.43.). El algoritmo se basa en el cálculo de centroides de color y su variación en coordenadas polares. El método presentado en este trabajo tiene una traslación y una rotación invariables. Para extraer los rasgos de la imagen preprocesada, la imagen se divide en 12 secciones angulares iguales y varios segmentos radiales con un ancho radial de 10 píxeles.



Fig. 3.43. Imagen de retina preprocesada (revertida)

3.5.2.14. Análisis biométrico del fondo de ojo retiniano para identificaciones personales

[Bevilacqua et al., 2007a] En este trabajo se describe un sistema biométrico para la identificación personal, realizado a través de la manipulación de imágenes de fondo de ojo retinianas y la detección de sus puntos de bifurcación. En la etapa de preprocesamiento de la imagen, se lleva a cabo un realce del contraste entre los vasos sanguíneos y el fondo en la imagen retiniana; luego se extraen los vasos sanguíneos y después se identifican los puntos de bifurcación y de cruces vasculares dentro de las regiones cuadradas usadas para subdividir la imagen. De hecho, la imagen se dividió en cuadros de 8 pixeles por lado que se mueven a lo largo del eje principal de la imagen, de manera que dos cuadros consecutivos se sobreponen por la mitad de su área (Fig. 3.44.).

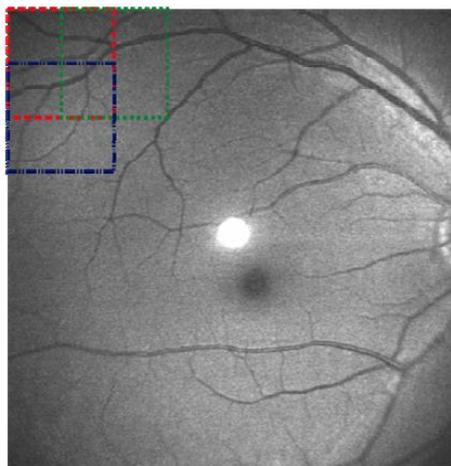


Fig. 3.44. Regiones de forma cuadrada usadas para subdividir la imagen

El estudio del mapa de las líneas extraídas se ha limitado al área encerrada dentro de las regiones cuadradas. Los segmentos dentro de cada región cuadrada se consideran líneas rectas y su intersección se calcula geoméricamente. El riesgo de perder puntos de intersección eventualmente localizados en la frontera de la región se evita al escoger ventanas que se sobrepongan parcialmente. Dentro de cada región, sólo se toman en cuenta los puntos que quedan dentro de las fronteras de las regiones cuadradas. Todos los puntos de intersección que quedan fuera de la región cuadrada serán calculados y almacenados cuando el algoritmo investiga la región a la que pertenecen. El criterio de posicionamiento de las regiones cuadradas ofrece soluciones: el mismo punto de intersección puede determinarse más de una vez, es decir, una vez por cada ventana posicionada en esa área. El resultado es que tenemos más puntos que intersección de vasos, posicionados alrededor del punto

de intersección real (Fig. 3.45.). Para calcular las coordenadas exactas de los puntos de intersección, se ha calculado el valor promedio de ambas coordenadas, x y y . Otro error se introduce donde las curvas se interpolan con las líneas rectas. El error de interpolación se ha reducido al considerar regiones cuadradas más pequeñas.

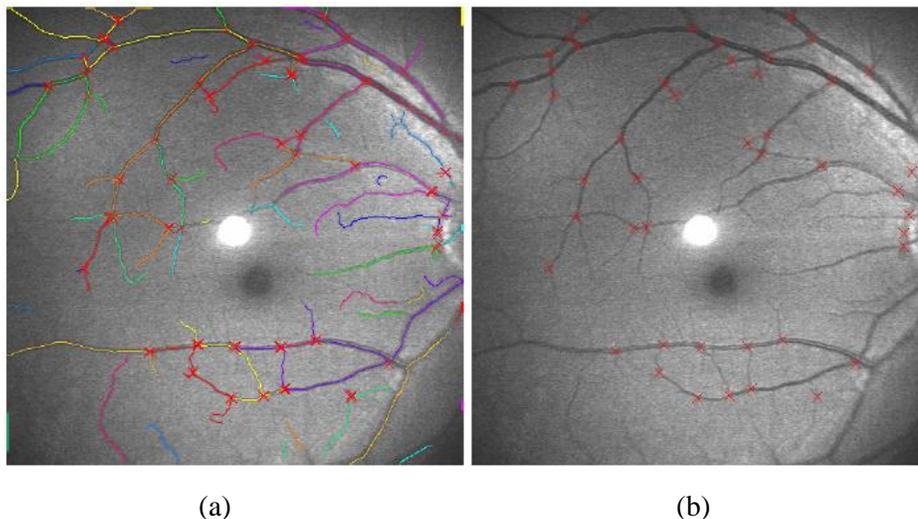


Fig. 3.45. (a) Nube de puntos extraídos: (b) puntos de cruce finales extraídos de los vasos sanguíneos

3.5.2.15. Análisis híbrido del fondo de ojo retiniano basado en algoritmos de cálculo suave

[Bevilacqua et al., 2007b] Después de obtener el esqueleto de los vasos sanguíneos, la imagen y las orillas del esqueleto se han fundido en una sola para explotar las ventajas de la información ofrecida por ambas imágenes al mismo tiempo. En este punto, se procede con la aplicación de un algoritmo de rastreo que ha permitido caracterizar los puntos de bifurcación. En el proceso de rastreo, las imágenes con un ancho de 512 píxeles y altura de 512 píxeles se dividen en bloques sobrepuestos de 32 píxeles de altura y 512 píxeles de ancho. La cantidad de píxeles sobrepuestos entre bloques consecutivos es de 16 píxeles (Fig. 3.46.). La idea del algoritmo es comenzar desde el esqueleto y considerar todos los pares de puntos que pertenecen a dos vasos paralelos que, al final del camino, podrían converger hacia un punto de bifurcación. Cuando un par de este tipo se caracteriza, el proceso de rastreo comienza con la búsqueda de los puntos de la silueta de los vasos que se están examinando y, en particular, sigue el camino de esos puntos de la orilla que están entre los dos puntos del esqueleto. Debido a las diferentes formas de los vasos sanguíneos, ha sido necesario volver a proponer procesos previos y analizar la imagen en las cuatro direcciones posibles: de izquierda a derecha, de derecha a izquierda, de arriba hacia abajo, de abajo hacia arriba, a fin de cubrir todos los puntos de bifurcación y de cruce caracterizados por dos vasos

que provienen de diferentes direcciones. El camino de los puntos de la orilla se rastrea por medio de la correspondencia, paso a paso, con esquemas preestablecidos de rutas diferentes para cada una de las direcciones de escaneo. Donde estos caminos rastreados se unen, se caracteriza como un punto de bifurcación. El número de puntos obtenidos en este proceso de extracción de rasgos, no está completo; sin embargo, es una cantidad satisfactoria para permitir un proceso eficiente y seguro para la identificación personal.

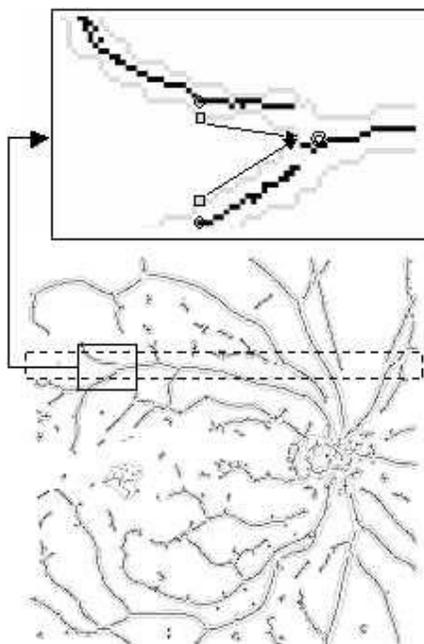


Fig. 3.46. Proceso del algoritmo de rastreo

3.6. Individualidad

La identificación biométrica basada en la retina se fundamenta en dos premisas básicas:

- i) La persistencia: la configuración del patrón vascular no cambia a lo largo de la vida;
- ii) La individualidad: el biométrico es único para cada ojo.

La validez del primer punto ha sido establecida, ya que el patrón vascular de la retina raramente cambia durante la vida de las personas (a menos que la persona sea afectada por una enfermedad en el ojo como glaucoma, cataratas, etc., o por un trauma fuerte).

La segunda premisa ha sido comprobada en un primer estudio publicado en 1935 por Simon y Goldstein [Simon y Goldstein, 1935], en el que revelaron que cada retina posee un patrón de vasos sanguíneos único e irrepetible. Posteriormente, sugirieron el uso de imágenes de retina como medio

biométrico de identificación de las personas. En un segundo estudio, publicado en la década de los 50 por el Dr. Paul Tower [Tower, 1955], se demostró que incluso en un par de gemelos con ADN idénticos, la configuración de la red vascular de sus retinas era única y diferente. La noción de individualidad de la retina ha sido ampliamente aceptada basándose en las conclusiones obtenidas por la inspección visual de expertos, cuyos trabajos han sido comentados previamente. Sin embargo, las bases científicas de la individualidad de la retina no han sido aún estudiadas, demostradas y establecidas.

¿Qué se entiende por individualidad? Vagamente hablando, la individualidad tiene que ver con comparar a un biométrico con una clave [Pankanti et al., 2001], [Hastings, 2006], [Zhu et al., 2006], [Chen y Moon, 2007], [Srihari y Srinivasan, 2007], [Su y Srihari, 2008], [Srihari y Su, 2008]. Formalmente hablando, dada una muestra biométrica, la individualidad permite determinar la probabilidad de encontrar una muestra biométrica de la población que sea suficientemente similar a la muestra de búsqueda. Dadas dos retinas de dos individuos diferentes, la individualidad determina la probabilidad de que éstas sean “suficientemente” similares. Esta noción de similitud, depende de las variaciones típicas (entre las clases y dentro de las clases) observadas entre los múltiples patrones de los vasos sanguíneos de las retinas.

El problema de la individualidad para las imágenes de retina se puede formular de diversas maneras, dependiendo de cuál de los siguientes aspectos del problema se desea examinar:

- i) El problema de la individualidad se puede resolver determinando la probabilidad de que dos o más individuos tienen retinas suficientemente similares, dada una población.
- ii) Dada una muestra de retina, el problema de la individualidad se puede resolver determinando la probabilidad de encontrar una retina suficientemente similar a la muestra de búsqueda, en una población dada.
- iii) Dadas dos retinas de dos individuos diferentes, el problema de la individualidad se puede resolver al determinar la probabilidad de que las dos retinas sean suficientemente similares, es decir, determinar la probabilidad de una falsa correspondencia.

A partir de la solución de la formulación iii), es posible derivar una solución para las formulaciones i) y ii).

A fin de tener una formulación correcta del problema de individualidad, es necesario definir:

- a) **Una representación del identificador biométrico (plantilla):** La red vascular de la retina puede ser representada por un gran número de características, incluidos el tipo, dirección y posición de puntos característicos como las bifurcaciones, terminaciones, cruces, entre otras. Todos estos rasgos contribuyen a la individualidad y particularidad del patrón vascular de la retina. Por lo anterior, una representación exacta del patrón vascular es realmente importante, para tener un estudio de individualidad objetivo. Nótese que el proceso de captura de la imagen afecta directamente a la individualidad de la imagen de retina.
- b) **Una métrica de similitud:** Dadas dos imágenes de retina, esta métrica determina qué tan similares son, basándose en su representación. Es también una medida de correspondencia entre las imágenes.
- c) **La representación de los identificadores biométricos de la población específica (plantillas):** Es necesario contar con la representación de las imágenes de retina de la población para la cual se desea establecer y cuantificar la probabilidad de similitud o individualidad de éstas.

Dado un esquema de representación y una métrica de similitud, existen dos métodos para determinar la individualidad de los identificadores biométricos: el método empírico y el método teórico. Para la estimación de la individualidad en el método empírico, se colectan las muestras representativas de los identificadores biométricos y con la ayuda de un comparador típico, se estima la exactitud empírica del sistema comparador en las muestras, la cual proporciona un indicador particular del identificador biométrico con respecto a ese sistema.

En el método teórico, son modelados todos los fenómenos reales que afectan a las variaciones de los patrones entre las clases y dentro de las clases. Dada esta métrica de similitud, es posible entonces estimar teóricamente la probabilidad de una falsa asociación. Cada método tiene sus ventajas y desventajas. En el método teórico, los problemas con el modelado real de todos los parámetros del sistema biométrico pueden resultar irrealizables. Estos modelos pueden ser relativamente menos efectivos al realizar un sistema práctico.

Ha habido sólo pocos modelos que empíricamente estudian la probabilidad de encontrar un rasgo biométrico en una base de datos grande que exitosamente coincida con el rasgo de entrada. Sólo las huellas dactilares han sido teóricamente investigadas para el análisis de la individualidad.

Los estudios de individualidad para huellas dactilares se han enfocado en representaciones basadas en las minucias; algunos estudios explícitamente agrupan la información de las huellas en clases (por ejemplo, lazo derecho, lazo izquierdo, arco, semiarco, etc.). El tipo, la dirección y la posición de la minucia fueron las características usadas en estos estudios.

3.7. La espiral

Una espiral es una curva en un plano o en el espacio, la cual gira alrededor de un centro de manera especial (Fig. 3.47.).

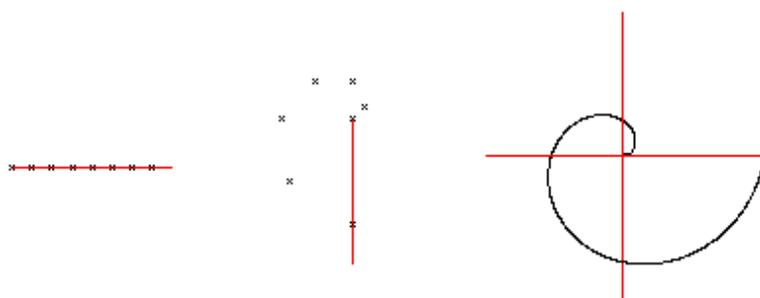


Fig. 3.47. Creación de una espiral

No se trata de un círculo, pues el radio cambia a medida que cambia el ángulo. Las espirales se presentan en muchas formas y tamaños, y en todo nuestro universo [Mathematische, 2011]. La invención de los telescopios y microscopios nos ha dado acceso a mundos ocultos, tanto frente a nosotros como a años luz; estos mundos están llenos de patrones, con la espiral como el patrón que prevalece en ellos. En el universo, algunos de los sistemas estelares tienen forma de espiral, y la teoría de la espiral es un modelo de nuestro sistema solar que construyó Alpetragio [http://www.juntadeandalucia.es/averroes/ies_boabdil/departamentos/astronomia.htm]. Esta teoría es una variante del sistema de Aristóteles.

En 2D vemos a la espiral en la naturaleza en un sistema de baja presión, en las constelaciones estelares, en la flor de girasol, en la concha del caracol (Fig. 3.48. (a) – (d)). La espiral también se usa en la arquitectura, es un adorno muy antiguo (Fig. 3.48. (e)). De acuerdo con Proclo, el griego Perseo fue uno de los primeros en describir la curva espiral.



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

Fig. 3.48. Ejemplos de la presencia de las espirales en la naturaleza: (a) sistema de baja presión; (b) constelación estelar; (c) flor de girasol; (d) corte transversal de la concha de un caracol Nautilus; y (e) escaleras en el Vaticano

Diferentes tipos de espirales tienen diferentes nombres; he aquí algunas definiciones de “espiral” extraídas del diccionario Oxford [<http://www.wordreference.com/english/OLDO-es.aspx>]:

Adjetivo: que gira en una curva continua alrededor de un punto central o eje.

Sustantivo: 1) una curva, forma o patrón en espiral. 2) Un aumento o una reducción progresiva de precios, salarios, etc., como respuesta a un estímulo a la alza o a la baja dado por otro estímulo previo. 3) Un proceso de deterioro progresivo.

Verbo: 1) seguir o hacer que se siga una ruta espiral. 2) Mostrar un aumento o una reducción continua y dramática. Origen: Del latín *spiralis*, y del griego *speira*, “enroscarse”.

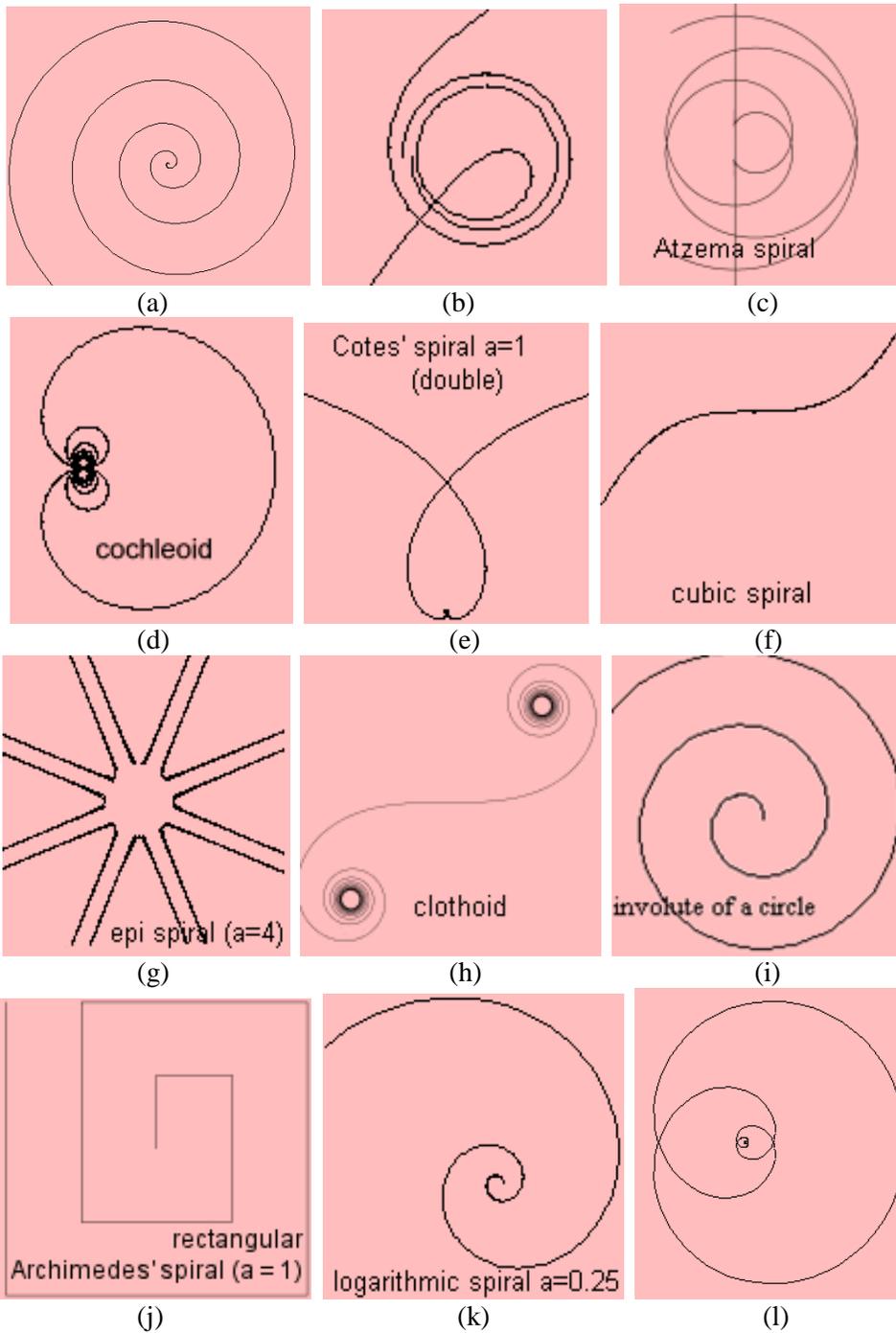
En este trabajo se tiene especial interés en considerar a la espiral como un patrón, ya que como se mencionó anteriormente, la espiral de hecho es un patrón. Aunque los humanos han adoptado a la espiral como un adorno cultural, ésta se origina como un patrón natural – uno de los métodos de organización de la creación. Otros patrones que ocurren comúnmente en la naturaleza son los siguientes: patrones de ramificación, patrones hexagonales y patrones de explosiones.

Una explicación de por qué los patrones se encuentran con frecuencia en la naturaleza es que ofrecen el uso más eficiente de los materiales y del espacio [spiralzoom, 2011]. Las espirales son comunes porque pueden formarse siguiendo la repetición de unas reglas simples, porque pueden expandirse fácilmente por esas mismas reglas, porque son más fuertes y más flexibles que las superficies rectas, y porque ofrecen gran estabilidad y organización (piensen en un *Slinky*, un juguete de resorte); cuando está bien enroscado en su forma de espiral, es muy compacto y puede moverse y rebotar con facilidad; cuando se le saca de su forma de espiral, se desorganiza, ocupa más espacio y pierde su habilidad para avanzar.

Como hemos visto, la espiral es uno de las formas más comunes de la naturaleza. Una vez que la naturaleza ha desarrollado a un sistema que funciona, se reutiliza y recicla en organismos cuya complejidad va en aumento. El cuerpo de los mamíferos está construido usando la misma materia y los mismos códigos de construcción que el resto del material del universo. Por lo tanto, no nos sorprende que las estructuras espirales estén presentes en nuestro propio cuerpo. Ejemplos de espirales en el cuerpo humano (y en el de otros mamíferos) incluyen las ondas espirales del flujo sanguíneo, las cócleas de los oídos, las curvas de los huesos y la forma de sacacorchos del cordón umbilical o del ADN.

Darle nombre a una espiral no es algo tan preciso, porque en la teoría se usan esferas concéntricas en lugar de espirales [2dcurves, 2011]. Pueden distinguirse los siguientes tipos de espirales (Fig. 3.49.):

- (a) Espiral de Arquímedes o espiral aritmética
- (b) Espiral atómica
- (c) Espiral Atzema
- (d) Cocleoide
- (e) Espiral de Cotes
- (f) Espiral cúbica
- (g) Espiral epi
- (h) Espiral de Euler (clotoide)
- (i) Involución de un círculo
- (j) Espiral de línea o de Arquímedes rectangular
- (k) Espiral logarítmica
- (l) Espiral de Poincot
- (m) Espiral polinomial
- (n) Espiral de Teodoro de Cyrene
- (o) Espiral sinusoidal
- (p) Súper espiral



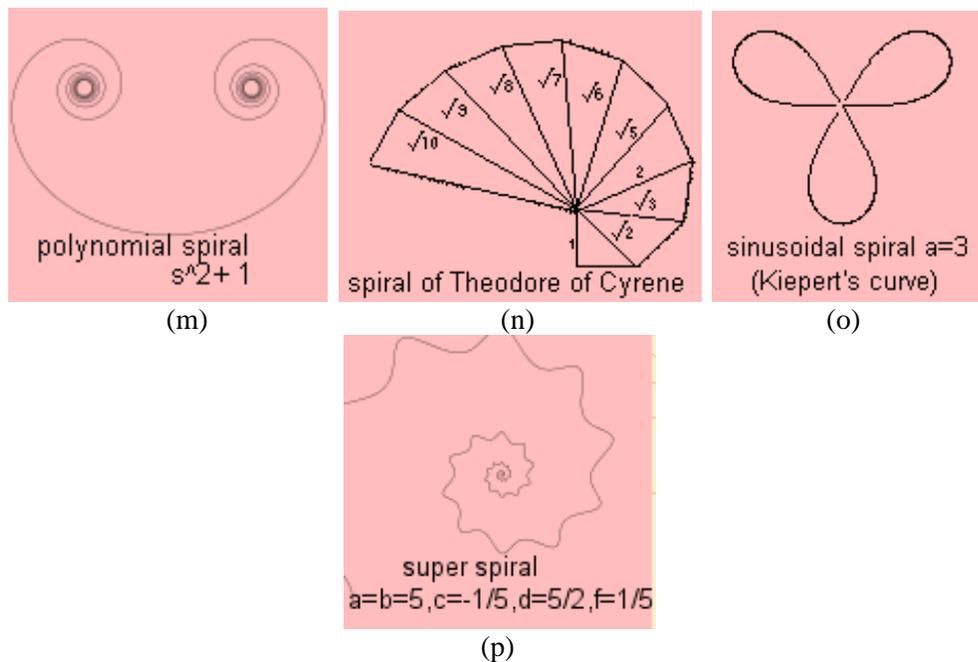
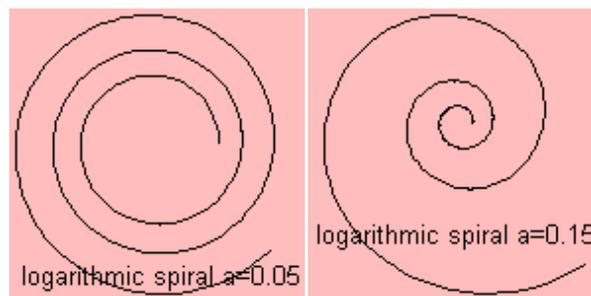


Fig. 3.49. Diferentes tipos de espirales

De todas ellas, explicaremos en detalle la espiral logarítmica que es la que se utiliza en este trabajo para explorar la red vascular.

3.7.1. *Espiral logarítmica*

La espiral logarítmica (también conocida como espiral equiangular o espiral de Bernoulli) describe una familia de espirales. Ésta es la espiral en la que el radio crece de manera exponencial con el ángulo [Weisstein, 2011]. La relación logarítmica entre el radio y el ángulo da el nombre de espiral logarítmica o *logistique* (en francés). Las distancias en donde el radio desde el origen se encuentra con la curva están en progresión geométrica. Se define como una curva monótonica que corta todos los vectores de los radios en un ángulo constante. La inversa de estas espirales es también la misma espiral (Fig. 3.50.).



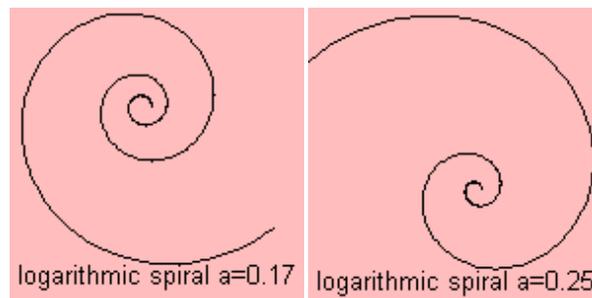


Fig. 3.50. Espirales logarítmicas

3.7.1.1. Historia

La espiral logarítmica tiene una historia más larga que la ciencia de las matemáticas. La espiral se ha producido durante miles de años en la forma de la concha del caracol Nautilus (donde se oculta un molusco), en la distribución de las semillas de la flor de girasol, entre otros fenómenos naturales.

Matemáticamente, incluyéndola en la categoría de curvas mecánicas, es decir aquellas cuya ecuación no es un polinomio, fue descrita por primera vez por Descartes, que en 1638 comunicó a Mersenne sus investigaciones sobre esta curva.

Estaba buscando una curva creciente con una propiedad similar a la de la circunferencia, en la que la tangente en cada punto corte el radio siempre con el mismo ángulo. De ahí el nombre de equiangular. Descartes también demostró que esta condición es equivalente al hecho de que los ángulos alrededor del polo son proporcionales al logaritmo del radio vector. De ahí su segundo nombre: espiral logarítmica.

La espiral fue estudiada más a fondo por Torricelli y Jacob Bernoulli más adelante en el mismo siglo. Bernoulli (1654-1705) estaba tan interesado en las propiedades auto-reproductivas de la espiral logarítmica, que ordenó que grabaran una figura con la curva en su tumba con la frase *Eadem mutata resurgo*, que quiere decir “Mutante y permanente, vuelvo a resurgir siendo el mismo” (Fig. 3.51.). Esto se refiere a los procesos para los que y por los que la curva permanece intacta. Por lo tanto, a esta curva también se le llama espiral de Bernoulli. Sin embargo, René Descartes (1638) fue el primero en estudiar la curva. Torricelli trabajó con la curva de manera independiente, y encontró la longitud de la curva.

Como D’Arcy Thompson señaló (1861-1948): “En el desarrollo de una concha, no podemos concebir una ley más simple que ésta, es decir, que aumentará su ancho y su largo en las mismas proporciones invariantes: esta ley, la más simple de todas, es la que la naturaleza tiende a seguir (Fig. 3.52.). La concha, al igual que la criatura que vive en ella, crece en tamaño, pero su forma no

cambia; la existencia de esta constante relatividad de desarrollo, o constante de similitud de forma (autosimilitud), es algo esencial.

Puede convertirse en la base de una definición de la espiral logarítmica⁷. Si se hace un corte transversal a la concha veremos que está formada por compartimientos separados por tabiques y comunicados por un sifón (Fig. 3.53.). El animal ocupa el compartimiento más externo, que es siempre el de mayor tamaño [dow oregon, 2011].



Fig. 3.51. Tumba original de Jacobus Bernoulli, que en el cementerio de los matemáticos de Basilea puede verse con una espiral, que por ironía de la historia, y por ignorancia del cantero que la realizó, resultó ser una espiral de Arquímedes

Al ir creciendo el molusco abandona el compartimiento anterior y crea uno con la misma forma pero más grande. Su borde exterior describe una curva que es siempre igual a sí misma. Es una espiral logarítmica o equiangular.

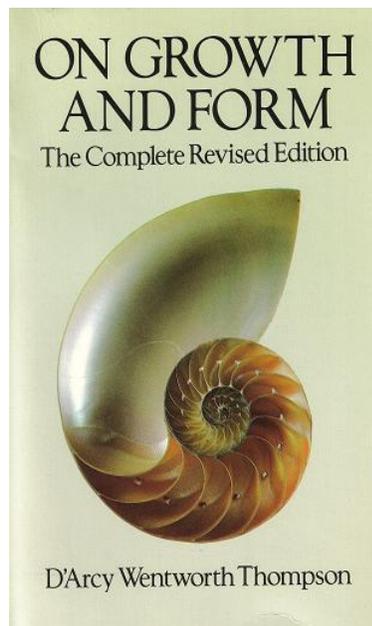


Fig. 3.52. Publicación de D'Arcy Wentworth Thompson (Thompson, D W. 1992. On Growth and Form. Dover reimpresso de 1942 2ª ed. (1ª ed., 1917). ISBN 0-486-67135-6)

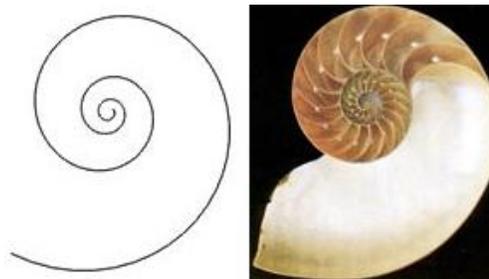


Fig. 3.53. Imagen de una concha Nautilus que muestra la auto similitud de la espiral logarítmica

Actualmente, la espiral todavía es objeto de estudio y sigue reproduciéndose en la naturaleza, aunque ahora se estudia con el uso de las computadoras. Esto le ha dado aplicaciones reales a la espiral, principalmente las curvas y patrones de muestreo y seguimiento (*sampling and tracking*).

3.7.1.2. Características de la espiral logarítmica

La espiral logarítmica tiene un radio que varía su longitud en una relación exponencial con el ángulo de revolución (Ec. 3.9). Trataremos de verlo de esta manera: el radio de la espiral de Arquímedes, se hace mayor con su rotación, pero la relación es lineal. Si el radio de una espiral de Arquímedes rota el doble, su longitud aumenta el doble también (Fig. 3.54.).

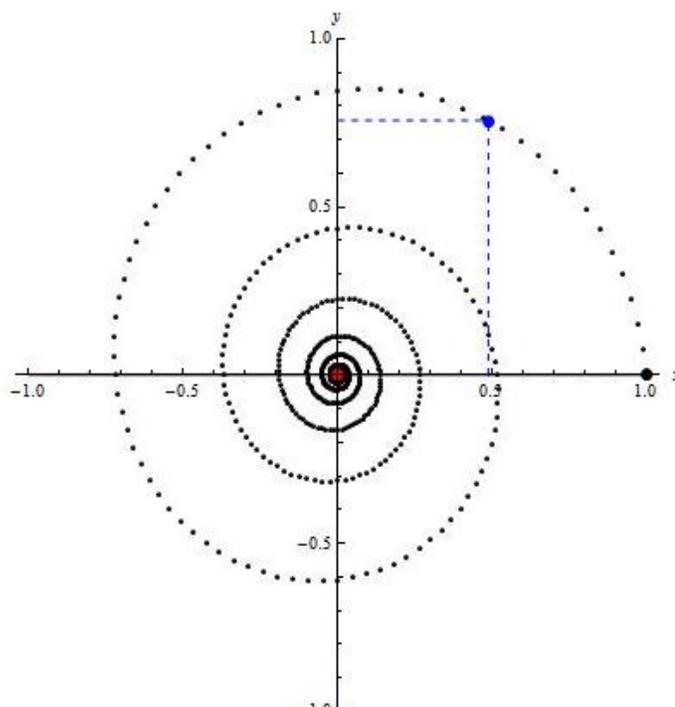


Fig. 3.54. Espiral logarítmica con un valor de $a = 1$, de $b = 0.9$ y de $\theta = 0.9$ [Wolfram demonstrations, 2011].

La espiral logarítmica funciona de la misma forma, excepto que el radio aumentará en alguna potencia de la rotación, no en un múltiplo de la misma. La espiral logarítmica puede entonces distinguirse de la espiral de Arquímedes por el hecho de que las distancias entre las vueltas de una espiral logarítmica aumentan en progresión geométrica, mientras que en la espiral de Arquímedes estas distancias son constantes.

La separación de las espirales aumenta al crecer el ángulo, es decir, el radio crece de forma exponencial respecto del ángulo de giro. Por eso recibe un tercer nombre, espiral geométrica.

En coordenadas polares (r, θ) la fórmula de la curva puede escribirse como:

$$r = ae^{b\theta} \tag{3.9}$$

o bien

$$\theta = \frac{1}{b} \log \frac{r}{a} \tag{3.10}$$

de aquí el nombre de "logarítmica" y en forma paramétrica como:

$$\begin{aligned} x(t) &= r \cos(t) = ae^{bt} \cos(t) \\ y(t) &= r \sin(t) = ae^{bt} \sin(t) \end{aligned} \tag{3.11}$$

donde r es la distancia desde el origen o el radio de posición, θ es el ángulo que se forma con el eje x , y a y b son números reales, es decir, a es un factor de escala que determina el tamaño de la espiral, mientras que b controla que tan rápido y en qué dirección está enrollada.

Para $b > 1$ la espiral se expande con un incremento de θ , y para $b < 1$ se contrae.

Cualquier línea recta al origen cortará a la espiral logarítmica con el mismo ángulo α , que puede calcularse (en radianes) como $\arctan\left(\frac{1}{\ln(b)}\right)$. Si $\alpha = 0$ la espiral logarítmica degenera en una línea recta. Si $\alpha = \pm \pi / 2$ la espiral logarítmica degenera en una circunferencia.

El grado de la espiral es el ángulo (constante) que la espiral posee con circunferencias centradas en el origen. Puede calcularse como $\arctan(\ln(b))$. Una espiral logarítmica de grado 0 ($b = 1$) es una circunferencia; el caso límite es una espiral logarítmica de grado 90 ($b = 0$ o $b = \infty$), que es una línea recta desde el origen. En la Fig. 3.55. , se muestra una espiral logarítmica cuyo grado es 10.

La espiral logarítmica se construye trazando sucesivos triángulos rectángulos semejantes, de tal forma que la hipotenusa de uno es un cateto del siguiente; y uniendo los vértices consecutivos (Fig. 3.56.). Esta construcción se basa en una propiedad ya descubierta por Bernoulli: mientras el ángulo de giro crece en progresión aritmética -sumando siempre la misma cantidad-, el radio correspondiente crece en progresión geométrica - multiplicando siempre el radio anterior por un mismo número-.

Jacob Bernoulli descubrió varias propiedades de esta curva que pasaron inadvertidas a Descartes y Torricelli, entre ellas, el hecho de que la espiral logarítmica es la única curva que verifica que su evoluta, su involuta, su caústica y su podaria son, a su vez, una espiral logarítmica.

Nos explicamos ahora el *Eadem mutata resurgo* atribuido por el bueno de Jacob Bernoulli a esta espiral: aunque me cambien, es decir si trazan mi evoluta, mi involuta, mi caústica de reflexión o de refracción, siempre volveré a aparecer semejante a mí mismo.

Jacob Bernoulli había descubierto además otra extraña propiedad, la autosemejanza o autosimilitud (Fig. 3.57.), que relaciona directamente esta espiral con los objetos fractales.

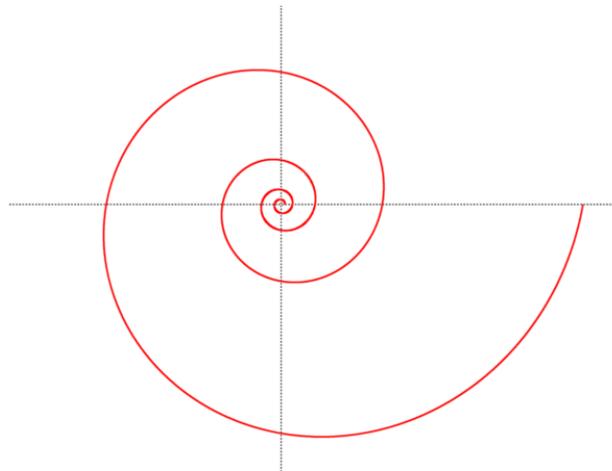


Fig. 3.55. Espiral logarítmica grado 10

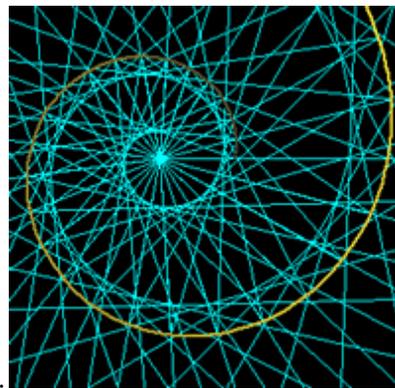


Fig. 3.56. Formación de la espiral logarítmica por el trazo sucesivo de triángulos semejantes

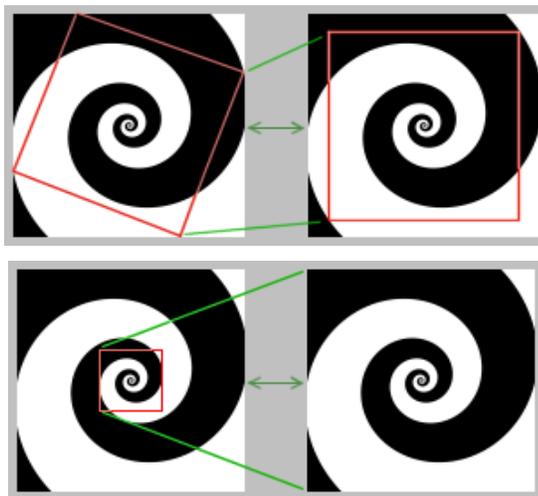


Fig. 3.57. Propiedades de autosimilitud y de invariancia ante cualquier transformación a fin de la espiral logarítmica

La propia construcción de esta espiral nos sugiere el motivo de su abundante presencia como forma que rige el crecimiento de numerosos organismos vivos. Las dos ideas que inspiran este crecimiento son las de rotación más dilatación. Crecimiento aditivo autosemejante con enrollamiento. Nos explicamos ahora por qué las conchas de muchos caracoles vistas frontalmente forman espirales logarítmicas: al fin y al cabo no les queda más remedio que crecer siendo siempre iguales a sí mismos. Pero es el reino vegetal el que nos muestra los ejemplos más generosos de este tipo de espirales. Las espirales que hemos visto en los girasoles, las margaritas y muchas otras flores, las piñas., son espirales equiangulares o logarítmicas. La espiral logarítmica también está asociada con los números de Fibonacci (Fig. 3.58.) y puede ser el patrón geométrico de esa secuencia [mathworld, 2011]. La espiral aparece sin fin, se desarrolla hacia afuera o hacia adentro; por lo tanto, no hay puntos finales reales, y la curva crea un número infinito de curvas alrededor de su polo.

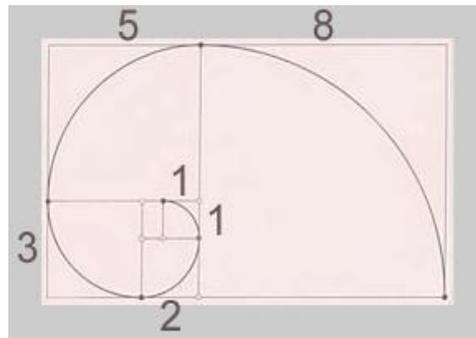


Fig. 3.58. Creación de la espiral logarítmica a partir de los números de Fibonacci.

3.8. Representaciones del tipo de series de tiempo

Los conceptos como la clasificación, el indexado y la detección de motivos para las series de tiempo, son bastante maduras [Lin y Keogh, 2006], [Lin et al., 2002], [Lin et al., 2003], [Lin et al., 2004], [Lin et al., 2005]. Como con la mayoría de los problemas en ciencias de la computación, la elección de la representación adecuada tiene un gran efecto en la facilidad y la eficiencia en el manejo de la minería de datos para las series de tiempo. Con esto en mente, se han introducido muchos métodos de representación de las series de tiempo, entre las cuales están la Transformada de Fourier Discreta (TFD), la Transformada Wavelet Discreta (TWD), los modelos de aproximaciones lineales por partes (*Piecewise Linear*)-(PLA) y de aproximaciones constantes por partes adaptativos (*Adaptive Piecewise Constant*)-(APCA), y la Descomposición del Valor

Singular (DVS). La Fig. 3.59. , ilustra las representaciones que se usan con mayor frecuencia [Lin y Keogh, 2006].

Una característica importante de todas las representaciones antes mencionadas, es que sus valores son reales. Esto limita a los algoritmos a las estructuras de la información y a las definiciones disponibles para ellos. Dichas limitaciones han llevado a los investigadores a considerar el uso de representaciones simbólicas de las series de tiempo.

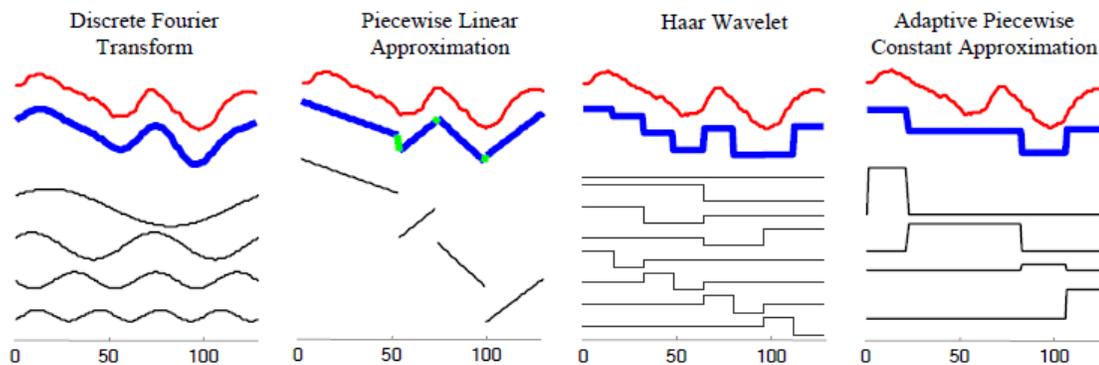


Fig. 3.59. Las representaciones más comunes para la minería de datos en series de tiempo. Se puede visualizar cada una como un intento de aproximar a la señal con una combinación de funciones básicas

En esencia, una serie de tiempo es una colección de muestras hechas de forma secuencial en el tiempo. De manera que, siempre y cuando la información que nos interesa analizar se pueda representar en una secuencia, las tecnologías de series de tiempo se pueden aplicar. En este trabajo, los rasgos de la retina se extraen, codifican y representan como secuencias de información o como series de tiempo. Los conceptos de series de tiempo se aplican para la representación y correspondencia de las plantillas. Un avance importante en la investigación sobre las series de tiempo es la introducción de las SAX (*Symbolic Aggregate Approximation*, aproximación agregada simbólica). SAX es una herramienta sencilla y efectiva para resolver la mayoría de los problemas relacionados con las series de tiempo.

3.9. Herramienta SAX

SAX permite que una serie de tiempo con una longitud arbitraria n sea reducida a una secuencia de longitud arbitraria w , ($w < n$, típicamente $w \ll n$). El tamaño de alfabeto también es un número entero arbitrario a , donde $a > 2$. La Tabla 3.4 resume la notación principal usada en esta sección y en otras posteriores.

Tabla 3.4 Notación principal utilizada en las siguientes secciones

C	Una serie de tiempo $C = C_1, \dots, C_n$
\bar{C}	Una Aproximación por partes agregadas (PAA, <i>Piecewise Aggregate Approximation</i>) de una serie de tiempo $\bar{C} = \bar{C}_1, \dots, \bar{C}_w$
\hat{C}	Una representación simbólica de una serie de tiempo $\hat{C} = \hat{C}_1, \dots, \hat{C}_x$
w	El número de segmentos PAA que representa a la serie de tiempo C
a	Tamaño del alfabeto (por ejemplo, para el alfabeto = { a , b , c }, $a = 3$)

Este procedimiento de discretización es único porque usa una representación intermedia entre las series de tiempo puras y las secuencias de símbolos [Lin y Keogh, 2006], [Lin et al., 2002], [Lin et al., 2003], [Lin et al., 2004], [Lin et al., 2005]. Primero se transforma la información en la PAA y se simboliza la representación PAA en una secuencia discreta (Fig. 3.60.). La principal ventaja de esta técnica es la reducción de la dimensionalidad, la cual está bien definida y bien documentada, y se desarrolla automáticamente hacia la representación simbólica. La reducción de la dimensión de obtiene al convertir la secuencia Q en su representación SAX Q_{SAX} . El número de la longitud y del nivel de Q_{SAX} puede usarse para controlar el grado de reducción de la dimensión. La reducción de dimensionalidad PAA es intuitiva y simple.

3.9.1. Reducción de dimensionalidad por medio de PAA

Una serie de tiempo C de longitud n puede representarse en un espacio de dimensión n mediante un vector $\bar{C} = \bar{C}_1, \dots, \bar{C}_w$. El i -ésimo elemento de C se calcula con la ayuda de la siguiente ecuación:

$$\bar{C} = \frac{w}{n} \sum_{j=\frac{n}{w}(i-1)+1}^{\frac{n}{w}} C_j \tag{3.12}$$

Es necesario normalizar previamente cada serie de tiempo, para tener una media de cero y una desviación estándar de uno antes de convertirla en la representación PAA, ya que está claro que no es relevante comparar series de tiempo con diferentes desplazamientos y amplitudes.

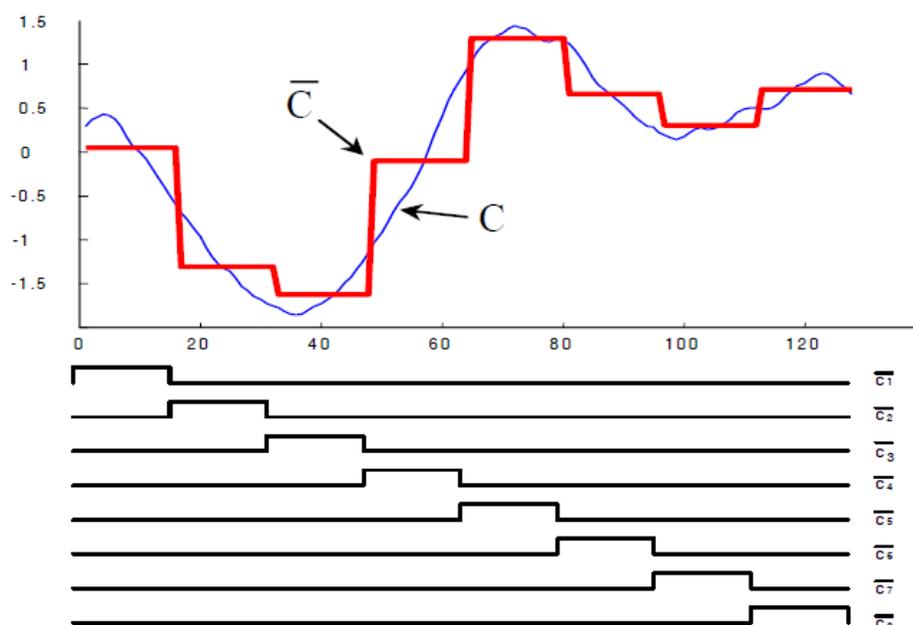


Fig. 3.60. La representación PAA puede ser visualizada como una aproximación de la modelación de una serie de tiempo con una combinación lineal de funciones básicas rectangulares. En este caso, una secuencia de longitud 128 se reduce a una dimensión de 8

3.9.2. Discretización

Luego de transformar una base de datos de series de tiempo en PAA, podemos aplicar una transformación más para obtener una representación discreta. Es deseable tener una técnica de discretización que produzca símbolos con equiprobabilidad. Esto se logra fácilmente debido a que las series de tiempo normalizadas tienen una distribución de Gauss. Dado que las series de tiempo normalizadas tienen una distribución de Gauss alta, es posible determinar los “puntos de corte” que producirán áreas a de tamaños iguales bajo la curva de Gauss.

Definición 1. Puntos de corte: son una lista organizada de números $B = \beta_1, \dots, \beta_{a-1}$ tales que el área bajo una curva de Gauss $N(0,1)$ de β_i a $\beta_{i+1} = \frac{1}{a}$; (β_0 y β_a se definen como $-\infty$ e ∞ , respectivamente) [Lin y Keogh, 2006]. Estos puntos de corte pueden determinarse al buscarlos en una tabla estadística. Por ejemplo, la Tabla 3.5 muestra los puntos de corte para valores de a de 3 a 10. Una vez que se obtienen los puntos de corte, es posible discretizar una serie de tiempo de la siguiente manera: primero se obtiene una PAA de la serie de tiempo.

La representación SAX se obtiene al transformar una serie de tiempo en una representación del tipo PAA; después, determinados puntos de corte se usan para convertir a los coeficientes de la

PAA en símbolos SAX. En esencia, SAX convierte una secuencia de datos y valores reales en una serie de símbolos.

Tabla 3.5 Puntos de corte para valores de a de 3 a 10

$\beta_i \backslash a$	3	4	5	6	7	8	9	10
β_1	-0.43	-0.67	-0.84	-0.97	-1.07	-1.15	-1.22	-1.28
β_2	0.43	0	-0.25	-0.43	-0.57	-0.67	-0.76	-0.84
β_3		0.67	0.25	0	-0.18	-0.32	-0.43	-0.52
β_4			0.84	0.43	0.18	0	-0.14	-0.25
β_5				0.97	0.57	0.32	0.14	0
β_6					1.07	0.67	0.43	0.25
β_7						1.15	0.76	0.52
β_8							1.22	0.84
β_9								1.28

Todos los coeficientes PAA que están debajo del punto de corte más pequeño se asocian con el símbolo “a”; todos los coeficientes mayores o iguales que el punto de corte más pequeño y menores que el segundo punto de corte más pequeño se asocian con el símbolo “b”, etc. La Fig. 3.61. , ilustra esta idea. Nótese que en este ejemplo, los 3 símbolos, “a”, “b” y “c” son aproximadamente equiprobables como lo deseamos. A la concatenación de símbolos que representan una sub secuencia le llamamos **palabra**.

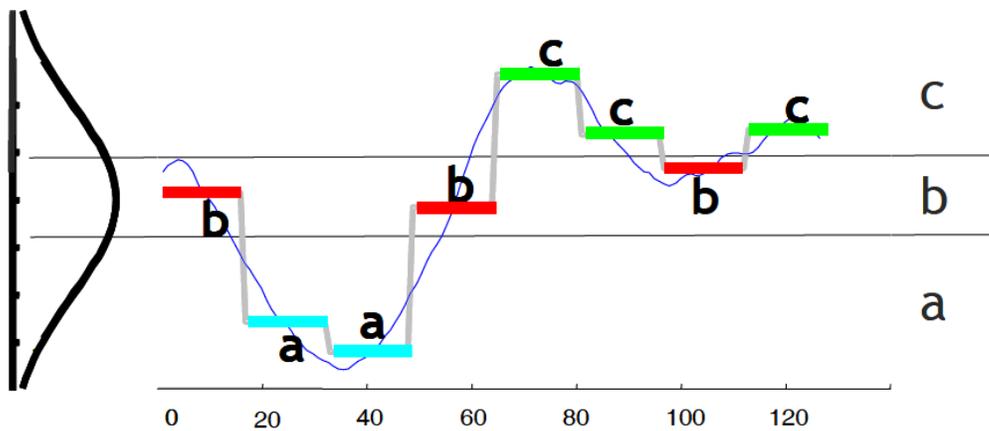


Fig. 3.61. Una serie de tiempo es discretizada obteniendo primeramente su aproximación PAA y posteriormente al utilizar puntos de corte predeterminados para mapear a los coeficientes PAA en símbolos SAX. En el ejemplo anterior, con $n = 128$, $w = 8$ y $a = 3$, la serie de tiempo es mapeada en la palabra baabccbc

Definición 2. Palabra: Una sub secuencia C de longitud n puede representarse como una palabra como sigue. Dejemos que $alfa_i$ denote el i -ésimo elemento del alfabeto, es decir, $alfa_1 = a$ y $alfa_2 = b$. Entonces el mapeo de una aproximación PAA de \bar{C} para una palabra \hat{C} se obtiene como sigue:

$$\hat{c}_i = alfa_j \text{ si } \beta_{j-1} \leq \bar{C}_i < \beta_j \quad (3.13)$$

La representación PAA es solamente un paso intermedio necesario para obtener la representación simbólica.

3.9.3. Medidas de distancia

Tras introducir la nueva representación de las medidas de tiempo, se puede definir una medida de distancia. La medida de distancia más común de todas, para las series de tiempo, es la distancia euclidiana. Dadas dos series de tiempo Q y C de la misma longitud n , la ecuación 3.14 define su distancia euclidiana y la Fig. 3.62. , ilustra (a) La distancia euclidiana entre dos series de tiempo puede ser visualizada como la raíz cuadrada de la suma de las diferencias cuadradas de cada par de puntos correspondientes. (b) La medida de distancia definida por la aproximación PAA se puede ver como la raíz cuadrada de la suma de las diferencias cuadradas entre cada par de coeficientes PAA correspondientes, multiplicados por la raíz cuadrada de la tasa de compresión. (c) la distancia entre dos representaciones SAX requiere buscar la distancia entre cada par de símbolos, elevarlos al cuadrado, sumarlos, sacar la raíz cuadrada y finalmente multiplicarlo por la raíz cuadrada de la tasa de compresión.

$$D(Q, C) \equiv \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - c_i)^2} \quad (3.14)$$

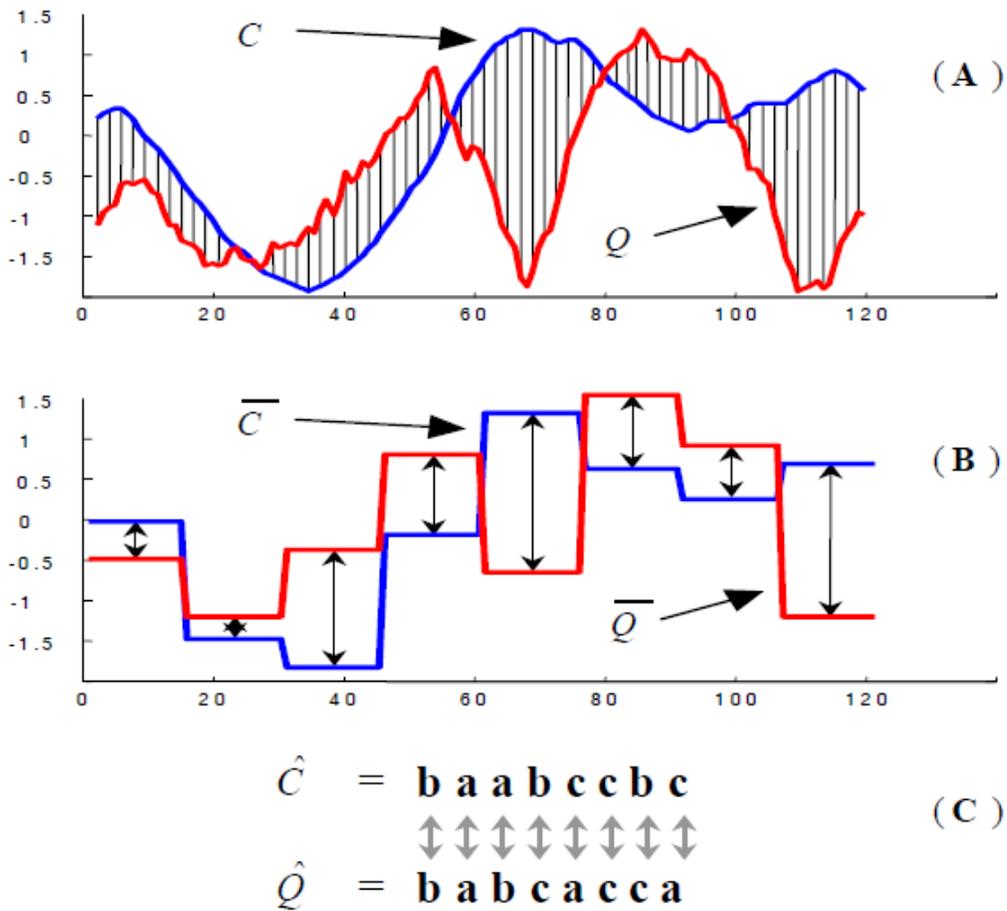


Fig. 3.62. Intuición visual de las tres representaciones discutidas anteriormente y sus métricas de similitud definidas para cada una (C curva azul y Q curva roja).

Si se transforman las subsecuencias originales en representaciones PAA, \bar{Q} y \bar{C} , con la ecuación 3.14 es posible obtener una aproximación de los límites inferiores de la distancia euclidiana entre las subsecuencias con:

$$DR(\bar{Q}, \bar{C}) \equiv \sqrt{\frac{n}{w}} \sqrt{\sum_{i=1}^w (\bar{q}_i - \bar{c}_i)^2} \tag{3.15}$$

Esta medida se ilustra en Fig. 3.62. (B). Si se transforma aún más la información en la representación simbólica, se puede definir una función de MINDIST que arroje la distancia mínima entre las series de tiempo originales de dos palabras:

$$MINDIST(\hat{Q}, \hat{C}) \equiv \sqrt{\frac{n}{w}} \sqrt{\sum_{i=1}^w (dist(\hat{q}_i - \hat{c}_i))^2} \tag{3.16}$$

Esta función se parece a la ecuación 3.15, excepto que la distancia entre los dos coeficientes PAA se ha reemplazado con la subfunción *dist* (). La subfunción *dist* () puede aplicarse usando una tabla de referencia como la que se ilustra en la Tabla 3.6.

Tabla 3.6 Muestra de la tabla usada por la función MINDIST. Esta tabla es la utilizada para un alfabeto de cardinalidad 4, es decir, $a = 4$. La distancia entre los dos símbolos se puede calcular analizando el renglón y la columna correspondiente. Por ejemplo, $dist(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = 0$ y $dist(\mathbf{a}, \mathbf{c}) = 0.67$.

	a	b	c	d
a	0	0	0.67	1.34
b	0	0	0	0.67
c	0.67	0	0	0
d	1.34	0.67	0	0

El valor en la celda/célula (r,c) para cualquier tabla de referencia puede calcularse con la siguiente expresión:

$$celda_{r,c} = \begin{cases} 0, & \text{si } |r-c| \leq 1 \\ \beta_{\max(r,c)-1} - \beta_{\min(r,c)}, & \text{de otra manera} \end{cases} \tag{3.17}$$

Para un valor dado del tamaño a del alfabeto, la tabla sólo necesita calcularse una vez, y luego se almacena para consultas rápidas. La función MINDIST puede verse en la Fig. 3.62. (c).

La MINDIST (*MINimum DISTance*, distancia mínima) se emplea para medir la similitud entre dos series de símbolos SAX. En este trabajo, SAX se usa para la representación de la plantilla de la retina y la MINDIST se usa como el marcador de la correspondencia entre dos plantillas.

Los fundamentos teóricos aquí presentados constituyen el respaldo para la solución del problema planteado en el objetivo general. Cada metodología antes descrita, será implementada en las imágenes contenidas en las dos bases de datos consideradas y se realizará un análisis del efecto de variar el valor de cada parámetro de las metodologías descritas para el resultado final del sistema y a partir de los resultados obtenidos se ajustaran dichos parámetros para elegir el más apropiado de acuerdo a las necesidades del sistema.

4. Solución del problema

En capítulo es presentado un sistema biométrico de autenticación que emplea la red vascular de la retina como característica biométrica. Como se mencionó anteriormente, este es un patrón único en cada individuo y es casi imposible falsificarlo. Así mismo, el patrón vascular no cambia a lo largo de la vida del individuo, a menos que una patología seria aparezca en el ojo. Las enfermedades más comunes como la diabetes, no cambia el patrón vascular de manera que su topología sea afectada. Algunas lesiones (puntos o pequeñas regiones) pueden aparecer pero son fácilmente evitadas empleando el método de segmentación de vasos sanguíneos antes mencionado. Por lo tanto, el patrón de vasos sanguíneos de la retina ha demostrado ser un rasgo biométrico valido para la autenticación.

4.1. Descripción general de la propuesta

En este capítulo se describe un sistema de autenticación inicial basado en la estructura vascular de la retina. Este sistema servirá para dos propósitos inicialmente: primero, será útil para probar y validar a las imágenes de retina digitales para la tarea de autenticación, y segundo, será la base para el sistema de autenticación final presentado en esta tesis.

El sistema de autenticación extraerá la estructura vascular retiniana completa de la imagen digital y esta estructura será la base para crear la plantilla biométrica. La Fig. 4.1. , muestra un esquema de las principales etapas del proceso de autenticación para este sistema. Las siguientes secciones discutirán dichas etapas: pre procesamiento de la imagen, segmentación de la red vascular, extracción de los rasgos y generación de la plantilla biométrica, registro y comparación.

Como primera etapa, la extracción de la red vascular retiniana se puede realizar utilizando una técnica de segmentación de vasos sanguíneos aplicada a la imagen digital. En este trabajo, las imágenes retinianas son imágenes centradas utilizando el disco óptico como eje. La red vascular segmentada será la base para la creación del patrón biométrico. Sin embargo, imágenes segmentadas del mismo individuo que fueron capturadas de diferentes imágenes pueden resultar en diferentes diámetros en los vasos sanguíneos dependiendo de la iluminación y de otros factores, haciendo que la etapa de registro sea muy costosa computacionalmente. Por otra parte, el nivel del detalle en un proceso de segmentación completo es intuitivamente mayor que la precisión necesaria para caracterizar a un individuo por la estructura vascular de su retina. Por lo tanto, la idea inicial es lograr una representación homogénea de la estructura vascular por medio de la representación de los vasos como una secuencia de datos o una serie de tiempo empleando una espiral logarítmica como método de muestreo y representación.

Como se muestra en la Fig. 4.1. , el sistema de reconocimiento automático basado en la retina humana tiene 3 componentes principales:

1. Fase de preprocesamiento. Este paso permite obtener la red vascular segmentada a partir de la imagen original en nivel de gris, y por lo tanto, la tarea de extracción de rasgos se simplifica.

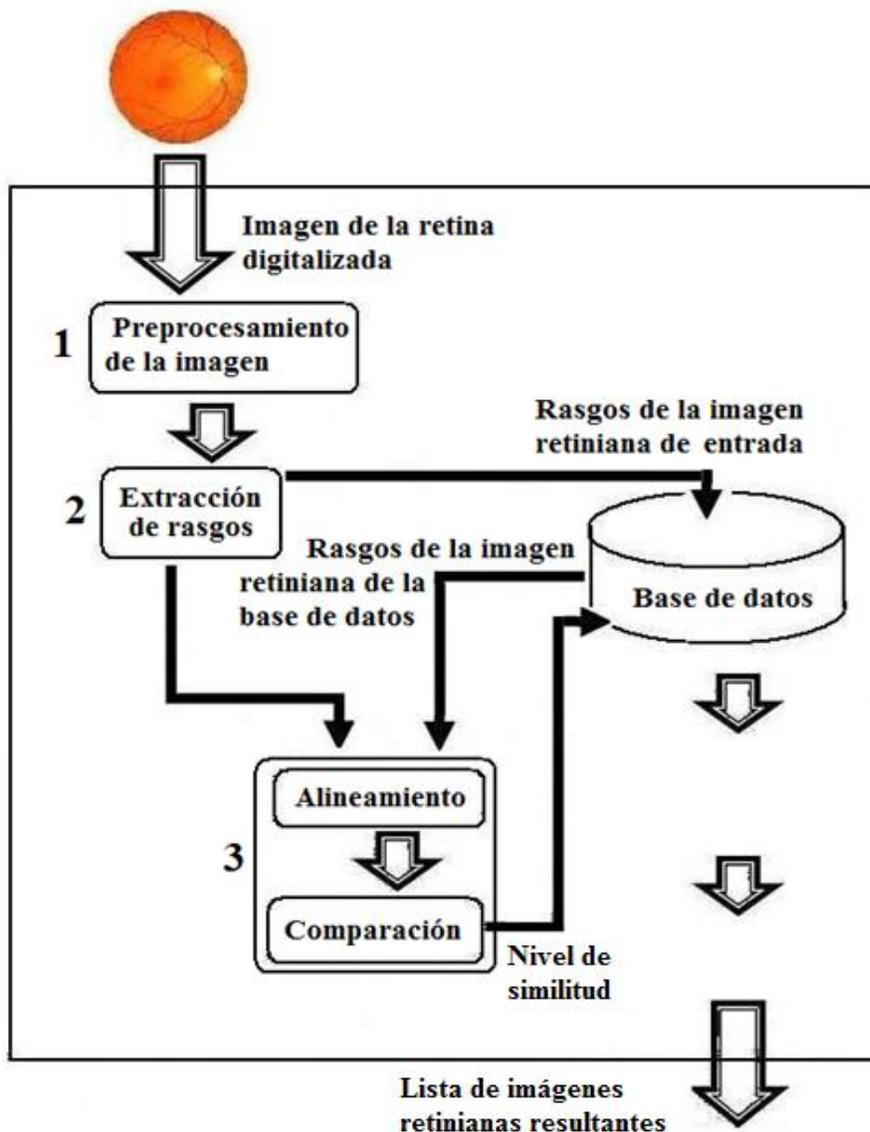


Fig. 4.1. Diagrama a bloques del sistema de reconocimiento automático basado en la retina

2. Fase de extracción de características o de representación. Constituye la esencia del diseño de un sistema automático de identificación biométrica, lo cual tiene profundas implicaciones en el diseño del resto del sistema.

3. Fase de correlación. Proceso de cálculo de la similitud entre dos imágenes biométricas. En este trabajo se ha implementado el algoritmo de coincidencias de alineación propuesto en [Jain et al., 1997a] y [Jain et al., 1997b], debido a que su teoría es simple, eficaz para la discriminación, rápida y además capaz de encontrar las correspondencias entre las minucias sin recurrir a una búsqueda exhaustiva, ya que muestra una capacidad de adaptación para compensar las deformaciones no lineales y las transformaciones inexactas entre diferentes imágenes de la retina. En la siguiente sección se explica en detalle cada etapa.

4.2. Etapa de preprocesamiento

El preprocesamiento de la imagen retiniana es un requisito que se lleva a cabo después de la captura de la imagen debido a la heterogeneidad inherente de este proceso. La etapa de preprocesamiento es necesaria para obtener una mejor representación y mayor homogeneidad de la imagen retiniana para hacer valer la capacidad de repetición de la etapa de extracción de características [Ortega y Gonzalez, 2009], [Gour et al., 2008]. El preprocesamiento de la imagen retiniana es necesario para:

- ✓ Mejorar las imágenes;
- ✓ Mantener la integridad de las estructuras de los vasos sanguíneos;
- ✓ Evitar la introducción de objetos espúreos o artefactos; y
- ✓ Mantener la conectividad de los vasos sanguíneos mientras se mantiene la separación entre ellos.

En la Fig. 4.2. , se ilustra la secuencia propuesta para la etapa de preprocesamiento, la cual consta de las 6 subetapas que se enlistan a continuación:

1. Selección del plano verde;
2. Generación de la región de interés;
3. Mejoramiento de las imágenes para la detección de los vasos sanguíneos en la red;
4. Cálculo de la matriz de coocurrencia;
5. Segmentación de la red vascular mediante la técnica de entropía de segundo orden;
6. Detección del disco óptico para enmascarar los vasos sanguíneos localizados internamente;

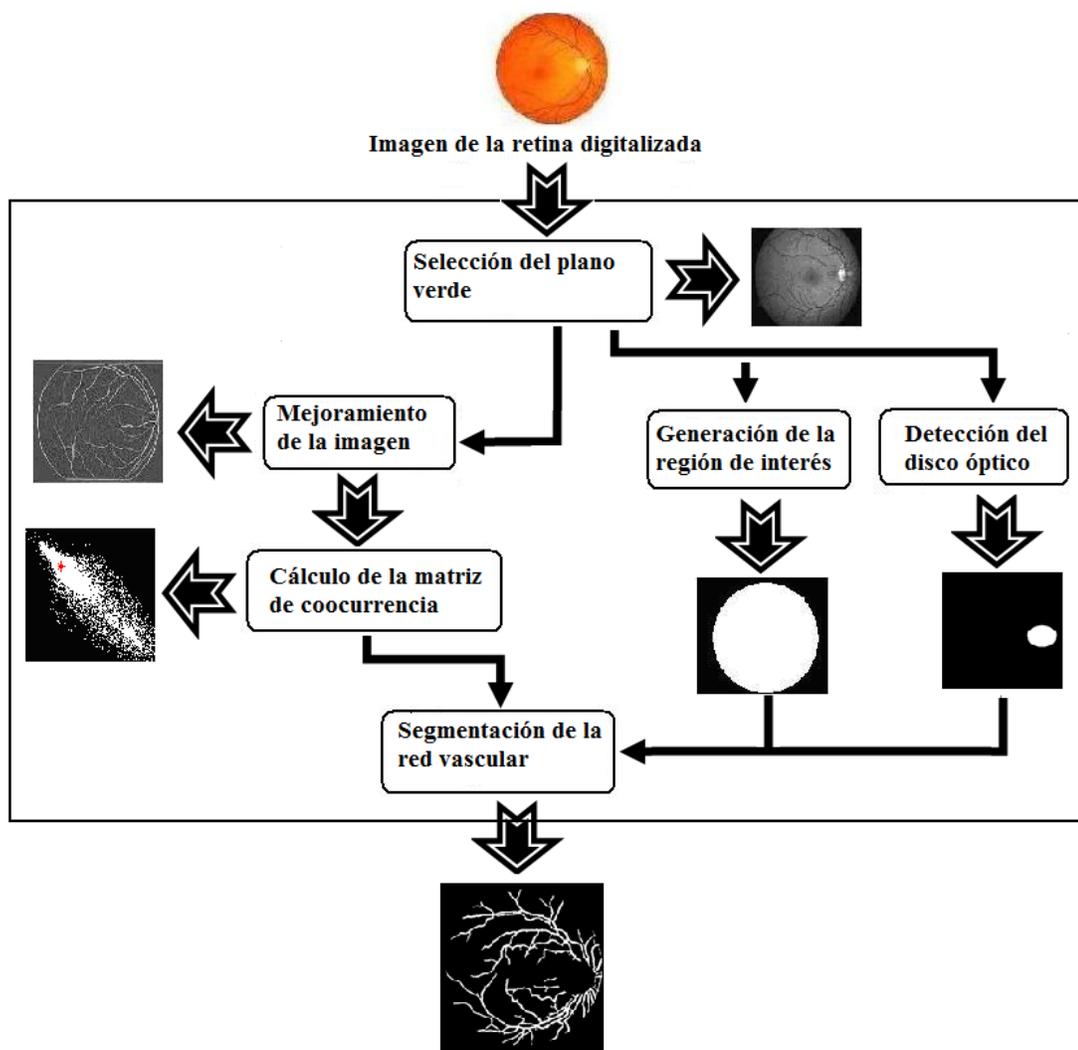


Fig. 4.2. Diagrama de bloques de la etapa de preprocesamiento de la imagen

4.2.1. Selección del plano verde

Una imagen en nivel de gris se puede obtener mediante la extracción del plano verde de la imagen original en RGB (*Red, Green, Blue*). La componente verde de una imagen retiniana en colores muestra a los vasos sanguíneos en un fondo con más contraste (vasos sanguíneos oscuros sobre un fondo relativamente brillante). Por lo tanto, el canal verde de la imagen se emplea en la detección de la red vascular retiniana [Jung y Hong, 2006], [Lee et al., 2006]. En la Fig. 4.3. (b) se muestra el plano verde de la Fig. 4.3. (a).

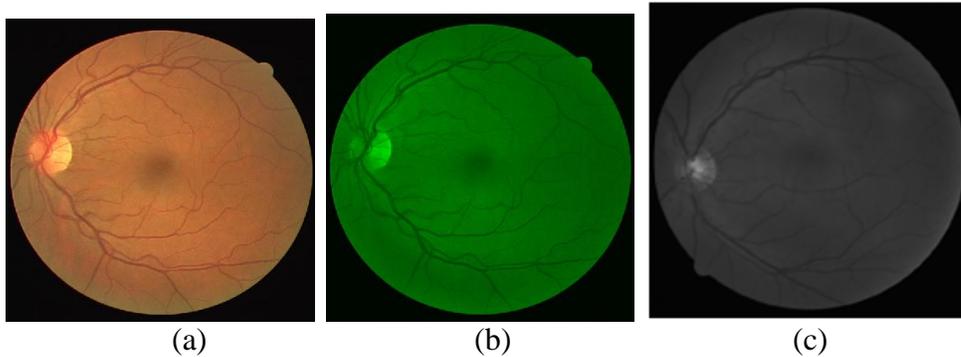


Fig. 4.3. Extracción del plano verde; (a) Imagen original, (b) plano verde correspondiente y (c) imagen en niveles de gris del plano verde

4.2.2. *Generación de la región de interés*

Esta subetapa tiene como objeto el etiquetado de los píxeles pertenecientes a la región de interés (RDI) de la imagen de fondo del ojo [Siddalingaswamy y Prabhu, 2007], [Gagnon et al., 2000]. Los píxeles que están fuera de la RDI pertenecen a la región oscura que rodea a la imagen. Dichos píxeles no son estrictamente oscuros (valor cero de intensidad) por lo que es necesario desprenderse de ellos en la fase de preprocesamiento. La generación de las máscaras utiliza un método de umbralado con un valor de umbral seleccionado de forma empírica, de manera que los píxeles con valor de intensidad mayor al umbral se consideren como pertenecientes a la RDI. El umbral se aplica en la banda de color verde de la imagen (Fig. 4.3. (c)). El algoritmo es suficientemente resistente como para permitir la generación automática de las máscaras en imágenes de baja calidad visual, que es el principal problema en esta etapa. Todas las imágenes contenidas en la base de datos utilizada en este trabajo se enmascararon correctamente empleando este esquema.

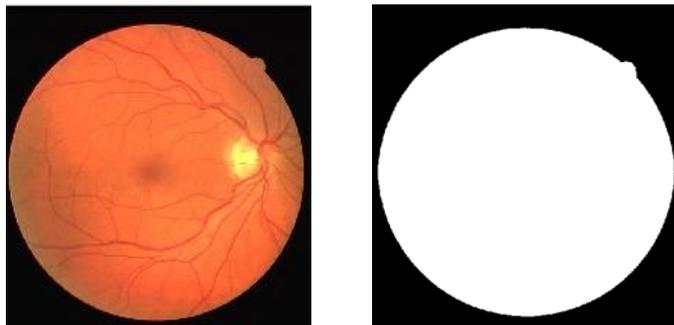


Fig. 4.4. Resultado de la generación de la región de interés para una imagen típica

4.2.3. *Mejoramiento de la imagen*

La eliminación del ruido en la imagen y el aumento de contraste son necesarios antes de aplicar el algoritmo de segmentación de los vasos para la extracción de los puntos característicos. Una iluminación desigual está presente normalmente en las imágenes retinianas y debe ser suprimida a fin de lograr una segmentación más precisa de los vasos sanguíneos. Con el fin de caracterizar los elementos retinianos de interés, se utiliza un filtro para detectar los segmentos lineales de las imágenes de la retina [Choe et al., 2006].

El método descrito en este trabajo emplea uno de los enfoques básicos para la detección de bordes: el método de mejora para lograr un algoritmo rápido para la detección automatizada de los vasos sanguíneos en las imágenes de la retina.

4.2.3.1. **Mejoramiento de los vasos sanguíneos por medio de filtros con forma de campana de Gauss**

Es importante señalar que los vasos de la retina pueden ser representados por segmentos lineales con secciones transversales en forma de campana de Gauss (Fig. 4.5.) [Chaudhuri et al., 1989].

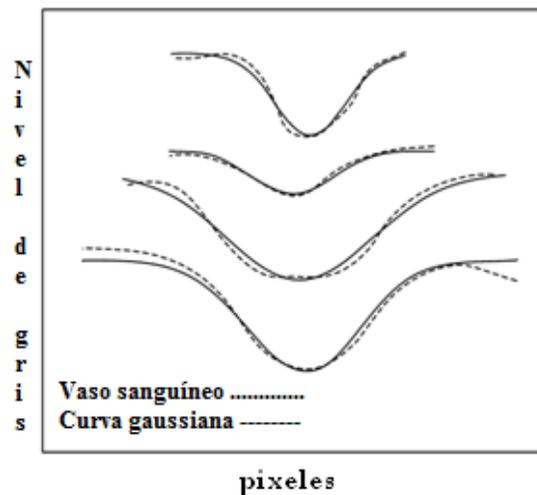


Fig. 4.5. Perfil de vasos sanguíneos y su similitud con curvas gaussianas

Debe construirse un filtro para la detección del borde de los segmentos de vaso en todas las direcciones posibles. Los valores en el nivel de gris pueden ser aproximados por una curva de Gauss (Ec. 4.1):

$$f(x, y) = A \left[1 \pm K \exp \left(-\frac{d(x, y)^2}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (\text{Ec. 4.1})$$

Donde d es la distancia perpendicular entre el pixel (x, y) y la línea central del vaso sanguíneo; σ define el perfil, A es la intensidad de la nivel de gris del fondo; y K es una constante utilizada para dar cuenta de la reflectancia de los vasos sanguíneos en relación con su entorno.

Basándose en la Ec.1, Chaudhuri [Chaudhuri et al., 1989] derivó un kernel de correlación con el ángulo θ de Gauss en 2D, dado por la Ec. 4.2.

$$K_{\theta}(x, y) = \pm \exp \left(-\frac{u(x, y)^2}{2\sigma^2} \right) \quad (4.2)$$

donde $(u, v)^T$ es una nueva coordenada de $(x, y)^T$ después de que $(x, y)^T$ es rotado un ángulo θ . En otras palabras, si dejamos que $R(\theta)$ sea la matriz de rotación especificada por θ , entonces:

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

y $(u, v)^T = (x, y)^T R(\theta)$. Chaudhuri [Chaudhuri et al, 1989] usó la ecuación 4.2 para diseñar 12 kernels de correlación con ángulo θ de Gauss en 2D $\{K_{\theta}(x, y)\}_{i=0}^{11}$ para cubrir 12 orientaciones de vasos sanguíneos en los ángulos $\theta_0 = 0^\circ$, $\theta_1 = 15^\circ$, ..., $\theta_{11} = 165^\circ$, donde la diferencia entre dos ángulos consecutivos es de 15 grados, es decir: $\theta_{i+1} - \theta_i = 15^\circ$.

Una desventaja del enfoque de Chaudhuri es la complejidad computacional. Se requiere de implementaciones independientes de 12 kernels $\{K_{\theta}(x, y)\}_{i=0}^{11}$. A fin de mitigar estos problemas, se desarrolló un filtro en forma de campana de Gauss (BSGMF, del inglés *Bell Shape Gaussian Matched Filter*) con 12 orientaciones, donde el kernel se obtuvo con la ecuación 4.4, [Yang et al., 2000].

$$K(x, y) = \pm \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right) \quad (4.4)$$

con una disminución truncada en $x^2 + y^2 = 3\sigma^2$. La ecuación 4.4 no es un filtro pasa bajas, sino un filtro en forma de campana de Gauss. Como se observa en [Yang et al., 2000], este es un filtro efectivo para detectar objetos con secciones gaussianas en todas direcciones. El nuevo núcleo tiene

una forma parecida a la curva de Gauss en todas las direcciones, lo cual le da la apariencia de una campana; de ahí el nombre de BSGMF. En la Fig. 4.6. , se ilustra el resultado de la aplicación del filtro BSGMF a la imagen de la Fig. 4.3. (c).

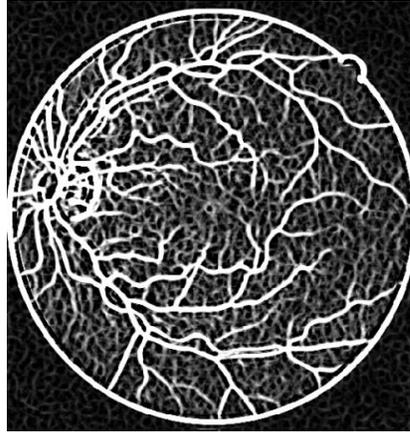


Fig. 4.6. Resultado del realce de los vasos sanguíneos mediante un filtro gaussiano en forma de campana

4.2.3.2. Cálculo de los parámetros del filtro gaussiano

Aunque el diámetro de un vaso sanguíneo disminuye mientras se viaja radialmente fuera del disco óptico, dicho cambio en el calibre es gradual. Las medidas del diámetro de los vasos sanguíneos se encuentran en un rango de 2-10 píxeles (36-180 μm - micrómetros o micras). Sin embargo, para nuestros cálculos iniciales, se asume que todos los vasos sanguíneos en la imagen son del mismo ancho $D = 2\sigma$. Una manera de ajustar los anchos variables del vaso sanguíneo en el esquema propuesto es correr el programa con filtros gaussianos que tienen diferentes valores de σ , pues se encontró que el parámetro específico de la función de Gauss σ esta linealmente relacionado con el ancho del vaso [Chaudhuri et al., 1989].

Los diámetros de estos vasos se calcularon por cinco expertos que se basaron en la inspección visual y los promedios de sus medidas se usaron para el análisis. Se llevó a cabo una simulación de la detección de los vasos sanguíneos usando un filtro de correspondencia de Gauss con diferentes valores para el parámetro σ . Se uso un total de 15 filtros de correspondencia de Gauss cuyo parámetro σ va desde 1 a 15 píxeles, para convolucionar cada vaso. El valor σ de cada perfil se obtuvo por medio del filtro de correspondencia de Gauss antes mencionado, por lo que se puede determinar la relación entre el parámetro σ y el diámetro real del vaso sanguíneo para un sistema específico de imágenes. Finalmente, decidimos usar un valor de $\sigma = 3$ ($D = 6$) que encaja bien con un vaso sanguíneo de calibre mediano para las imágenes de retina que se están analizando. Sin

embargo, como muestra la Fig. 4.6. se ve claramente que los vasos que van del diámetro máximo hasta el tamaño casi capilar también respondieron positivamente al valor seleccionado de σ .

Puede notarse en la Fig. 4.6. que a diferencia de otros métodos de detección de bordes u operadores morfológicos donde sólo los contornos son detectados, este método de realce extrae el vaso sanguíneo completo. Este procedimiento reduce la posibilidad de una detección falsa de vasos sanguíneos en un ambiente no ideal. Además, reduce la respuesta debido al ruido en el fondo, donde no hay vasos sanguíneos. La aplicación de este método ayuda a mejorar la imagen de los segmentos individuales de los vasos sanguíneos. Debe usarse un esquema de umbralado apropiado para distinguir entre los segmentos de vasos sanguíneos, cuya imagen fue mejorada, y el fondo.

4.2.4. *Matriz de coocurrencia*

Como una imagen puede verse como una fuente de información con un vector de probabilidad descrito por su histograma en niveles de gris, la entropía del histograma puede usarse para representar cierto nivel de información contenida en la imagen. Sin embargo, la limitación es que las medidas de la textura de los histogramas no ofrecen información relacionada con la posición relativa de un pixel respecto a otro [Pun, 1980], [Pun, 1981] y [Kapur et al., 1985]. Como resultado, dos imágenes diferentes con un histograma de imagen idéntico umbralarán de la misma forma. Una manera de resolver este problema es considerar la matriz de coocurrencia de niveles de grises, la cual tiene información sobre las transiciones del nivel de gris entre los pixeles de una imagen digital.

4.2.4.1. **Cálculo de la matriz de coocurrencia**

Digamos que una imagen tiene un tamaño de $M \times N$ con L niveles de gris denotados por $G = \{0, 1, \dots, L-1\}$. Sea $f(x, y)$ el nivel de gris del pixel en la ubicación espacial (x, y) . Entonces la imagen puede representarse por una matriz $M \times N$, $F = [f(x, y)]_{M \times N}$. Un histograma de la imagen en 1D que resulta de $f(x, y)$ y la matriz de imagen F es una distribución de los niveles de gris L , $G = \{0, 1, \dots, L-1\}$ de acuerdo con la frecuencia en que ocurren [Chang y Wang, 2006]. Desafortunadamente, tal histograma en 1D no tiene en cuenta la correlación entre los niveles de gris, lo cual es crucial para el umbralado y la segmentación de la imagen. Para resolver este problema, es necesario contar con un histograma en 2D que pueda describir y capturar las correlaciones en la imagen para mejorar el desempeño del umbralado. Un enfoque que puede resolver esto es el de la matriz de coocurrencia.

La matriz de coocurrencia de una imagen es una matriz cuadrada $L \times L$, denotada por $W = [t_{ij}]_{L \times L}$, y cuyos elementos se especifican por el número de transiciones entre todos los pares de niveles de

gris en $G = \{0, 1, \dots, L - 1\}$ de una manera particular [Haralick et al., 1973], [Kittler et al., 1986]. Por cada pixel de la imagen en la coordenada espacial (m, n) con su nivel de gris, especificado por $f(m, n)$, se toma en cuenta a los cuatro pixeles más cercanos en las ubicaciones $(m - 1, n)$, $(m + 1, n)$, $(m, n - 1)$, $(m, n + 1)$, a los cuales se les llama los 4 adyacentes en González y Woods [González y Woods, 2008]. La matriz de coocurrencia que desarrolló Haralick [Haralick et al., 1973] está diseñada para dictar los cambios en las niveles de gris por medio de la comparación de sus niveles de gris $f(m, n)$ con los correspondientes niveles de gris, $f(m - 1, n)$, $f(m + 1, n)$, $f(m, n - 1)$, $f(m, n + 1)$. Se ha demostrado que no hay ninguna diferencia significativa entre considerar los cuatro pixeles vecinos y usar sólo dos pixeles vecinos en las direcciones horizontal y vertical de los 4 adyacentes de un pixel. Una matriz de coocurrencia muy usada es una matriz asimétrica que sólo considera las transiciones de las niveles de gris entre dos pixeles adyacentes. De manera más específica, esta matriz deja que t_{ij} sea el elemento número (i, j) de la matriz de coocurrencia W . Siguiendo la definición encontrada en el trabajo de [Yang et al., 2000], [Chang y Wang, 2004], [Srivastavas, 2005] y [Zhang y Zhang, 2006] tenemos:

$$t_{ij} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \delta_{mn} \quad (4.5)$$

Con $\delta_{mn} = 1$ si:

$$\begin{cases} f(m, n) = i, y, f(m, n + 1) = j \\ \quad \quad \quad y / o \\ f(m, n) = i, y, f(m + 1, n) = j \end{cases} \quad (4.6)$$

de lo contrario $\delta_{mn} = 0$; el “y/o” usado en la δ_{mn} definida anteriormente implica “cualquiera o ambos”.

Cada entrada en la matriz t_{ij} (ecuación 4.5) da el número de veces que el nivel de gris j del pixel sigue a la nivel de gris i en algún patrón. Dependiendo de los diferentes patrones, es posible tener diferentes definiciones de la matriz de coocurrencia. Se ha reportado [Pal y Pal, 1989] y [Zhang y Zhang, 2006] que tomar en cuenta las transiciones horizontales y verticales permite que todos los bordes participen en la selección del umbral. Nótese que en los elementos de la matriz de coocurrencia que se mostró en la ecuación (4.6) sólo se considera la transición del pixel a la derecha y hacia abajo, ya que se ha encontrado que incluir los pixeles de la izquierda y hacia arriba no ofrece mayor información o mejoras importantes [González y Woods, 2008].

Al normalizar el número total de transiciones en la matriz de coocurrencia, una probabilidad deseada de transición del nivel de gris i a j se obtiene con la ecuación (4.7):

$$p_{ij} = \frac{t_{ij}}{\sum_{k=0}^{L-1} \sum_{l=0}^{L-1} t_{kl}} \quad (4.7)$$

4.2.4.2. Cuadrantes de la matriz de coocurrencia

Se parte del hecho de que t sea el valor usado para el umbralado de una imagen. Éste divide entonces a una matriz de coocurrencia en cuatro cuadrantes: A, B, C y D, como se muestra en la Fig. 4.7. Estos cuatro cuadrantes pueden agruparse en dos clases, llamadas cuadrantes locales y cuadrantes conjuntos. Suponemos que los pixeles con niveles de gris por encima del umbral se asignan al fondo y los que están al nivel de o debajo del umbral se asignan al objeto de la imagen. Entonces, los cuadrantes A y C corresponden a transiciones locales dentro del frente y el fondo de la imagen respectivamente, mientras que los cuadrantes B y D son cuadrantes conjuntos, los cuales representan transiciones conjuntas que atraviesan los límites entre el frente y el fondo de la imagen. Por lo tanto, si dejamos que $G_0 = \{0, \dots, t\}$ y que $G_1 = \{t+1, \dots, L-1\}$, los cuatro cuadrantes A(OO), B(OB), D(FO), y C(FF) se determinan por los rangos de niveles de gris $G_0 \times G_0$, $G_0 \times G_1$, $G_1 \times G_0$, $G_1 \times G_1$, respectivamente. Así, las probabilidades asociadas con cada cuadrante pueden obtenerse por medio de las expresiones que agrupa la ecuación 4.8:

$$\begin{aligned} P_A^t &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t p_{ij} & P_B^t &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij} \\ P_C^t &= \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij} & P_D^t &= \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t p_{ij} \end{aligned} \quad (4.8)$$

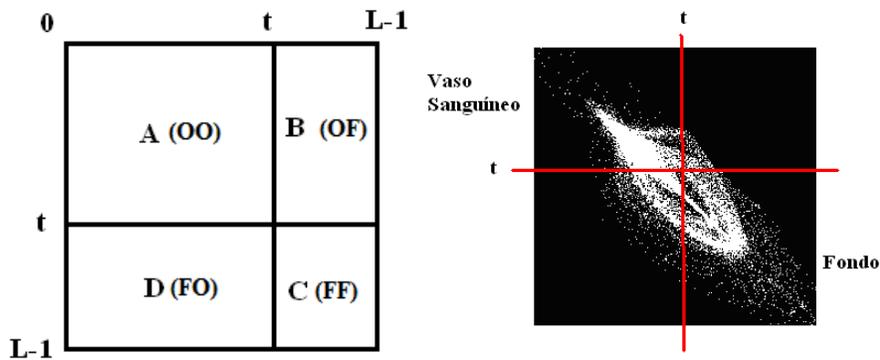


Fig. 4.7. Cuadrantes de la matriz de coocurrencia, (OO=Objeto-Objeto, OF=Objeto-Fondo, FF=Fondo-Fondo y FO=Fondo-Objeto).

Las probabilidades de la transición del nivel de gris en cada cuadrante en particular pueden obtenerse por medio de las llamadas “probabilidades de celda” (ecuaciones 4.9 - 4.12):

$$P_{ij|A}^t = \frac{P_{ij}}{P_A^t} \quad (4.9)$$

$$P_{ij|B}^t = \frac{P_{ij}}{P_B^t} \quad (4.10)$$

$$P_{ij|C}^t = \frac{P_{ij}}{P_C^t} \quad (4.11)$$

$$P_{ij|D}^t = \frac{P_{ij}}{P_D^t} \quad (4.12)$$

4.2.5. Segmentación de los vasos sanguíneos mediante la técnica de la entropía de segundo orden

La segmentación es el procedimiento que se usa para subdividir una imagen en las regiones u objetos que la integran [Zhang y Zhang, 2006]. El nivel al que la subdivisión se lleva a cabo depende del problema que se esté resolviendo [González y Woods, 2008]. Es decir, la segmentación debería detenerse cuando los objetos de interés en una aplicación han sido aislados. La segmentación de imágenes con variables que no tienen valor cero es una de las tareas más difíciles en el procesamiento de imágenes. La precisión de la segmentación determina el éxito o el fracaso de los procedimientos posteriores de análisis por computadora. Por esta razón, debe tenerse mucho cuidado para evitar una segmentación accidentada. Los algoritmos de segmentación de imágenes generalmente se basan en una de las dos propiedades básicas de los valores de intensidad: discontinuidad y semejanza. En la primera categoría, se trata de dividir una imagen basándose en cambios bruscos de intensidad, como los bordes en una imagen. Los enfoques principales en la segunda categoría se basan en dividir la imagen en regiones similares de acuerdo con ciertos criterios predefinidos. El umbralado, el crecimiento de de regiones y la separación de regiones son ejemplos de métodos en esta categoría.

4.2.5.1. El umbralado

Debido a sus propiedades intuitivas y a su sencilla implementación, el umbralado de una imagen $f(x, y)$ goza de un lugar preponderante en la segmentación de las imágenes [González y Woods, 2008]. Supongamos que el histograma de una imagen se compone de objetos claros sobre un fondo oscuro, de tal manera que los pixeles de los objetos y del fondo tienen niveles de grises agrupados en dos modas dominantes. Una manera obvia de extraer los objetos del fondo es seleccionar un umbral T que separe las dos modas. Entonces, cualquier punto (x, y) , para el cual $f(x, y) > T$ se llamará punto del objeto; de lo contrario, el punto se llamará punto del fondo. El umbralado puede verse como una operación que involucra pruebas contra una función T de la forma:

$$T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)] \quad (4.13)$$

donde $f(x, y)$ es el nivel de gris del punto (x, y) y $p(x, y)$ denota alguna propiedad local de este punto, por ejemplo, el nivel de gris promedio de una vecindad centrada en (x, y) . Una imagen umbralada $g(x, y)$ se define como:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } (x, y) > T \\ 0 & \text{si } (x, y) \leq T \end{cases} \quad (4.14)$$

Por lo tanto, los pixeles marcados como 1 (o cualquier otro nivel de gris conveniente) corresponden a los objetos, mientras que los pixeles marcados con 0 (o cualquier otro nivel de gris que no esté asignado a los objetos) corresponden al fondo de la imagen. Cuando T depende sólo de $f(x, y)$, es decir, sólo de los valores de los niveles de gris, el umbral se llama *global*. Si T depende de ambos, es decir, de $f(x, y)$ y de $p(x, y)$, el umbral se llama *local*. Si además T depende de las coordenadas espaciales x y y , el umbral se llama *dinámico* o *adaptativo*.

4.2.5.2. Umbralado basado en la entropía relativa

La entropía relativa se ha usado para medir la distancia entre dos fuentes de información. Mientras más pequeña sea la entropía relativa, más cercanas estarán las dos fuentes en términos de sus distribuciones de probabilidad [Chang y Wang, 2006]. Una fuente puede especificarse por un vector de probabilidad. Ahora, digamos que hay dos fuentes, X y Y , cada una de las cuales tiene alfabetos de la fuente L . Dejemos que X y Y sean especificadas por los vectores de probabilidad $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_L)$ y $\mathbf{h} = (h_1, \dots, h_L)$, respectivamente. La entropía relativa entre las dos fuentes X y Y

por medio de sus vectores de probabilidad respectivos \mathbf{p} y \mathbf{h} (o la entropía de \mathbf{h} relativa a \mathbf{p}), denotada por $J(\mathbf{p}; \mathbf{h})$ se define por la ecuación (4.15):

$$J(p; h) = \sum_{j=0}^{L-1} p_j \log \frac{p_j}{h_j} \quad (4.15)$$

La definición dada por la ecuación (4.15) fue introducida por Kullback [Kullback, 1968] como una medida de distancia de la información entre dos distribuciones de probabilidad. Se llama medida de discriminación de información de Kullback-Leiber; también se le conoce como **entropía cruzada** y **divergencia dirigida**. Ésta implica que mientras más pequeña sea la entropía relativa, la discrepancia entre \mathbf{p} y \mathbf{h} será menor; por lo tanto, la correspondencia entre estos dos vectores será mejor. La entropía relativa puede usarse para medir la distancia entre una imagen y su imagen umbralada. Vale la pena notar que la entropía relativa no es simétrica, es decir $J(\mathbf{p}; \mathbf{h}) \neq J(\mathbf{h}; \mathbf{p})$. En este trabajo, la imagen original siempre está designada como la imagen nominal p , y la imagen umbralada como h , la que trata de tener correspondencia con la imagen original.

4.2.5.3. Uso de la matriz de coocurrencia de los niveles de gris para el umbralado basado en la entropía relativa

Kittler e Illingworth [Kittler e Illingworth, 1986] sugirieron por primera vez el concepto de usar la entropía relativa como un criterio para el umbralado. Dichos autores suponían que una imagen podría modelarse con una mezcla de dos distribuciones de Gauss, las que pueden usarse para describir el fondo y el objeto de una imagen, respectivamente. Como puede verse en el Umbralado de Error Mínimo (UEM, *Minimum Error Thresholding*, MET) de Kittler e Illingworth [Kittler e Illingworth, 1986], el método se basa solamente en el histograma de los niveles de gris de una imagen que no ha tomado en cuenta la correlación entre los niveles de gris. Esto lleva a la idea de usar la matriz de coocurrencia para extender la MET, llamada entropía relativa de segundo orden, a diferencia de la UEM, llamada entropía relativa de primer orden. En este caso, $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_L)$ y $\mathbf{h} = (h_1, \dots, h_L)$, definidas en la ecuación (4.15), son reemplazadas, respectivamente, por las probabilidades de transición de los niveles de gris $\{p_{ij}\}_{i=0, j=0}^{L-1, L-1}$ generadas por la matriz de coocurrencia de la imagen original y las probabilidades de transición de niveles de gris, $\{h_{ij}\}_{i=0, j=0}^{L-1, L-1}$, generadas por la matriz de coocurrencia de una imagen umbralada. Las probabilidades definidas por la matriz de coocurrencia contienen información espacial que refleja la homogeneidad de las

transiciones locales de niveles de gris en los cuadrantes A y C, y transiciones conjuntas de niveles de gris a través de los límites en los cuadrantes conjuntos B y D.

Definamos la entropía relativa de segundo orden de las probabilidades de transición de nivel de gris $\{p_{ij}\}_{i=0,j=0}^{L-1,L-1}$ y $\{h_{ij}^t\}_{i=0,j=0}^{L-1,L-1}$ por:

$$J(\{p_{ij}\};\{h_{ij}^t\}) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{h_{ij}^t} \quad (4.16)$$

donde p_{ij}^t son las probabilidades de transición del nivel de gris i al nivel de gris j de la imagen original, y h_{ij}^t es la probabilidad de transición generada por la imagen binaria umbralada en respuesta a p_{ij} . A pesar del hecho de que la imagen binaria umbralada sólo tiene valores en la nivel de gris de 0 (fondo de la imagen) y 1 (frente de la imagen u objeto), debe notarse que el subíndice de h_{ij}^t , ij , corresponde al mismo ij usado como subíndice de p_{ij}^t . Al usar la ecuación (4.16) como criterio del umbralado para minimizar $J(\{p_{ij}\};\{h_{ij}^t\})$ sobre t , generalmente da como resultado una imagen binaria umbralada que corresponde correctamente a la imagen original.

Supongamos que un valor t de umbral se selecciona para la binarización. Al asignar 1 a todos los niveles de gris por encima de t , $G_1 = \{t + 1, \dots, L - 1\}$ y 0 a todos los niveles de gris iguales o por debajo de t , $G_0 = \{0, \dots, t\}$, obtenemos una imagen binaria. Además, digamos que los niveles de gris en G_0 y G_1 están distribuidos de manera uniforme en sus respectivas regiones. El resultado para cada cuadrante puede encontrarse así:

$$h_{ijA}^t = q_A^t = \frac{P_A^t}{(t+1)(t+1)} \quad \text{para } i, j \in G_0 \quad (4.17)$$

$$h_{ijB}^t = q_B^t = \frac{P_B^t}{(t+1)(L-t-1)} \quad \text{para } i \in G_0 \text{ y } j \in G_1 \quad (4.18)$$

$$h_{ijC}^t = q_C^t = \frac{P_C^t}{(L-t-1)(L-t-1)} \quad \text{para } i \in G_1 \text{ y } j \in G_1 \quad (4.19)$$

$$h_{ijD}^t = q_D^t = \frac{P_D^t}{(L-t-1)(t+1)} \quad \text{para } i \in G_1 \text{ y } j \in G_0 \quad (4.20)$$

Donde P_A^t , P_B^t , P_C^t y P_D^t se definieron por la ecuación (4.8). Para cada t seleccionada, h_{ijA}^t , h_{ijB}^t , h_{ijC}^t y h_{ijD}^t son constantes en cada cuadrante individual y sólo dependen de los cuadrantes a

los que pertenecen. Por lo tanto, pueden simplificarse por q'_A , q'_B , q'_C y q'_D respectivamente, lo que representa las probabilidades condicionales de cada uno de los cuatro cuadrantes producidas por h'_{ij} .

4.2.5.4. Método de entropía relativa local (ERL)

Lee y colaboradores [Lee et al., 2000] propusieron este método originalmente, en el cual $\{p'_A, p'_C\}$ no constituía una distribución de probabilidad. A fin de crear una distribución de probabilidad con mayor cuidado, hay que normalizar las probabilidades en los cuadrantes locales A y C. Si definimos $p'_{ij|AC} = \frac{p_{ij}}{(p'_A + p'_C)}$, entonces la versión correcta de la ERL se obtiene mediante:

$$J_{ERL}(\{p'_{ij|AC}\}; \{h'_{ij}\}) = \sum_{(i,j) \in BB \cup FF} p'_{ij|AC} \log \frac{p'_{ij|AC}}{h'_{ij}} \quad (4.21)$$

$$J_{ERL}(\{p'_{ij|AC}\}; \{h'_{ij}\}) = -H_{BB+FF}(t) - \sum_{(i,j) \in BB \cup FF} p'_{ij|AC} \log h'_{ij}$$

donde

$$H_{BB+FF}(t) = - \sum_{(i,j) \in BB \cup FF} p'_{ij|AC} \log p'_{ij|AC} \quad (4.22)$$

es la entropía de los cuadrantes locales A y C en la matriz de coocurrencia W . El segundo término en (4.22) puede reducirse a:

$$\sum_{(i,j) \in BB \cup FF} p'_{ij|AC} \log h'_{ij} = \sum_{(I,J) \in BB} p'_{ij|AC} \log \left(\frac{q'_A}{P'_A + P'_C} \right) + \sum_{(I,J) \in FF} p'_{ij|AC} \log \left(\frac{q'_C}{P'_A + P'_C} \right)$$

$$\sum_{(i,j) \in BB \cup FF} p'_{ij|AC} \log h'_{ij} = \frac{P'_A}{P'_A + P'_C} \log \left(\frac{q'_A}{P'_A + P'_C} \right) + \frac{P'_C}{P'_A + P'_C} \log \left(\frac{q'_C}{P'_A + P'_C} \right) \quad (4.23)$$

Al sustituir (4.23) en (4.21) resulta:

$$J_{ERL}(\{p'_{ij|AC}\}; \{h'_{ij}\}) = H_{BB+FF}(t) - \left[\frac{P'_A}{P'_A + P'_C} \log \left(\frac{q'_A}{P'_A + P'_C} \right) + \frac{P'_C}{P'_A + P'_C} \log \left(\frac{q'_C}{P'_A + P'_C} \right) \right]$$

$$(4.24)$$

Nótese que $H_{BB+FF(t)}$ dado por la ecuación (4.24), considera a los cuadrantes A y C como entidades individuales separadas y normaliza sus probabilidades en dos diferentes cuadrantes, A y C, para unirlos por separado. Es interesante ver que $J_{ERL}(\{p_{ij|AC}\}; \{h_{ij}^t\})$ en (4.24) captura las características locales de las transiciones de niveles de gris en el fondo y en el frente de la imagen, lo que puede expresarse con $-H_{BB+FF(t)}$ menos un término extra dado por (4.23). El método de umbralado con ERL va a encontrar un valor de umbral t_{ERL} que minimice a $J_{ERL}(\{p_{ij|AC}\}; \{h_{ij}^t\})$, es decir [Zhang y Zhang, 2006], [Kullback, 1959], [Pal y Pal, 1989]:

$$J_{ERL} = \arg \left\{ \min_{t \in G} J_{ERL}(\{p_{ij|AC}\}; \{h_{ij}^t\}) \right\} \quad (4.25)$$

4.2.6. *Detección del disco óptico para enmascarar los vasos sanguíneos cercanos*

Eventualmente, el borde del disco óptico podría interpretarse erróneamente como un vaso sanguíneo (Fig. 4.8.); por lo tanto, es necesario eliminar o esconder esta área para reducir los errores que su estructura pueda causar. La técnica de procesamiento que se usa para detectar el disco óptico en la retina “borra” los vasos sanguíneos de la imagen original del fondo de ojo por medio de la aplicación sucesiva de dos operaciones morfológicas con un elemento de estructura en forma de disco con N píxeles de diámetro [Lee et al., 2006].

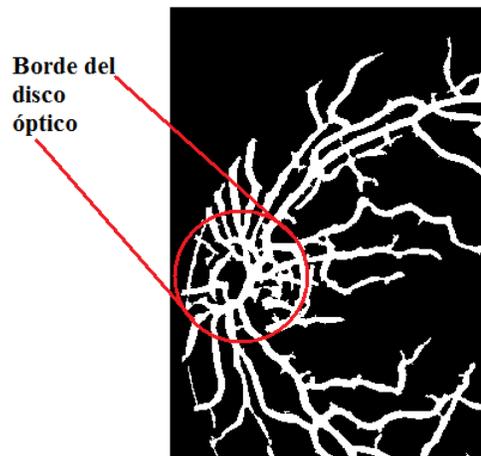


Fig. 4.8. Error en la segmentación del borde del disco óptico como vaso sanguíneo

Primero se hace una operación de apertura morfológica. El elemento de estructura se aplica a la banda de color verde de la imagen de color del fondo de ojo. Enseguida, se hace una operación de cierre morfológico usando el mismo elemento de estructura, el cual se aplica a la imagen resultante obtenida en la operación del paso anterior.

Después, la imagen resultante se convierte en una imagen binaria por medio del umbralado, que utiliza la función de Matlab `IM2BW` que se encuentra en la biblioteca de las herramientas de procesamiento de imágenes. El valor de umbral h se calcula mediante la función `GRAYTHRESH` de Matlab, incluida en la misma biblioteca. Luego, la imagen binaria resultante se etiqueta. Se calcula entonces el área de las regiones etiquetadas en la imagen binaria y la región de mayor área se aísla, la cual corresponde al disco óptico.

Finalmente, se calculan las coordenadas del centroide de esta región aislada a fin de usarlo como punto de. Esto significa que el disco óptico debe colocarse en la región central de la imagen escaneada para permitirle al sistema llevar a cabo la identificación de manera más precisa [Hatanaka et al., 2005], [Hafi Farzin, 2008].

Dentro del centroide localizado en el disco óptico, se sobrepone una máscara con forma de disco con un radio r un 10% mayor que el radio del disco óptico previamente establecido en la imagen con los vasos sanguíneos segmentados, a fin de eliminar los vasos dentro de esta región. Esto es posible hacerlo con seguridad, porque nos aseguramos de que todas las imágenes son del mismo tamaño.

En la Fig. 4.9. (a) se muestra la imagen original utilizada para ilustrar la detección del disco óptico. En la Fig. 4.9. (c) se ilustra el resultado de la aplicación de una apertura morfológica a dicha imagen con un elemento de estructura (EE) circular de diámetro 9 (Fig. 4.9. (b)); en la Fig. 4.9. (d) se ilustra la imagen resultante de la clausura morfológica con el mismo elemento de estructura aplicada a la Fig. 4.9. (c). Como puede apreciarse, se han difuminado los vasos sanguíneos permitiendo así la detección de las regiones más claras entre las cuales se encuentra la región correspondiente al disco óptico.

En la imagen 4.9 (e) se muestra el resultado del umbralado de la imagen de la Fig. 4.9. (d), en la cual se aprecian las regiones que corresponden al disco óptico. Finalmente, en la Fig. 4.9. (f) se ilustra la posición del centroide de la región detectada como disco óptico. Este punto permitirá tener un punto de origen para el análisis de los segmentos y le creación de la representación invariante a la traslación y la rotación de los mismos.

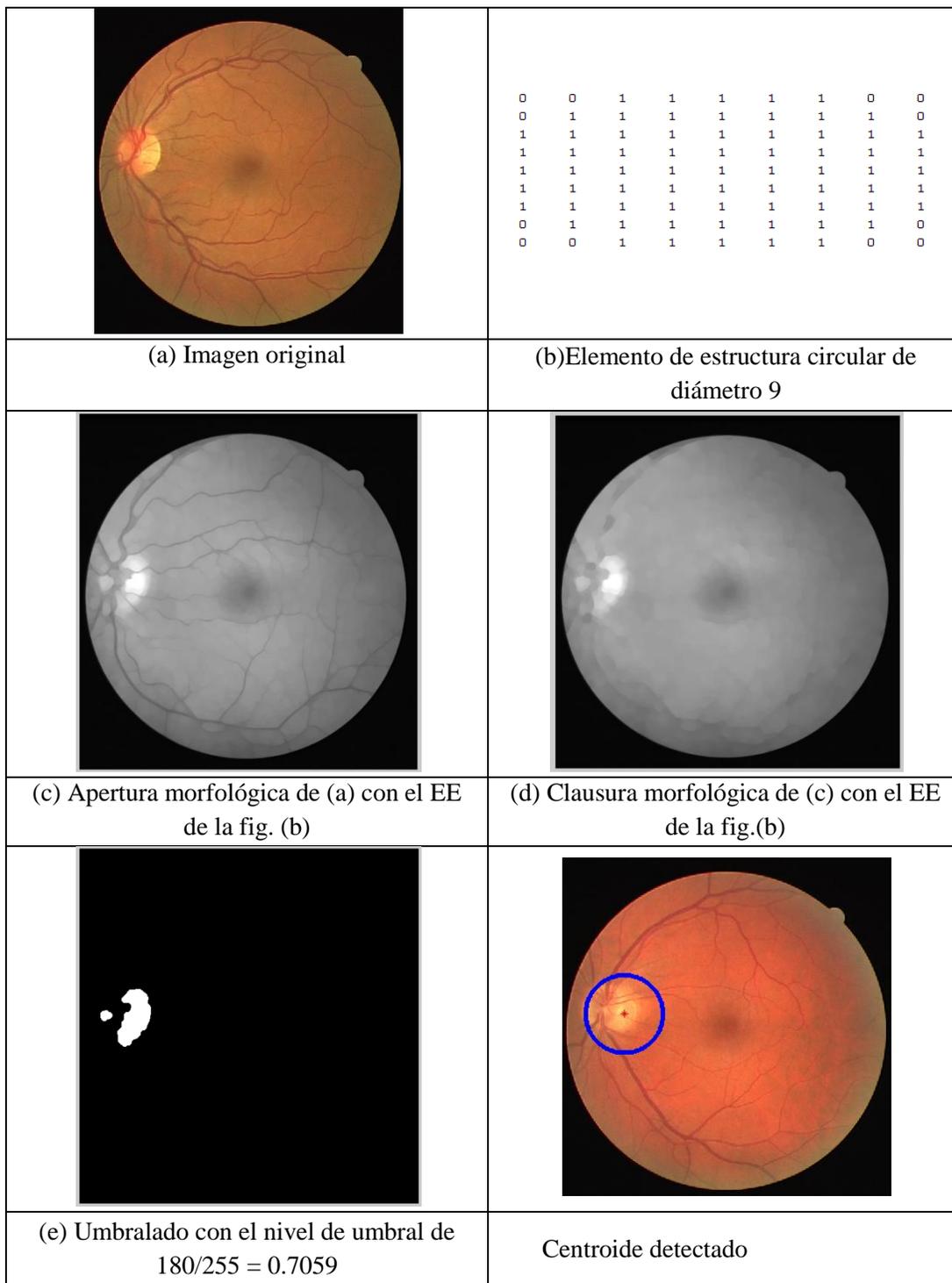


Fig. 4.9. Proceso para la detección del disco óptico paso a paso

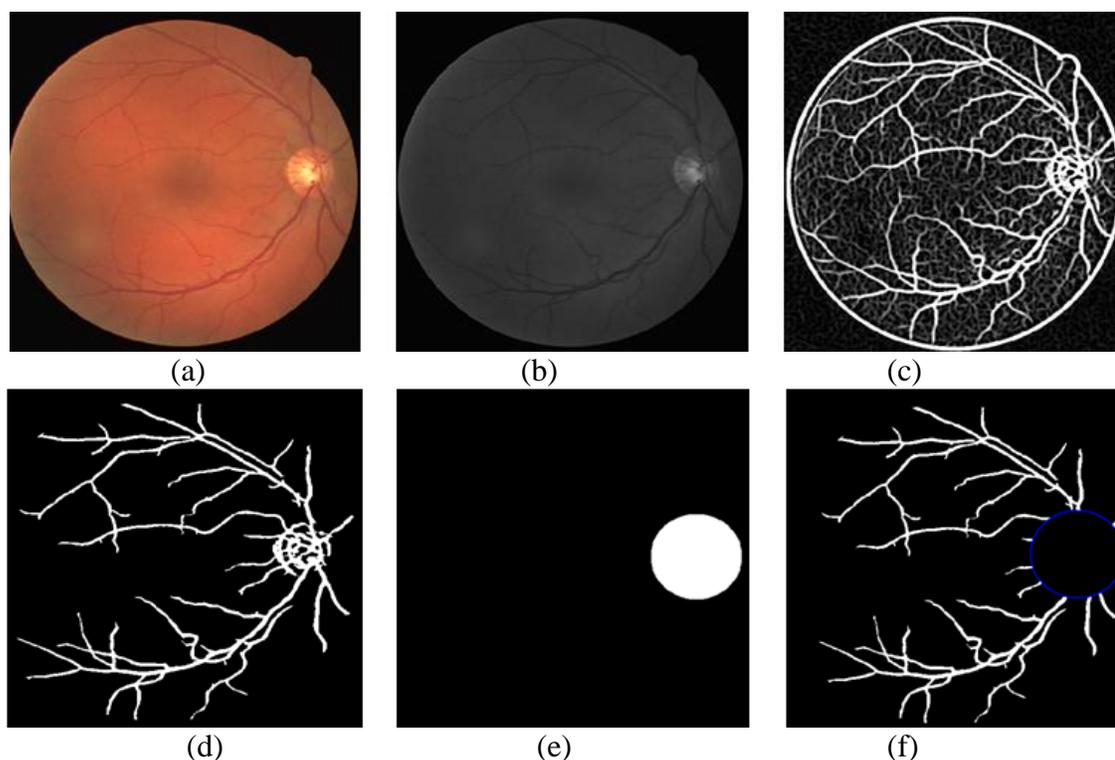


Fig. 4.10. Resultado de las etapas del preprocesamiento

La Fig. 4.10. , ilustra cada uno de los pasos de la etapa de preprocesamiento. La Fig. 4.10. (b) muestra la imagen del plano verde que se extrajo de la imagen original mostrada en la Fig. 4.10. (a). La imagen con los vasos sanguíneos realzados tras aplicar el filtro gaussiano con forma de campana se ilustra en la Fig. 4.10. (c). Así mismo, en la Fig. 4.10. (d) se presenta la imagen con la red vascular segmentada con el método de entropía de segundo orden. Finalmente, en la Fig. 4.10. (e) se muestra la máscara binaria usada para eliminar los vasos sanguíneos contenidos dentro de la región del disco óptico; finalmente, en la Fig. 4.10. (f) se aprecia la red vascular resultante.

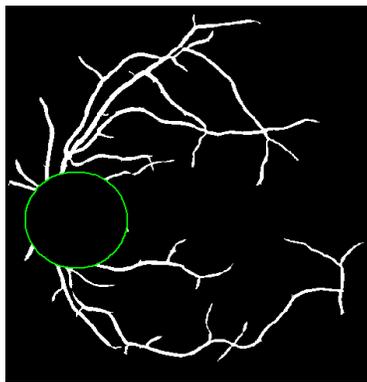
4.3. Procesamiento principal

Esta etapa constituye la esencia del diseño de un sistema de reconocimiento biométrico automático, la que tiene grandes implicaciones sobre el desempeño del resto del sistema. Este proceso está compuesto de 4 etapas: a) adelgazamiento morfológico; b) detección y extracción de las minucias; c) extracción de rasgos característicos de las minucias; y d) reducción de las minucias.

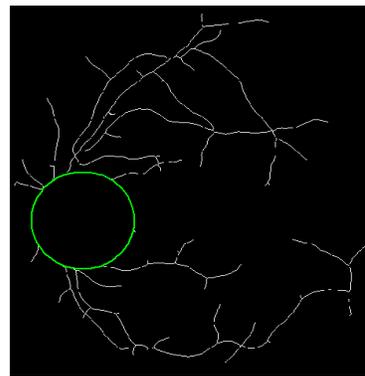
4.3.1. *Esqueletizado por adelgazamiento morfológico*

Como puede verse en la Fig. 4.11. (a) y (c), las propiedades de la red no son constantes a lo largo de la estructura, como el diámetro, que disminuye a medida que el nivel de dicotomización de la estructura se hace mayor. Para unificar esta propiedad, un método capaz de reducir el diámetro del vaso a un pixel sin cambiar tanto la dirección del vaso como su conectividad es necesario. El esqueleto es la estructura que ofrece todas estas propiedades.

Usualmente, la tarea de esqueletización es representar las propiedades globales de un objeto reduciendo la imagen lo más posible. El esqueleto, como se mencionó antes, expresa la conectividad estructural de los objetos dentro de un diámetro de un pixel. El método básico para obtener el esqueleto es el adelgazamiento, una técnica iterativa que elimina píxeles de los bordes con, al menos, un vecino perteneciente al fondo, solo si esta eliminación no cambia la conectividad. El esqueleto se define por medio de la función del eje medio (MAF, Median Axis Function) definida como el conjunto de puntos los cuales son el centro de los radios máximos de los círculos que coinciden dentro del objeto. Calcular directamente la MAF es una tarea muy costosa y por lo tanto los métodos basados en plantillas son usados debido a su versatilidad y efectividad. En este trabajo, el método de adelgazamiento Stentiford es aplicado. Este método, usa 4 plantillas (una para cada uno de los cuatro diferentes bordes del objeto en una vecindad 4-conectada) para eliminar los píxeles solo cuando la plantilla coincide y la conectividad no es afectada. La Fig. 4.11. (b) y (d) muestra el resultado obtenido con este método [Bevilacqua et al., 2007]. En el presente trabajo se utilizó la función de Matlab “`bwmorph(B,'thin',inf)`”, la cual se encuentra en la biblioteca de las Herramientas de Procesamiento de Imágenes.



(a)



(b)

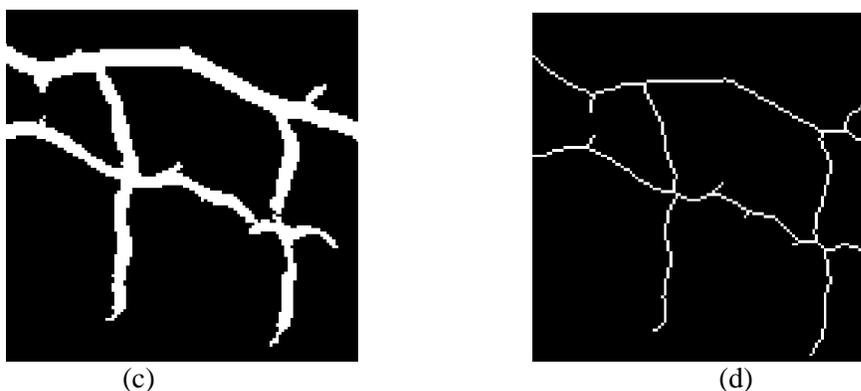


Fig. 4.11. Importancia del proceso de esqueletizado

4.3.2. *Extracción de las minucias*

En las aplicaciones de la biometría, la representación de los datos depende del tipo de rasgo biométrico que se esté considerando. La selección de las características es el primer paso en el diseño de los algoritmos de procesamiento de los biométricos. El Instituto Nacional Estadounidense de Normas (*American National Standard Institute*, ANSI) ha propuesto la clasificación de las minucias de la red vascular de la retina en cuatro clases principales: terminaciones, bifurcaciones, trifurcaciones (o cruces) y no determinados [Wu, 2007], [Halici et al., 1999] y [ANSI-NIST, 2011]. La representación de un rasgo biométrico mediante el estándar de la ANSI, se basa en la ubicación y la orientación de las minucias. En el primer método de identificación presentado en este trabajo, se adoptó el modelo usado por el FBI (*Federal Bureau of Investigation*). Este modelo, adoptado en la mayoría de los sistemas automáticos, se basa en la clasificación de las minucias en dos clases: terminaciones y bifurcaciones.

La etapa de extracción de las minucias evita la necesidad de almacenar la imagen completa, por lo que reduce el patrón biométrico a información escasa, pero importante. La representación basada en las minucias también reduce el problema de la correspondencia biométrica a un problema de correspondencia de puntos o gráficas. Las minucias son relativamente estables y resistentes en términos de variaciones de contraste, resolución de la imagen y distorsión global, cuando se compara con otras representaciones.

4.3.2.1. **Extracción de los atributos de las minucias**

Los puntos característicos son puntos de referencia en la red vascular, donde varios vasos sanguíneos aparecen juntos, o donde un vaso sanguíneo termina en la representación bidimensional. Esto permite ubicar los puntos de características en el árbol vascular, mientras se utiliza la

información local correspondiente. Esta información se obtiene con el análisis de las regiones cercanas de cada punto.

Los puntos de referencia de los vasos retinianos son las bifurcaciones, los cruces y los puntos finales (terminaciones) (Fig. 4.12.). De estas características, las bifurcaciones son las más confiables y abundantes en las imágenes de fondo de ojo [Choe et al., 2006]. Varios estudios han llegado a la conclusión de que los patrones de dicotomización de los sistemas de venas y arterias de las retinas tienen las características de un sistema fractal. Se ha sugerido que el proceso laplaciano de no equilibrio, podría estar involucrado en la angiogénesis de la retina, y que las fluctuaciones en la distribución de los espacios en células libres de los embriones ofrecen el azar necesario para el comportamiento fractal y el carácter único del patrón vascular de las retinas de cada individuo [Usher et al., 2007].



Fig. 4.12. Puntos característicos de la retina humana

Las bifurcaciones retinianas y los puntos finales (Fig. 4.13. (a) y (b)) son únicas en cada individuo y por lo tanto son útiles para el proceso subsecuente de identificación personal [Bevilacqua et al., 2007].

Si los vasos sanguíneos pueden localizarse perfectamente en una imagen retiniana de entrada, entonces la extracción de las minucias es una tarea trivial, consistente en extraer los puntos singulares en un mapa vascular adelgazado. Supongamos que los valores de los píxeles del objeto y del fondo de la imagen de la red vascular esqueletizada son 1 y 0 respectivamente.

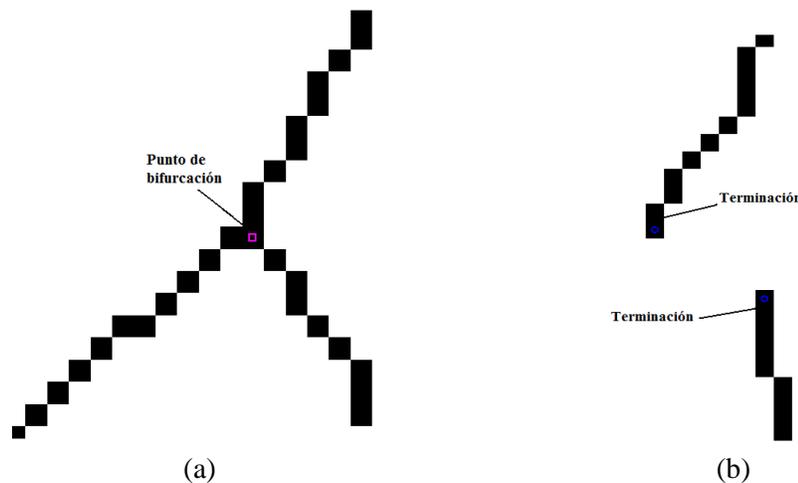


Fig. 4.13. Punto de bifurcación y de terminación

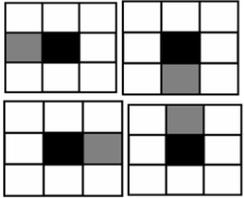
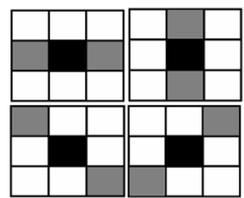
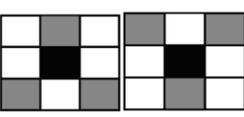
Dejemos que (x, y) denote un pixel en un vaso sanguíneo adelgazado y que P_0, P_1, \dots, P_7 denoten a sus 8 vecinos. La detección de las minucias en el esqueleto de un vaso retiniano se implementa al analizar la región cercana (los vecinos) de un pixel P del esqueleto de un vaso sanguíneo en (x, y) y contar el *número de cruces* (nc) entre los vasos sanguíneos [Wu, 2007]. El (nc) en un punto P se define como la mitad de las diferencias sucesivas acumulativas entre pares de pixeles adyacentes que pertenecen a la región cercana de P [Arcelli et al., 1985]:

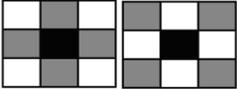
$$nc(P) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^8 |val(P_{i \bmod 8}) - val(P_{i-1})| \right) \tag{4.26}$$

donde P_0, P_1, \dots, P_7 son los pixeles que pertenecen a la región cercana de P y $val(P_j)$ es el valor (0 o 1) del pixel P_j . Basándonos en el cálculo de (nc) es posible clasificar el punto actual de acuerdo con el convenio siguiente (Tabla 4.1):

El problema en este esquema de detección es que no todos los puntos son puntos reales, es decir, no todos los puntos detectados existen en la imagen real. En la Fig. 4.14. se muestra una red vascular con el conjunto de puntos detectados al aplicar la metodología antes descrita. Las bifurcaciones se indican con un cuadrado azul sobrepuesto al esqueleto y las terminaciones se indican con un círculo verde sobrepuesto al esqueleto.

Tabla 4.1 Clasificación de las minucias de acuerdo a su $nc(P)$

<p>si $nc(P) = 1$, es un punto final</p>	<p>Una terminación como punto característico en la red vascular se define por una sola conexión de sus 8 vecinos conectados.</p>	
<p>si $nc(P) = 2$, es un segmento de vaso intermedio</p>	<p>Un segmento es un vaso entre dos puntos de bifurcación sucesivos, o entre una bifurcación y una terminación.</p>	
<p>si $nc(P) = 3$, es una bifurcación</p>	<p>Las bifurcaciones consisten de un punto central al cual se unen 3 segmentos de vaso.</p>	

<p>si $nc(P) = 4$, es un cruce</p>	<p>Un punto de cruce es un punto donde una arteria cruza a una vena.</p>	
---	--	---

4.3.3. Reducción de las minucias

Una fuente inevitable de error en el reconocimiento biométrico es basarlo en minucias falsas. La existencia de minucias falsas obliga al proceso de correspondencia a manejar minucias erróneas. No es posible manejar un número excesivo de éstas, y por lo tanto, la extracción de minucias generalmente es seguida de un paso de posprocesamiento que trata de eliminar las minucias falsas. Se ha demostrado [Alici et al., 1999] que este refinamiento puede resultar en una mejora considerable en la precisión de un algoritmo basado en la correspondencia de minucias.

La reducción de minucias se basa en la relación estructural y espacial de las minucias. En métodos simples, se eliminan usando algunos criterios de distancia, por ejemplo, las minucias que están muy cerca unas de otras se descartan. Por lo tanto, después de que se ha hecho la “limpieza”, las bifurcaciones y los puntos finales que quedan corresponden a las características biométricas de la imagen. Su ubicación, tipo y orientación representan el mapa de minucias de la imagen.

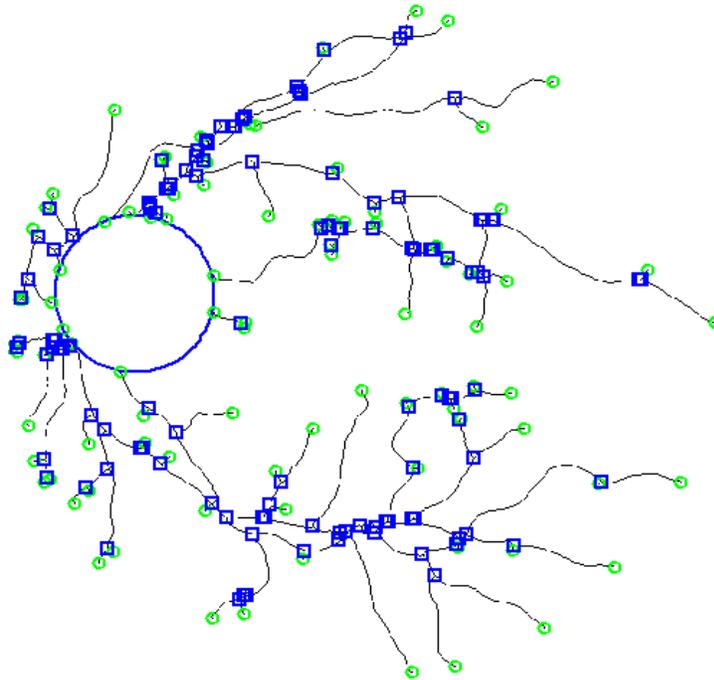


Fig. 4.14. Resultado de la detección y extracción de las minucias: bifurcaciones: (cuadrados azules) y terminaciones (círculos verdes) de la red vascular

En este trabajo, se usa un conjunto de reglas heurísticas simples para eliminar las minucias falsas existentes. Sea D un número entero.

- Proceso 1: Si la distancia euclidiana entre un punto final y una bifurcación es menor que D pixeles, los suprimiremos.
- Proceso 2: Si la distancia euclidiana entre dos bifurcaciones es menor que D pixeles, las suprimiremos.
- Proceso 3: Si la distancia euclidiana entre dos puntos finales es menor que D pixeles, los suprimiremos.

En el algoritmo propuesto y después de algunas pruebas experimentales (Sección 4.2.3.2.), concluimos que el mejor valor de D debe establecerse en seis.

4.4. Etapa de correlación o de identificación

La comparación es el proceso mediante el cual se mide la similitud entre dos códigos biométricos. La comparación se puede hacer utilizando técnicas de correlación, métodos de comparación de minucias, o utilizando alguna combinación de minucias y de segmentos asociados a las minucias. El método de comparación más utilizado es la técnica de comparación basada en minucias.

En este trabajo de tesis se implementaron 2 técnicas de comparación biométrica; la primera mediante la metodología de codificación biométrica basada en minucias, que ha sido implementada por una gran cantidad de autores en la literatura consultada [Jain et al., 1997a], [Jain et al., 1997b], y la segunda, mediante una de las aportaciones principales de esta tesis: la codificación biométrica basada en el muestreo de tipo espiral y en las series de tiempos.

4.4.1. *Método No. 1: Codificación biométrica basada en minucias*

Los pasos que comprende este método de codificación son los siguientes:

- ✓ Cálculo de la orientación de los segmentos en las terminaciones
- ✓ Cálculo de la orientación de los segmentos en las bifurcaciones
- ✓ Búsqueda de correspondencias

La representación biométrica (plantilla) tiene influencia en la precisión y en el diseño del sistema. La representación computarizada de un rasgo biométrico es crucial para el éxito del algoritmo de búsqueda de correspondencias.

La representación más simple basada en minucias constituye una lista de puntos definidos por sus coordenadas espaciales. Por cada minucia detectada, se registran los siguientes parámetros: (i) coordenada x; (ii) coordenada y; (iii) orientación (definida por el ángulo local del segmento del vaso sanguíneo asociado, con respecto a la horizontal); y (iv) el segmento del vaso sanguíneo asociado (durante la etapa de detección de las minucias, cuando una minucia se detecta y se extrae, también se almacena un pequeño segmento del vaso sanguíneo asociado con cada minucia) [Jain et al., 1997a]. Las 5 ubicaciones más próximas a la minucia en el segmento del vaso sanguíneo asociado se usan como muestra por cada minucia. Estos segmentos de vasos sanguíneos registrados se usan para la alineación en la etapa de correspondencia de las minucias. Los segmentos de vasos sanguíneos registrados se representan como señales discretas de una dimensión con el origen coincidente con la minucia.

4.4.1.1. Estimación de la orientación de los segmentos en las terminaciones

Para esta tarea, es necesario calcular la orientación del punto final o terminación. Para esto se analiza la posición del pixel de la terminación en los límites de un cuadrado de selección de 5 x 5 pixeles. Se compara esta posición con los valores de la tabla variable [Matworks, 2005]. Esta tabla establece el ángulo del segmento en radianes (Fig. 4.15.).

$$\begin{bmatrix} \frac{3*\pi}{4} & \frac{2*\pi}{3} & \frac{\pi}{2} & \frac{\pi}{3} & \frac{\pi}{4} \\ \frac{5*\pi}{6} & 0 & 0 & 0 & \frac{\pi}{6} \\ \pi & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{5*\pi}{6} & 0 & 0 & 0 & -\frac{\pi}{6} \\ -\frac{3*\pi}{4} & -\frac{2*\pi}{3} & -\frac{\pi}{2} & -\frac{\pi}{3} & -\frac{\pi}{4} \end{bmatrix}$$

Fig. 4.15. Tabla variable

4.4.1.2. Estimación de la orientación de los segmentos en las bifurcaciones

La estructura de una bifurcación se compone de un punto maestro de bifurcación y sus tres segmentos vecinos conectados. El vector característico de cada estructura de bifurcación consiste en

un ángulo y una longitud normalizados, el cual es invariante a la traslación, a la rotación, a variaciones en la escala e incluso a distorsiones leves [Chen y Zhang, 2006]. Por lo tanto, se opera de la misma forma que en el proceso del cálculo de la orientación del segmento en la terminación, pero tres veces, una por cada segmento. La representación completa de la red vascular retiniana cuando sus minucias se almacenan en un formato comprimido ocupa, en promedio, alrededor de 3 kilobytes. La lista reducida de las minucias constituye uno de los datos de entrada de un módulo de correspondencia.

En la Fig. 4.16. , se ilustra el resultado de la estimación de los atributos de los segmentos en las terminaciones y en las bifurcaciones previamente detectadas e ilustradas en la Fig. 4.14. La orientación del segmento asociado a cada minucia se ilustra empleando una saeta de color rojo con el origen en la minucia y viajando sobre el segmento correspondiente. En la Fig. 4.17. (a) se muestra un acercamiento de una zona del esqueleto de la red vascular que contiene dos terminaciones, en donde se ilustra la correcta detección de la orientación de los segmentos de vaso asociados a la minucia mediante la técnica antes mencionada. Así mismo, en la Fig. 4.17. (b) se muestra un acercamiento del esqueleto de la red vascular que contiene una bifurcación y la orientación de sus tres segmentos correspondientes correctamente detectados.

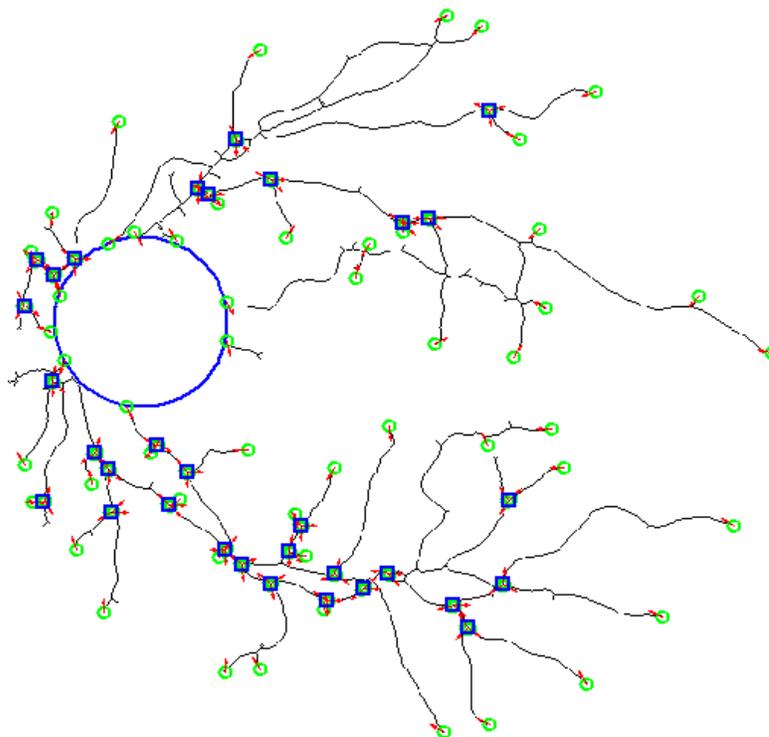
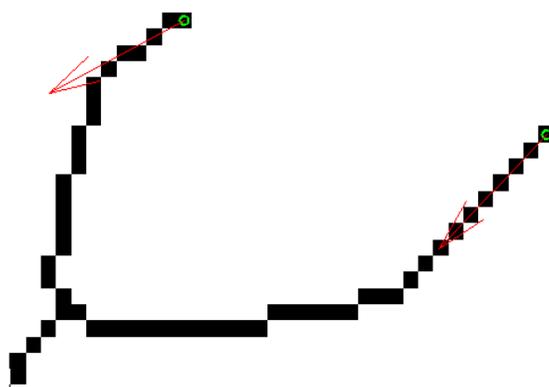


Fig. 4.16. Resultado de la detección de los atributos de las minucias en la imagen de la Fig. 4.14.

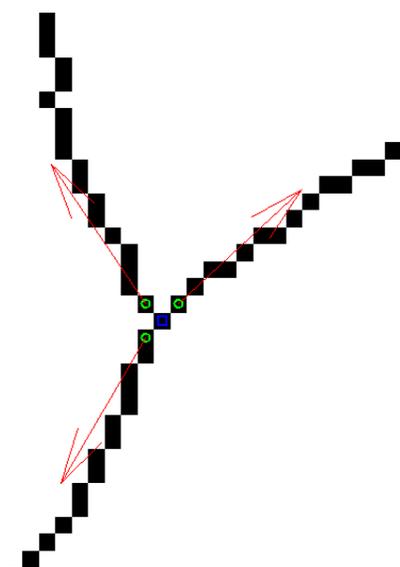


(a)

4.4.1.3. Búsqueda de las correspondencias

En este trabajo se implementó el algoritmo de correspondencia basado en la alineación de las minucias propuesto en [Jain et al., 1997a] y [Jain et al., 1997b]], el cual se describe brevemente a continuación:

“Además de la información estándar de una minucia, los autores también registran un segmento de la curva de la cresta que se asocia con la minucia. La correspondencia de curvas se lleva a cabo en todos los pares posibles de curvas analizadas y en las plantillas de referencia de las huellas dactilares, hasta que se encuentre una correspondencia dentro de un criterio específico. Luego, las minucias asociadas con las curvas que se corresponden se usan como referencia. La correspondencia entre las minucias se obtiene entonces por medio de un algoritmo de programación dinámica que encuentra la distancia mínima entre las minucias”.



(b)

Fig. 4.17. Acercamiento de una región de la red vascular con sus minucias detectadas y los atributos estimados para cada segmento; (a) dos terminaciones y sus orientaciones detectadas, (b) una bifurcación con sus tres segmentos y sus tres orientaciones correspondientes

El algoritmo de correspondencia basado en la alineación se muestra en la Fig. 4.18. El algoritmo de correspondencia basado en la alineación usada en este trabajo, divide el método de correspondencia de minucias en dos etapas:

1. Etapa de alineamiento. Etapa donde se hace una estimación de las transformaciones afines tales como la traslación, la rotación y la escala entre la información de entrada y la plantilla en la base de datos, y donde las minucias de entrada se alinean con las minucias de la plantilla de acuerdo con los parámetros estimados. Para obtener un puntaje de similitud entre dos grupos de minucias, y debido a las transformaciones que puede sufrir una imagen retiniana del mismo individuo entre una sesión y otra, ambos grupos tienen que alinearse para que las minucias se correspondan entre ellas [Wu, 2007].

2. Etapa de correspondencia. La correspondencia es la parte más importante de un sistema automático de reconocimiento biométrico. Compara dos plantillas (R y B), extraídas de las imágenes de referencia y de búsqueda, y da una decisión booleana (corresponde/no corresponde) o un puntaje de similitud ($S(R, B)$) para indicar qué tan similares son las dos imágenes participantes. Una vez que se han seleccionado los mejores parámetros de correspondencia, la etapa final asigna un puntaje de similitud entre las imágenes de la retina. Este puntaje se basará en el número de minucias que tienen correspondencia y la similitud individual para cada par [Wu, 2007].

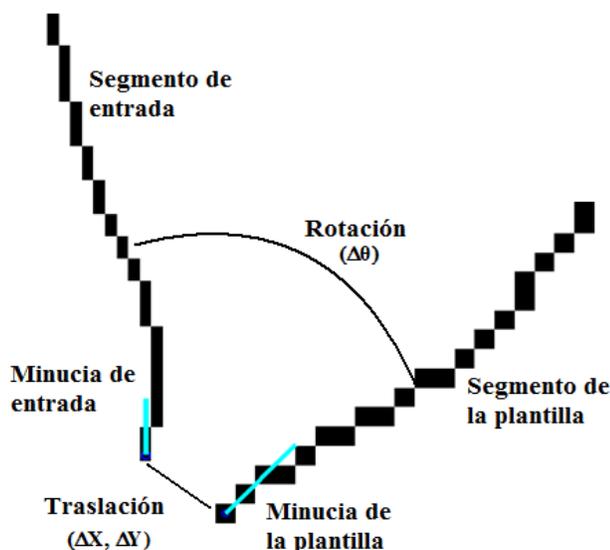


Fig. 4.18. Esquema del algoritmo de correspondencia basado en la alineación

4.4.2. *Método No. 2: Codificación biométrica basada en la espiral logarítmica y en la representación en serie de tiempo*

Se ha propuesto una serie de métodos de autenticación basados en la retina [Bevilacqua et al., 2001], [Theodoros et al., 2002], [Grisan et al., 2004], [Tabatabaee et al., 2001], [Farzin et al., 2008], [Bhuiyan et al., 2003], [Harabis y Kolar, 2004], [Ortega et al., 2009], [Wang y Bhalerao, 2003], [Jung, 2006], [Riha y Kolar, 2006], [Tsai et al., 2004], [Kabir et al., 2004], [Bevilacqua et al., 2007a], [Bevilacqua et al., 2007b]. Estos métodos se han enfocado principalmente en seleccionar los rasgos apropiados para representar a la retina (bifurcaciones, terminaciones, etc.), pero la forma en que se hace la representación de los rasgos nunca se ha estudiado cuidadosamente. Sin embargo, en sistemas de autenticación prácticos, la base de datos puede contener registros de millones de personas. Escoger una representación de rasgos adecuada con el fin de hacer que la base de datos sea pequeña en tamaño y que tenga una respuesta rápida en las búsquedas y que al mismo tiempo conserve una gran exactitud en la verificación, es una tarea vital.

Además, como la biometría híbrida ha demostrado ser una manera efectiva para mejorar la confiabilidad de los sistemas biométricos, es necesario considerar la conveniencia y la flexibilidad del uso de rasgos de la retina, como si fuese la fusión de la representación biométrica de varios rasgos biométricos.

En estudios previos, los rasgos de la retina utilizados pueden ser clasificados en tres categorías principales: rasgos estructurales, rasgos estadísticos y rasgos algebraicos. Algunos rasgos estructurales típicos incluyen líneas principales, puntos de bifurcación, cruces, terminaciones, posiciones, ángulos, diámetros, etc. [Bevilacqua et al., 2001], [Theodoros et al., 2002], [Grisan et al., 2004]. Algunos rasgos estadísticos son los momentos de textura que se usaron en [Jung, 2006] y los valores aleatorios que se usaron en [Tabatabaee et al., 2001]. Así mismo, los rasgos algebraicos, como la partición radial basada en el árbol de banda, el método del anillo, etc., se propusieron en [Farzin et al., 2008].

La segunda metodología de representación presentada en este trabajo (Sección 4.4.2.2.) permite utilizar varios tipos de rasgos descriptores. Sin embargo, rasgos estructurales como la posición y el ángulo de los segmentos de vaso esqueletizados, se presentarán en este trabajo como rasgos biométricos, ya que la principal aportación será la implementación de un nuevo método de representación biométrica basado en la codificación de los segmentos de los vasos sanguíneos obtenidos mediante un algoritmo de exploración y detección de tipo espiral, con el que se obtiene una representación en serie de tiempo de los rasgos locales de los segmentos detectados y

analizados. Las series de tiempo se han estudiado ampliamente en minería de datos, bioinformática y en el reconocimiento de patrones en la biometría [Lin y Keogh, 2006], [Lin et al., 2005], [Lin et al., 2004], [Lin et al., 2003], [Lin et al., 2002].

4.4.2.1. Desventajas de emplear los métodos de muestreo y codificación existentes para las imágenes de retina

- La retina tiene un promedio de 400 minucias entre bifurcaciones, cruces y terminaciones (Fig. 4.19.), por lo que la comparación punto a punto de estas entre todas las imágenes es impráctico y costoso computacionalmente.
- Al emplear la codificación basada en las minucias, cada punto en la representación biométrica proporciona la misma cantidad de información discriminatoria, lo cual genera un gran número de errores (Fig. 4.20.), pues se ha demostrado que sólo los vasos sanguíneos existentes en la cercanía del disco óptico son útiles para fines biométricos; los demás presentan una gran aleatoriedad que incrementa el error.

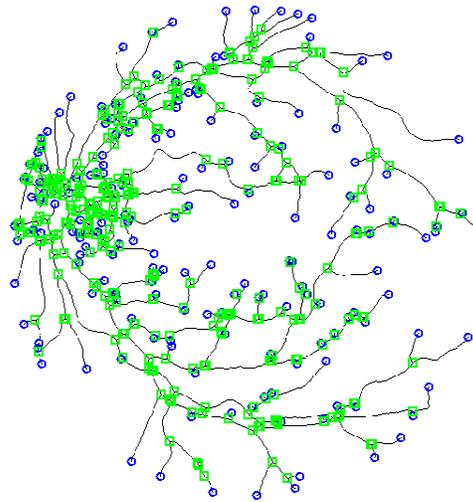


Fig. 4.19. Conjunto de puntos característicos presentes en una imagen de retina típica

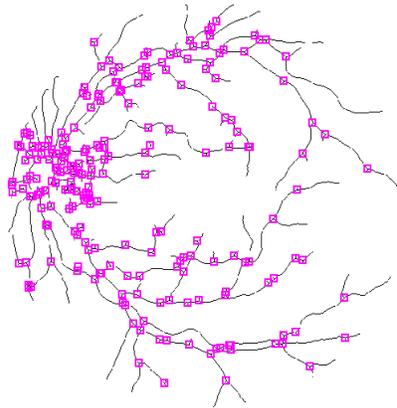


Fig. 4.20. Todas las minucias detectadas en la red proporcionan la misma cantidad de información al código biométrico

- Para poder codificar una minucia, es necesario realizar todo un preprocesamiento de la imagen, dentro del cual se incluye el esqueletizado de la red, lo que presenta un problema, pues la mayoría de los métodos de adelgazamiento existentes, si no es que todos, crean falsos positivos al convertir un cruce en una doble bifurcación y al romper segmentos de vaso, lo que da lugar a que se genere una mayor cantidad de terminaciones que las que realmente existen en la imagen original (Fig. 4.21.).

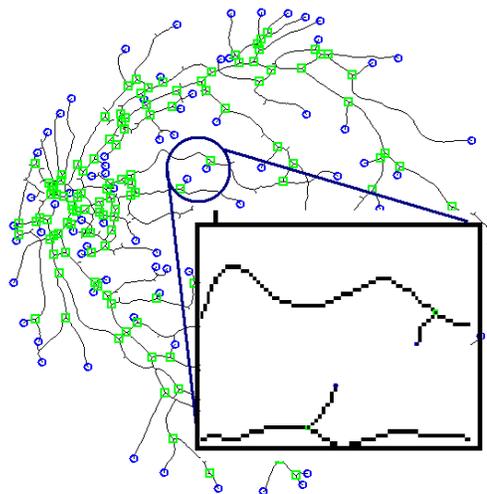


Fig. 4.21. El esqueletizado es una etapa necesaria para detectar las minucias, lo cual genera una fuente de error al sistema biométrico

- Para hacer más robusto el método, es necesario extraer información adicional de las minucias detectadas tales como ángulos, distancias entre un punto de referencia (centro del

disco óptico) y la minucia, distancia entre las minucias, etc., lo cual aumenta el tiempo de procesamiento requerido (Fig. 4.22.).

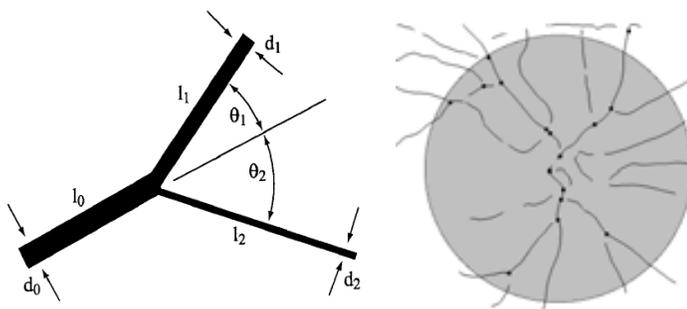


Fig. 4.22. Es necesario extraer información adicional para proporcionar mayor poder de discriminación para el código biométrico

- Este método de codificación no hace uso de la estructura de la retina que es en esencia la más robusta y estable de todas, es decir, la red vascular retiniana en sí misma.
- Al utilizar círculos concéntricos a la papila óptica (anillos) como método de muestreo y de codificación, se le adiciona una fuente de error al sistema, pues se representarían de la misma manera y en la misma proporción las regiones relevantes y las que no lo son, es decir, a la red vascular y al fondo, respectivamente (Fig. 4.23.).

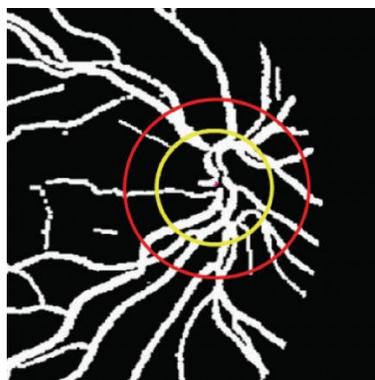


Fig. 4.23. El método de codificación basado en anillos codifica de la misma manera y con la misma proporción a las regiones del fondo y de la red vascular

- Por otro lado, se está limitando la cantidad de información codificada sin argumento alguno que lo respalde, es decir, no se establece si la región codificada en realidad contiene la cantidad de información necesaria para garantizar la individualidad del sujeto.



Fig. 4.24. No se ha demostrado numéricamente si la región de la imagen codificada, en realidad contiene la cantidad de puntos necesaria para individualizar al sujeto

Para resolver esta serie de problemas, en este trabajo se propuso e implementó un nuevo método de codificación y muestreo basado en una espiral logarítmica y en la técnica de similitud de series de tiempo para representar la trayectoria de la descomposición y de la codificación.

Como patrón de muestreo en la imagen de retina, la espiral logarítmica ofrece las siguientes ventajas:

1. Reduce la dimensionalidad de los datos al generar un código biométrico del tipo de serie de tiempo unidimensional.
2. Elimina las discontinuidades en los datos causadas por el muestreo, que tiene lugar al utilizar círculos concéntricos u otros métodos de muestreo (conectividad o conexidad).

La conexidad es un concepto geoméricamente intuitivo: Un conjunto es conexo si está compuesto por un solo segmento (Fig. 4.25.). Esta "definición" puede ser suficiente en algunos contextos, o cuando se trata de formas sencillas del plano o volúmenes del espacio tridimensional usual. Sin embargo, las matemáticas no pueden prescindir de definiciones claras y generales de las nociones básicas. Afinando el concepto inicial, se ha llegado a definir la **conexidad por caminos**:

Un conjunto C es conexo por caminos si desde cualquier punto x del mismo se puede llegar a cualquier punto y de C recorriendo un "camino continuo" que no salga del conjunto (Fig. 4.26.).



Fig. 4.25. Concepto de conexidad

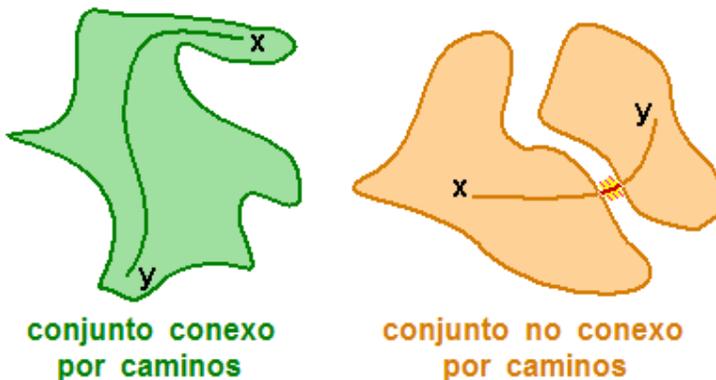


Fig. 4.26. Concepto de conexidad por caminos

Recordemos que una componente conexa es un conjunto de píxeles tal que para cualquier par de píxeles del conjunto, existe un camino digital que los une. Intuitivamente, un conjunto conexo es aquel formado por una sola 'pieza', que no se puede 'dividir' en partes.

3. Concentra el muestreo en las zonas con mayor densidad de datos (en la cercanía del disco óptico), lo cual brinda mayor poder de discriminación biométrica.
4. Sólo se codifican los puntos de la red que detecta la espiral y no toda una región que incluye el fondo; los rasgos se extraen a lo largo de la espiral. Por cada punto P en la espiral que se cruza a la red vascular esqueletizada, cierta información estructural local en P se utiliza como el rasgo.
5. Brinda una sola muestra por cada rasgo codificado y una sola secuencia para cada tipo de rasgo codificado.
6. Viaja y se distribuye de la misma forma que la red vascular: en progresión geométrica.
7. La zona más problemática queda dentro del disco óptico que se ha eliminado previamente.
8. Se codifica la estructura más robusta y estable de la imagen, es decir, los segmentos de vasos (más gruesos) de la red vascular y no a las bifurcaciones o las terminaciones.
9. Las bifurcaciones y los cruces se eliminan para no generar errores en la codificación.
10. No es necesario especificar si el vaso es una vena o arteria; se utiliza como rasgo descriptor el punto medio de cada segmento de vaso detectado.
11. Se duplica la cantidad de información codificada al extraer la posición y el ángulo del vaso en cada punto a lo largo de la espiral.
12. El tamaño de la espiral o el número de vueltas necesarias, quedará determinado por el número de puntos necesarios para garantizar la individualidad del sujeto. Esto a su vez, brinda una invariancia a pequeños cambios de la escala.

4.4.2.2. Metodología para la creación de la espiral logarítmica como método de codificación y de muestreo

En la siguiente sección, se propone y discute un nuevo sistema de autenticación basado en una plantilla más compacta a partir de la red vascular, al mismo tiempo de que se conservan las mismas ventajas de esta característica física antes analizadas. La principal idea del sistema es obtener características significantes de la red vascular empleando un método de codificación del tipo espiral logarítmica y de representación del tipo de serie de tiempo, a fin de ser capaz de caracterizar

únicamente a un individuo. Los puntos característicos considerados serán los vasos sanguíneos que coincidan con el paso de la espiral a lo largo de la red vascular.

Las imágenes contenidas en la base de datos DRIVE son usadas para implementar esta metodología. Una imagen digital de fondo de ojo (Fig. 4.27.) en la base de datos es preprocesada antes de la etapa de extracción de rasgos siguiendo la siguiente secuencia de pasos (que ya han sido descritos a detalle en las secciones anteriores):



Fig. 4.27. Imagen original de la Base de Datos DRIVE

- 1) La imagen es preprocesada para realzar los vasos sanguíneos (Fig. 4.28.).

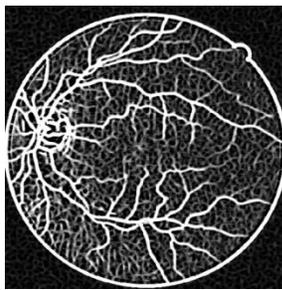


Fig. 4.28. Imagen del resultado del preprocesamiento de la imagen de la Fig. 4.27.

- 2) Se aplica el método de segmentación a la imagen filtrada y se obtiene la imagen binaria con la red vascular segmentada (Fig. 4.29.).

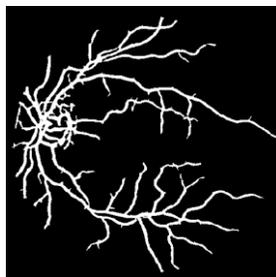


Fig. 4.29. Red vascular segmentada

- 3) Se detecta el centroide del disco óptico a fin de utilizar este punto como origen de la trayectoria de la espiral logarítmica en la etapa de muestreo y codificación biométrica (Fig. 4.30.).

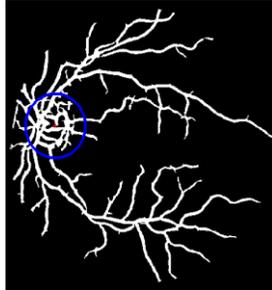


Fig. 4.30. Resultado de la detección del centroide del disco óptico

- 4) Se crea una región 10% mayor que el radio de la zona que comprende el disco óptico a fin de eliminar los vasos sanguíneos que se encuentran dentro de esta zona (Fig. 4.31.).



Fig. 4.31. Vasos sanguíneos eliminados en la cercanía del disco óptico

- 5) Se realiza el proceso de esqueletizado morfológico a la red vascular segmentada a fin de poder detectar los puntos de bifurcación presentes (Fig. 4.32.).

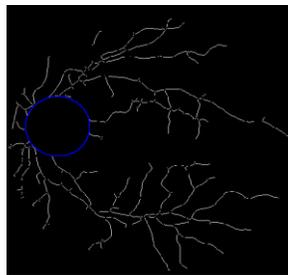


Fig. 4.32. Esqueletizado de la red vascular segmentada

- 6) El esqueleto es analizado y los puntos de bifurcación son detectados y posteriormente borrados del esqueleto a fin de conservar solo la estructura vascular de los segmentos de vaso esqueletizados para que sean codificados por la espiral (Fig. 4.33.).

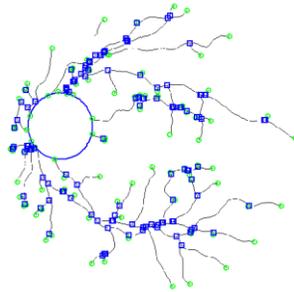


Fig. 4.33. Resultado de la detección de los puntos característicos

- 7) Utilizando el centro del disco óptico como origen de la trayectoria, se crea la espiral logarítmica utilizando la Ec. 3.9 la cual será la que codificará a la estructura vascular a lo largo de su trayectoria (Fig. 4.34.).

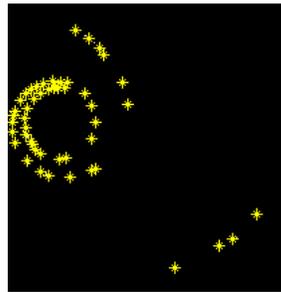


Fig. 4.34. Puntos detectados a lo largo de la trayectoria de la espiral logarítmica generada

- 8) Con el propósito de hacer una representación de series de tiempo, la región rectangular de la imagen correspondiente a la red vascular se debe descomponer en datos secuenciales, por lo que con la espiral logarítmica creada en el paso anterior, se muestrea esta región partiendo desde el borde de la región correspondiente al disco óptico y viajando hacia la periferia de la red vascular (Fig. 4.35.).

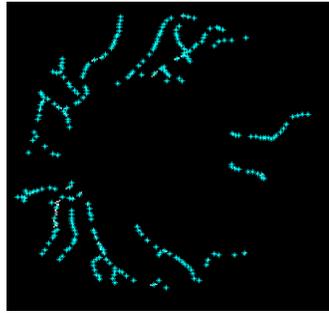


Fig. 4.35. Descomposición de la región rectangular analizada en una secuencia de datos empleando una espiral logarítmica

- 9) Para cada punto en que la trayectoria de la espiral detecta un vaso sanguíneo, se codifica la posición y el ángulo de dicho vaso en este punto y se crea una serie de tiempo para cada descriptor codificado, es decir, una serie de tiempo para la posición y una serie de tiempo para el ángulo (Fig. 4.36.).

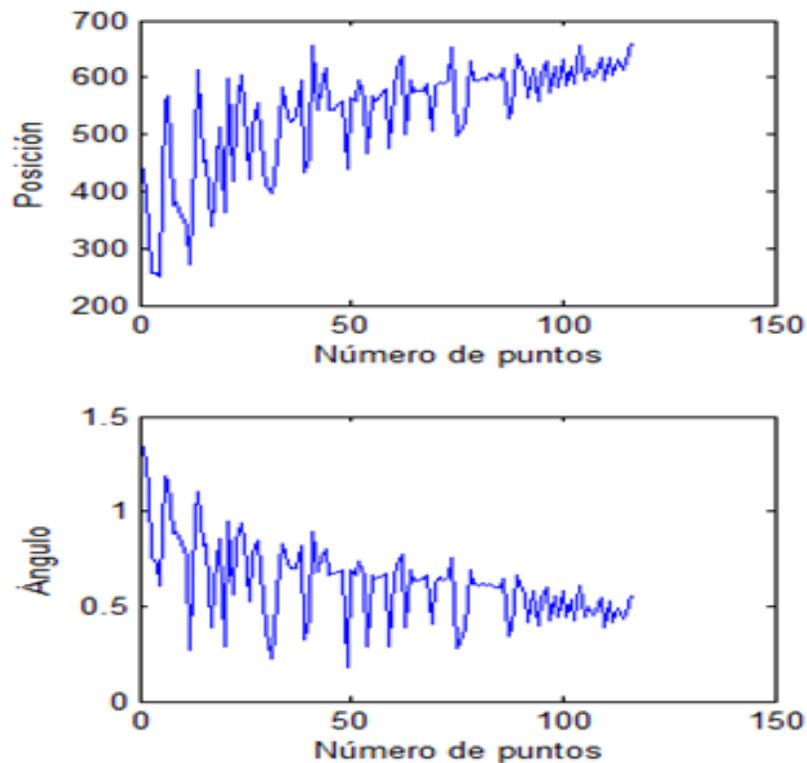


Fig. 4.36. Series de tiempo generadas al muestrear y codificar la red vascular empleando la espiral logarítmica

- 10) Todos los pasos anteriores se repitieron variando los parámetros a y b de la ecuación de la espiral logarítmica a fin de analizar el comportamiento del código biométrico generado por

la espiral utilizando diferentes valores. En el capítulo siguiente se presentan los resultados obtenidos empleando la metodología antes descrita.

4.4.2.3. Metodología para la representación biométrica empleando la herramienta SAX

Después de establecer los parámetros para la espiral logarítmica de muestreo y de obtener las series de tiempo correspondientes para cada imagen contenida en la base de datos considerada (DRIVE), se prosigue a realizar la representación de dichas series en su secuencia de datos correspondiente a fin de reducir la dimensionalidad de los datos y el tiempo de búsqueda en la etapa de identificación. Para realizar dicha representación se utiliza la secuencia de pasos siguiente:

- 1) La reducción de la dimensión se logra primero transformando la serie de tiempo en la PAA. La Fig. 4.37. ilustra este paso.

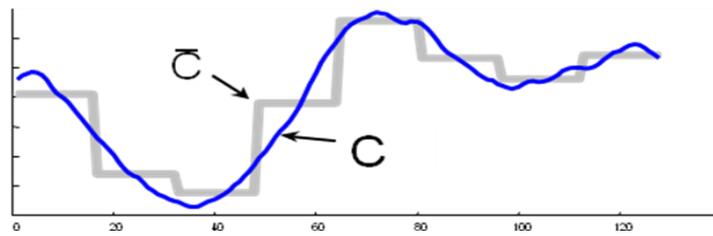


Fig. 4.37. Transformación de una serie de tiempo C en su representación PAA \bar{C}

- 2) Posteriormente se simboliza la representación PAA en una secuencia discreta SAX Q_{SAX} . El número de segmentos y el número de niveles de Q_{SAX} se pueden usar para controlar el grado de la reducción de dimensión. En la Fig. 4.38. se muestra el resultado de la representación SAX de la serie de tiempo C mostrada en la Fig. 4.37.

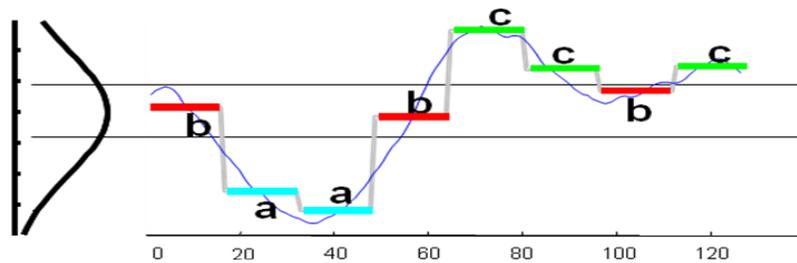


Fig. 4.38. Codificación de la representación \bar{C} en su secuencia de símbolos "baabccbc"

- 3) Los dos pasos antes mencionados se repitieron para cada imagen contenida en la base de datos DRIVE variando los parámetros de la transformación, es decir, el número de

segmentos que representarán la serie y el número de niveles que se emplearan, a fin de caracterizar los parámetros de la representación y obtener los valores más adecuados que permitan satisfacer las necesidades del sistema biométrico completo. En el capítulo siguiente se muestran las secuencias SAX obtenidas para algunas de las imágenes analizadas dependiendo de los parámetros de representación utilizados.

En la Fig. 4.39. , Fig. 4.40. y Fig. 4.41. se muestra un ejemplo de la secuencia de datos extraída de la imagen de fondo de ojo de la Fig. 4.27. y las representaciones SAX correspondientes utilizando diferentes números de segmentos y diferentes niveles.

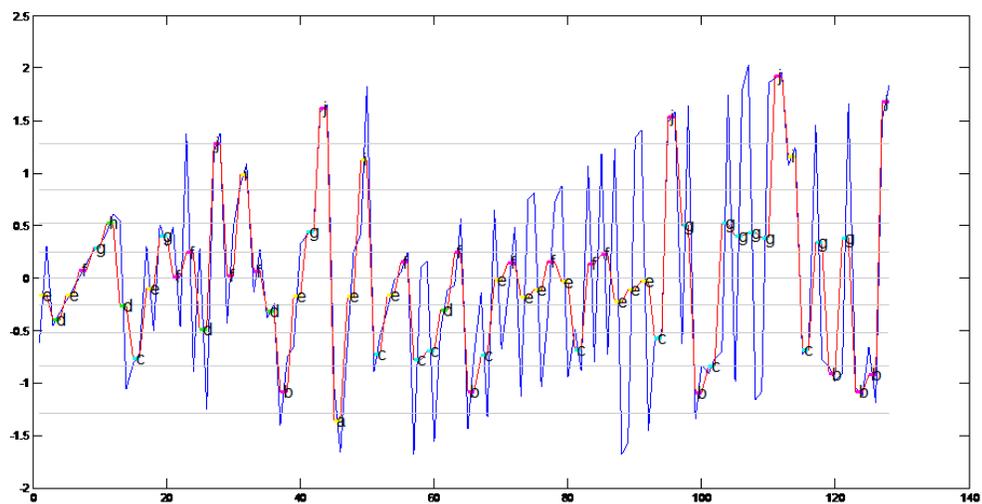


Fig. 4.39. Resultado de la representación y codificación SAX de la imagen de retina de la utilizando los siguientes parámetros: Número de segmentos = 64; Número de niveles = 10;

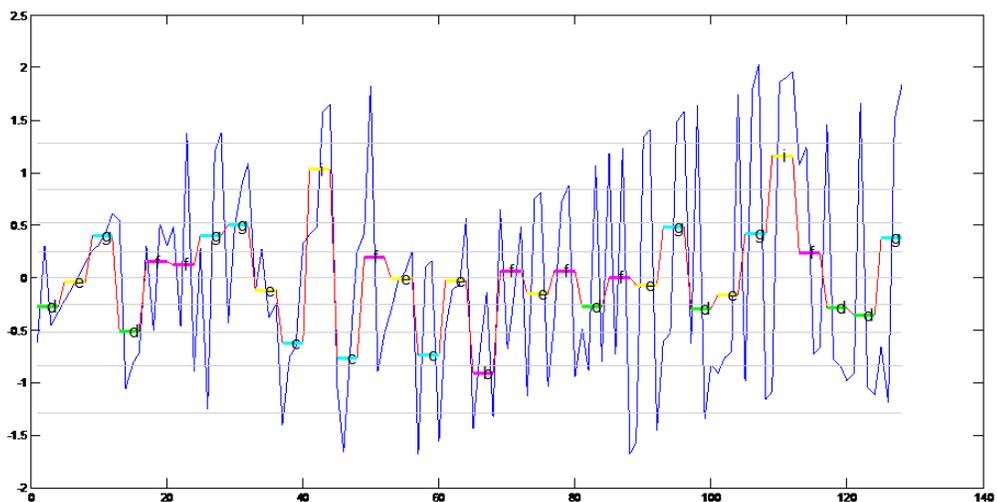


Fig. 4.40. Resultado de la representación y codificación SAX de la imagen de retina de la utilizando los siguientes parámetros: Número de segmentos = 32; Número de niveles = 10;

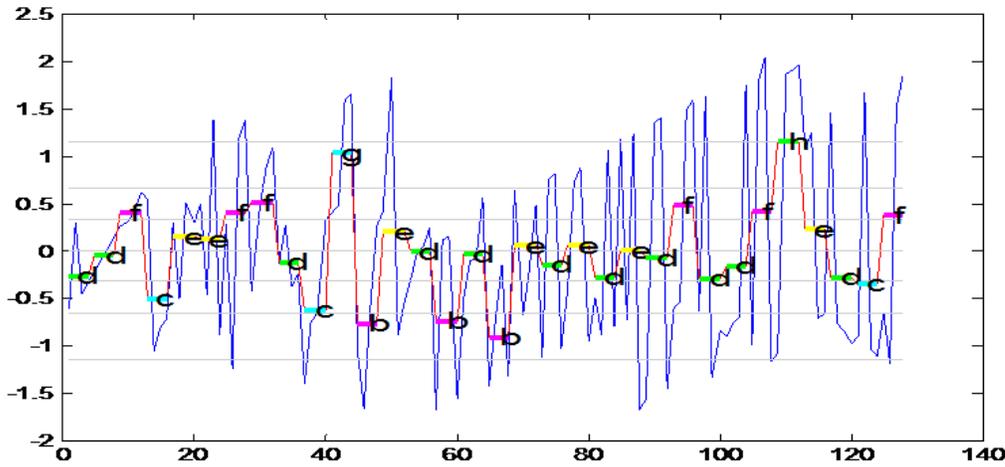


Fig. 4.41. Resultado de la representación y codificación SAX de la imagen de retina de la utilizando los siguientes parámetros: Número de segmentos = 32; Número de niveles = 8;

En el capítulo 5 se presenta un análisis más detallado de todas las pruebas experimentales realizadas en cada una de las etapas antes mencionadas, y se presentan también los resultados numéricos obtenidos en cada prueba.

4.4.2.4. Metodología para el cálculo de la similitud entre plantillas biométricas

La representación SAX Q_{SAX} de una serie de tiempo Q es utilizada como plantilla biométrica de la imagen de retina de entrada. El nivel de alineamiento se obtiene calculando la distancia mínima, MINDIST de las dos plantillas, la de entrada y la que se encuentra almacenada en la base de datos.

$$\hat{C} = \text{baabccbc}$$

$$\hat{Q} = \text{babcacca}$$

$\updownarrow \updownarrow \updownarrow \updownarrow \updownarrow \updownarrow \updownarrow \updownarrow$

Fig. 4.42. Representación gráfica del concepto del cálculo de la similitud entre dos secuencias de símbolos

La Fig. 4.43. , muestra el alineamiento de dos plantillas extraídas de diferentes imágenes de fondo de ojo tomadas del mismo ojo en diferentes momentos, en donde la distancia mínima resultante entre los dos códigos biométricos es “0” ya que son del mismo individuo.

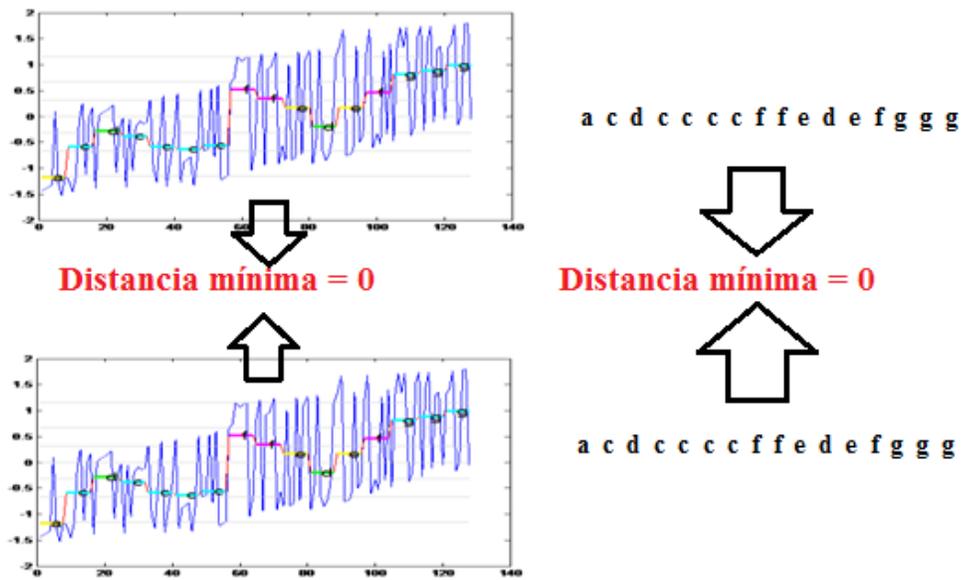


Fig. 4.43. Alineamiento de dos plantillas extraídas de diferentes imágenes de fondo de ojo tomadas del mismo ojo en diferentes momentos

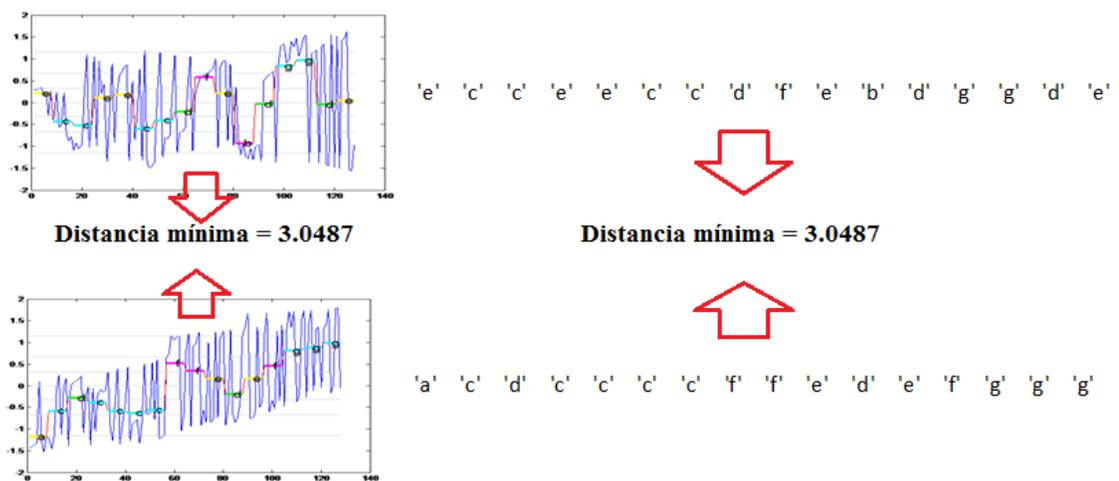


Fig. 4.44. Alineamiento entre dos plantillas extraídas de diferentes imágenes de fondo de ojo tomadas de diferentes ojos.

En la Fig. 4.44. , se ilustra el alineamiento de dos plantillas extraídas de diferentes imágenes de fondo de ojo tomadas de diferentes ojos. A menor distancia, mas similares las dos plantillas son. De manera similar, la Fig. 4.45. , muestra el alineamiento entre dos plantillas de diferentes individuos.

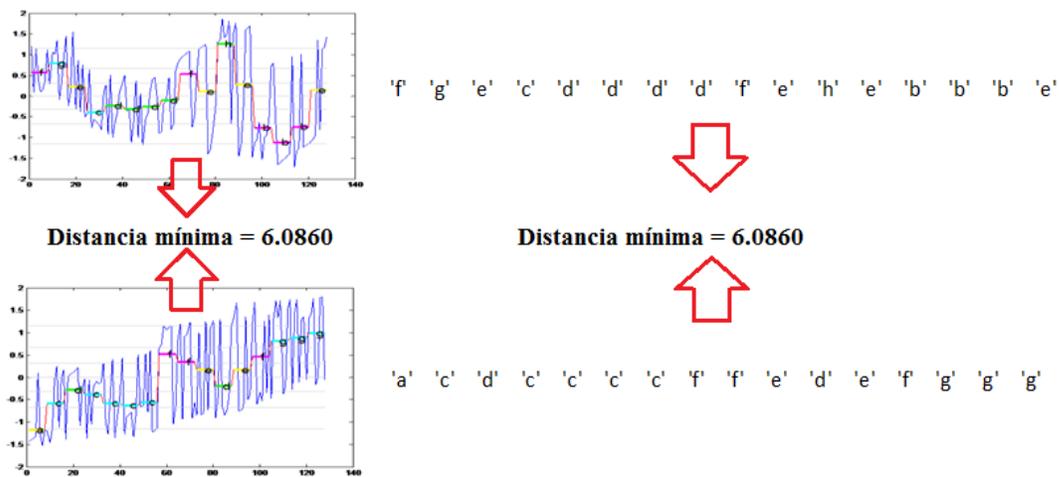


Fig. 4.45. Alineamiento entre dos plantillas biométricas pertenecientes a diferentes individuos.

Las metodologías antes descritas se implementaron en cada imagen de la base de datos utilizada y se realizaron utilizando un amplio rango de valores para cada parámetro de las ecuaciones utilizadas en todas las etapas mencionadas. De cada implementación se registraron los resultados obtenidos y se generó un banco de datos a fin de caracterizar los parámetros y de obtener el valor óptimo para cada caso y analizar la conveniencia de la utilización de dicho valor para el desempeño del sistema biométrico completo.

En el capítulo 5 se presentan todos los resultados obtenidos para cada etapa aquí descrita y los valores utilizados para cada parámetro analizado en la implementación de la metodología desarrollada, así como de un análisis de los resultados que arrojo cada implementación.

5. Resultados experimentales

En este capítulo se presenta, una serie de experimentos a fin de probar las diferentes técnicas discutidas en el trabajo. El objetivo es evaluar el desempeño final de la metodología para la autenticación personal basada en la codificación de rasgos mediante la espiral logarítmica y las series de tiempo. En esta sección presentamos los resultados experimentales sobre el desempeño de la segmentación de la red vascular, la extracción de las características y el sistema de reconocimiento completo empleando el método 1, así como los resultados experimentales del sistema de codificación y representación empleando la espiral logarítmica y la técnica de serie de tiempo (método 2). El objetivo es evaluar el desempeño global de la metodología para el reconocimiento personal basado en puntos característicos de la vascularización de la retina y en la codificación de la red vascular mediante una espiral logarítmica para obtener el patrón de muestreo y la metodología de las series de tiempo. Con este objetivo en mente, el enfoque de la segmentación, la extracción y la correspondencia de las características en las últimas etapas del sistema serán evaluados para verificar la conveniencia de dichas propuestas.

La primera etapa de la evaluación es el preprocesamiento de la imagen, en especial, el desempeño del método de segmentación propuesto. El segundo paso en la evaluación es el método de procesamiento de los patrones biométricos, en nuestro caso, la extracción de los puntos característicos. Una vez que esto se lleva a cabo, la siguiente parte de los experimentos se centrará en probar las capacidades de correspondencia del sistema de reconocimiento basado en la retina, primero el método de codificación basado en minucias y posteriormente el método basado en la espiral logarítmica y las series de tiempo.

5.1. Resultados de la segmentación

Para ofrecer una evaluación cuantitativa del método de segmentación de los vasos sanguíneos descrito anteriormente (Sec. 4.2.), se llevó a cabo el siguiente experimento. El esquema de segmentación se implementó con las imágenes de la base de datos DRIVE.

5.1.1. *Medidas del desempeño del método de segmentación*

Hay dos definiciones importantes, pero muy diferentes, para el término “desempeño” en el contexto de los algoritmos para el análisis de las imágenes médicas. Una definición se refiere al tiempo que le toma ejecutarse un algoritmo en una computadora. En esta dimensión, un algoritmo que requiere menos tiempo de computadora es mejor. La otra definición se relaciona con la

frecuencia con la que un algoritmo da como resultado una decisión correcta. En esta dimensión, el mejor algoritmo es el que da una decisión correcta con mayor frecuencia [Kriston-Vizi et al., 2006].

Es necesario establecer una base para la comparación de los resultados obtenidos con el método de segmentación de los vasos sanguíneos. El mejor método de validación es compararlo con la “referencia” [Zhang and Zhang 2006], [Kriston-Vizi et al., 2006]. La “referencia” es un resultado predeterminado que se conoce como la “respuesta correcta” y define exactamente cuál es el resultado que se espera de un algoritmo implementado en una computadora [Niessen et al., 2000]. Esta imagen nos permite decidir si un vaso sanguíneo está en verdad presente o ausente, y los resultados del algoritmo de segmentación deciden si un vaso sanguíneo se detectó o no. Como se mencionó anteriormente, la base de datos utilizada contiene la “imagen de referencia” correspondiente para cada imagen de fondo de ojo. Esta imagen fue creada manualmente por un observador, quien estableció el valor de los píxeles de los vasos sanguíneos como uno, y de los píxeles que no correspondían a los vasos sanguíneos como cero.

En el contexto de la detección de la presencia o ausencia de estructuras en una imagen, generalmente se usan los términos positivo verdadero (PV), positivo falso (PF), negativo verdadero (NV) y negativo falso (NF). En estos términos, el *positivo* o *negativo* se refiere a la decisión que el algoritmo da. Por lo tanto, un PV indica que el algoritmo de detección decidió correctamente que existe una estructura. Un PF indica que el algoritmo de detección decidió incorrectamente que hay una estructura. Un NV indica que el algoritmo de detección decidió correctamente que no hay una estructura. Un NF indica que el algoritmo de detección decidió incorrectamente que no hay una estructura. Para medir el desempeño de los algoritmos de segmentación, los índices son definidos como:

- ✓ **Positivo Verdadero (PV):** El grupo de píxeles es clasificado correctamente como vasos en la imagen segmentada, es decir, si el píxel está en el frente de la imagen y se segmentó como frente de la imagen.
- ✓ **Negativo Verdadero (NV):** El grupo de píxeles es clasificado correctamente como fondo de la imagen en la imagen segmentada, es decir, el píxel está en el fondo de la imagen y se segmentó como tal.
- ✓ **Positivo Falso (PF):** El grupo de píxeles es clasificado como vasos sanguíneos en la imagen segmentada y como fondo de la imagen en la “imagen de referencia”, es decir, si el píxel está en el fondo y fue segmentado como frente de la imagen.

- ✓ **Negativo Falso (NF):** El grupo de pixeles es clasificado como pixeles de fondo en la imagen segmentada y como vasos sanguíneos en la “verdad de tierra firme”, es decir, si el pixel está en el frente y está segmentado como fondo de la imagen.

Esto puede definirse formalmente como sigue [Hu et al., 2001]: Dejemos que la prueba de oro sea denotada como G y que cada pixel individual sea denotado como $G(x, y)$. De igual manera, el análisis computarizado de la imagen es denotado como C y $C(x, y)$ respectivamente.

Entonces,

$$\begin{aligned}
 1. - C(x, y) = G(x, y) = 1 \\
 2. - C(x, y) = G(x, y) = 0 \\
 3. - C(x, y) = 1 \wedge G(x, y) = 0 \\
 4. - C(x, y) = 0 \wedge G(x, y) = 1
 \end{aligned}
 \tag{Ec. 5.1}$$

La frecuencia de estos casos nos da información que puede usarse como indicación del desempeño de un algoritmo.

Varias medidas adicionales de desempeño se derivan de las métricas PV, NV, PF y NF. La **Tasa de Positivos Verdaderos (TPV)** se establece al dividir el número de PV entre el número total de vasos en G . La **Tasa de Positivos Falsos (TPF)** se establece al dividir el número de PV entre el número total de no-vasos en G . Ambos están inversamente relacionados: $TPV = 1/(1+TPF)$; mientras más baja sea la TPV, más alta será la TPF. Para un algoritmo de segmentación perfecto, el valor de la TPV debería ser 1, mientras que el valor de la TPF debería ser 0.

5.1.1.1. Sensibilidad, Especificidad y Precisión

La Sensibilidad, la Especificidad y la Precisión son términos comúnmente asociados con un algoritmo de clasificación binaria (como los algoritmos de segmentación de vasos sanguíneos), los cuales miden estadísticamente el desempeño de la prueba [Hu et al., 2001]. En una clasificación binaria, un grupo específico de datos se divide en dos categorías, tomando como base el hecho de que tengan propiedades en común o no; por medio de la identificación de su importancia, como su nombre lo indica, se trabaja con dos grupos de datos: pixeles de vasos sanguíneos y pixeles de fondo. En general, de estas dos categorías, la sensibilidad indica qué tan bien el algoritmo predice una categoría (pixeles de vasos sanguíneos), y la especificidad mide qué tan bien el algoritmo predice la otra categoría (pixeles de fondo). Por otro lado, la precisión debe medir qué tan bien el algoritmo predice ambas categorías (pixeles de vasos sanguíneos y de fondo).

La sensibilidad (Se) mide la habilidad del modelo para detectar correctamente la clase importante y la especificidad (Es) mide la habilidad del modelo para descartar correctamente la

clase no importante [Zhou et al., 1994]. La sensibilidad puede establecerse como una fracción entre 0 y 1, o como un porcentaje entre 0 y 100. A esto también se le llama TPV, Tasa de Impacto/Acierto o Recuperación.

La definición de sensibilidad puede establecerse en términos del número de positivos verdaderos y negativos falsos. Por definición, la suma de los positivos verdaderos y de los negativos falsos es el conjunto de todos los casos donde un órgano existe. Por lo tanto, la sensibilidad se expresa como sigue:

$$\begin{aligned} \text{sensibilidad} &= \frac{\text{positivos verdaderos}}{(\text{positivos verdaderos} + \text{negativos falsos})} \\ \text{sensibilidad} &= \frac{PVs}{(PVs + NFs)} \end{aligned} \quad (\text{Ec. 5.2})$$

Igual que con la sensibilidad, la especificidad también se establece como una fracción entre 0 y 1, o como un porcentaje entre 0 y 100. La definición de la especificidad puede establecerse en términos de la cantidad de verdaderos negativos y falsos positivos. Por lo tanto, la especificidad se expresa como sigue:

$$\begin{aligned} \text{especificidad} &= \frac{\text{negativos verdaderos}}{(\text{negativos verdaderos} + \text{positivos falsos})} \\ \text{especificidad} &= \frac{NVs}{(NVs + PFs)} \end{aligned} \quad (\text{Ec. 5.3})$$

Si la sensibilidad disminuye, es decir, se ignoran más vasos de los que en realidad están presentes, la especificidad aumenta, es decir, el número de vasos sanguíneos espurios detectados se reduce. La fracción de positivos falsos es la misma que (1-especificidad).

El algoritmo de detección ideal tendría una sensibilidad y una especificidad de 1 (o de 100%). Esto significaría encontrar una estructura en cada ejemplo donde realmente exista una, y nunca decir falsamente que una anomalía existe. Por supuesto, en general no podemos esperar lograr tal perfección en la práctica.

Una especificidad perfecta se obtiene fácilmente con un algoritmo de detección que nunca decide que una anomalía existe. En una situación típica, se puede ganar mayor sensibilidad al aceptar una especificidad baja y viceversa.

Otro criterio que se usa para evaluar el desempeño del método propuesto es la Exactitud. Basándose en la matriz de confusión, la precisión puede calcularse de acuerdo con la siguiente formulación:

$$exactitud = \frac{(\text{positivos verdaderos} + \text{negativos verdaderos})}{(\text{positivos verdaderos} + \text{negativos verdaderos} + \text{positivos falsos} + \text{negativos falsos})}$$

$$exactitud = \frac{(PVs + NVs)}{(PVs + NVs + PFs + NFs)}$$

(Ec. 5.4)

La precisión puede definirse como la suma de los positivos verdaderos y los negativos verdaderos dividida entre el número total de píxeles en la imagen.

A fin de evaluar el desempeño del método de segmentación propuesto, las imágenes binarias contenidas en el primer grupo etiquetado se han usado como “referencia” (G), para decidir si un vaso sanguíneo está en verdad presente o ausente, y los resultados del método de segmentación propuesto (C) se usan para decidir si un vaso sanguíneo se ha detectado o no.

Basándonos en un total de 329,960 píxeles de una imagen de fondo de ojo con un tamaño de 565 x 584 píxeles de la base de datos DRIVE, es posible obtener los PV, NV, PF y NF de la imagen segmentada. En la Tabla 5.1. , se reportan estas cantidades. Para la evaluación del desempeño del método de segmentación aquí presentado, se calcularon los índices de sensibilidad, especificidad y precisión.

Tabla 5.1. Valores de PV, NV, PF y NF calculados para el método de segmentación propuesto

		Método propuesto	
		V. presentes	V. ausentes
Referencia	V. detectados	PV=33,242	NF=10
	V. no detectados	PF= 140	NV=296,578

La Tabla 5.2. , reporta la comparación de las medidas de desempeño calculadas para el algoritmo de segmentación propuesto contra los resultados de vanguardia obtenidos con otros métodos.

Tabla 5.2. Comparación de las métricas del desempeño obtenidas por el algoritmo de segmentación propuesto contra algunos resultados obtenidos por los métodos de segmentación encontrados en la literatura [Chaudhuri et al., 1989], [Zana y Klein, 1977], [Martinez et al., 1999], [Jiang y Mojon, 2003], [Staal et al., 2004], [Mendonça et al., 2006], [João et al., 2006], [Thanapong et al., 2007] y [Espona et al., 2008]

Método	Se	Sp	Ex
Manual	0.7732	0.9725	0.9473
Chaudhuri et al., 1989	0.2663	0.9901	0.8773
Zana et al., 1997	0.6585	0.978	0.9377
Martinez et al., 1999	0.7508	0.9582	0.9181
Jiang et al., 2003	0.6363	0.9662	0.9212
Staal et al., 2004	0.7747	0.9796	0.9442
Mendonça et al., 2006	0.7315	0.9781	0.9463
João et al., 2006	0.9466	--	--
Thanapong et al., 2007	0.7816	0.9575	--
Espona et al., 2008	0.7436	0.9615	0.9352
Presente propuesta	0.964855	0.948025	0.975905

La Fig. 5.1. , muestra los resultados obtenidos por algunos métodos de segmentación existentes en el estado del arte, los cuales han sido utilizados para comparar el desempeño de nuestro método de segmentación. Estos métodos son:

- ✓ **Método manual:** consiste en el etiquetado manual de los vasos sanguíneos presentes en la imagen por un observador entrenado por un oftalmólogo. Las imágenes segmentadas son usadas como la referencia en la evaluación del desempeño de los métodos de segmentación.
- ✓ **Chaudhuri et al., 1989:** los autores tratan el problema de la detección de los vasos sanguíneos en imágenes de retina que usualmente tienen bajo contraste local. El principal objetivo es diseñar un operador quasi-óptimo para el reconocimiento de cierta especie de objetos, en particular para la detección de los vasos sanguíneos en imágenes de fondo de ojo. El perfil de los niveles de gris de la sección transversal de un vaso sanguíneo se puede aproximar por una curva con forma de una gaussiana. Se construyen 12 plantillas diferentes que son utilizadas para buscar segmentos de vasos en todas las posibles direcciones.
- ✓ **Jiang and Mojon, 2003:** ellos propusieron un margo general para el umbralado local adaptativo basado en un esquema de prueba y verificación multiumbral. Esta técnica se conoce como

umbralado adaptativo guiado por el conocimiento. Este método es aplicado para detectar vasos en imágenes de retina. Para todos los umbrales probados, son extraídos los objetos binarios presentes en la imagen. Mediante un esquema de clasificación para estos objetos, solo aquellos que tengan características de vasos sanguíneos serán clasificados como tales.

- ✓ **Martinez-Perez et al., 1999:** los autores utilizan para segmentar la red vascular una combinación del análisis espacio escalar y del crecimiento de regiones. El histograma de la red y del fondo son usados en la etapa final del crecimiento de regiones, en la cual los pixeles de la imagen se dividen en dos clases, vasos y no vasos. Esto se logra alternando la región de los vasos y del fondo, creciendo y reduciendo el umbral de las regiones. Esto continúa hasta que ningún nuevo pixel se le agrega a cualquiera de las dos clases. Se utilizan dos características para segmentar los vasos sanguíneos: el gradiente de la imagen y la fortaleza de la cresta (*ridge strength*) a diferentes escalas.
- ✓ **Staal et al., 2004:** en este trabajo se presenta un método simple de segmentación de vasos sanguíneos basado en la clasificación de los pixeles a partir de la extracción de las crestas en las imágenes que coinciden aproximadamente con el centro de los vasos. Para cada pixel en la imagen se construye un vector característico, con los que se entrena un clasificador. El desempeño del clasificador k-NN fue superior en todos los experimentos, de modo que se eligió este tipo de clasificador. Esto da como resultado un mapa de probabilidad en el cual para cada pixel en la imagen se indica la probabilidad que este sea un pixel de vaso. Al umbralar el mapa de probabilidad se puede obtener una imagen binaria de la red vascular.
- ✓ **Zana and Klein, 2001:** este trabajo presenta un algoritmo basado en la morfología matemática y en procesamientos lineales para el reconocimiento de los vasos en un angiograma retiniano ruidoso. A fin de separar los vasos sanguíneos de su entorno, se define un modelo geométrico de patrones indeseables. Primero, se extraen los picos redondos brillosos. Después, se extraen las estructuras lineales usando morfología matemática, y usando un filtro laplaciano son calculadas ciertas propiedades diferenciales. Finalmente, los vasos se extraen utilizando diferenciación de la curvatura.

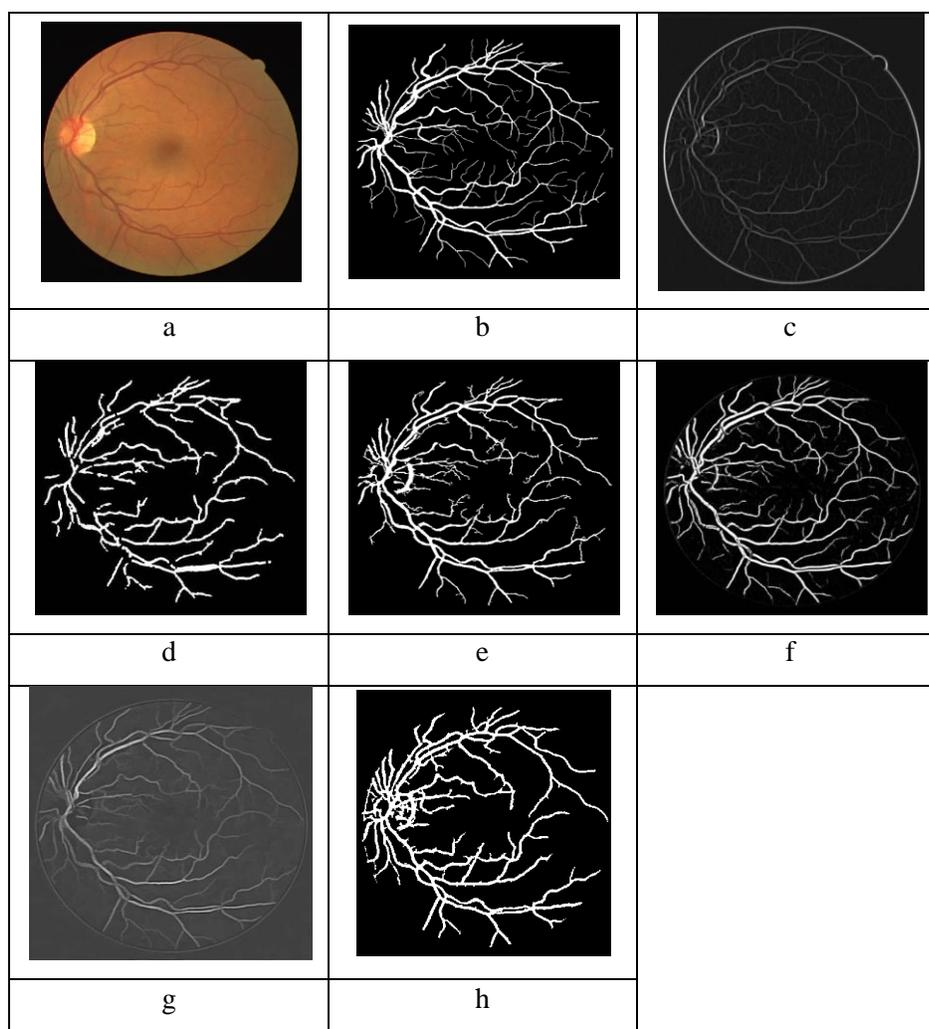


Fig. 5.1. Resultados de la segmentación por algunos métodos usados para comparar el desempeño del método de segmentación propuesto utilizando la imagen 01_test.tif del conjunto de prueba de la base de datos DRIVE: a) imagen original de prueba; b) resultado de la segmentación manual; c) resultado del método de Chaudhuri et al., d) resultado del método de Jiang y Mojon, e) resultado del método de Martinez-Perez et al., f) resultado del método de Staal et al., g) resultado del método de Zana et al., h) resultado del método propuesto.

El método de segmentación aquí propuesto también se comparó con otros métodos del estado del arte que tienen algunas similitudes con éste. En el método HongQing (2004) el autor propone un nuevo método para segmentar los vasos sanguíneos. Este algoritmo se compone de dos etapas: una etapa de realce con un filtro de apareamiento y una etapa de umbralado basado en la entropía, la cual es una técnica automática para el umbralado digital de imágenes basado en la matriz de coocurrencia de los gradientes de los niveles de gris y en el principio de máxima entropía. Este esquema de umbralado se diferencia de nuestra propuesta de segmentación y de otros métodos de

segmentación, debido a que utiliza la información contenida en la matriz de coocurrencia de gradientes de los niveles de gris para evaluar la entropía.

La Fig. 5.2. , presenta los resultados obtenidos de este esquema de umbralado comparado con los resultados correspondientes del método de segmentación propuesto en HongQing (2004).

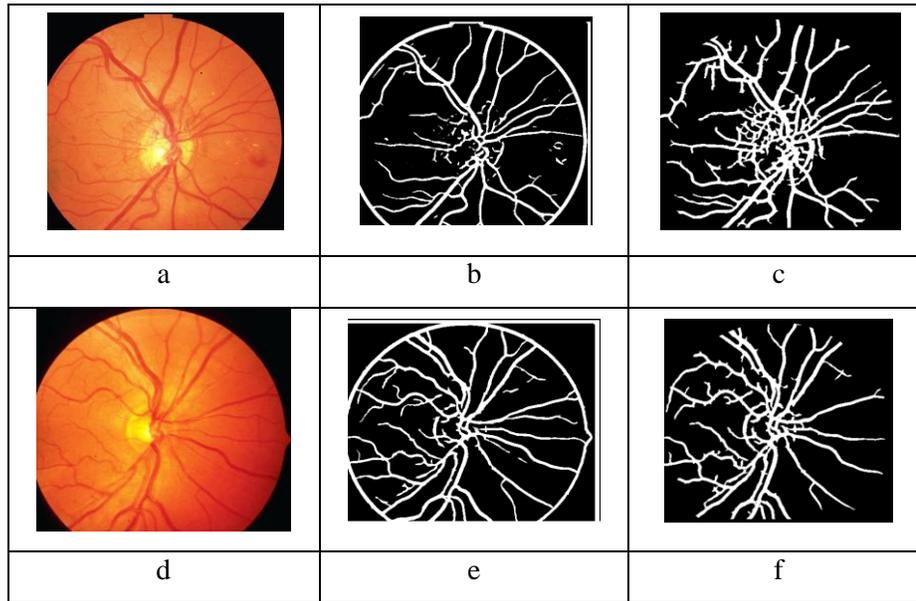


Fig. 5.2. Resultados experimentales obtenidos por el método propuesto comparados con los obtenidos por el esquema de umbralado que parece tener similitud con el aquí propuesto; a) y d) son las imágenes originales; b) y e) son los resultados experimentales obtenidos por el método de HongQing (2004); y c) y f) son nuestros resultados

De las imágenes segmentadas es posible observar que el método presentado en HongQing (2004) hace que vasos sanguíneos pequeños y que los capilares se rompan, luciendo como pequeños segmentos discontinuos de vasos. Este método también segmenta como un vaso sanguíneo, el borde del disco óptico, el borde de la imagen y la mácula, resultando en una alta tasa de positivos falsos. Por lo tanto, los autores proponen una etapa de posprocesamiento a fin de eliminar esos objetos que no son vasos cuyos bordes quedan alineados con la forma de los filtros utilizados. En nuestro método, de acuerdo a los resultados obtenidos, no es necesaria la etapa de posprocesamiento (Ver las figuras 5.2. (c) y (f)).

En HongQing (2004) no se presentó ningún análisis del desempeño del método de segmentación, por lo que no es posible comparar los resultados de la segmentación utilizando una métrica de desempeño como nuestro método sí lo permite.

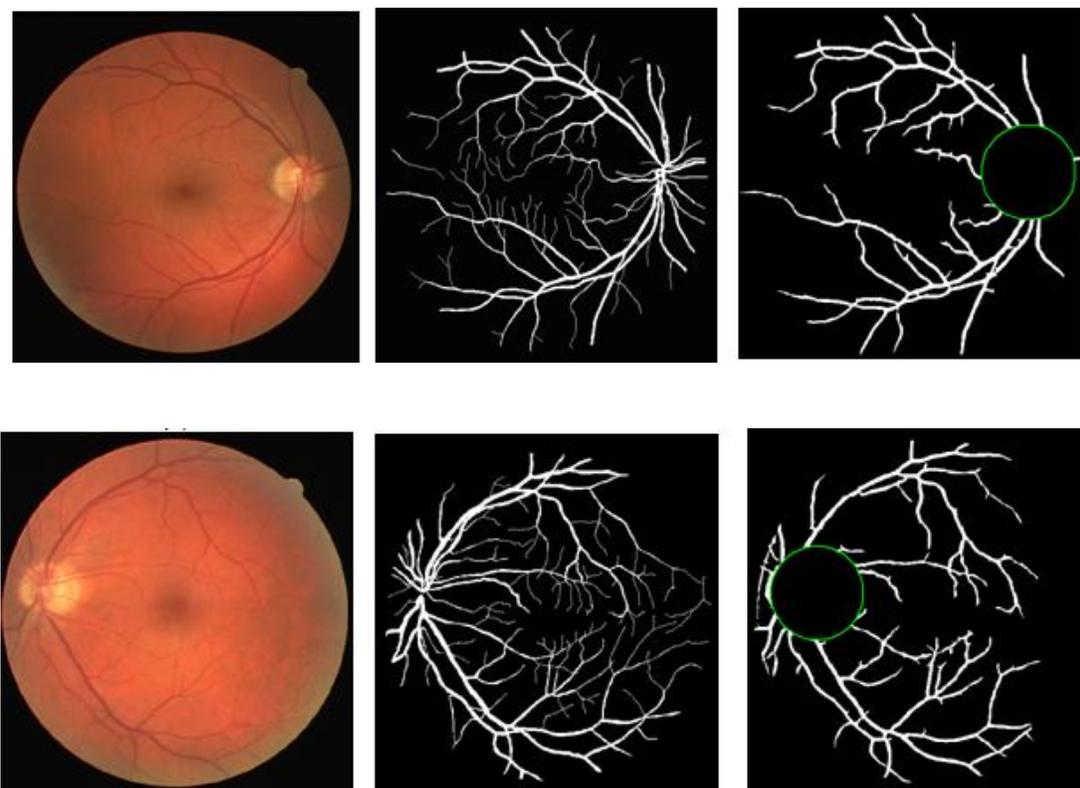


Fig. 5.3. Resultados de la segmentación de los vasos sanguíneos ilustrada en algunas de las imágenes contenidas en la base de datos DRIVE, a) y c) Imagen original, b) y e) resultados de la segmentación manual, y c) y f) resultados de la segmentación del método propuesto.

En la Fig. 5.3. , se presentan los resultados de la segmentación de algunas de las imágenes analizadas.

5.2. Desempeño de la extracción de características

Para evaluar el desempeño del método propuesto en la extracción de los puntos característicos, se compararon las imágenes segmentadas manualmente por un experto con las imágenes de salida producidas con nuestro método (Tabla 5.3.). Esta etapa será evaluada en términos de las minucias detectadas (*correctas*), las no detectadas (*descartadas*), las inexistentes (*falsas*) y las que tienen tipos intercambiados (*intercambiadas*). Se consideraron 10 imágenes para la evaluación y se obtuvo una tasa de error de 8.13%. La razón de este error es el cambio entre los cruces y las dobles bifurcaciones debido al método de esqueletizado utilizado [Ortega et al., 2009].

Tabla 5.3. Resultados de la validación con el conteo manual

Imagen retiniana	Bifurcaciones	Terminaciones	Total	Correctos	No detectados	Falsos	Intercambiados
01_test	175	163	338	311	11	8	8
02_test	112	113	225	207	7	6	5
03_test	59	68	127	117	4	3	3
04_test	93	96	189	174	8	5	2
05_test	79	76	155	142	6	4	3
06_test	127	129	256	235	7	9	5
07_test	150	124	274	252	6	8	8
08_test	84	81	165	152	5	4	4
09_test	77	71	148	136	6	2	4
10_test	68	76	144	133	3	7	1

Para evaluar la propuesta de extracción de puntos característicos se definieron algunas métricas de calidad que el método debe maximizar.

1. **Eficacia:** el objetivo es detectar la mayor cantidad de puntos posibles contenidos en la imagen evitando la detección de puntos falsos.

Las dos métricas posibles para controlar la eficacia son la precisión y el acierto. La precisión mide la tasa de puntos correctamente detectados contra todos los puntos detectados. A mayor precisión menor porcentaje de puntos falsos. El acierto, por otro lado, mide la tasa de puntos existentes que son correctamente detectados. En términos probabilísticos, la precisión mide la probabilidad de que un punto detectado sea válido, mientras que el acierto indica la probabilidad de que un punto válido sea detectado:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{Positivos verdaderos}}{\text{Positivos verdaderos} + \text{Positivos falsos}} \tag{Ec. 5.5}$$

$$\text{Acierto} = \frac{\text{Positivos verdaderos}}{\text{Positivos verdaderos} + \text{Negativos falsos}} \tag{Ec. 5.6}$$

Donde positivos verdaderos se refiere a los puntos correctamente detectados, positivos falsos se refiere a los puntos falsos y negativos falsos se refiere a los puntos existentes no detectados.

2. **Eficiencia.** El cálculo debe ser ligero, y por lo tanto, el tiempo de procesamiento bajo. La métrica más interesante es el tiempo promedio de ejecución del proceso, tomando también en cuenta los tiempos mínimos y máximos e incluso el promedio. La prueba se debe correr varias veces para reducir los efectos de factores externos en el tiempo total.
3. **Exactitud.** Los puntos se deben detectar en su posición correcta en la imagen. Este criterio es medido en términos de la desviación del punto detectado desde la posición original. La desviación se expresa como una distancia euclidiana (en píxeles):

$$\text{Desviación} = \sqrt{(D_x - O_x)^2 + (D_y - O_y)^2} \tag{Ec. 5.7}$$

Donde (D_x, D_y) son las coordenadas donde el punto fue detectado y (O_x, O_y) son las coordenadas de la posición original del punto característico.

Inicialmente, se seleccionaron aleatoriamente 50 imágenes de la base de datos DRIVE para ajustar los parámetros del método. Los puntos fueron etiquetados por un experto para permitir el cálculo de las tasas de precisión y de acierto.

La Tabla 5.4. , muestra los mejores resultados obtenidos con y sin ejecutar la etapa de limpieza de puntos falsos. En donde T_{prom} (Tiempo promedio), T_{min} (Tiempo mínimo) y T_{max} (Tiempo máximo). El filtrado de los puntos mejora la especificidad debido a la naturaleza intrínseca del esqueletizado. De hecho, la etapa de filtrado en este esquema es inevitable debido a que la precisión puede resultar muy baja si no se utilizara.

Tabla 5.4. Desempeño del método de extracción de puntos empleando las métricas de eficacia, eficiencia y exactitud. El primer renglón representa los resultados obtenidos sin aplicar el filtrado de puntos y el segundo renglón representa los resultados obtenidos aplicando el filtrado.

	Eficacia		Eficiencia			Exactitud
	Acierto	Precisión	T_{prom}	T_{min}	T_{max}	Desviación
Sin filtrar	93.2%	81.7%	4.14s	1.84s	5.93s	4.77px
Filtrada	91.5%	99.2%	4.56s	2.41s	6.11s	3.69px

Una vez ajustados los parámetros, el método se probó con todas las imágenes de la base de datos DRIVE. El método de extracción propuesto ofrece muy buenos resultados en términos de los

puntos detectados y de la exactitud. En la Fig. 5.4. , se muestran dos ejemplos de los resultados para la etapa de extracción de rasgos (minucias) antes descrita.

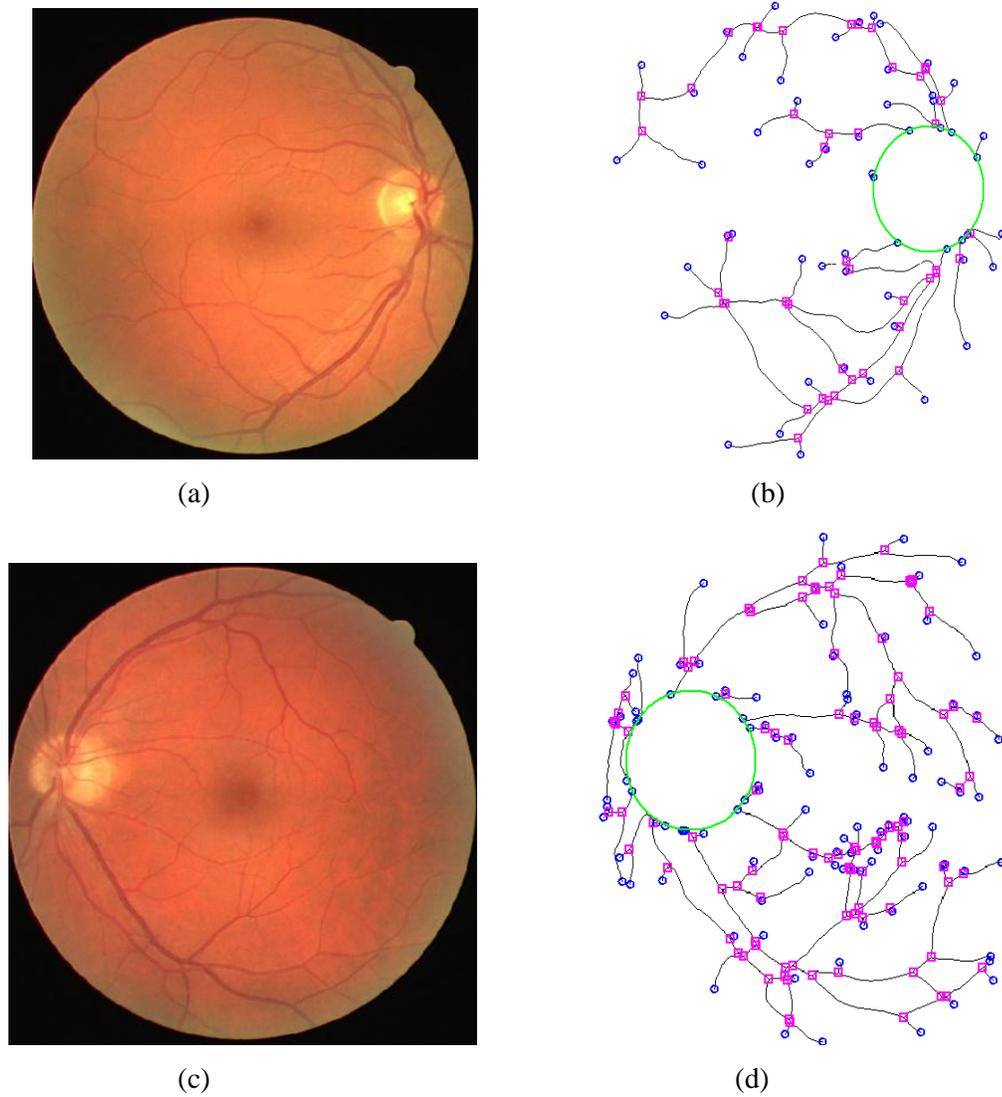


Fig. 5.4. Resultados de la etapa de extracción de minucias

5.3. Desempeño del sistema de reconocimiento

Una vez que se detectaron los puntos característicos, la siguiente parte de los experimentos se enfocará en probar las capacidades de comparación del sistema de autenticación, primero para el método de codificación empleando las minucias de la red vascular, y posteriormente para el método de codificación empleando la espiral logarítmica y las series de tiempo.

5.3.1. *Método No. 1 basado en las minucias*

En las aplicaciones del reconocimiento biométrico automático hay cuatro resultados posibles [Jain et al., 1997]:

1. Una persona autorizada es aceptada;
2. Una persona autorizada es rechazada;
3. Una persona no autorizada es rechazada; y
4. Una persona no autorizada es aceptada.

Los errores en un sistema biométrico de autenticación pueden ser de dos tipos: una aceptación falsa, la cual ocurre cuando un usuario no autorizado es identificado como un usuario autorizado; un rechazo falso, el cual ocurre cuando un usuario autorizado no es reconocido como tal. Los índices de los casos 4 y 2, llamados Índice de Aceptación Falsa (IAF) e Índice de Rechazo Falso (IRF), son medidas estandarizadas de la precisión en la identificación de los sistemas biométricos. Un umbral de correspondencia se usa para decidir entre un usuario genuino y un impostor [Jain et al., 2006], [Jain et al., 1997a].

El número de aceptaciones falsas se relaciona con la singularidad de la configuración de las minucias, mientras que el número de rechazos falsos depende de la confiabilidad de las características. Algunos parámetros que contribuyen a dicha singularidad son: el número de características, la densidad de las características y el área utilizada para el análisis de las características. Los parámetros cruciales para la confiabilidad son la confiabilidad inherente de la característica y la eficiencia del algoritmo de detección de las características. Actualmente el desempeño de los sistemas de reconocimiento se calibra/estima en la mayoría de los casos con las tasas de error, derivadas de la habilidad de un algoritmo para encontrar correctamente las correspondencias en las imágenes de rasgos biométricos. Por lo tanto, en este trabajo la precisión de la verificación se estimó usando una prueba de verificación “todos contra todos” para obtener las distribuciones de IAF e IRF.

Se creó y ejecutó un banco de prueba para la evaluación del método de alineamiento basado en minucias [Ortega et al., 2006]. A cada una de las imágenes se le aplicaron 50 transformaciones aleatoriamente (con un máximo de ± 100 píxeles de traslación y $\pm 5^\circ$ de rotación, los cuales representan los valores máximo/mínimo de rotación y traslación normalmente presentes en las imágenes analizadas).

5.3.1.1. Prueba de autenticación

En esta sección las métricas fueron evaluadas con todas las imágenes del banco de prueba que se creó para evaluar el desempeño global del sistema propuesto en este trabajo de reconocimiento basado en las minucias de la retina. Cada una de las imágenes retinianas se comparó con el resto de las imágenes de fondo de ojo. Una identidad se establece si la puntuación de correspondencia está por encima de cierto nivel de umbral. De otra manera, la imagen retiniana de entrada se rechaza por considerarse la de un impostor. Se calcularon el IAF y el IRF para un umbral dado. El desempeño general del sistema se evaluó usando una curva de Características Operativas del Receptor (Curvas ROC, *Receiver Operating Characteristic*), la cual es un trazo de la IRF contra la IAF. La curva de ROC de esta prueba se muestra en la Fig. 5.5. La gráfica demuestra que el método adoptado ha alcanzado un nivel alto de IRF y uno bajo de IAF. Los resultados experimentales demostraron que nuestro sistema de reconocimiento basado en la retina tiene un promedio de 94.5% de precisión. En la Fig. 5.6. , se muestra un acercamiento a la región de la curva ROC correspondiente a la esquina superior izquierda, en donde se aprecia con mayor detalle el desempeño del sistema biométrico basado en retinas empleando las minucias.

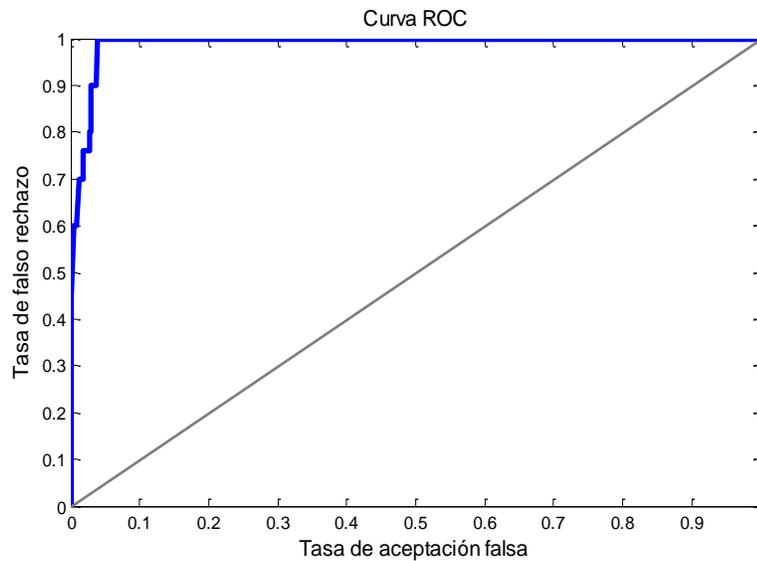


Fig. 5.5. Curva ROC del sistema biométrico basado en las minucias de la red vascular

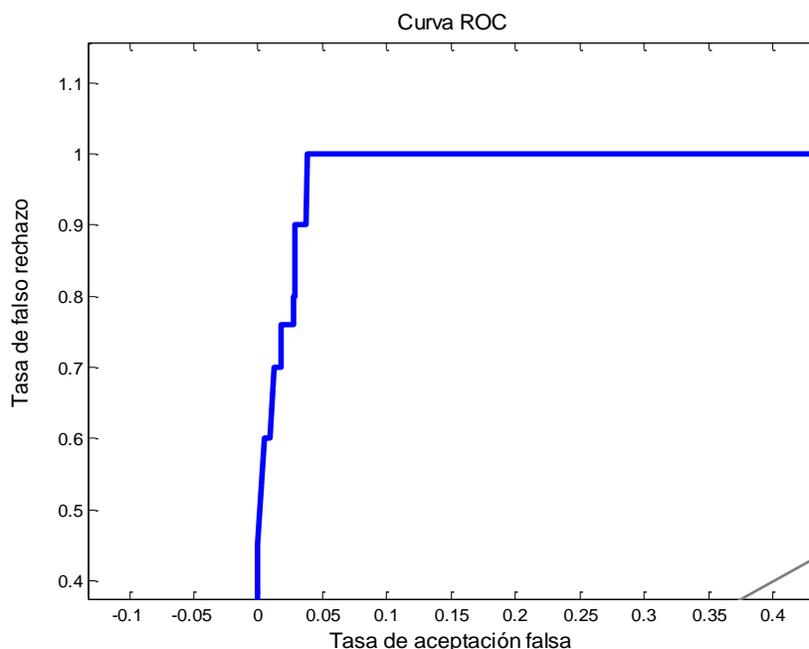


Fig. 5.6. Acercamiento de la Curva ROC en donde se aprecia con mayor detalle el desempeño del sistema de identificación basado en retinas empleando como descriptor las minucias de la red vascular

5.3.2. Método No. 2 basado en la espiral logarítmica y en las series de tiempo

En la siguiente sección se presentan y analizan los resultados obtenidos de la implementación de la codificación de la red vascular de la retina empleando la espiral logarítmica como patrón de muestreo, así como de los efectos que se manifiestan en el sistema biométrico al variar el valor de giro de la espiral en la secuencia generada.

5.3.2.1. Resultados de la codificación biométrica utilizando la espiral logarítmica

Para ajustar los parámetros y evaluar la metodología de codificación empleando una espiral logarítmica como patrón de muestreo, se implementó la secuencia de pasos presentada en la sección 4.4.2.2., y se analizaron los resultados obtenidos para cada imagen y para cada valor utilizado en los parámetros de la implementación [Chen et al., 2010]. En la Tabla 5.5., se presentan los resultados obtenidos al implementar la secuencia en una sola imagen, variando el giro (b de la ec. 3.11) y registrando la cantidad de puntos detectados, así como el tiempo que se necesitó para codificar la red para cada espiral empleada. La Tabla 5.6. , muestra los valores mínimo, máximo y promedio de la cantidad de puntos detectados en dependencia del giro en toda la base de datos analizada.

Tabla 5.5. Resultados obtenidos al implementar la espiral logarítmica variando el valor de giro en una sola imagen

Giro	No. de puntos	Tiempo (s)
0.001	340	37
0.005	381	15
0.01	347	11.9
0.02	272	10
0.03	232	9.9
0.04	208	9.56
0.05	166	9.22
0.06	154	9.19
0.07	139	9.12
0.08	123	8.95
0.09	127	8.94
0.1	104	8.88
0.2	66	9.10
0.3	38	9.22
0.4	39	9.29
0.5	22	9.35
1	13	9.64
2	11	9.54

A partir de los resultados obtenidos es posible observar la relación inversa que existe entre el giro de la espiral logarítmica empleada en el muestreo de la red vascular y la cantidad de puntos codificados, es decir, cuando este valor es pequeño, la espiral creada gira muy suavemente, por lo que el número de vueltas que da es mayor y por consecuencia la cantidad de puntos que puede detectar aumenta, pero también aumenta en gran medida el tiempo necesario para generar las series de tiempo.

Tabla 5.6. Valores mínimo y máximo de puntos detectados dependiendo del valor de giro de la espiral logarítmica

Giro	Máximo de puntos detectados	Mínimo de puntos detectados	Promedio de puntos detectados
0.01	347	212	293
0.02	272	173	228
0.03	232	132	178
0.04	208	99	150
0.05	166	89	125
0.06	154	81	112
0.07	139	60	94
0.08	123	60	84
0.09	127	56	80
0.1	104	49	75
0.2	66	33	46
0.3	38	15	25
0.4	39	16	26
0.5	22	11	17
1	13	4	7
2	11	3	6

Los resultados obtenidos utilizando toda la base de datos permiten establecer un panorama más realista respecto a la cantidad de puntos promedio detectados para un valor de giro determinado. De esta manera se podría calibrar el valor necesario para garantizar que la cantidad de puntos detectados para todas las imágenes consideradas sea el adecuado para establecer la individualidad de la persona. Como consecuencia, podría identificarse positivamente al individuo empleando dicha plantilla biométrica, sin sacrificar la eficiencia del sistema y sin aumentar de manera significativa el tiempo de procesamiento. Por ejemplo, si se elige como giro el valor de 0,05 para la espiral, la cantidad de puntos promedio codificados será de 125 para identificar positivamente a un individuo, y el tiempo que el sistema necesitaría para codificar una imagen con este tamaño de plantilla sería de 9.22 s. Por otro lado, si queremos aumentar la cantidad de puntos y elegimos el valor de 0.03 como giro, la cantidad de puntos codificados será de 178, cantidad por demás suficiente para la identificación, para lo que el tiempo que el sistema necesitaría es de 9.9 s. Esto nos permite establecer un rango de valores permitidos para la giro, sin aumentar los tiempos de procesamiento

de la imagen y al mismo tiempo garantizar la eficiencia del sistema y la individualidad del código basado en la espiral logarítmica. A partir de este análisis, se decidió elegir como giro para la espiral el valor de 0.04, que garantiza codificar como promedio 150 puntos en un tiempo de 9.56 s.

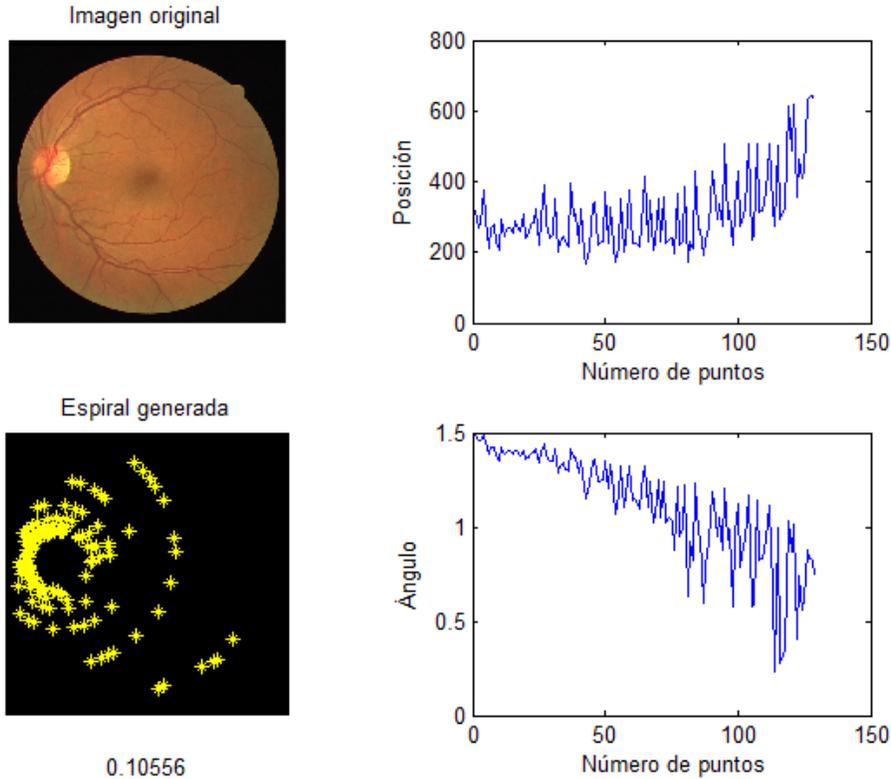


Fig. 5.7. Resultado del muestreo en una imagen típica de la base de datos DRIVE utilizando el valor de giro de la espiral logarítmica de 0.10556

En las Fig. 5.7. Fig. 5.8. Fig. 5.9. Fig. 5.10. Fig. 5.11. y Fig. 5.12. se muestran algunos de los resultados obtenidos en dos imágenes de retina típicas, al implementar la metodología descrita para la codificación biométrica basada en la espiral logarítmica, al variar el giro de dicha espiral y observar el efecto que esta variación tiene en las características de las series de tiempo resultantes. Los puntos amarillos en la imagen representan sólo la secuencia de los segmentos de vaso detectados por la trayectoria de la espiral logarítmica generada con el valor de giro indicado en la parte inferior de la figura. Estos puntos son los que se codifican empleando la posición y la orientación de dicho segmento en la posición detectada. Es de observarse que a medida que el valor de giro de la espiral logarítmica aumenta, la cantidad de puntos detectados disminuye, por lo cual es necesario analizar y caracterizar este parámetro a fin de satisfacer las necesidades de la individualidad del sistema.

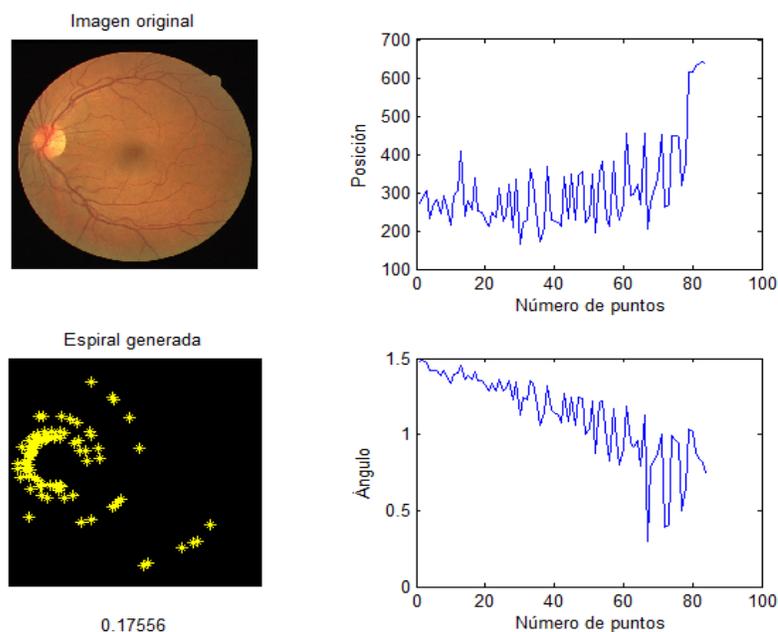


Fig. 5.8. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando como valor de giro para la espiral logarítmica 0.17556

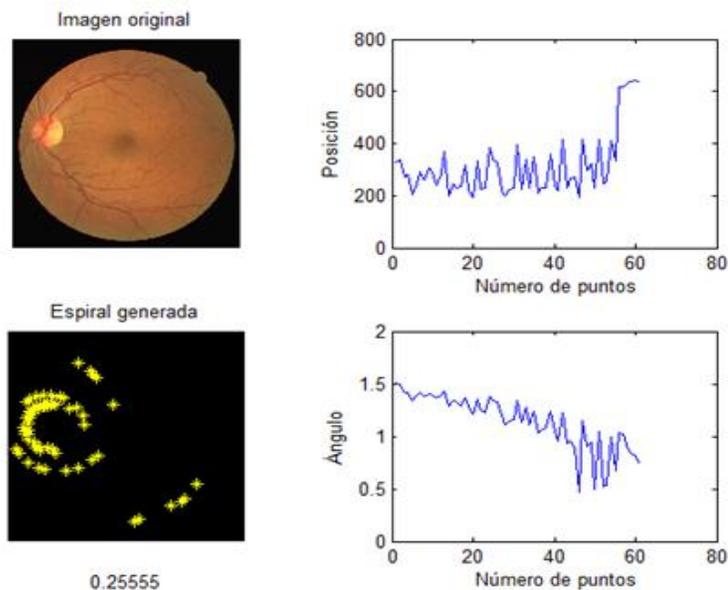


Fig. 5.9. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando una espiral logarítmica con el valor de giro de 0.25555

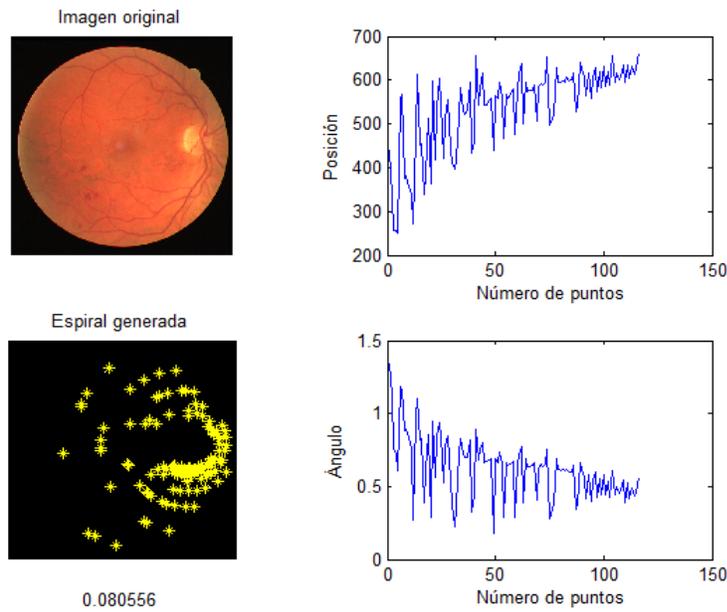


Fig. 5.10. Resultado del muestreo de otra imagen de la base de datos DRIVE empleando una espiral logarítmica con un valor de giro de 0.089556

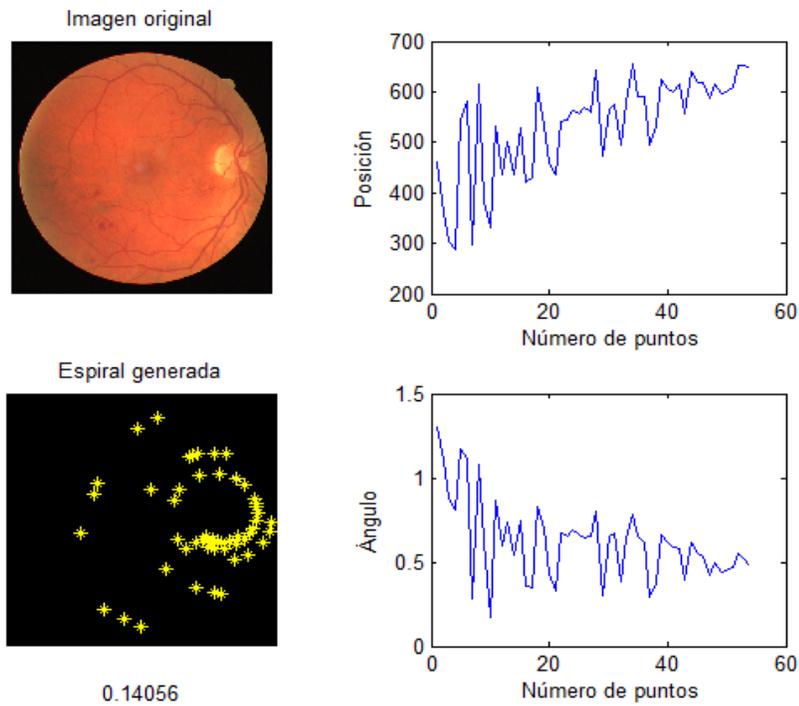


Fig. 5.11. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando una espiral logarítmica con un valor de giro de 0.14056

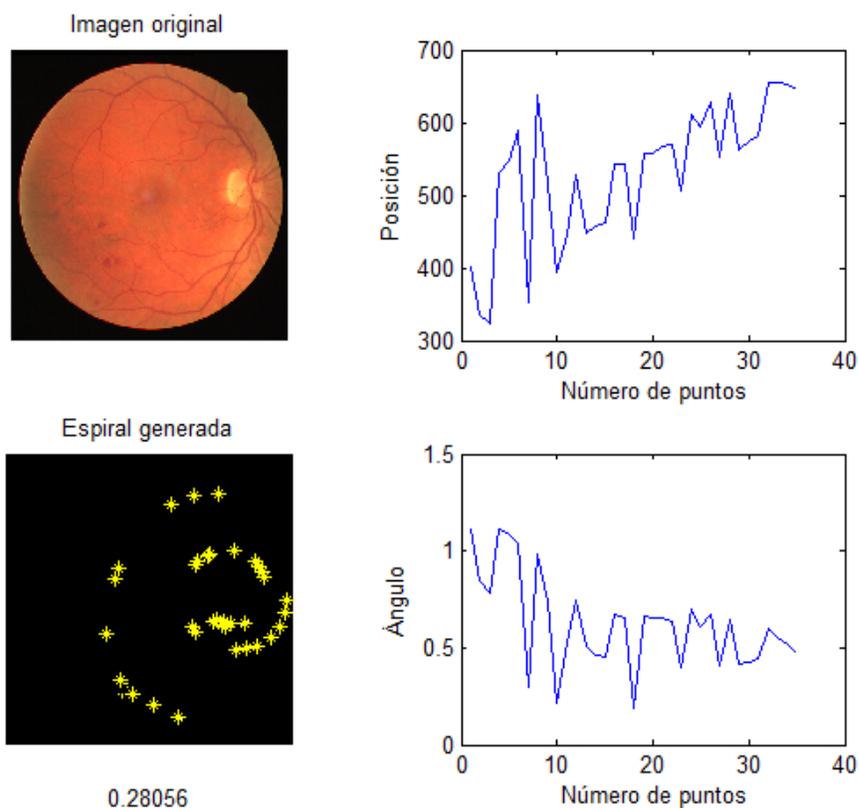


Fig. 5.12. Resultado del muestreo de la misma imagen que el caso anterior empleando una espiral logarítmica con un valor de giro de 0.28056

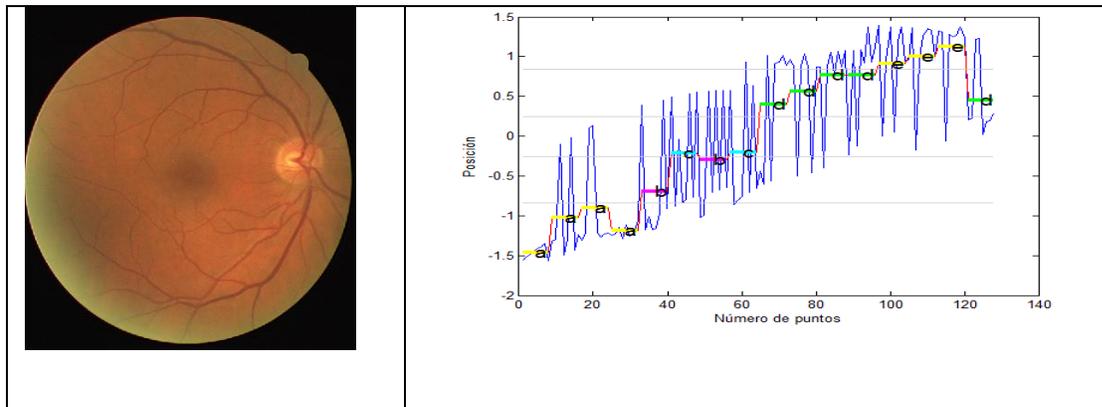
5.3.2.2. Resultados de la representación biométrica con la herramienta SAX

Para obtener estos resultados se llevaron a cabo tres tipos de experimentos [Chen et al., 2010]:

- 1) **Prueba de precisión.** Se buscan correspondencias para todas las plantillas de todas las retinas, una contra otra. La precisión de la verificación se calcula utilizando diferentes rasgos descriptores, la posición y el ángulo del vaso, diferentes longitudes de SAX y diferentes números de niveles de SAX.
- 2) **Prueba de fusión.** Las plantillas extraídas usando como descriptores la posición y el ángulo se fusionan para analizar la efectividad de la biométrica híbrida de rasgos.
- 3) **Identificación de las plantillas incompletas.** Sólo parte de una plantilla (una subsecuencia de la representación SAX) se usa para identificar la retina de la base de datos.

Las Fig. 5.13. Fig. 5.14. Fig. 5.15. y Fig. 5.16. muestran las secuencias obtenidas al implementar la representación SAX variando la longitud de la secuencia y el número de niveles

utilizados en algunas de las imágenes de la base de datos utilizada, empleando como descriptor, la posición y el ángulo del vaso.



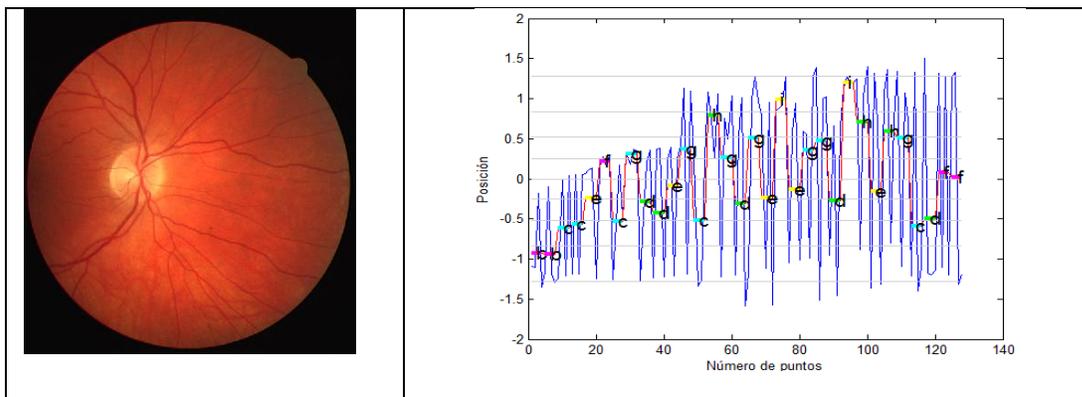
Número de segmentos: 16

Número de niveles: 5

Cadena generada

'a' 'a' 'a' 'a' 'b' 'c' 'b' 'c' 'd' 'd' 'd' 'd'
'e' 'e' 'e' 'd'

Fig. 5.13. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en una imagen típica de la base de datos codificando la posición del segmento de vaso



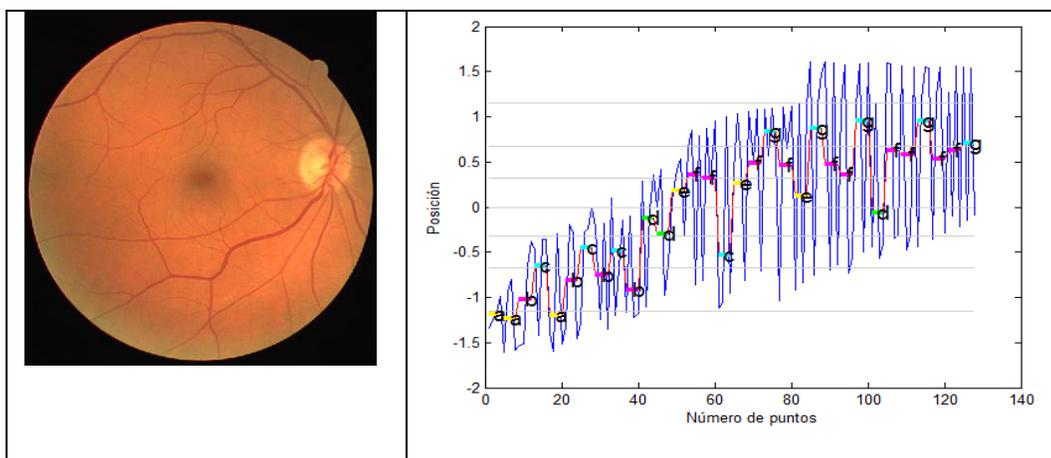
Número de segmentos: 32

Número de niveles: 10

Cadena generada

'b' 'b' 'c' 'c' 'e' 'f' 'c' 'g' 'd' 'd' 'e' 'g' 'c' 'h'
'g' 'd' 'g' 'e' 'i' 'e' 'g' 'g' 'd' 'i' 'h' 'e' 'h' 'g'
'c' 'd' 'f' 'f'

Fig. 5.14. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en otra imagen típica de la base de datos codificando la posición del segmento de vaso



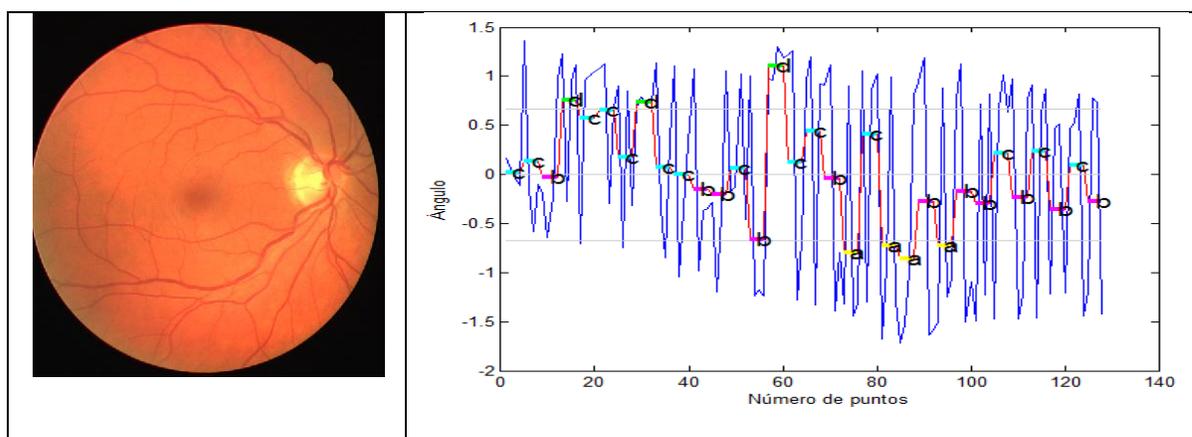
Número de segmentos:32

Número de niveles: 8

Cadena generada

'a' 'a' 'b' 'c' 'a' 'b' 'c' 'b' 'c' 'b' 'd' 'd' 'e' 'f'
 'f' 'c' 'e' 'f' 'g' 'f' 'e' 'g' 'f' 'f' 'g' 'd' 'f' 'f'
 'g' 'f' 'f' 'g'

Fig. 5.15. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en otra imagen típica de la base de datos empleando como rasgo descriptor la orientación del segmento de vaso



Número de segmentos: 32

Número de niveles: 4

Cadena generada

'c' 'c' 'b' 'd' 'c' 'c' 'c' 'd' 'c' 'c' 'b' 'b' 'c' 'b' 'd' 'c'
 'c' 'b' 'a' 'c' 'a' 'a' 'b' 'a' 'b' 'b' 'c' 'b' 'c' 'b' 'c' 'b'

Fig. 5.16. Representación biométrica empleando la herramienta SAX en una imagen típica de la base de datos empleando como rasgo descriptor la orientación del segmento de vaso

5.3.2.2.1. Prueba de precisión

La validación del método ha sido realizada por medio de 4 experimentos [Ortega et al., 2006], [Farzin et al., 2008]. La Tabla 5.7. presenta los resultados obtenidos de estos 4 experimentos y el valor promedio de la precisión lograda por el sistema. La métrica de similitud determina la habilidad del sistema para clasificar exitosamente las autenticaciones como autorizadas o no autorizadas. Por lo tanto, un análisis del desempeño de la métrica de similitud se realiza para maximizar la banda de confidencialidad entre las distribuciones de autorizado y no autorizado.

El objetivo del primer experimento es determinar el nivel de confidencialidad el cual establece la aceptación o el rechazo de un individuo. Para calcular este nivel y probar los parámetros de la técnica de alineamiento, un conjunto de 20 imágenes (5 personas diferentes, 4 imágenes por persona) se introdujeron en el sistema.

En el segundo experimento, la fiabilidad del sistema se evaluó por medio de un conjunto de 119 imágenes de retina que se introdujeron al sistema y analizando los resultados, la exactitud de los parámetros se ha establecido. En la prueba, dos tipos de imágenes fueron analizadas, la mayoría de las imágenes, (113) pertenecientes a diferentes individuos, y 6 fueron imágenes de las mismas personas tomadas en diferentes momentos (3 individuos, 2 imágenes de cada quien). Del conjunto de 113 imágenes, 3 fueron removidas del sistema debido a que presentaban muy bajo contraste, y contenían muy pocas minucias.

En el tercer experimento, 168 nuevas imágenes fueron ingresadas al sistema, para probar si este es capaz de detectar a las imágenes que pertenecen a la misma persona. Es necesario remarcar un punto: en este experimento no existe conocimiento a priori del número de imágenes que son del mismo individuo en el conjunto de prueba.

Finalmente, las imágenes del segundo y del tercer conjunto se unieron para evaluar el sistema con un mayor número de casos, de modo que el conjunto de pruebas es de 284 imágenes (116 del segundo experimento y 168 del tercero). Con un mayor número de casos, la variabilidad de las imágenes crece y se obtiene un ambiente más realista. Como era de esperarse, los resultados obtenidos confirmaron la exactitud del método.

Los resultados obtenidos mostraron que el valor de similitud en el intervalo de [0,1] de las imágenes del mismo individuo, aun que fuesen tomadas en diferentes momentos, esta siempre por debajo del valor 0.36 y el valor de similitud de imágenes tomadas de diferentes personas esta siempre por encima del valor 0.6. Con estos umbrales, no se encontraron nuevos falsos positivos

aun que la variabilidad de las imágenes de este conjunto de prueba fue mayor que en los experimentos previos.

El nivel de confidencialidad representa un parametro muy importante en el sistema, ya que un nivel muy bajo puede resultar en una aceptación de falsos individuos, pero un nivel muy alto puede rechazar individuos legítimos. Por debajo del valor de umbral de 0.36, la tasa de casos de positivos verdaderos es de 1, lo que significa que no se rechaza ningún positivo verdadero.

Por otro lado, cuando el umbral aumenta, los casos de negativos falsos no aparece hasta alcanzar el valor de 0.6, creciendo exponencialmente desde este valor. De este análisis, se llegó a la conclusión de que cuando el umbral esta entre el intervalo de (0.36, 0.6) el porcentaje de éxito del sistema es del 100%.

Tabla 5.7. Resultados de la validación experimental

Experimento	Exactitud
A	97.4%
B	95.9%
C	96.3%
D	94.6%
Media	96.05%
Desviación estándar	0.01156143

Estos resultados validan el uso de la red vascular de la retina como rasgo biométrico. Sin embargo, la plantilla en este sistema es un conjunto de puntos grande lo cual resulta en una demanda alta en términos de almacenamiento y de uso de memoria debido al proceso de autenticación. Actualmente, no es realista definir a toda la imagen como base para la generación de una plantilla biométrica ya que en algunos de los ambientes donde los patrones biométricos son almacenados, por ejemplo, en pequeños dispositivos portátiles de almacenamiento, o en chips de tarjetas el espacio disponible de memoria es pequeño.

La exactitud del método de autenticación se evaluó empleando ambos rasgos descriptores considerados en esta propuesta, es decir, la posición del segmento de vaso detectado por la espiral, y la orientación de dicho segmento en la posición detectada, a fin de analizar cuál de los dos descriptores ofrece una mayor exactitud al sistema y cuál presenta un nivel de discriminación más alto para aumentar los niveles de eficiencia del código. La Tabla 5.8. presenta los resultados del error obtenidos de la prueba de identificación, empleando como rasgo descriptor la posición del

segmento de vaso detectado a lo largo de la espiral, utilizando diferentes longitudes de representación y diferentes niveles de alfabetos, a fin de ajustar los valores adecuados para garantizar la eficiencia del sistema necesaria. A partir de los resultados obtenidos se observa que el valor que tiene mayor impacto en la autenticación utilizando la posición como rasgo descriptor es, la longitud de la representación, pues el error no cambia de manera significativa al variar el número de alfabetos utilizados, pero si se observa un aumento en el error al disminuir la longitud de la secuencia, de tal manera que se necesita establecer un equilibrio entre ambos valores para garantizar los requerimientos de la precisión del sistema. Si se decide emplear a la posición como descriptor, el valor de la longitud de la secuencia elegido sería de 30 segmentos, y con cualquier cantidad de alfabetos empleados se tendría una tasa de error satisfactoria.

Tabla 5.8. Exactitud de la autenticación utilizando como rasgo característico a la posición del segmento de vaso detectado

Longitud de la SAX	Nivel de la SAX	EER (%)
30	10	1.13
30	9	1.14
30	8	1.15
30	7	1.17
30	6	1.18
30	5	1.19
30	4	1.20
30	3	1.21
20	10	1.33
20	9	1.34
20	8	1.51
20	7	1.56
20	6	1.59
20	5	1.51
20	4	1.60
20	3	1.79
15	10	1.82

15	9	1.83
15	8	1.84
15	7	1.85
15	6	1.86
15	5	1.89
15	4	1.91
15	3	1.93
10	10	1.98
10	9	1.99
10	8	2.01
10	7	2.03
10	6	2.05
10	5	2.07
10	4	2.10
10	3	2.11
5	10	3.60
5	9	3.62
5	8	3.63
5	7	3.64
5	6	3.65
5	5	3.66
5	4	3.68
5	3	3.69

De manera similar, en la Tabla 5.9. se muestran los resultados del error obtenidos al emplear como rasgo descriptor al ángulo del segmento del vaso detectado en la trayectoria de la espiral, variando la cantidad de segmentos y de niveles para la representación. El comportamiento del error es similar que en el caso anterior, es decir, aumenta de manera significativa al disminuir el número de segmentos empleados en la representación, y se mantiene casi constante al variar la cantidad de alfabetos empleados. A partir de los resultados obtenidos para los dos descriptores empleados, se puede observar, que el ángulo comparado con la posición, tiene menor capacidad de discriminación,

ya que para el mismo número de segmentos y de niveles de representación, el error obtenido empleando el ángulo es 3 veces mayor que con la posición, haciendo menos eficiente al sistema. Por lo tanto, y después de analizar la pertinencia de emplear uno u otro descriptor, se decidió elegir a la posición del segmento de vaso como rasgo característico para la codificación biométrica.

Tabla 5.9. Exactitud de la autenticación utilizando el ángulo como rasgo descriptor

Longitud de la SAX	Nivel de la SAX	EER(%)
30	10	3.42
30	9	3.43
30	8	3.44
30	7	3.46
30	6	3.47
30	5	3.48
30	4	3.50
30	3	3.48
20	10	3.55
20	9	3.56
20	8	3.43
20	7	3.48
20	6	3.68
20	5	3.88
20	4	3.93
20	3	3.30
15	10	4.16
15	9	4.18
15	8	4.19
15	7	4.21
15	6	4.22
15	5	4.22
15	4	4.25
15	3	4.26

10	10	4.72
10	9	4.73
10	8	4.74
10	7	4.75
10	6	4.76
10	5	4.77
10	4	4.78
10	3	4.79
5	10	6.38
5	9	6.39
5	8	6.40
5	7	6.42
5	6	6.43
5	5	6.42
5	4	6.45
5	3	6.46

En la Tabla 5.8. , y en la Tabla 5.9. , se puede ver que este enfoque ha alcanzado una precisión alta de autenticación, de 98.7%. También se puede ver que cuando el número del nivel SAX cambia, la precisión de la verificación no cambia abruptamente, pero el cambio de la longitud de SAX sí afecta la precisión de la verificación dramáticamente. Para construir un sistema biométrico práctico, debe haber un intercambio entre el tamaño de la plantilla y la precisión del sistema. Los resultados experimentales arriba mencionados han mostrado que una longitud más grande de SAX es más preferible que un nivel más grande de números SAX para un sistema biométrico real. Las representaciones SAX son pequeñas en términos de requerimientos de almacenamiento. Cuando la longitud SAX es igual a 30 y el número de nivel es 4, cada plantilla ocupa sólo 40 bits o 5 bytes. Esta es una de las ventajas de este enfoque.

5.3.2.2.2. Prueba de Fusión

Las biometrías híbridas han demostrado ser efectivas para mejorar la confiabilidad de los sistemas biométricos. Al usar la representación SAX (que en realidad es una cadena de símbolos), la fusión de rasgos (que en realidad es una concatenación de cadenas) se puede implementar con

facilidad. El peso de cada rasgo puede ajustarse fácilmente al elegir diferentes longitudes de SAX. En nuestro experimento, concatenamos las representaciones SAX usando los dos esquemas de representación de características empleados, la posición y la orientación del segmento de vaso codificado, para implementar una fusión de rasgos muy simple. Los resultados del experimento se muestran en la Tabla 5.10. , donde se puede ver que la precisión de la verificación después de la fusión de los rasgos es mejor que cuando se usa un solo rasgo. También se puede ver que aunque los casos de pruebas II y III tienen la misma longitud SAX (15) después de la fusión, la precisión de la verificación es muy diferente. Esto es porque el peso del rasgo 1 (posición) en el caso de prueba III es mayor que el del caso de prueba II, debido a que la longitud de la secuencia en el caso III es mayor que en el caso II, y como se mencionó anteriormente, la longitud de la secuencia es la característica de la representación que mayor influencia tiene en la tasa de error resultante; y de manera similar que en la prueba anterior, el rasgo 1 (posición) es generalmente más confiable que el rasgo 2 (orientación) con respecto a la precisión de la verificación.

Tabla 5.10. Exactitud de la autenticación utilizando la fusión de rasgos

Rasgo 1: Posición			Rasgo 2: ángulo			Fusión de rasgos EER(%)	
Longitud de la SAX	Nivel de la SAX	EER(%)	Longitud de la SAX	Nivel de la SAX	EER(%)		
10	8	2.01	10	8	4.75	1.99	I
5	8	3.63	10	8	4.75	3.46	II
10	8	2.01	5	8	6.40	1.85	III
5	8	3.63	5	8	6.40	3.08	IV

5.3.2.2.3. Identificación de plantillas incompletas

El propósito de este experimento es probar si es posible autenticar la retina de la identidad de búsqueda usando sólo parte de su representación SAX.

Llevamos a cabo el siguiente experimento:

Para cada plantilla T (secuencia de símbolos SAX), una subsecuencia T_s de T se usa para la identificación. La posición de inicio de la subsecuencia T_s en T se elige al azar. La plantilla maestra T_m de la retina P_m , que tiene una subsecuencia que resulte con la MINDIST más pequeña (d_{min}) para T_s se encuentra por medio de la búsqueda secuencial. Si la d_{min} es más pequeña que un umbral superior predeterminado d_t , entonces T se identifica como perteneciente a P_m . El d_t se ajusta para

encontrar el número menor posible de casos de identificación incorrecta (aceptación falsa y rechazo falso). En nuestro experimento, elegimos el número de nivel de SAX de 10 y la longitud de las plantillas maestras de 20. Los resultados se muestran en la Tabla 5.11. A partir de los resultados obtenidos, se puede ver que aun al usar sólo el 30% de las plantillas, es posible alcanzar una alta precisión de identificación del 94.6%.

Tabla 5.11. Exactitud de la identificación empleando plantillas biométricas incompletas

Longitud de (Ts)/Longitud de (T)	Número mínimo posible de casos fallidos	
100%	1	0.2%
50%	7	1.4%
30%	27	5.4%
20%	51	10.2%
10%	120	24.0%

5.3.3. Validación del método a transformaciones afines

Para demostrar la invariancia del método a las transformaciones afines existentes en las imágenes analizadas, se implementó la metodología descrita en el banco de pruebas creado para estos fines, en donde se le aplicaron a cada imagen 50 transformaciones afines y se registraron los resultados obtenidos.

5.3.3.1. A la traslación

Para validar el método respecto a la traslación, la etapa de detección del disco óptico fue utilizada, ya que este punto representa el origen de la generación de la espiral de muestreo y por lo tanto las imágenes y el código biométrico creado son centrados en dicho punto. Dado que las bases de datos utilizadas no incluyen una imagen de referencia con el origen del disco óptico etiquetado por un experto, la validación de esta etapa se realiza visualmente; los resultados se muestran en las siguientes ilustraciones. Las Fig. 5.17. , Fig. 5.18. Fig. 5.19. Fig. 5.20. muestran que el método de detección del disco óptico es eficiente al detectarlo correctamente. Esta región representa un conflicto tanto en la segmentación de la red vascular como en las etapas posteriores, por lo que es necesario detectar y eliminar esta región para el análisis posterior. Los resultados obtenidos demostraron que el método de detección del disco óptico funcionó correctamente con todas las imágenes analizadas, por lo que podemos concluir que satisface las necesidades del sistema al generar siempre un código biométrico autoreferenciado para toda la base de datos considerada.

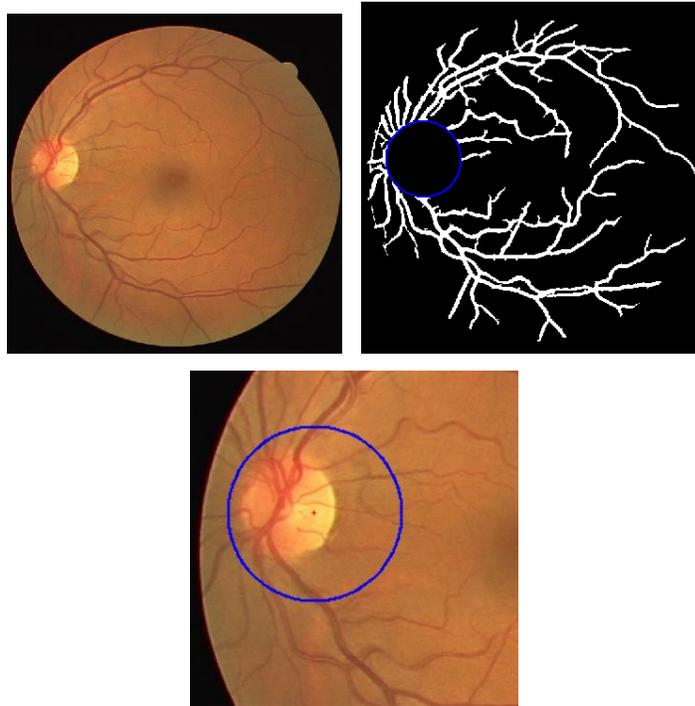


Fig. 5.17. Resultado de la detección del disco óptico y de su centroide en una de las imágenes de la base de datos

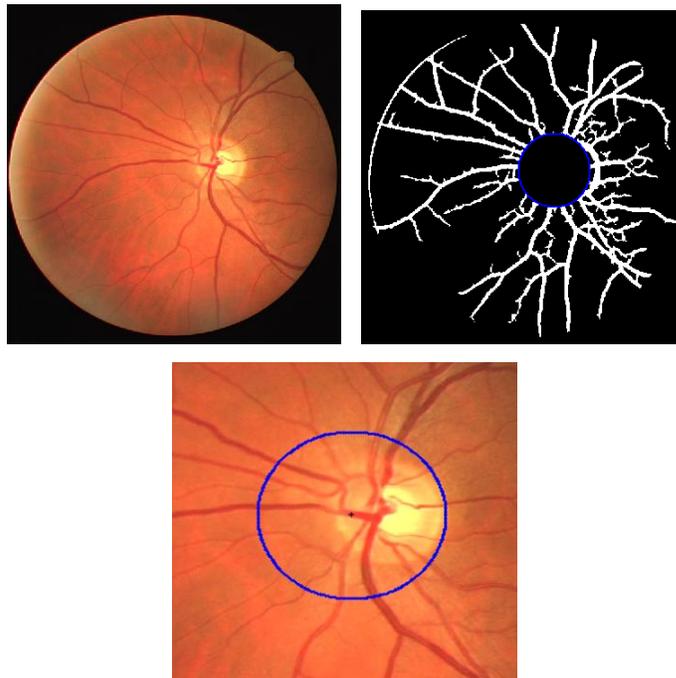


Fig. 5.18. Resultado de la detección del disco óptico y de su centroide en otra de las imágenes de la base de datos

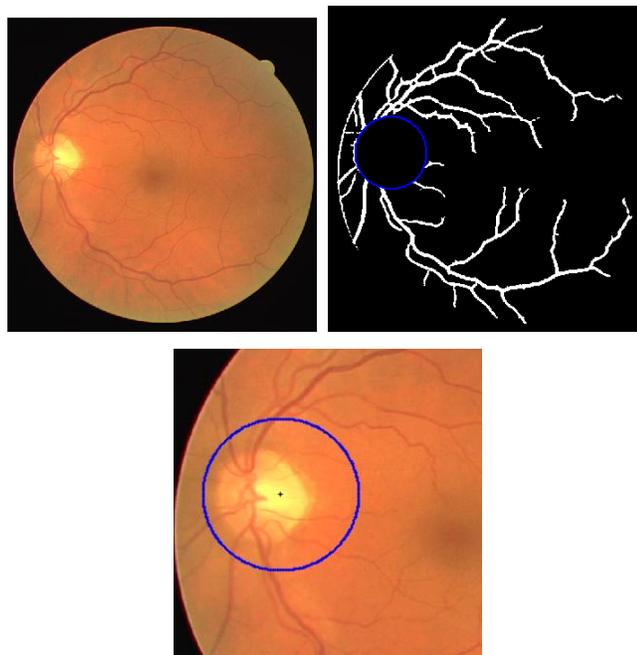


Fig. 5.19. Resultado de la detección del disco óptico y su centroide mostrado en otra de las imágenes de la base de datos

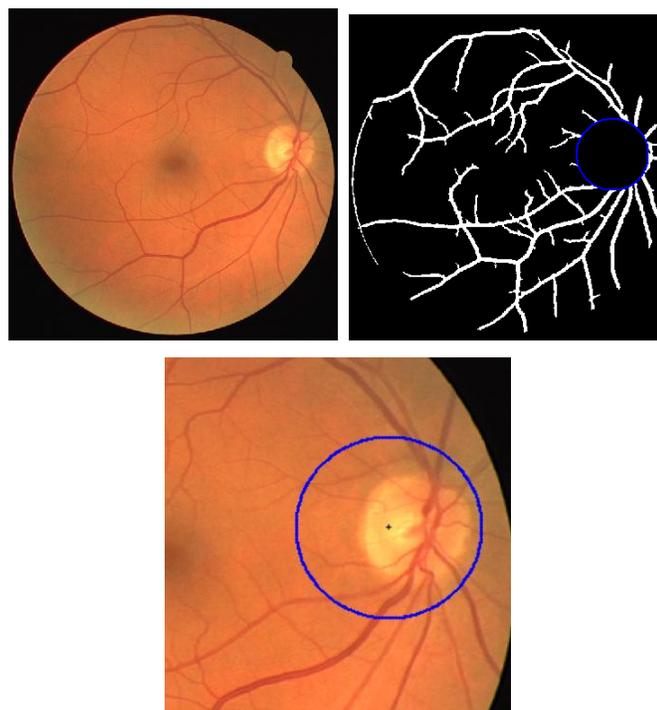


Fig. 5.20. Resultado de la detección del disco óptico y de su centroide ilustrado en una de las imágenes de la base de datos

5.3.3.2. A la rotación

A fin de validar el método de autenticación propuesto respecto a la rotación, se implementó toda la metodología descrita para la codificación mediante la espiral logarítmica y las series de tiempo y para la representación biométrica utilizando la herramienta SAX, con las imágenes a las que se les aplicó las rotaciones descritas contenidas en el campo de prueba diseñado para estos fines. La evaluación se llevó a cabo ejecutando toda la secuencia de pasos en todas las imágenes rotadas de una sola imagen y obteniendo la secuencia de alfabetos resultante, y posteriormente comparándolas entre ellas utilizando la métrica MINDIST, a fin de determinar si las secuencias pertenecen a la misma imagen y si la distancia entre ellas es mínima. En las Fig. 5.21. , Fig. 5.22. y Fig. 5.23. se muestran los resultados de la codificación y representación de una imagen típica de la base de datos rotada diferentes ángulos a fin de evaluar y garantizar que el método de autenticación propuesto es robusto a la rotación.

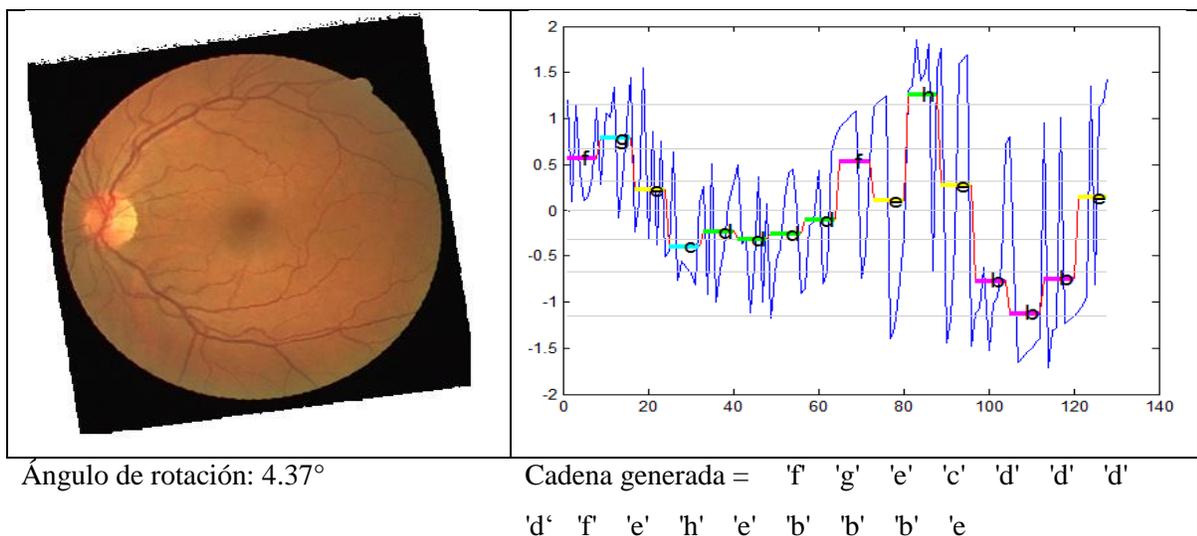
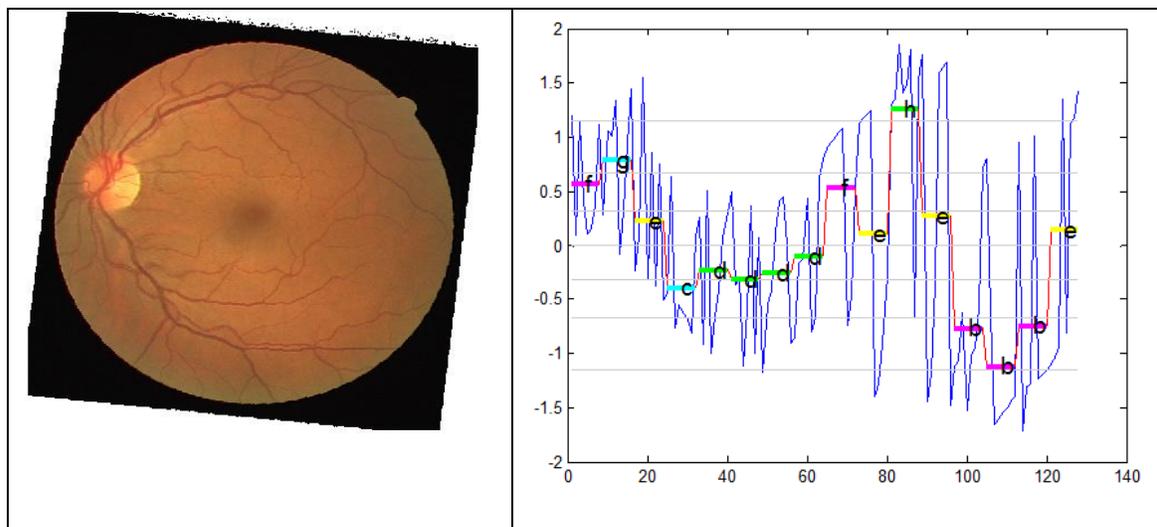


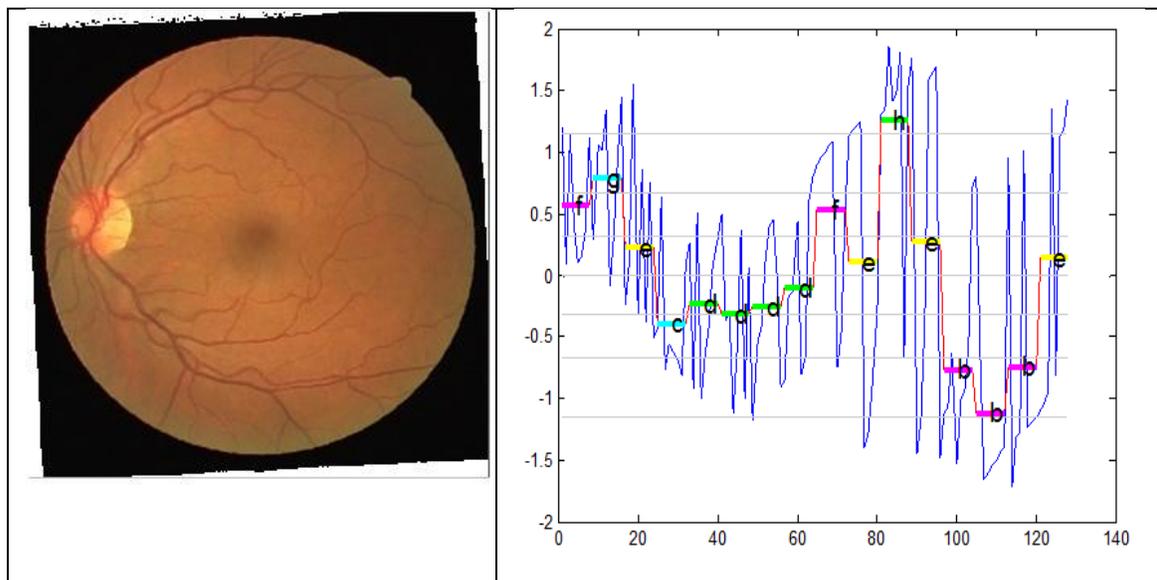
Fig. 5.21. Codificación biométrica aplicada a una imagen rotada 4.37° a fin de validar el método con respecto a la rotación



Ángulo de rotación: -3.25

Cadena generada = 'f' 'g' 'e' 'c' 'd' 'd' 'd'
'd' 'f' 'e' 'h' 'e' 'b' 'b' 'b' 'e'

Fig. 5.22. Codificación biométrica aplicada a una imagen rotada -3.25° a fin de validar el método con respecto a la rotación



Ángulo de rotación: 2.766

Cadena generada = 'f' 'g' 'e' 'c' 'd' 'd' 'd'
'd' 'f' 'e' 'h' 'e' 'b' 'b' 'b' 'e'

Fig. 5.23. Codificación biométrica aplicada a una imagen rotada 2.766° a fin de validar el método con respecto a la rotación

'f' 'g' 'e' 'c' 'd' 'd' 'd' 'd' 'f' 'e' 'h' 'e' 'b' 'b' 'b' 'e'	MINDIST = 0
'f' 'g' 'e' 'c' 'd' 'd' 'd' 'd' 'f' 'e' 'h' 'e' 'b' 'b' 'b' 'e'	
'f' 'g' 'e' 'c' 'd' 'd' 'd' 'd' 'f' 'e' 'h' 'e' 'b' 'b' 'b' 'e'	

Fig. 5.24. Cálculo de la distancia mínima entre las tres secuencias de datos resultantes de las imágenes previamente rotadas

La evaluación numérica de la invariancia del método con respecto a la rotación se ilustra en la Fig. 5.24. donde el cálculo de la MINDIST entre las tres secuencias de datos pertenecientes a las imágenes rotadas es 0 (cero). Esto indica que mientras se conserven los valores iniciales permitidos para la rotación (+/- 5°), el método es robusto a esta transformación, por lo que es posible autenticar a un individuo aun cuando éste incline ligeramente su cabeza frente al escáner.

5.4. Tiempo de ejecución

El tiempo de procesamiento necesario para llegar a una decisión es un parámetro muy importante en un sistema biométrico. Por lo tanto, finalmente enfocamos nuestro interés en el análisis del tiempo que las diferentes etapas antes descritas requieren para ejecutarse. Para este análisis seguiremos la misma secuencia que se utilizó para la evaluación del desempeño de las etapas. Por lo tanto, la primera etapa en ser analizada será la de la segmentación de la red vascular. Todos y cada uno de los algoritmos propuestos fueron implementados en una *Laptop* con un procesador Pentium ® Dual-Core T4200, de 2 GHz y 4 GB de memoria interna, y con una implementación MATLAB 7.4.0 (R2007a).

El tamaño de las imágenes contenidas en la base de datos DRIVE es de 565 x 584 pixeles. Estas imágenes fueron utilizadas para el análisis de las etapas contenidas en el preprocesamiento. En la Tabla 5.12. se desglosa el tiempo que necesita cada etapa en el preprocesamiento para ejecutarse.

Tabla 5.12. Tiempos de ejecución necesarios para cada etapa en el preprocesamiento

<i>Etapas</i>	<i>Tiempo de ejecución (s)</i>
Selección del plano verde	0.1453
Realce	2.5400
Generación de la región de interés	0.2000
Segmentación	0.3200
Total	3.2053

Como puede observarse en la tabla anterior, el proceso que más tiempo consume es el de realce de la imagen, en donde es aplicado el filtro BSGMF y el umbralado basado en la entropía local de segundo orden.

En la Tabla 5.13. se presenta la comparación de los resultados obtenidos con la presente propuesta y los resultados obtenidos por los métodos de segmentación encontrados en la literatura. Como puede observarse en la tabla, el tiempo de procesamiento obtenido por la presente propuesta es menor que el más pequeño de los tiempos obtenidos por los métodos considerados en la comparación. Esto constituye una gran aportación, pues se garantiza que la metodología satisface las necesidades de un sistema biométrico típico, al realizarse las autenticaciones en periodos de tiempo reducidos.

Tabla 5.13. Comparación de los tiempos de ejecución requeridos por la presente propuesta y por los métodos de vanguardia de la literatura

Método	Plataforma	Tiempo
Manual	[http://www.isi.uu.nl/Research/Database]	2 h (7200 s)
Staal et al., 2004	En una Pentium-III PC, a 1.0 GHz con 1-GB de memoria interna	15 m (900 s)
Wang et al., 2003	No disponible	7.0 m (420 s)
João et al., 2006	Implementado en Matlab. En una AMD Athlon 2700 + PC (2167 MHz) con 1-GB de memoria interna	3 min (180 s)
Chanwimaluang et al., 2003	No disponible	2.5 m (150 s)
Mendonça et al., 2006	En una Pentium-4 PC, corriendo a 3.2 GHz, con 960 Mb de RAM con una implementación en Matlab	Menos de 2.5 m (150 s)
Chaudhuri et al.,1989	No disponible	1.0 m (60 s)
Thanapong et al.,2007	Implementado en Matlab versión 7.3 en una Pentium 4 CPU de 2.6 GHz	50 s
Espona et al., 2008	Implementado en C++ en una PC T2400 core Duo (1.83 GHZ) y 2 Gb de memoria interna	38.4 s
Presente propuesta, 2010	en unaPentium (R) Dual-Core T4200 @ 2GHzy 4 GB de memoria interna y con una implementación en Matlab 7.4.0 (R2007a)	3.2 s

Tabla 5.14. Tiempo de ejecución promedio (segundos) requerido para una autenticación empleando el Método No. 1 basado en las minucias

Segmentación de la red vascular	Extracción de minucias	Alineamiento	Total
3	1.2	17.5	21.7

Después de analizar el tiempo de ejecución de la etapa de segmentación, ahora el análisis se enfocó en registrar el tiempo que los algoritmos contenidos en la etapa de procesamiento central requerían para su ejecución, y en este sentido, la etapa de detección de las minucias es la de principal interés. Para esta etapa el tiempo promedio requerido por el algoritmo es de 1.2 segundos. Este tiempo comprende la etapa de esqueletizado y de detección de las minucias de toda la red.

Posteriormente se analizó el tiempo necesario para realizar la alineación y el emparejamiento de las minucias por el Método de autenticación No.1 utilizado, en el cual se requiere buscar en todas las imágenes, un posible alineamiento y el cálculo de la menor distancia entre los alineamientos a fin de obtener la identidad buscada.

Esta gran cantidad de alineaciones y transformaciones necesarias en cada búsqueda, incrementa en gran medida el tiempo requerido, el cual, en promedio, es de 17.5 segundos. En la Tabla 5.14., se muestra el tiempo promedio que toda la metodología de autenticación basada en las minucias requiere para su ejecución, es decir, para el preprocesamiento, la codificación y el alineamiento. Este tiempo es demasiado grande, por lo que este método no es el más adecuado en aplicaciones biométricas en donde la cantidad de identidades registradas es grande, y en donde las necesidades de tiempo de búsqueda son pequeñas, al requerirse una respuesta casi en tiempo real.

Para el análisis del tiempo de cómputo necesario para la codificación biométrica empleando la espiral logarítmica, utilizaremos la, Tabla 5.5. en donde se presentan los tiempos necesarios para obtener la serie de tiempo resultante del muestreo de la red vascular mediante la espiral logarítmica y con diferentes valores de giro. Como se observó en esta tabla, es amplio el rango de tiempos necesarios para esta etapa, el cual depende del valor de giro que se le dé a la espiral, pues aumentaría la cantidad de vueltas que necesitaría dar, y por lo tanto, también aumentaría el área de muestreo. Utilizando esta tabla para analizar y caracterizar el parámetro de giro para satisfacer las necesidades del sistema, se fijó como valor de giro 0.03; el tiempo promedio necesario para esta etapa empleando este valor es de 9.2 segundos, el cual representa el total de la ejecución de todas las etapas de preprocesamiento previas que se le realizan a la imagen, es decir, la segmentación de

los vasos, la detección del disco óptico, el esqueletizado, la detección y eliminación de las minucias, la creación de la espiral y el muestreo y la codificación de la red con dicha espiral.

Después de analizar el tiempo requerido para la codificación biométrica, proseguimos con analizar el tiempo necesario para la representación empleando la herramienta SAX y finalmente la autenticación biométrica utilizando este esquema. Dado que uno de los propósitos de utilizar la metodología de representación biométrica basada en series de tiempo fue reducir la dimensionalidad de los datos, y por consecuencia, reducir el tiempo de procesamiento y los requerimientos de memoria, es en este análisis en donde este beneficio se ve reflejado.

6. Conclusiones

En esta tesis se presenta un sistema de autenticación automática basado en la red vascular de la retina humana. Se diseñó y se extrajo una plantilla biométrica de la imagen de fondo de ojo y se diseñó un algoritmo de comparación para alinear las plantillas biométricas.

Los resultados experimentales realizados en este trabajo mostraron que el sistema aquí presentado es válido para la autenticación positiva de personas en ambientes de alta seguridad, razón por la cual se eligió desde un inicio a la imagen de fondo de ojo por la naturaleza y características propias de la retina humana.

La fiabilidad de la red vascular de la retina como rasgo biométrico, ha sido evaluada y analizada con base en estudios médicos previos y haciendo uso de una metodología de autenticación inicial a partir de la estructura completa de la red vascular para la codificación y la creación de la plantilla biométrica con las bifurcaciones y terminaciones de la red.

Debido a que la fiabilidad de la retina como rasgo biométrico ha sido probada, se diseñó una plantilla biométrica más compacta que reduce los requerimientos de almacenamiento, y de la misma forma, reduce los tiempos necesarios para la comparación de las plantillas. En lugar de utilizar toda la imagen para generar el código biométrico, se emplea una espiral logarítmica como patrón de muestreo de los rasgos característicos de una pequeña región de la red vascular cercana al disco óptico, y la técnica de series de tiempo para representar el código biométrico como una secuencia de datos unidimensional.

Se desarrollaron 2 metodologías de obtención, detección y codificación de puntos característicos en el árbol retiniano. Esta contribución es también relevante en el ámbito médico a la hora de diagnosticar patologías mediante el análisis del árbol retiniano.

También se llevó a cabo el desarrollo de técnicas de registro y emparejamiento de los puntos característicos.

Los resultados de los experimentos realizados durante el desarrollo del trabajo muestran que el sistema resulta perfectamente válido para la autenticación, incluso en entornos con altos requerimientos de seguridad. Así mismo, el uso de la espiral logarítmica y las series de tiempo como patrón biométrico, permiten la codificación y el almacenamiento de dicho patrón en pequeños dispositivos móviles, en contrapartida a la alternativa de utilizar una imagen entera o los atributos de las minucias como patrón biométrico. En resumen, los individuos pueden ser fielmente caracterizados por un conjunto de puntos de interés en la retina.

Se desarrollaron dos metodologías para la obtención del patrón retiniano, una basada en la segmentación de la red vascular y en la extracción de las minucias (usada en el sistema inicial de autenticación) y otra a partir del muestreo y codificación biométrica empleando una espiral

logarítmica y las tecnologías de series de tiempo. Esto supone una aproximación más precisa a expensas de un coste computacional mayor, lo que se compensa sobremedida al establecer márgenes de confianza suficientes a la hora de reconocer a los individuos.. Este código biométrico reduce los tiempos de búsqueda de correspondencia, contrario a los tiempos que se requieren para encontrar correspondencias entre códigos basados en minucias. En general, el método de muestreo, codificación y representación basado en la espiral logarítmica y en las series de tiempo es suficientemente bueno y ofrece un conjunto de puntos característicos fiable (en torno a un 98% de tasa de detección) en un tiempo de computación mucho menor.

Se ha implementado también un algoritmo de emparejamiento de puntos característicos que contemple las posibles alteraciones externas que las imágenes pueden sufrir en la fase de captura (transformaciones geométricas, alteraciones de la iluminación, etc.). Este aporte es especialmente importante en tareas tales como la de identificación, donde el patrón de un usuario es comparado con todos los patrones almacenados en una base de datos de referencia para encontrar la identidad de dicho individuo. En este caso, la tarea que se repite es la de emparejamiento y por lo tanto es crucial su optimización en términos de tiempo de computación.

Una de las principales aportaciones de este trabajo de tesis es el método de segmentación propuesto, el cual se basa en la entropía relativa local de segundo orden y en la matriz de coocurrencia de segundo orden. El algoritmo se diseñó de tal forma que tiene flexibilidad en la detección de los bordes de los vasos sanguíneos. Son algunos los parámetros que tienen efecto en el desempeño del algoritmo de segmentación. El más importante es el valor de umbral para el umbralado. El método propuesto en esta tesis constituye una poderosa herramienta para obtener un valor de umbral para realizar el umbralado automáticamente, a fin de segmentar los vasos sanguíneos dependiendo únicamente de la información contenida en la imagen analizada. Debido a que este método obtiene dicho valor de umbralado automáticamente para cada imagen, no es necesario establecer un rango de valores de umbral para toda la base de datos analizada, ni tampoco se requiere de la intervención del usuario para ajustar este valor dependiendo del caso analizado.

Escoger un buen criterio para evaluar el desempeño de los algoritmos de segmentación de vasos sanguíneos no es una tarea fácil. Esto se debe a que el criterio depende de varios factores como el bajo contraste entre los vasos sanguíneos y el fondo, la variabilidad que existe en el diámetro de los vasos a lo largo de toda la red vascular, el borde del disco óptico que puede ser erróneamente segmentado como un vaso sanguíneo, y el hecho de que no es posible establecer las mismas condiciones para la implementación de los algoritmos para todas las posibles situaciones que se puedan presentar con las diferentes imágenes.

La efectividad del método propuesto se analizó y los resultados obtenidos mostraron una Sensibilidad de 0.964855, una Especificidad de 0.948025, y una Exactitud de 0.975905. Estos resultados muestran un alto desempeño del método, superando al desempeño reportado por los métodos de segmentación de vanguardia consultados en la literatura, los cuales fueron utilizados para validar los resultados de la presente propuesta. Este método de segmentación se puede entonces considerar para emplearse en aplicaciones médicas tales como el análisis de imágenes médicas o el diagnóstico de enfermedades de la retina.

La metodología de autenticación basada en las minucias presentada en esta tesis mostró una tasa de error promedio cercana a 0, y una exactitud promedio de 94 %. El tiempo promedio necesario para esta metodología fue de 22 segundos: 3 segundos para la etapa de segmentación, 1.2 segundos para la etapa de extracción de rasgos, y 17 segundos para la etapa de alineamiento. Este tiempo es grande comparado con los requerimientos de un sistema biométrico real, donde la autenticación necesita realizarse en pocos segundos, por lo que no es viable implementarla en este tipo de sistemas.

Debido a este inconveniente, se desarrolló e implementó una nueva metodología de codificación de la red vascular empleando un esquema de muestreo de tipo espiral logarítmica y su representación del tipo de serie de tiempo, todo lo cual permite reducir la dimensionalidad del código biométrico y reducir los costos computacionales y los tiempos de búsqueda de correspondencias, así como los costos computacionales necesarios para el almacenamiento.

7. Referencias

- [Absoluteastronomy, 2004] Retinal scan, (2004), http://www.absoluteastronomy.com/topics/Retinal_scan
- [ACCSS, 2011] <http://secure.accessbiometrics.com/>
- [Acuitymi, 2011] <http://www.acuity-mi.com/>
- [Adler, 2009] Towards a Measure of Biometric Feature Information, Andy Adler, Richard Youmaran, Sergey Loyka, Pattern Analysis & Applications, 12:261–270, 2009.
- [Akkemans et al., 2005] Privacy Protection of Texture Based Fingerprint Templates, Akkemans *et al*, Philips Research, Univerity of Twente, The Netherlands, <http://www.sentinel.nl/workshops/20050929->
- [Amiri et al., 2009] Mehran Deljavan Amiri, Fardin Akhlaqian Tab, Wafa Barkhoda, (2009), Identificación de la Retina Basada en el Patrón de los Vasos Sanguíneos Usando Particiones Angulares y Radiales, LNCS en Conceptos Avanzados para Sistemas Inteligentes de Visión, Volumen 5807/2009, pp.: 732-739.
- [Arakala et al., 2008] A. Arakala A., Horadam K. J. y Boztas S., (2008), Practical Considerations for Secure Minutiae Based Templates", Proc. 2008 Biometrics Symposium, Tampa, Florida, 23-25, IEEE Press.
- [Armande et al., 1997] N. Armande, P. Montesinos, and O. Monga, Thin nets extraction using a multi-scale approach. In SCALE-SPACE '97: Proceedings of the First International Conference on Scale-Space Theory in Computer Vision, pages 361–364, London, UK (1997).
- [Arndt, 1990] Craig Arndt, Director of Biometric Programs, Mitretek Systems
- [Bautch y Ambler, 2004] Bautch A. L., y Ambler C. A., (2004), Assembly and Patterning of Vertebrate Blood Vessels, Trends Cardiovasc Med,14:138–143, Elsevier Inc.
- [Bennett, 1999] T. J. Bennett, Ophthalmic Photographers' Society Standards of Practice., Journal of Ophthalmic Photography, 21:26, (1999).
- [Bevilacqua et al, 2007] Bevilacqua V., Cambó S., Cariello L., Mastronardi G., (2007), Retinal Fundus Hybrid Analysis Based on Soft Computing Algorithms, Communications To Simai Congress, ISSN 1827-9015, Vol. 2.
- [Bio FS: contact, 2010] <http://www.biofs.com/eng/52.php/kontakt.php>
- [Biometric News Portal: Retina Biometrics, 2011]
- [Biometrics Direct, 2011] <http://www.biometricsdirect.com/>
- [Borgen et al., 2008] Halvor Borgen, Patrick Bours, and Stephen D. Wolthusen, (2008), Reconocimiento Biométrico de la Retina con Espectros Visibles, Conferencia Internacional sobre Ocultamiento Inteligente de Información y Proceso de Señales, Laboratorio de Seguridad Informático Noruego, Universidad de Gjovik, Gjovik, pp. 1056 – 1062.
- [Bradinath et al, 2002] Badrinath R., Fritzsche K. H., Stewart C. V., (2002), Doctoral Dissertation, Computer Vision Algorithms for Retinal Vessel Width Change Detection and Quantification, Department of Electrical, Computer, and Systems Engineering Rensselaer Polytechnic Institute.
- [Bruce et al., 2004] Bruce L. Golden, Bernard E. Rollin, Ralph V. Switzer JR., (2004), Apparatus and method for creating a record using biometric information, U.S. Patent No. 028343.
- [Calson, 2011] <http://www.caslon.com.au/biometricsnote.htm>
- [Campbell, 2011] http://www.biometrics.elsevier.com/bio_campbell.htm

- [Can et al, 1999] Can A., Shen H., Turner J. N., Tanenbaum H. L., Roysam B., (1999), Rapid Automated Tracing And Feature Extraction From Retinal Fundus Images Using Direct Exploratory Algorithms, *IEEE Transactions on Biomedical Information Technology* 3-2.
- [Chanwimaluang y Fan, 2003] Chanwimaluang T., Fan G., (2003), An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding, *Proceedings of the International Symposium on [Circuits and Systems, 2003. ISCAS '03](#)* V-21 - V-24 vol.5.
- [Chaohong, 2007] Chaohong W., (2007), Advanced Feature Extraction Algorithms for Automatic Fingerprint Recognition Systems, Dissertation, Faculty of the Graduate School of State University of New York at Buffalo for the degree of Doctor of Philosophy.
- [Chaudhuri et al., 1989] Chaudhuri S., Chatterjee S., Katz N., Nelson N., Goldbaum M., (1989), Detection of Blood Vessels in Retinal Images Using Two-Dimensional Matched Filters. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 8(3):263–269.
- [Che-Keung, 2006] Che-Keung D., (2006), Bayesian Inference of Vascular Structure from Retinal Images, Doctor thesis, Department of Computer Science, University of Warwick.
- [Chellapa et al., 1995] Human and machine recognition of faces: A Survey (1995), by Rama Chellappa R Chellappa, C L Wilson, S Sirohey
- [Chien-Shun et al, 2000] Chien-Shun L., Chuin-Mu W., Pau-Choo C., Chein-I C., Ching-Wen Y., (2000), A computer-aided design mammography screening system for detection and classification of microcalcifications, *J. Med. Inform.*, 60, (1): 29–57.
- [Ching-Wen et al 2000] Ching-Wen Y., Dye-Jyun M., Shuenn-Ching C., Chuin-Mu W., Chia-Hsin W., Chien-Shun L., Pau-Choo C., Chein-I C., (2000), Computer-aided diagnostic detection system of venous beading in retinal images, *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*. 39(5): 1293–1303.
- [Ching-Wen et al, 1996] Ching-Wen Y., Pau-Choo C., Chein-I C., (1996), Hierarchical fast two-dimensional entropic thresholding algorithm using a histogram pyramid, *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers Opt. Eng.* 35(11) 3227–3241.
- [Choe et al, 2006] Choe T.E., Cohen I., Lee M., Medioni G., (2006), Optimal Global Mosaic Generation from Retinal Images, the 18th International Conference on Pattern Recognition.
- [CLPEX, 2011] <http://www.clpex.com/>
- [Coomonte y Sanchez, 2006] Coomonte R., Sanchez C., (2006), Sistema de Reconocimiento de personas mediante su patrón de iris basado en la transformada Wavelet, Proyecto de fin de carrera, E.T.S. de Ingenieros de telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid.
- [Das, 2010] Das R., An Application of Biometric Technology: Retinal Recognition”Series – Part 1,2 y 3, HTG Solutions, downloaded from
- [Daugman, 1999] Daugman J., (1999), Recognizing persons by their iris patterns. In: Jain A. K., Bolle R. and Pankanti S. (Eds) *Biometrics Personal Identification in Networked Society*. Springer, London, pp. 103–121.
- [Daugman, 2011] <http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/>
- [Davies y Islam, 1994] Syed M. S. Islam, Rowan Davies: Refining Local 3D Feature Matching through Geometric Consistency for Robust Biometric Recognition. *DICTA 2009*: 513-518

- [Derakhshani y Ross, 2007] Derakhshani R., Ross A., (2007), A Texture-Based Neural Network Classifier for Biometric Identification using Ocular Surface Vasculature, Appeared in Proc. of International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Orlando, USA.
- [DGCSW, 2011] <http://www.cogentsystems.com/?gclid=CLPFvsXn8agCFQI8gwodHQ8BDg>
- [Eberly et al., 1994] D. Eberly, R. B. Gardner, B. S. Morse, S. M. Pizer, and C. Scharlach, Ridges for image analysis. In JMIV 4: 351–3371 (1994).
- [Eurodac, 2011] <http://www.edps.europa.eu/EDPSWEB/edps/Supervision/Eurodac>
- [Face Recognition Homepage, 2011] <http://www.face-rec.org/algorithms/>
- [Fan, 2006] D. Che-Keung Fan, Bayesian Inference of Vascular Structure from Retinal Images, Doctor thesis, Department of Computer Science, University of Warwick (2006).
- [Fang et al., 2004] B. Fang, W. Hsu, M.L. Lee, Techniques for temporal registration of retinal images, International Conference on Image Processing, Volume 2, 24-27 Page(s):1089 – 1092, (2004).
- [Find Articles: Retinal Technologies, 2001]
- [Findbiometrics, 2011] <http://www.findbiometrics.com/>
- [Fritzsche et al, 2002] Fritzsche K.H., Stewart C.V., Roysam B., (2002), Computer Vision Algorithms For Retinal Vessel Width Change Detection And Quantification, A Proposal To Conduct Doctoral Study At Rensselaer Polytechnic Institute.
- [Fuhrmann et al., 2009] Thomas Fuhrmann, Jutta Hämmerle-Uhl, Andreas Uhl, (2009), Utilidad de los Códigos Retinianos en Biométrica, LNCS en Avances en Tecnología en Imagen y Video, Volumen 5414/2009, pp.: 624-632.
- [Gagnon et al, año] Gagnon L., Lalonde M., Beaulieu M., Boucher M.C., (año), Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images, Computer Research Institute of Montreal, downloaded from <http://www.crim.ca>.
- [Galvis, 2008] Galvis C. M., (2008) Introducción a la biometría.
- [Galway Education Centre, 2011] <http://www.ccip.govt.nz/newsroom/information-notes/2005/biometrics.pdf>
- [Gariano, 2003] Gariano R. F., (2003), Cellular mechanisms in retinal vascular development. Progress in Retinal and Eye Research, 22(3) pp. 295–306.
- [Giesing, 2003] I. Giesing. (2003) “Biometrics” March 2005, <http://upetd.up.ac.za/thesis/available/etd-01092004->
- [Golden et al, 2004] Golden B. L., Rollin B. E., Switzer R. V., (2004), Apparatus and method for creating a record using biometric information, U.S. Patent No. 028343.
- [Gonzalez y Woods, 2008] Gonzalez R, Woods J., (2008), Digital Image Processing, 2nd Ed., Addison-Wesley.
- [Gordon et al., 2009] Gordon, A., Loeb, M., Lucyshyn, W., Richardson, R., 2006, Computer Crime and Security Survey, [Online], Computer Security Institute & FBI, [Online] Available from: <http://pdf.textfiles.com/security/fbi2006.pdf> [Accessed on 19th July 2009]
- [Grass et al., 2002] M. Grass, V. Rasche, S. Haehnel, and K. Sartor, An x-ray based method for the determination of the contrast agent propagation in 3-d vessel structures. IEEE Transactions on Medical Imaging, 21:251–262 (2002).

- [Gúeziec et al., 1997] A. Gúeziec, X. Pennec and N. Ayache, Medical Image Registration using Geometric Hashing, IEEE Computational Science & Engineering, Special issue on Geometric Hashing (1997).
- [Gúeziec y Ayache, 1994] A. Gúeziec and N. Ayache, Smoothing and Matching of 3-D Space Curves, The International Journal of Computer Vision, 12(1):79–104 (1994).
- [Han et al., 2009] Song-tao Han, Zhi-wen Xu, Chen Sun, (08/2009), El Reconocimiento Basado en *Band Tree* para los Vasos Sanguíneos del Fondo Ocular, Actos de la Conferencia Internacional IEEE sobre Mecatrónica y Automación, 2009, Changchun, China.
- [Haralick et al, 1973] Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I., (1973), Textural features for image segmentation, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., SMC-3, (6): 610–621.
- [Hart et al, 1997] Hart W. E., Goldbaum M., Cote B., Kube P., Nelson M. R., (1997), Automated measurement of retinal vascular tortuosity, in Proc AMIA Fall Conference.
- [Heneghan et al, 2002] Heneghan C., Flynn J., O’Keefe M., Cahill M., (2002), Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis, Medical Image Analysis 6, 407–429.
- [Hill, 1978] Hill R. B., (1978), Apparatus and method for identifying individuals through their retinal vasculature patterns, U.S. Patent No. 4109237.
- [Hill, 1992] Hill R. B., (1992), Retina Identification, Portland, OR, USA.
- [Hong, 1998] Hong L., (1998), Automatic personal identification using fingerprints, a dissertation submitted to Michigan State University in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy, Department of Computer Science.
- [HongQing, 2004] HongQing Z., (2004), Segmentation of blood vessels in retinal images using 2D entropies of gray level-gradient co-occurrence matrix, IEEE International Conference Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Volume 3, Issue , 17-21, Pp. 509-512.
- [Hoover et al, 2000] Hoover A., Kouznetsova V., Goldbaum M., (2000), Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response, IEEE Trans. Med. Imag, 19:203–210.
- [Huang et al., 1996] Huang W., Yen R. T., McLaurine M. Bledsoe G., (1996), Morphometry of the human pulmonary vasculature, J Appl Physiol 81:2123-2133, 1996.
- [Hughes et al., 2000] Hughes S., Yang H.y Chan-Ling T., (2000), Vascularization of the human fetal retina: roles of vasculogenesis and angiogenesis, Invest Ophthalmol Vis Sci. 41(5) pp. 1217–28.
- [ICAO, 2011] <http://www.icao.int/MRTDsymposium/2010/>
- [ISL biometrics, 2011] <http://www.isl-biometrics.com/>
- [Jain et al A, 1997] Jain A., Hong L., Bolle R., (1997), On-line fingerprint verification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(4):302–314.
- [Jain et al B, 1997] Jain A. K., Hong L., Pankanti S., Bolle R., (1997), An identity authentication system using fingerprints. *Proc. IEEE*, 85(9):1365–1388.
- [Jain et al, 2004] Jain A., Bolle R., Pankanti S., (2004), Introduction To Biometric Recognition, Michigan State University, East Lansing, MI, IBM T. J. Watson Research Center, Yorktown Heights, NY.

- [Jain et al, 2006] Jain A., Ross A., Pankarti S., (2006), Biometrics: A tool for information security, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, Vol. 1, No. 2.
- [Jea, 2005] Jea T. Y., (2005), Minutiae-based partial fingerprint recognition, A thesis submitted to the Faculty of the Graduate School of the University at Buffalo, the State University of New York in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy Department of Computer Science & Engineering.
- [Jiang y Mojon, 2003] Jiang X., Mojon D., (2003), Adaptive local thresholding by verification-based multi-threshold probing with application to vessel detection in retinal images, IEEE Trans. Pattern Recogn. Anal. Mach. Intell. 25, 131-137.
- [Joanne et al., 1991] Joanne R. Less J.R., Skalak T.C., Sevick E.M., Jain R.K., (1991), Microvascular Architecture in a Mammary Carcinoma: Branching Patterns and Vessel Dimensions, *Cancer Res*, 51; 265.
- [Jung y Hong, 2006] Jung E., Hong K., (2006), Automatic Retinal Vasculature Structure Tracing and Vascular Landmark Extraction from Human Eye Image, Proceedings of the International Conference on Hybrid Information Technology, ICHIT, IEEE Computer Society, PP. 161-167.
- [Kabir et al., 2004] S. M. Raiyan Kabir, Rezwannur Rahman, Mursalin Habib and M Rezwann Khan, Identificación de personas por medio de la correlación de patrones de retinas, 3ra Conferencia Internacional sobre Ingeniería de Computación y Eléctrica, ICECE 2004, 28-30 Diciembre 2004, Dhaka, Bangladesh.
- [Kamiya y Takahashi, 2007] Kamiya A., y Takahashi T., (2007), Quantitative assessments of morphological and functional properties of biological trees based on their fractal nature, *J Appl Physiol* 102: 2315-2323.
- [Karch et al., 2003] Karch R., Neumann F., Podesser B.K., Neumann M., Szawlowski P., y Schreiner W., (2003), Fractal Properties of Perfusion Heterogeneity in Optimized Arterial Trees: A Model Study, *The Journal of General Physiology*.
- [Kawata et al., 1995] Y. Kawata, N. Niki, and T. Kumazaki, An Approach for Detecting Blood Vessel Diseases from Cone-Beam CT Image, In International Conference on Image Processing, 500-503 (1995).
- [Kirbas y Quek, 2004] Kirbas C. Quek, (2004), A review of vessel extraction techniques and algorithms, *ACM Computing Surveys*, 36(2):81-121.
- [Kolb, et al., 2008] H. Kolb, E. Fernández, R. Nelson. (2008). Webvision “The organization of the retina and visual system”. <http://webvision.med.utah.edu/spanish/indice.html>.
- [Krissian et al., 1997] K. Krissian, G. Malandain, and N. Ayache, Directional Anisotropic Diffusion Applied to Segmentation of Vessels in 3D Images, In Proceedings of the First International Conference on Scale-Space Theory in Computer Vision, 345-348, London, UK (1997).
- [Kullback, año] Kullback S., (AÑO) Information theory and statistics, *Communications and Information Theory*, Vol. 1, Issue 4, Pp. 417 - 528.
- [Lapi et al., 2008] Lapi D., Marchiafava P.L., Colantuoni A., (2008), Geometric Characteristics of Arterial Network of Rat Pial Microcirculation *J Vasc Res*, 45:69-77.
- [Latifi y Solayappan, 2006] Shahram Latifi, Nimalan Solayappan. A Survey of Unimodal Biometric Methods. In Proceedings of Security and Management'2006. pp.57-63.

- [Lecornu et al., 1994] L. Lecornu, C. Roux, and J.-J. Jacq, Extraction of vessel contours in angiograms by simultaneous tracking of the two edges, in IEEE Conf. Eng. in Medicine and Biology 1, 678–679 (1994).
- [Liu y Nixon, año] X.U. Liu, M.S. Nixon, Water flow based vessel detection in retinal images, ISSI group, School of ECS, U.K.
- [Lu y Eiho, 1993] S. Lu and Eiho, Automatic detection of the coronary arterial contours with sub-branches from an x-ray angiogram, IEEE Computers in Cardiology, 575–578 (1993).
- [MacGillivray et al., 2007] MacGillivray T. J., Patton N., Doubal F. N., Graham C. Wardlaw J. M., (2007), Fractal analysis of the retinal vascular network in fundus images, Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, Cité Internationale, Lyon, France.
- [Mainster, 1990] Mainster M. A., (1990), The fractal properties of retinal vessels: embryological and clinical implications, Eye, 4 (Pt 1) pp. 235–41.
- [Marshall y Usher, 2006] Marshall J., Usher D., (2006), Method for generating a unique and consistent signal pattern for identification of an individual, U.S. patent No. 6993161.
- [Martinez et al, 1999] Martinez M., Hughes A., Stanton A., Thom S., Bharath A., Parker K., (1999), Scale-space analysis for the characterization of retinal blood vessels, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI'99, C Taylor and A Colchester, eds., pp. 90-97.
- [Masters, 2004] Masters B. R., (2004), Fractal analysis of the vascular tree in the human retina, Annual Review of Biomedical Engineering, Vol 6 pp. 427-52.
- [Matsopoulos et al, 1999] Matsopoulos G. K., Mouravliansky N. A., Delibasis K. K., Nikita K. S., (1999), Automatic retinal image registration Scheme using global optimization techniques, IEEE Trans. Information technology in biomedicine: 3.
- [Meenakshi y Padmavathi, 2008] V.S.Meenakshi, Dr. G. Padmavathi, *Valor aleatorio* Multimodal Biométrica Basada en la Retina y el Iris, Revista Internacional de Aplicaciones de Computadora (0975 - 8887), Volumen 1 – No. 29, pp. 75-82.
- [Miller, 2011] Dan Miller, Healthcare Ripe for Biometric Authentication, 2011 February 28
- [Multi-Tech Communications Inc, 2011] http://www.multitech.com/en_US/
- [Nagasubramanian y Weale, 2004] Nagasubramanian S. y Weale R. A., (2004), Ethnic variability of the vasculature of the optic disc in normal and in glaucomatous eyes. Eur. J. Ophthalmol. 14,(6) pp. 501–507.
- [Nain et al., 2001] D. Nain, A. Yezzi, G. Turk, Vessel segmentation using a shape driven flow, Georgia Institute of Technology, USA.
- [NEI, 2011] <http://www.nei.org/>
- [Nekovei y Sun, 1995] R. Nekovei and Y. Sun, Back-propagation network and its configuration for blood vessel detection in angiograms, IEEE Transaction on Neural Networks, 6: 64–72 (1995).
- [Newell, 1993] F. W. Newell. (1993). Oftalmología: fundamentos y conceptos. (7ª edición). Madrid, España. Mosby. 580 Págs.
- [Niemeijer et al, 2004] Niemeijer M., Staal J.J., Ginneken B., Loog M., Abramoff M.D., (2004), Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database at <http://www.isi.uu.nl/Research/DatabasesProc>. SPIE, Vol. 5370, 648 (2004); SPIE Medical Imaging, Editor(s): J Michael Fitzpatrick, M Sonka, pp. 648-656.

[Niessen et al, 2000] Niessen W., Bouma C., Vincken K., Viergever M., (2000), Error metrics for quantitative evaluation of medical image segmentation, In: R. Klette, H. Stiehl, M. Viergever, and K. Vincken, editors, Performance Characterization in Computer Vision, pages 275–284. Kluwer Academic Publishers, the Netherlands.

[NIST, 2011] <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/nbis.cfm>

[Noden, 1989] Noden N., (1989), Embryonic origins and assembly of blood vessels. Am. Rev. Respir.Dis., 140:1097_1103.

[Obrien y Ezquerra, 1994] OBrien J. F., Ezquerra N. F., (1994), Automated segmentation of coronary vessels in angiographic image sequences utilizing temporal, spatial structural constraints, In SPIE Conf. Visualization in Biomed Computing.

[ONIN, 2011] <http://onin.com/>

[Pagesperso, 2003] Pagesperso-orange, (2003), <http://fingerchip.pagesperso-orange.fr/biometrics/introduction.htm>

[Pal y Pal, 1989] Pal N.R., Pal S.K., (1989), Entropic thresholding, Signal Process 16, 97-10.

[Palaniswamy et al, 2007] Palaniswamy S., Thacker N.A., Klingenberg C.P., (2007), Automatic Identification of Morphometric Landmarks In Digital Images, Published In Proc. BMVC 2007.

[Poli y Valli, 1997] Poli R., Valli G., (1997), An algorithm for real-time vessel enhancement and detection. In Comp. Methods and Prog. in Biomed.: 52, 1–22.

[Rahman et al., 2008] N. A. Rahman, A. S. Mohamed, M. E. Rasmy, (2008), Identificación Retiniana, Conferencia sobre Ingeniería Biomédica, 2008. CIBEC 2008. Cairo International, pp. 1-4.

[Restrepo et al., 2006] Restrepo J.G., Ott E., y Hunt B. R., (2006), Scale dependence of branching in arterial and bronchial trees, Phys Rev Lett. Mar 31;96 (12):128101.

[Retica System, 2010] <http://www.reticasystems.com/>

[Retinal scan at Heathrow Airport, 2011] <http://hubpages.com/hub/Biometric-Identification>

[RetinalRecognition1, 2011] <http://www.technologyexecutivesclub.com/Articles/security/artRetinalRecognition1.php>

[RETINALTECH, 2011] <http://www.retinaltech.com>

[Ridges y Furrows, 2011] <http://ridgesandfurrows.homestead.com/>

[Ripley, 1991] B. D. Ripley, Pattern Recognition and Neural Networks. Cambridge University Press, 1996. J. W. Clak. Neural network modeling. Physics in Med. and Bio., 36:1259–1317 (1991).

[Roberts Clarke, 2011] <http://www.rogerclarke.com/DV/BiomBibl.html>

[Roberts, 2005] Biometric Attack Vectors And Defences Page 2, C.M. Roberts, September 2006.

[Rohrschneider, 2004] Rohrschneider K., (2004), Determination of the location of the fovea on the fundus, Invest. Ophthalmol. Vis. Sci. 45, 9 pp. 3257–8.

[Rothaus et al., 2009] Rothaus K., Jiang X, Rhiem P., (2009), Separation of the retinal vascular graph based upon structural knowledge, Image and Vision Computing Volume 27, Issue 7, Pages 864-875, 7th IAPR-TC15 Workshop on Graph-based Representations (GbR 2007).

- [Schreiner et al., 1994] Schreiner W., Neumann M., Neumann F., Roedler S.M., End W.A., Buxbaum P, Mieller M.R., SpieckermannP., (1994), The Branching Angles in Computer-generated Optimized Models of Arterial Trees, Downloaded from jgp.rupress.org on July 20, 2010.
- [Sewisy., 2007] A.A. Sewisy, Diagnosis of Hypertension based on the applied genetic algorithm of retinal vascular tree, ICGST-BIME Journal, Volume 7, Issue 1, (2007).
- [Siddalingaswamy y Prabhu, 2007] Siddalingaswamy P.C., Prabhu G.K., (2007), Automated Detection of Anatomical Structures in Retinal Images, International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications vol. 3, pp.164-168.
- [Simon y Goldstein, 1935] Simon C., Goldstein I., (1935), A new scientific method of identification, New York State, J. Medicine, 35(18):901-906.
- [Skands et al., 2006] Skands U., Grunkin M., Hansen M.E., (2006), Analysis of fundus images, U.S. Patent No. 6,996,260 B1.
- [Smets et al., 1988] C. Smets, G. Verbeek, P. Suetens, and Oosterlinck, A knowledge-based system for the delineation of blood vessels on subtraction angiograms, Pattern. Recogn. Lett., 8(2):113–121 (1988).
- [Soares et al, 2006] Soares J.V.B., Leandro J.J.G., Cesar R.M., Jelinek H.F., Cree M.J., (2006), Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification, IEEE Trans. Med. Imag., 25:1214–1222.
- [Sofka y Stewart., 2006] M. Sofka, C. V. Stewart, Retinal vessel centerline extraction using multiscale matched filters, confidence and edge measures, (2006).
- [Srivastavas, 2005] Srivastavas V., (2005), Performance of micro-calcification detection algorithms, Master Thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, North Carolina State University, Raleigh, NC.
- [Staal et al, 2004] Staal J., Abramoff M., Niemeijer M., Viergever M., van Ginneken B., (2004), Ridge-based Vessel segmentation in color images of the retina, IEEE Trans. Med. Imag. 23, 501-509.
- [Stansfield, 1986] S. A. Stansfield, A rule-based expert system for automatic segmentation of coronary vessels from digital subtracted angiograms, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:188–199 (1986).
- [Sukumaran y Punithavalli, 2009] S.Sukumaran, M.Punithavalli, (2009), Reconocimiento de Retina basado en la Dimensión Fractal, Revista Internacional de Ciencias de la Computación y Seguridad de Redes, VOL.9 No.10, pp. 66-70.
- [Summers y Bhalerao, 1995] P. E. Summers and A. H. Bhalerao, Derivation of Pressure Gradients from Magnetic Resonance Angiography Using Multi-Resolution Segmentation, in Proc. IEE Conference on Image Processing and its Applications, Edinburgh, U.K (1995).
- [Tapiador et al., 2005] Marino Tapiador and Juan A. Sigüenza, FUZZY KEYSTROKE BIOMETRICS ON WEB SECURITY, Grupo de Neurocomputación Biológica, Escuela Técnica Superior de Informática, Universidad Autónoma de Madrid
- [Tower, 1955] Tower, P., (1955), The fundus oculi in monozygotic twins: Report of six pairs of identical twins, Arch. Ophthalmol., 54:225-239.
- [Tsai et al, 2001] Tsai C.L., Stewart C.V., Tanenbaum H.L., Roysam B., (2001), Model-Based Method For Improving The Accuracy And Repeatability Of Estimating Vascular Bifurcations And Crossovers From Retinal Fundus Images, Rensselaer Polytechnic Institute, Troy, New York 12180.

[Umbaugh, 1998] S. E. Umbaugh, Computer Vision and Machine Processing, ¿?Prentice Hall Professional TR (1998).

[US Department of Defense, 2011] <http://www.defense.gov/>

[US Marshal Gov, 2011] <http://www.usmarshals.gov/>

[Usher et al, 2007] Usher D., Tosa Y., Friedman M., (2007), Ocular Biometrics: Simultaneous Capture and Analysis of the Retina and Iris, Advances in Biometrics Sensors, Algorithms and Systems, pp. 133-155.

[Vetmed, 2010]

[Walter y Klein, 1997] Walter, J.C. Klein, Segmentation of color fundus images of the human retina: detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques, Centre de Morphologie Mathématique, France. W. E. Hart, M. Goldbaum, B. Côté, P. Kube, and M. R. Nelson, Automated measurement of retinal vascular tortuosity, in Proc AMIA Fall Conference (1997).

[Wang y Bhalerao, 2003] Wang L., Bhalerao A., (2003), Model Based Segmentation for Retinal Fundus Images, Proc. of Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA).

[Wang y Lee, 1997] Y. Wang, S. C. Lee, A fast method for automated detection of blood vessels in retinal images, Conference record of the Thirty-first Asilomar Conference on Signal, System, and Computers (1997).

[Wayman, 1999] Wayman J.I., (1999), Fundamentals of Biometric Authentication Technologies.

[Wikipedia, 2011] <http://es.wikipedia.org/wiki/Wikipedia:Portada>

[Wu, 2007] C. Wu, Advanced Feature Extraction Algorithms for Automatic Fingerprint Recognition Systems, a Dissertation submitted to the Faculty of the Graduate School of State University of New York at Buffalo in Particular fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy (2007).

[Xu et al., 2005] Zhi-Wen Xu, Xiao-Xin Guo, Xiao-Ying Hu, Xu Cheng,(08/2005), Reconocimiento del vaso sanguíneo del fondo de ojo, Actos de la Cuarta Conferencia Internacional sobre el Aprendizaje de Máquinas y Cibernética, Guangzhou, 18-21.

[Xu et al., 2006] Zhiwen Xu, Xiaoxin Guo, Xiaoying Hu, Xu Chen, Zhengxuan Wang, (2006), Reconocimiento por Fondo de Ojo Ocular Basado en la Forma del Vaso Sanguíneo, LNCS en Reconocimiento de gráficas. Revisión de Diez Años y Perspectivas Futuras, Volumen 3926/2006, pp.: 131-139.

[Yang et al, 2000] Yang C.W., Dye M., Shuenn C., Chuin W., Chia W., Chien L., Pau C., Chein C., (2000), Computer-aided diagnostic detection system of venous beading in retinal images, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Opt. Eng., Vol. **39**, 1293–1303.

[Zamir et al., 1979] Zamir M., Medeiros J. A., Cunningham T. K., (1979), Arterial Bifurcations in the Human Retina Downloaded from jpg.rupress.org on July 20, 2010.

[Zamir et al., 1983] Zamir M., Wrigley S. M., y Langille B. L., (1983), Arterial Bifurcations in the Cardiovascular System of a Rat, J. Gen. Physiol., Volume 81, 325-335.

[Zamir y Medeiros, 1982] Zamir M., Medeiros J. A., (1982), Arterial Branching in Man and Monkey, J. Gen. Physiol., Volume 79, 353-360.

[Zamir, 1978] Zamir M., (1978), Nonsymmetrical Bifurcations in Arterial Branching, Downloaded from jpg.rupress.org on July 20, 2010.

[Zamir, 1988] Zamir M., (1988), Distributing and Delivering Vessels of the Human Heart, *J Vasc Res* 2008; *JGP* vol. 91, no. 5725-735.

[Zamir, 2001] Zamir M., (2001), Arterial Branching within the Confines of Fractal L-System Formalism Published August 27, *J Gen Physiol.*, 118(3): 267–276.

[Zana y Klein, 1977] Zana F., Klein J.C., (1977), Robust Segmentation of Vessels from Retinal Angiography, International Conference on Digital Signal Processing, pages 1087–1091, Santorini, Greece.

[Zhang y Chen,] Wende Zhang , Tsuhan Chen, generalized optimal thresholding for biometric key generation using face images.

[Zhang y Zhang, 2006] Zhang Y.F, Zhang Y., (2006), Another Method of Building 2D Entropy to Realize Automatic Segmentation, International Symposium on Instrumentation Science and Technology; *Journal of Physics: Conference Series* 48, 303–307.

[Zhou et al, 1994] Zhou L., Rzeszotarski M., Singerman L., Cokreff J., (1994), The detection and quantification of retinopathy using digital angiograms, *IEEE Transaction on Medical Imaging*: 13-4, 619-626.