



Universidad de Granada

Escuela Técnica Superior de Ingierierías Informática y
Telecomunicación

Trabajo Fin de Master

Reconocimiento de personas a través del iris en condiciones no ideales

Autor:

Manuel Jesús García Manday

Tutor:

Dr. Miguel García Silvente

Granada, septiembre de 2018

Universidad de Granada

Resumen

Escuela Técnica Superior de Ingernierías Informática y de Telecomunicación

Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial

Master en Ingeniería Informática

Reconocimiento de personas a través del iris en condiciones no ideales

by Manuel Jesús García Manday

El propósito de este Trabajo Final de Master es plantear un nuevo sistema de reconocimiento de personas a través del iris en condiciones no ideales basado en una nueva propuesta de método de fusión para la extracción de características de la textura del iris en dicho ambiente.

Agradecimientos

Agredecer a toda aquella persona que ha aportado su granito de arena para hacer posible la realización de este trabajo final de Master. Al departamento de Ciencias de Computación e Inteligencia Artificial de la Universidad de Granada y especialmente a la labor de **D. Miguel García Silvente**.

Índice general

Abstract	III
Agradecimientos	V
1. Introducción general y motivación	1
1.1. Introducción	1
1.2. Objetivo y motivación	3
1.3. Descripción de la memoria	5
2. Reconocimiento de iris	7
2.1. Sistemas de reconocimiento	8
2.1.1. Reconocimiento de patrones	12
2.1.2. Componentes de los sistemas de reconocimiento de patrones .	14
2.2. Biometría	16
2.2.1. Sistemas biométricos	16
2.2.2. Anatomía del iris	18
2.3. Reconocimiento de iris	20
2.3.1. Etapas del reconocimiento de iris	21
2.4. Reconocimiento de iris en condiciones no ideales	24
2.4.1. Factores de calidad	25
3. Tecnologías y herramientas en el reconocimiento de iris	29
3.1. Introducción	29
3.2. OpenCV	30
3.3. Boost	31
3.4. USIT	31
3.5. CASIA-Iris	38

3.6. LIP-VIREO	40
4. Segmentación del iris	47
4.1. Introducción	47
4.2. Descripción del método empleado	49
4.3. Experimentaciones	54
4.4. Conclusiones	58
5. Reconocimiento del iris	59
5.1. Introducción	59
5.2. Descripción del método propuesto	62
5.2.1. Tratamiento de la textura del iris	62
5.2.2. Extracción de las características basada en puntos de interés ..	63
Harris-Laplace	65
Hessian-Laplace	68
Fast-Hessian	69
SIFT	70
Comparación de las características	71
5.2.3. Método de fusión de detectores de puntos de interés propuesto	75
Análisis de las medidas de desempeño sobre las fuentes de información	77
Esquema de fusión	81
Análisis de las medidas de desempeño en la fusión	82
6. Conclusiones y trabajos futuros	89
6.1. Trabajos futuros	90

Índice de figuras

2.1. Primeros sistemas de reconocimiento.	10
2.2. La tecnología magnética en los sistemas de reconocimiento.	10
2.3. La tecnología digital en los sistemas de reconocimiento.	11
2.4. Esquema general de un sistema de reconocimiento de patrones.	15
2.5. Cuota de mercado de las modalidades de sistemas biométricos.	18
2.6. Anatomía del iris.	20
2.7. Diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento de iris.	21
2.8. Imágenes de iris afectadas por factores de calidad.	25
3.1. Imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4.	39
3.2. Matriz de segundo momento para el detector Harris.	40
3.3. Matriz de segundo momento para el detector Hessian (I).	40
3.4. Matriz de segundo momento para el detector Hessian (II).	41
3.5. Detector Hessian.	41
3.6. Detector LoG.	41
3.7. Detector DoG.	42
3.8. Detector Fast Hessian.	42
3.9. Esquemas de partición para los descriptores SIFT, GLOH, RIFT and ERIFT, SPIN and FIND.	46
4.1. Notaciones mostradas sobre un ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Internal del método empleado para la aproximación del centro del iris.	50
4.2. Resultado de la aplicación del filtrado. (a) Imagen original. (b) Imagen con el filtrado de mediana aplicado.	50
4.3. Vector gradiente.	51

4.4.	Magintud del vector gradiente.	51
4.5.	Dirección del vector gradiente.	51
4.6.	Sentidos en los que se analizan los arcos sucesivos. (a) Izquieda. (b) Derecha. (c) Arriba. (d) Abajo	53
4.7.	Puntos de interés en dos arcos sucesivos	53
4.8.	Detección de los bordes del iris con el método empleado.	55
4.9.	Detección de los bordes del iris con el método Caht	55
4.10.	Detección de los bordes del iris con el método Wahet.	56
4.11.	Segmentación del iris con el método empleado.	56
4.12.	Representación gráfica del solapamiento entre la segmentación de referencia y la segmentación a través de los métodos expuestos.	57
5.1.	Resultado de la aplicación del método de mejora de contraste CLAHE sobre una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Internal. (a) Imagen original. (b) Resultado de aplicar el método CLAHE.	63
5.2.	Representación del espacio de escala sobre una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Internal. (a) Imagen original. (b) $\sigma = 3$. (c) $\sigma = 5$. (d) $\sigma = 10$	64
5.3.	Ejemplos de puntos de interés detectados en instancias de la base de datos CASIA-IrisV4 Internal. (a) Resultados con el detector Harris-Laplace. (b) Resultados con el detector Hessian-Laplace. (c) Resultados con el detector Fast-Hessian.	66
5.4.	Ec. 1.1	67
5.5.	Ec. 1.2	67
5.6.	Ec. 1.3	68
5.7.	Ec. 1.4	68
5.8.	Ec. 1.5	68
5.9.	Ec. 1.6	69
5.10.	Ec. 1.7	69
5.11.	SIFT	70

5.12. Rendimiento de siete descriptores diferentes con el detector DoG sobre 8 pares de imágenes que cubren transformaciones como escalado, rotación, cambios en el punto de vista, emborronado, cambios en el ratio de comprensión JPEG y cambios de iluminación.	71
5.13. Método para calcular la distancia entre cada punto de interés de dos imágenes representados a través de descriptores.	72
5.14. Tiempo empleado para calcular la distancia entre los puntos de interés del subconjunto seleccionado.	73
5.15. Tiempo empleado para calcular la distancia entre los puntos de interés para el 25 %, 30 %, 40 %, y 45 %.	75

Capítulo 1

Introducción general y motivación

1.1. Introducción

El reconocimiento de personas es una técnica sobre la que se lleva investigando y desarrollando desde hace muchos años con el único objetivo de encontrar una solución fiable y eficiente que consiga evitar los graves problemas que un falso reconocimiento puede ocasionar sobre un sistema. El propósito de este tipo de técnica es el poder reconocer y verificar correctamente la identidad de una determinada persona frente a situaciones comunes como el control de acceso a lugares restringidos o el intercambio de información relevante. Actualmente, la mayoría de los sistemas que trabajan sobre entornos críticos o que manejan una gran volumen de información de relativo interés implementan este tipo de técnica como medida de seguridad para comprobar la autenticación de un usuario ante una determinada acción sobre el mismo.

Son varios los métodos y mecanismos que a lo largo de la historia se han empleado para reconocer de manera única la identidad de una persona. Desde el uso de señales de luz, señales de manos, señales de voz, sellos de institución, etc, como parte de los sistemas de reconocimiento más antiguos, hasta pasar por el uso de tarjetas con bandas electromagnéticas, códigos de acceso, contraseñas y demás en los sistemas de reconocimiento actuales aprovechando de este modo la evolución de la tecnología.

Una persona presenta una gran variedad de rasgos y atributos de manera única

y diferente con respecto a las demás, como son la huella dactilar y el iris del ojo entre otros, así como también lo es el comportamiento. Es con la aparición de la biometría cuando se comienzan a explorar las múltiples características que aportan las diferentes partes de la anatomía del ser humano y a conocer el valor que estas pueden tener de cara a tratarlas como información sobre una persona en un sistema de reconocimiento.

Esta nueva tecnología hace que se produzca un vuelco en los sistemas de reconocimiento tradicionales apareciendo entonces los sistemas basados en el reconocimiento biométrico. Estos sistemas se basan en la aplicación de técnicas de visión por computador y de técnicas de inteligencia artificial sobre las características que se pueden extraer de las personas. Dentro de este amplio campo existen diferentes modalidades de biometría que dependen de la zona fisiológica estudiada como puede ser el reconocimiento de huellas dactilares, reconocimiento de rostros, reconocimiento de retina, reconocimiento de iris, reconocimiento de voz, reconocimiento de firma y reconocimiento de la forma de andar.

En este ámbito, el reconocimiento de personas a través del iris se convierte en la modalidad biométrica que mayor popularidad ha alcanzado sobre las demás debido en gran parte a las numerosas propiedades particulares que esta región del ojo humano presenta: es invariable en el tiempo, es externamente visible y posee características altamente discriminantes que son imposibles de modificar por medios no quirúrgicos; inclusive algunos métodos quirúrgicos en el ojo como operaciones de cataratas mantienen constante la textura del iris. El fuerte auge que el reconocimiento a través del iris ha experimentado en los últimos tiempos ha conseguido que una gran cantidad de empresas líderes en el sector de aplicaciones de seguridad hayan introducido esta tecnología biométrica en el mercado.

Aunque parezca reciente la idea de utilizar el iris como propiedad para identificar a una persona cabe destacar que esta data de finales del siglo XIX, siendo en 1982 el inspector Alphonse Bertillon del departamento de policía de París en Francia quién

desarrolló un estudio sobre la utilización de 3 clases principales de iris para el reconocimiento de convictos. El oftalmólogo Burch presentó con posterioridad en 1936 nuevas evidencias de las ventajas de utilizar el iris para reconocimiento de personas. Los oftalmólogos Flom y Safir documentaron y patentaron el concepto general del reconocimiento de iris varias décadas después. Sobre estas bases, el profesor John Daugman desarrolló el primer algoritmo para reconocimiento de iris en 1989 patentándolo luego en 1994. Es por esta razón por la que John Daugman es considerado un pionero en este campo de investigación y sus trabajos representan las bases teóricas de muchas aportaciones que se han presentado sobre reconocimiento de iris.

En la actualidad, el reconocimiento a través del iris es una de las técnicas más interesante y fiable dentro del reconocimiento de personas y que mayor avance está experimentando, constituyendo un amplio campo de estudio que irá progresando con el paso del tiempo.

I.2. Objetivo y motivación

El fuerte impacto y crecimiento producido por los sistemas de reconocimiento biométricos ha supuesto que hasta la actualidad se hayan desarrollado diversas propuestas y soluciones capaces de realizar un correcto reconocimiento de personas a través del iris.

Es por ese motivo por lo que surge una nueva vía en torno al reconocimiento biométrico de este tipo de sistemas. Hasta ahora los sistemas existentes que son capaces de reconocer a una personas a través de las propiedades extraídas de su iris lo hacen en condiciones ideales donde no aparece ningún factor externo que pueda afectar a la calidad de este. Estos sistemas proporcionan una tasa de acierto muy alta con un elevado porcentaje de precisión, lo que los convierte en sistemas altamente fiables. De esta situación hace que aparezca la idea de proponer una nueva

línea de investigación dentro de este campo donde se estudie y analice la posibilidad de desarrollar un método capaz de reconocer a una persona a través de su iris en condiciones no ideales donde puedan existir agentes externos como la luz, la oclusión de párpados, etc, capaces de alterar las propiedades de la textura de este provocando con ello errores en la autenticación.

Situado en este ámbito, el presente Trabajo Fin de Master propone un nuevo método de extracción de características de la textura del iris en condiciones no ideales con el objetivo de integrarlo en un sistema de reconocimiento que se capaz de conseguir reducir la tasa de falsos aciertos que los sistemas presentes en este tipo de entornos. La solución que se plantea cubre una sola etapa de un sistema de reconocimiento de esta modalidad, por lo que será necesario hacer uso de una serie de herramientas que nos facilite la implementación del resto.

Se utilizará la base de datos **CASIA-IrisV4-Interval** la cual contiene un conjunto de imágenes de iris en condiciones no ideales afectadas por factores externos como la luz, la oclusión de pestañas, etc. Se hará también uso de las librerías **USIT** en la versión 1.0.3 y **LIP-VIREO** para la utilización de sus métodos y algoritmos en el desarrollo de los componentes del sistema de reconocimiento donde se integrará el método de extracción de características sobre el que se basa este Trabajo Fin de Master.

Por último, se realizarán una serie de experimentaciones para comparar los resultados que arroja el método propuesto frente a los ya existentes.

A modo de resumen, la finalidad de este Trabajo Fin de Master se puede descomponer en varios objetivos específicos:

- Desarrollar un estudio de las teorías, tecnologías y herramientas existentes en el campo del reconocimiento del iris en condiciones no ideales.
- Proponer un nuevo método para la extracción de características discriminantes del iris.

- Integrar el método propuesto en una aplicación real de reconocimiento de iris en condiciones no ideales para comprobar los resultados.
- Validar el método propuesto de extracción de características respecto a los existentes en el estudio realizado.

1.3. Descripción de la memoria

Para estructurar correctamente esta memoria, se ha organizado la misma en seis capítulos donde el contenido es distribuido con la intención de presentar cada punto de manera clara y concisa. El presente capítulo introduce el argumento de este Trabajo Fin de Master.

En el **Capítulo 2**, “*Reconocimiento del iris*”, se describirán los diferentes sistemas de reconocimiento, pasando desde los básicos a los basados en reconocer patrones, conociendo dentro de este último los componentes que los forman. Se presentarán las bases de los sistemas biométricos, así como la anatomía que posee el iris. Se especificará el sistema de reconocimiento basado en el iris y las etapas que lo componen. Por último se realizará una introducción a los sistemas de reconocimiento de iris en condiciones no ideales junto con los factores de calidad que establecen ese entorno.

En el **Capítulo 3**, “*Tecnologías y herramientas en el reconocimiento del iris*”, se presentan las herramientas existentes para esta modalidad de sistema de reconocimiento. Se describirá la base de datos **CASIA-IrisV4-Interval** de donde se tomarán las imágenes de iris en condiciones no ideales. También se describirán la librerías **USITv1.0.3** y **LIP-VIREO** desde la que se utilizarán los métodos y algoritmos propuestos para realizar las diferentes etapas de un sistema de reconocimiento de este índole.

En el **Capítulo 4**, “*Segmentación del iris*”, se detallará en qué consiste esta etapa dentro de un sistema de reconocimiento. Se describirá el método que se ha propuesto para la segmentación del iris en este Trabajo Fin de Master, así como los resultados

obtenidos de la comparación junto a otros métodos de segmentación del iris posibles.

En el **Capítulo 5**, “*Extracción de características del iris*”, se presentará y evaluará el método propuesto para extraer las propiedades de una textura de iris. Se describirá también su integración en una aplicación de reconocimiento basada en el iris con el fin de conocer su comportamiento a través de una serie de pruebas y experimentaciones junto a otras soluciones.

En el **Capítulo 6**, “*Conclusiones y trabajos futuros*”, se describirán las conclusiones del presente Trabajo Fin de Master, así como las diferentes líneas de investigación interesantes para un estudio futuro.

Capítulo 2

Reconocimiento de iris

La creciente demanda en cuanto a sistemas de seguridad se refiere unida a la necesidad de satisfacer las exigencias que estos presentan ha permitido que la identificación de personas basada en características biométricas haya experimentado un creciente desarrollo durante las últimas décadas. Los sistemas biométricos tienen el objetivo de realizar una correcta identificación de cada individuo, utilizando para ello diferentes características fisiológicas o de comportamiento del mismo tales como huellas digitales, rostro, patrón de escritura, retina, iris, geometría de la mano, etc.

Debido a las propiedades de única, invariable y accesible que presentan las características del patrón del iris, la identificación personal basada en este modelo estructural se ha convertido en una de las técnicas mas confiable y segura dentro del paradigma del reconocimiento de personas[9] [4] [13] [24] [1].

Actualmente son muchos los sistemas de reconocimiento basados en el iris desarrollados tanto de manera comercial como no comercial, siendo el distribuido por Iridian Technologies [20] el más existoso comercialmente. Este sistema se basa en los algoritmos patentados y desarrollados por Daugman [9], los cuales son la base teórica de la mayoría de sistemas de reconocimiento de esta modalidad, y que incluye el desarrollo de todas las etapas que conforman este tipo de sistemas. Existe también una serie de implementaciones de sistemas de reconocimiento de iris no comerciales que aunque no son tan conocidas como el anteriormente comentado es interesante mencionarlos ya que proponen diferentes algoritmos de segmentación, codificación y comparación que algunas librerías los desarrollan. Entre estos podemos destacar

los sistemas propuestos por Wildes [24] , Boles y Boashash [4], Sanchez et al. [7] y Ma et al. [13].

2.1. Sistemas de reconocimiento

El amplio campo que abarcan los sistemas de reconocimiento ha generado que se haya ido pasando de los más rudimentarios como el uso de una palabra clave o algún tipo señal, hasta los mas avanzados que actualmente se desempeñan en el área de la biometría. El acto de limitar el acceso a ciertos lugares para unos individuos concretos o transmitir información de manera segura a la persona indicada, son algunas de las situaciones donde los sistemas de reconocimiento son empleados. Globalmente, su uso viene determinado por dos procesos, un primer proceso de verificación y un segundo proceso de identificación.

A través del proceso de verificación se valida la identidad de un individuo comparando si los datos de entrada cumplen con la estructura de tipo de dato que el sistema está esperando. En general, el usuario indicará su identidad mediante un número de identificación personal, un nombre de usuario, un código, un escaner de retina, etc, dependiendo del tipo de sistema de reconocimiento que esté implantado. Posteriormente el sistema realizará una comparación para determinar si el individuo es quien dice ser. Este proceso de verificación puede dar lugar a la aparición de dos posibles errores; un falso rechazo (FRR) producido cuando el sistema indica que la información de entrada adquirida del usuario no coincide con la estructura de información que tiene que recibir, y una falsa aceptación (FAR) que es complementario al falso rechazo y es producida cuando el sistema indica que la información de entrada adquirida del usuario si se corresponde con la estructura de información que tiene que recibir, cuando realmente no concuerdan.

Mediante el proceso de identificación, el sistema comprueba que la información de entrada facilitada por el usuario coincide con alguno de los modelos de datos almacenados en la base de datos del mismo. El sistema decidirá si el usuario está

o no en la base de datos. Hay que tener en cuenta que este proceso es mucho más costoso computacionalmente que el anterior debido a que será proporcional al número de entradas que contenga la base de datos.

Los primeros sistemas de reconocimiento se basaban en simples acciones realizadas por la persona que se quería identificar como una señal con la mano, una señal de luz, un código escrito, una palabra clave, etc, lo que permitía a la otra parte comprobar que la persona era quien dice ser. Pronto comenzaron a surgir los problemas con este tipo de sistemas de reconocimiento ya que eran muy poco seguros y fiables de cara a la persona que ostentaba las credenciales. En esta tesitura, cualquier persona interesada en suplantar la identidad de otra podría reproducir el tipo de señal con la mano o de luz que esta utilizara para acceder con su identidad, del mismo modo que era posible conocer el código empleado así como la palabra clave. También se podría dar el caso de que la persona olvidara el tipo de señal, la palabra o el código que la identifican, impidiéndole de esta manera el poder realizar cualquier acción que necesitará de una previa identificación.

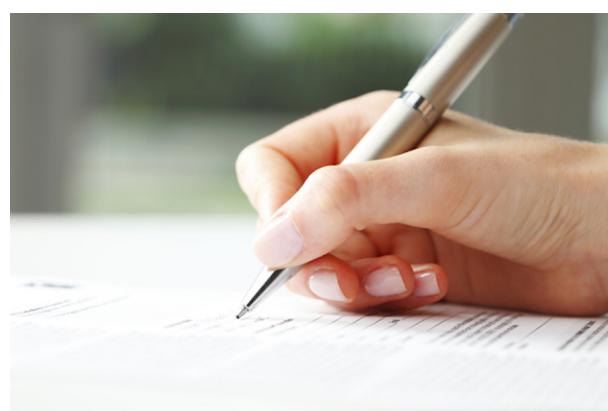
Todos estos problemas fueron solventados con la aparición de la tecnología magnética. El que la información estuviese contenida en una banda magnética organizada en diferentes pistas hacía que no se pudiesen dar los casos sucedidos con los sistemas de reconocimientos tradicionales. En este ámbito, el uso de la tarjeta magnética era el medio utilizado en los sistemas de reconocimiento. Una tarjeta que poseía una banda magnética donde se almacenaba un código y que era leído a través de un lector con el que se podía extraer dicha información e identificar rápidamente a la persona que la portaba. Durante muchos años los sistemas de reconocimiento utilizaron este dispositivo como medio donde la información de identificación iba contenida.

El gran avance que experimentó la informática y la electrónica con el paso de los años hizo que los sistemas de reconocimiento a través de bandas magnéticas comenzasen a sufrir problemas de seguridad a raíz de la alta posibilidad que existía para suplantarlos. A este problema se unía el desgaste físico que se originaba en las bandas magnéticas a causa de su frecuente uso. Esto podía producir daño en la



(a) Señal con la mano

(b) Señal con luz



(c) Código escrito

Figura 2.1: Primeros sistemas de reconocimiento.

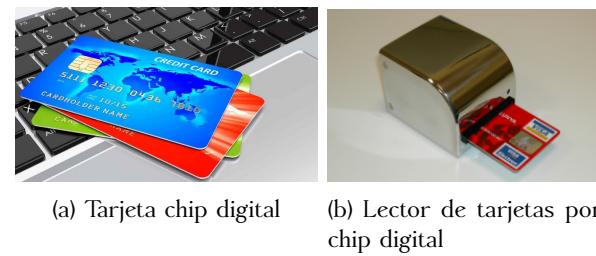


(a) Tarjeta con banda magnética

(b) Lector de tarjetas por banda magnética

Figura 2.2: La tecnología magnética en los sistemas de reconocimiento.

información almacenada en dichas bandas produciendo errores en la identificación. Fue en este punto cuando la tecnología digital apareció para dar solución a todos los inconvenientes que el uso de la tecnología magnética presentaba. La implantación de los chips digitales en los medios empleados por los sistemas de reconocimiento consiguieron dotar de una mayor seguridad y consistencia a estos sistemas, a la vez que hacía mas rápido todo el proceso de indentificación. Dispositivos como las tarjetas con banda magnética comenzaron incorporar este tipo de tecnología, al igual que los lectores tuvieron que actualizarse para extraer esa información. En este mismo entorno la tecnología digital progresó hasta la conexión entre dispositivos de manera inhalámbrica, es decir, los mismos dispositivos como las tarjetas se comunicaban con los lectores sin contacto físico, solo situándose a corto alcance.



(a) Tarjeta chip digital (b) Lector de tarjetas por chip digital



(c) Lector de tarjetas por chip digital wireless

Figura 2.3: La tecnología digital en los sistemas de reconocimiento.

Nuevamente, la seguridad volvía a poner en duda los dispositivos empleados para contener la información de identificación de una persona. Los sistemas de reconocimiento basados en este tipo de dispositivos quedaban de esta manera expuestos a vulnerabilidades que podían desembocar en suplantaciones de indentidad. Todo esto era debido al gran avance tecnológico que se estaba produciendo, lo que hacía que sistemas que eran muy seguros en el momento de aparición de esa tecnología, con el

paso del tiempo se conviertesen en obsoletos y débiles. Esto suponía que una nueva innovación en este sentido tendría una fuerte acogida al comienzo pero un nuevo declive con el paso del tiempo debido a los problemas de seguridad que se presentarían.

Este motivo hizo pensar en las características anatómicas que posee el ser humano como posible solución final a todos esos problemas. Esta propuesta cubría todas las condiciones que las anteriores no alcanzaban ya que presentaba propiedades de invariabilidad en el tiempo; lo que permitía que la persona mantuviera sus mismas características a lo largo de su vida, la imposibilidad de modificarlo o suplantarla ya que son innatos a la persona que los tiene, etc. De todo esto surgió la idea de utilizar zonas del cuerpo humano como fuentes de información para los sistemas de reconocimiento a través de los patrones que estas describen. Así, partes de la fisiología de la persona como la huella dactilar, la retina, el iris, la palma de la mano e incluso la manera de andar constituyan un gran almacen de datos que posibilitaría la identificación en los sistemas de reconocimiento. Con este nuevo medio de depósito de los datos, la seguridad, fiabilidad y consistencia de la información aumentaba en los sistemas de información, quedando entonces del lado de ellos los errores que se produjeran por una mala identificación.

El empleo de los patrones que describen las características anatómicas del ser humano son la base de los actuales sistemas de reconocimiento. Estos se centran actualmente en mejorar los algoritmos empleados en el reconocimiento intentando conseguir una buena práctica y manejo de la información.

2.1.1. Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones es la ciencia que se encarga de la descripción y clasificación (reconocimiento) de objetos, personas, señales, representaciones, etc. Esta ciencia trabaja en base a un conjunto previamente establecido de todos los posibles objetos (patrones) individuales a reconocer. El ámbito de las aplicaciones basadas en el reconocimiento de patrones es muy amplio, siendo sin embargo las análogas al ser humano las que copan la mayor relevancia. El reconocimiento de patrones se

da tanto en sistemas biológicos como en sistemas dotados de inteligencia. Un claro ejemplo biológico lo vemos cuando en nuestro organismo los anticuerpos atacan a intrusos externos a los cuales reconoce a través del uso de patrones, en esta misma tesitura también se da el reconocimiento de patrones cuando nuestros oídos captan el habla y el sonido siendo capaz de interpretarlo. Del mismo modo, en situaciones que suceden en la naturaleza como cuando se produce la captura de las presas por parte de los animales se da el reconocimiento de patrones para conocer y diferenciar los tipos de presas. Este tipo de ejemplo llevado a los sistemas artificiales los podemos ver en los lectores de caracteres óptico (OCR) que son capaces de comprender el texto escrito y de como incluso las máquinas son capaces de enfrentarse a obstáculos y reconocer el diseño y características de estos. Cuando los patrones son de una naturaleza visual, el reconocimiento de patrones puede considerarse como un complemento en las técnicas de visión por computador proporcionando las capacidades de interpretación y clasificación [2].

El reconocimiento de patrones está ligado estrechamente con las redes neuronales. El nuevo interés a principios de los años 80 en las redes neuronales y el conexionismo como una alternativa al reconocimiento de patrones estadísticos y la inteligencia artificial (IA) puede atribuirse a dos factores. El primero es la realización que una función de aproximación de suficiente complejidad puede aproximarse a cualquier función objetivo con una precisión arbitraria. El segundo factor indica la capacidad para entrenar redes multicapas y no lineales usando backpropagation [2].

Como se puede observar, el reconocimiento de patrones es la base teórica más importante de la biometría, de cómo esta busca la identidad de una persona en la forma de su mirada (la cara, la retina o el iris) o de algunas de sus zonas (las huellas dactilares o la geometría de la mano). En esencia, un sistema biométrico es un sistema de reconocimiento de patrones, razón por la cual el estudio de las bases matemáticas sobre las cuales se sustenta esta ciencia se vuelve de vital importancia para los fabricantes de tecnología biométrica.

2.1.2. Componentes de los sistemas de reconocimiento de patrones

El esquema de un sistema basado en el reconocimiento de patrones consta de varias etapas relacionadas entre sí (los resultados de una etapa pueden modificar los parámetros de etapas anteriores). La figura 2.4 muestra un esquema general de un sistema de reconocimiento de patrones en el cual el sensor tiene como propósito proporcionar una representación factible de los elementos del universo a ser clasificados en lo que se conoce como la etapa de adquisición de datos. Es conveniente realizar una etapa de preprocesamiento sobre cada uno de ellos en lugar de ser dados como entrada del sistema tal y como fueron obtenidos durante dicha etapa. La principal ventaja de realizar un preprocesamiento sobre los datos es que puede reducir la dimensionalidad de los mismos, lo cual mejora substancialmente la ejecución del sistema, sobre todo cuando se utiliza una metodología como la de redes neuronales. La extracción de características es la etapa que se encarga, a partir del patrón de representación de los datos, de extraer la información discriminatoria eliminando la información redundante e irrelevante. Es uno de los principales problemas que se dan en el reconocimiento de patrones, el encontrar una manera óptima de representar la información original que describe a cada uno de los patrones. Este proceso trata de reducir la cantidad de datos (reducción de dimensionalidad) que representa cada uno de los patrones, obteniendo de esta forma un vector de características que represente de la mejor manera posible al patrón original. El clasificador es la etapa de toma de decisiones en el sistema. Su rol es asignar los patrones de clase desconocida a la categoría apropiada.

En el caso de reconocimiento de patrones en imágenes la primera de las etapas, la adquisición de datos, generalmente es llevada a cabo mediante un dispositivo de captura de imagen, que se encarga de transformar la información obtenida del mundo real en un vector numérico que contiene los valores muestreados y cuantificados y que posteriormente es preprocesado. La etapa de selección y extracción de características es de suma importancia en un sistema de reconocimiento de patrones. Requiere un profundo análisis de los patrones para determinar qué medidas son las

cruciales en la identificación de las diferentes categorías. Durante esta etapa se aborda la recolección de información relevante proveniente de los dispositivos sensores para el proceso de clasificación. En el reconocimiento de patrones en imágenes se intenta extraer la información importante de las mismas en función del tipo de imagen, obviando siempre la que pueda ser intrascendente como el ruido. El objetivo final de un sistema de reconocimiento de patrones es la asignación automática de una categoría (o clase) a cada uno de los patrones de entrada [2].

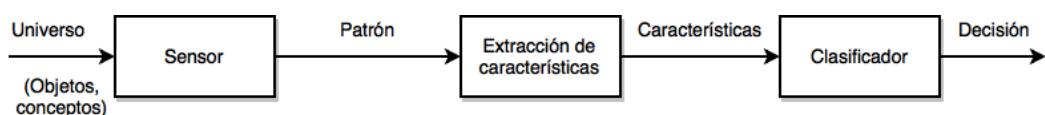


Figura 2.4: Esquema general de un sistema de reconocimiento de patrones.

El objetivo de estas etapas es ajustar el sistema para que sea capaz de clasificar señales u objetos de entrada en una de las clases predefinidas. Para ello deberá analizar un cierto número de características y para poder clasificar satisfactoriamente información de entrada es necesario un proceso de aprendizaje en el cual el sistema crea un modelo de cada una de las clases a partir de una secuencia de entrenamiento o conjunto de vectores de características de cada una de las clases. Generalmente se acepta que la secuencia de muestras de entrenamiento debe contener para cada una de las clases un mínimo de elementos igual a diez veces la dimensión de los vectores de características. El sistema de reconocimiento de patrones debe tener en cuenta las fuentes de variabilidad como son el ruido, rotaciones, cambio de escala y deformaciones, lo cual se logra incluyendo en la secuencia de entrenamiento patrones que hayan experimentado estas modificaciones. Este tipo de comportamiento se da en la etapa de clasificación, cuyo proceso de construcción suele denominarse como aprendizaje o entrenamiento, pudiendo ser este supervisado, en donde se realiza a partir de un conjunto de patrones del que no se conoce su clase; o no supervisado, los cuales requieren de la disposición de un conjunto de patrones denominado conjunto de entrenamiento, de los cuales se conoce su clase [2].

2.2. Biometría

El concepto de biometría proviene de las palabras bio (vida) y metría (medida), refiriéndose por tanto a todo equipo biométrico que mide e identifica alguna característica propia de la persona. Se puede definir como una tecnología de seguridad basada en el reconocimiento de una característica física e intransferible de las personas, como por ejemplo la huella digital. Todos los seres humanos contienen características morfológicas únicas que los diferencian. La forma de la cara, la geometría de partes de nuestro cuerpo como las manos, nuestros ojos y tal vez la más conocida, la huella digital, son algunos rasgos que nos diferencian del resto de seres humanos.

La medición biométrica se ha venido estudiando desde hace mucho tiempo y es considerada en la actualidad como el método ideal y más fiable para la identificación humana. A través de la biometría se pueden medir y extraer las características anatómicas de una persona para obtener información y generar su patrón para poder emplearlo en su identificación.

2.2.1. Sistemas biométricos

El gran avance que se ha producido en el desarrollo de las tecnologías de la información y la comunicación ha echo que sistemas tradicionales de reconocimiento de personas como lectores de tarjetas, número secreto, etc, hayan adoptado esta evolución para dar paso a los sistemas biométricos. La autenticación mediante verificación biométrica está convirtiéndose en algo cada vez más habitual en los sistemas de seguridad, tanto privados como públicos, en la electrónica de consumo y en las aplicaciones de punto de venta (POS). Además de la seguridad, otro de los factores que está impulsando la verificación biométrica es la comodidad.

Un sistema biométrico se basa en las características que aporta la anatomía del ser humano, fundamentando sus decisiones de reconocimiento mediante los patrones que estas forman. Estos patrones son características morfológicas únicas y de

comportamiento que todos los seres humanos tenemos y que nos diferencian de los demás. Propiedades como la forma de la cara, la geometría de partes de nuestro cuerpo como las manos nuestros ojos y la huella digital, son algunos rasgos que nos diferencian del resto de seres humanos.

Los sistemas biométricos pueden ser clasificados de diferentes maneras. Dependiendo del tipo de característica que se utilice para llevar a cabo de la identificación biométrica los podemos clasificar en dos grandes tipos; la biometría estática y la biometría dinámica.

La biometría estática engloba todas las características físicas que posee la persona como la huella dactilar, el iris del ojo, la palma de la mano, la cara, la oreja, etc. mientras que la biometría dinámica se basa en las características de comportamiento como la escritura, la firma, etc. Otra clasificación de los sistemas biométricos la podemos basar en el tipo de tecnología biométrica sobre la que se basan, donde podemos encontrar el reconocimiento de huella dactilar, reconocimiento de iris, reconocimiento de la geometría de la mano, reconocimiento de firma escrita y reconocimiento de voz.

Por la cuota de mercado que tienen estas tecnologías biométricas podemos clasificarlas según la información proporcionada por el International Biometric Group en el estudio realizado en enero de 2016 donde muestra la proporción del consumo de los diferentes tipos de sistemas biométricos.

En la figura 2.5 podemos ver como el reconocimiento por huella dactilar es el sistema biométrico más utilizado en el mercado por las aplicaciones de seguridad, teniendo el resto de tecnologías biométricas un alcance similar en cuanto al consumo. Esto no hace más que representar el desafío que supone el analizar e investigar un sistema biométrico que no esta tan asentado en el mercado como es el basado en el iris, y que puede conllevar a obtener nuevos hallazgos y soluciones que mejoren las capacidades de lo ya existente.

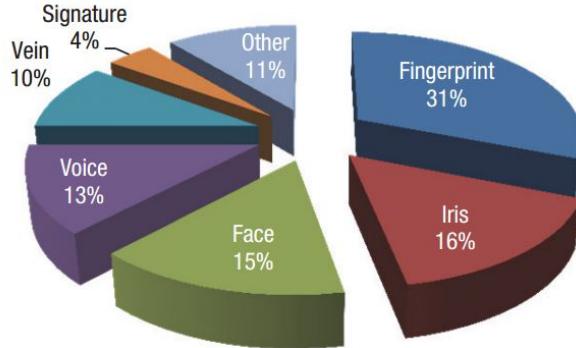


Figura 2.5: Cuota de mercado de las modalidades de sistemas biométricos.

2.2.2. Anatomía del iris

El ojo es el órgano de la visión. Los ojos pueden distinguir variaciones muy pequeñas de forma, color, luminosidad y distancia. En realidad, el órgano que efectúa el proceso de la visión es el cerebro; la función del ojo es traducir las vibraciones electromagnéticas de la luz en un determinado tipo de impulsos nerviosos que se transmiten al cerebro.

El ojo en su conjunto, llamado globo ocular, tiene un diámetro aproximado de 2,5 cm con un marcado abombamiento sobre su superficie delantera. Entre la pared del globo ocular y el hueso orbitario existe un tejido conjuntivo que une ambas estructuras. A dicha zona de unión se le conoce como cápsula de Tenon.

El ojo se compone de una serie de estructuras entre la que destacamos el iris, una membrana coloreada y de forma circular. Su coloración representa lo que conocemos habitualmente como “color de los ojos” y su apertura central es la pupila. Esta membrana presenta un músculo de disposición circular que permite modificar el tamaño de la pupila.

El iris forma parte de la capa media o úvea. Es un disco pigmentado que se

encuentra a continuación del cuerpo ciliar, suspendido entre la córnea y el cristalino. Posee un orificio central conocido como pupila por donde pasan los rayos lumínicos tras haber atravesado la córnea y el humor acuoso. A través de la pupila los rayos llegan a la lente del cristalino, seguidamente al cuerpo vítreo y finalmente a las células receptoras de la retina para la formación de la imagen. El tamaño de la pupila depende de dos músculos que rodean sus bordes y controlan la cantidad de luz que entra en el ojo. Las fibras musculares del iris se agrupan formando dos músculos obiculares: el Esfínter del iris que produce la Miosis, y el dilatador de la pupila que produce la Midriasis. Si los músculos orbiculares del iris se contraen, la pupila se encoge y entra menos luz en el ojo (Miosis). Si los músculos orbiculares se relajan, la pupila vuelve a dilatarse, dejando pasar más luz a la retina (Midriasis). La contracción pupilar se debe a la acción de los esfínteres del iris y su objetivo es dar una imagen nítida, evitando para ello el paso de rayos por la periferia de la lente. El componente principal del iris es un tejido conjuntivo rico en células pigmentadas llamadas melanóforos.

Se encuentra situado entre la cámara anterior y posterior de un líquido gelatinoso llamado humor acuoso. La cámara anterior esta delimitada por la cara posterior de la córnea y la cara anterior del iris, mientras que la cámara posterior lo está por la cara posterior del iris y la cara anterior del cristalino. Posterior al cristalino se encuentra el humor vítreo que da volumen al globo ocular.

El iris es una zona delicada del ojo y que está expuesta a sufrir posibles daños y enfermedades. Los traumatismos son la causa mas frecuente de cataratas unilaterales en individuos jóvenes. Una herida contusa por la cual una contusión puede dar lugar a una “impronta” del pigmento del iris sobre la cápsula anterior del cristalino, así como opacidades corticales con forma de flor. La mayor temperatura del iris respecto a la de la córnea puede formar corrientes en termoconvección en el humor acuoso que ascienden y descienden cerca del iris y endotelio respectivamente. Son típicos en la mitad inferior de la córnea formando un triángulo con base inferior. El crecimiento o protuberancia en la superficie anterior del iris, que no son sino cúmulos inflamatorios en el parénquima iridiano, puede dar lugar a la enfermedad

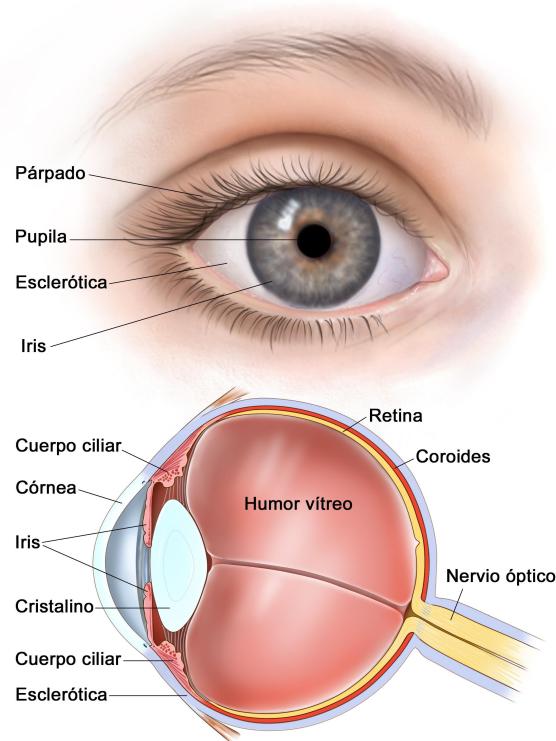


Figura 2.6: Anatomía del iris.

denominada Nódulos de Bussaca.

El color del iris está determinado por el número y distribución de unas células que contienen el pigmento Melanina y se llaman Melanocitos. Si la melanina se encuentra solamente en la zona de epitelio pigmentario de la superficie posterior del iris, el ojo es azulado. En cambio si esta se distribuye por todo el espesor del iris, el ojo es de color marrón.

2.3. Reconocimiento de iris

A pesar de no ser el tipo de reconocimiento que mayor cuota tiene en el mercado, este tipo de reconocimiento presenta una gran popularidad debido a las propiedades que posee el iris como son principalmente los muchos grados de libertad con los que es dotada su textura, y el permanecer invariable en el tiempo a pesar del envejecimiento natural de la persona. Todo esto convierte al iris en una de las mas

importantes características de la fisiología humana que da lugar a un sistema de reconocimiento biométrico robusto, fiable y seguro.

El proceso de reconocimiento de iris se compone de cuatro etapas principales: la adquisición de imagen, el pre-procesamiento, la extracción de características y la comparación de las mismas. Estas cuatro fases constituyen una arquitectura de flujo de trabajo pipeline, donde el resultado de la salida de un etapa es la entrada en la inmediatamente posterior.

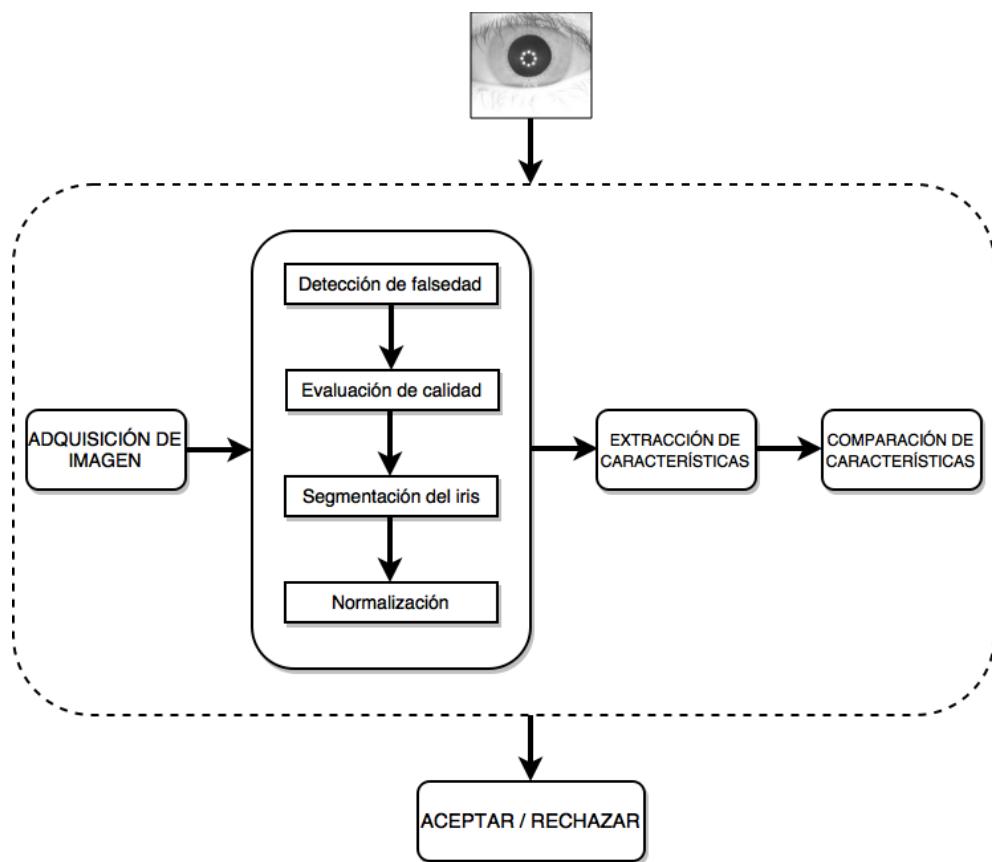


Figura 2.7: Diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento de iris.

2.3.1. Etapas del reconocimiento de iris

Un sistema de reconocimiento basado en el iris se compone de cuatro etapas: adquisición de imagen, pre-procesamiento, extracción de características y comparación de características. En la figura 2.7 podemos ver el digrama del flujo de ejecución de un sistema de reconocimiento de iris convencional, los cuales comienzan con la

adquisición de la imagen del iris y terminan aceptando o rechazando la identidad reclamada.

La primera etapa de adquisición de imagen es la encargada de capturar una secuencia de imágenes de iris. Estas capturas se realizan con cámaras especiales que suelen operar en el espectro visible (380-750 mm) o en el espectro infrarrojo (700-900 mm). En este ámbito, los sistemas de adquisición en el espectro infrarrojo son los más utilizados debido a las ventajas que proporciona. Dicho proceso de adquisición consiste en 2 operaciones: muestreo y cuantización. El muestreo está relacionado con la creación de la imagen digital, que tiene una resolución espacial predefinida con un número de píxeles por pulgada en función de la escena donde se realice. A través de la operación de cuantización, la señal de entrada es discretizada para obtener los posibles valores de intensidades de los píxeles que conforman la imagen.

La etapa de pre-procesamiento es la segunda y como se ha podido ver en la figura 2.7 se compone a su vez de 4 sub-etapas: detección de falsedad, evaluación de calidad de la imagen, segmentación del iris y normalización de la región del iris. La detección de falsedad es empleada para diferenciar entre un reclamo de identidad real y un falso reclamo con una imagen impresa de un iris, una grabación de secuencia de vídeo de un iris, ojos artificiales, lentes de contacto impresos con patrones de iris por ejemplo. Para detectar esa falsedad de identidad se emplean técnicas de medición de indicadores de espécimen vivo. La sub-etapa de evaluación de calidad dentro de la etapa del pre-procesamiento involucra varios factores de calidad como son: emborronado por desenfoque, emborronado por movimiento, dilatación de la pupila, área útil del iris, reflexiones especulares, variaciones de iluminación, oclusión por pestañas y párpados. Una pronta detección y corrección de estos factores de calidad ayudará a que el proceso de reconocimiento del iris sea mas robusto, aunque existen muchos sistemas de reconocimiento de iris que imponen una serie de restricciones en la etapa de adquisición de la imagen del iris teniendo como objetivo el reducir dichos factores de calidad.

La segmentación del iris se compone también de una serie de pasos: encontrar un iris en la imagen, remarcar sus bordes interno y externo entre la pupila y la esclerótica respectivamente, detección de los bordes de los párpados superior e inferior si estos ocultan el iris, y detectar y excluir cualquier objeto superpuesto de pestañas o reflexiones de la córnea o gafas. Existen diferentes métodos propuestos de segmentación de iris como son el método basado en el operador integro-diferencial, el método basado en la transformada de Hough, el método basado en el análisis de contornos activos, el método basado en la teoría de juegos, etc. Con el paso de la normalización de lo que se trata es de solucionar los problemas relacionados con las dimensiones de la imagen del iris. La dimensión de la imagen del iris puede variar de un individuo a otro o en el mismo individuo debido a la variación de la pupila, la variación de la distancia entre el individuo y la cámara, el movimiento del ojo, la inclinación de la cabeza, etc. Con el proceso de normalización lo que se hace es transformar la región segmentada del iris en un sistema de coordenadas pseudo-polar de 2 dimensiones mediante un muestreo de los datos originales en un tamaño predefinido. Aunque en algunos modelos del desarrollo de extracción de características no se realiza este proceso para ahorrar en coste computacional, el modelo **rubber sheet** es el método más usado para la normalización [3].

En la siguiente etapa se extraen las características más significativas y relevantes de la textura de la imagen del iris. Este proceso se ha desarrollado utilizando diversos algoritmos de codificación entre los que se pueden destacar: banco de filtros espaciales, transformada de Gabor wavelets en 2 dimensiones, transformada discreta de los cosenos, transformada discreta de Fourier en 2 dimensiones, características ordinales, descriptores SIFT alrededor de un punto de interés, etc. El éxito de las etapas de segmentación y extracción de características se encuentra estrechamente ligado a los factores de calidad de la imagen del iris, por lo que como se ha mencionado anteriormente, una buena etapa de pre-procesamiento puede evitar que se dé el caso en el que usuarios auténticos con imágenes capturadas con mala calidad puedan ser injustamente rechazados ya que difieren de sus plantillas biométricas registradas.

Por último, en la etapa de comparación de característica la imagen es clasificada

en una de las diferentes clases registradas por el sistema. Esta operación de similitud se desarrolla utilizando diferentes medidas de similitud propuestas en función de la magnitud de las características extraídas. Mediante estas medidas de magnitud se puede decidir si la identidad reclamada es aceptada o rechazada. Entre las medidas más utilizadas en la comparación de características de la textura del iris se pueden destacar: distancia euclíadiana, distancia de Hamming o la función BLPOC [3].

2.4. Reconocimiento de iris en condiciones no ideales

La mayor parte de los trabajos realizados sobre el reconocimiento del iris alcanzan muy buenos resultados que se convierten en casi inalcanzables en ambientes deseados. Como se ha mencionado anteriormente, en la actualidad son muchas las investigaciones que se centran en el desarrollo de métodos robustos capaces de realizar un reconocimiento del iris en ambientes no deseados o condiciones no ideales. La tendencia de esta modalidad de reconocimiento biométrico viene promovida por la necesidad de algunas aplicaciones reales para obtener una mayor flexibilidad frente a situaciones como: seguimiento de personas, reconocimiento de personas en multitudes, control de acceso, etc, donde la aparición de factores de calidad como iluminación, escala, oclusión y/o perspectiva convierten el entorno del reconocimiento en no deseado, teniéndose este que realizar en condiciones no ideales. A pesar del gran avance producido sobre los desarrollos en este campo, existen actualmente grandes retos en cuanto al reconocimiento de iris en condiciones no ideales [3].

El reconocimiento del iris en condiciones no ideales se caracteriza por manifestarse en situaciones donde el individuo se encuentra en constante movimiento o en escenarios con presencia de objetos y/u otros individuos, lo que provoca que se realicen capturas de imágenes del iris afectadas por factores de calidad. Se suelen dar una serie de factores de calidad comunes a las imágenes capturadas este tipo de situaciones como son la iluminación variable, el emborronado, la oclusión, la reflexión especular, el tamaño del área del iris y la perspectiva.

La existencia de estos factores de calidad en las imágenes del iris pueden producir que la medida de éxito de los sistemas de reconocimiento se vea afectada negativamente. Por este motivo suelen aparecer una serie decisiones que se pueden tomar para intentar mitigar este problema como son el descartar las imágenes que no superen un umbral de índice de calidad establecido, el aplicar técnicas para mejorar la calidad de las imágenes, el desarrollar técnicas mas robustas de reconocimiento de iris en imágenes de mala calidad y el obtener combinaciones de estas técnicas [3].

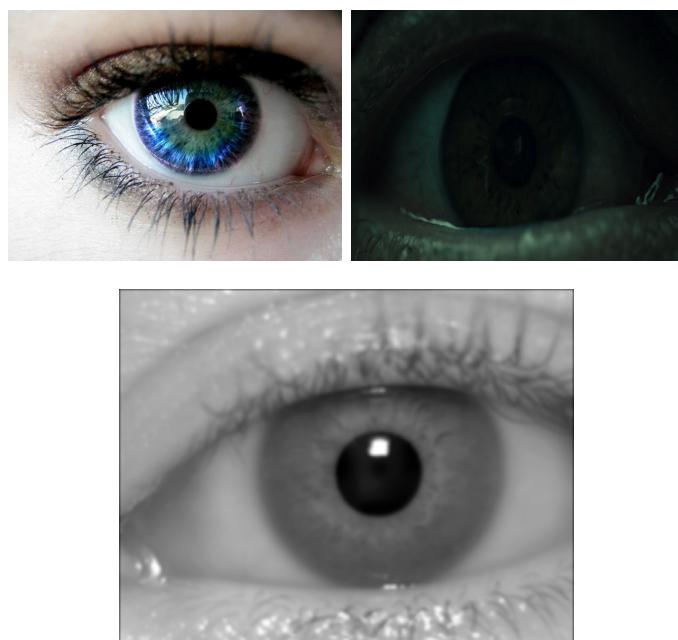


Figura 2.8: Imágenes de iris afectadas por factores de calidad.

2.4.1. Factores de calidad

En esta sección describiremos los factores de calidad más comunes que suelen aparecer en las imágenes de textura del iris cuando estas se realizan en movimiento o con la presencia de objetos y/o personas.

La iluminación variable es un problema que está estrechamente ligado a la localización de la fuente de luz con respecto al dispositivo de captura y el individuo que se quiere reconocer. Estas variaciones de iluminación están siempre relacionadas al

movimiento de la persona con respecto a las fuentes de luz. Debido a esto, la intensidad y la dirección de las fuentes de iluminación pueden afectar la apariencia de imágenes del iris e indicar en las medidas de éxito de los sistemas de reconocimiento de iris. Algunos sistemas de reconocimiento emplean el uso de filtros ópticos para reducir el efecto de la luz variable, ya que estos bloquean con luz estroboscópica una gran porción de luz ambiental. La aplicación de técnicas de ecualización de histogramas y de estandarización es otro método utilizado para disminuir el efecto contraproducente de la variabilidad luminosa.

Como hemos visto en la sección **Anatomía del iris**, este se representa como un anillo que tiene el borde inferior situado sobre la pupila y el borde exterior sobre la esclerótica, siendo su función principal la de controlar el tamaño de la pupila en función de la cantidad de luz que entra en el ojo a través de esta. Esa cantidad de luz puede dar lugar a que se den dos fenómenos en la pupila; la "Miosis" debido a que la pupila se contrae por el exceso de cantidad de luz y la "Midriasis" que se dilata por el efecto contrario, es decir, poca cantidad de luz. La variabilidad de tamaño de la pupila hace el tamaño de la región del iris pueda variar.

En situaciones en las que se capture la imagen del iris con mucha cantidad de luz provocará que la pupila esté dilatada, dando lugar a que no se obtenga la información necesaria para realizar el proceso de reconocimiento. Esto es debido a que la dilatación de la pupila produce una deformación y pérdida de información relevante del patrón estructural del iris [3].

El problema que produce el efecto de emborronado sobre las imágenes es causado principalmente por dos motivos como son los movimientos significativos del individuo respecto al dispositivo de captura o del dispositivo de captura respecto al individuo en el momento de la adquisición de la imagen y que el punto focal del objeto a capturar esté fuera de la profundidad del campo del dispositivo de captura de la imagen. Para paliar este problema se han desarrollado soluciones basadas en enfoques de estabilización opto mecánica que va incorporada en el ensamblado de

las lentes de las cámaras utilizando un software conectado con un control electrónico de imagen. Estas soluciones implican la incorporación de dispositivos costosos y voluminosos que no serían viables para ser utilizados en aplicaciones móviles. En este sentido, se han propuesto varios métodos que permiten entre otras cosas determinar el nivel de afectación de emborronado en las imágenes, así como medir el foco de una imagen por el análisis de la nitidez del límite entre el iris y la pupila.

Otro de los factores de calidad que se puede dar en las imágenes de captura de iris es el referente a la oclusión ocasionada por los párpados y pestañas, las cuales pueden ser parciales o totales. En este caso, en las oclusiones parciales se puede comprobar como la oclusión al iris se produce mayormente por el párpado y las pestañas superiores. Esta situación es muy común en los seres humanos, ya que con el paso de los años el párpado tiende a caerse y con ello a obstruir el ojo. Por otro lado, las oclusiones totales se deben en parte a algún tipo de enfermedad padecida por el individuo o alguna fuerte reacción a cambios en el ambiente. El efecto de oclusión provoca que se capturen imágenes que proporcionen poca o ninguna información de los patrones estructurales del iris, afectando con ello a la medida de éxito de los sistemas de reconocimiento de iris [3].

Al igual que con los anteriores factores de calidad, son varias las soluciones desarrolladas para la detección de párpados y pestañas entre los que se encuentran el método de detección de párpados y pestañas basado en la transformada de Hough [18] o el método de detección de párpados basado en características de las frecuencias de las pestañas [12] entre otros.

La reflexión especular es un factor de calidad que viene asociado a los mecanismos de iluminación que traen incorporados los dispositivos de captura de imagen del iris para iluminar el ambiente en el que se encuentra el individuo que vaya a ser reconocido para poder capturar imágenes de iris con mayor calidad y grado de detalle posible. Este medio propicia que se produzcan reflexiones de luz sobre la córnea del ojo del individuo. Estas reflexiones especulares pueden ser definidas como manchas blancas que ocultan y esconden información del iris y la pupila. Esta

oclusión de información por parte las reflexiones especulares sobre el iris puede provocar que se altere el patrón estructural de este, llegando en ocasiones a no poder localizarlo. Esto puede ocasionar que un individuo sea rechazado por el sistema de reconocimiento aún estando registrado por el mismo [3].

Existen varias soluciones para evitar que aparezcan reflexiones especulares en las imágenes del iris, siendo una de ellas la de controlar la iluminación ambiental con iluminación NIR. Aunque otros trabajos desarrollados proponen otro tipo de soluciones basados en un sistema con una fuente de luz menos invasiva diseñado para eliminar reflexiones especulares [19].

El factor de la perspectiva se encuentra relacionado con la desviación de la mirada del individuo a reconocer respecto a la vista frontal ideal desde el dispositivo de captura. Este factor tiene una enorme influencia sobre la medida de éxito de los sistemas de reconocimiento de iris, ya que las imágenes de iris con desviaciones respecto a la vista frontal ideal tienen la característica de que el iris capturado posee una forma elíptica. Esto hace que el patrón estructural del iris tienda a deformarse significativamente, lo que produce que la información capturada del mismo no coincida con el modelo estructural de un iris normal [3].

Existen varios trabajos desarrollados para procesar este tipo de imágenes como el propuesto por J. Zhu y J. Yang [25] basado en la estimación de la dirección de la mirada sobre el análisis de secuencias de vídeo, y también Dorairaj et al. en [23] estiman el ángulo de desviación de la mirada respecto a la vista frontal ideal optimizando una función objetivo basada en la distancia de Hamming [8].

Capítulo 3

Tecnologías y herramientas en el reconocimiento de iris

3.1. Introducción

Conocida ya la práctica general de los sistemas de reconocimiento de personas y de manera mas específica los basados a través del iris que se ejecutan en condiciones no ideales, en este capítulo vamos a estudiar las herramientas y tecnologías existentes en las que nos apoyaremos para desarrollar un nuevo método de extracción de características que sea integrado en un sistema de reconocimiento de este tipo con el objetivo de evaluar su rendimiento comparando sus resultados con los obtenidos usando diferentes métodos de extracción de características.

Como bien hemos podido ver en el capítulo anterior, un sistema de reconocimiento biométrico se compone de cuatro elementos principales: la adquisición de imágenes, el pre-procesamiento, la extracción de características y la comparación de las mismas. Aunque el propósito de este Trabajo Fin de Master es el de diseñar e implementar un nuevo método de extracción de características, también será necesario desarrollar el resto de componentes que forman un sistema de reconocimiento biométrico para evaluar los resultados, haciendo uso para ello de las herramientas que se describen en este apartado.

Para la etapa de adquisición de imágenes haremos uso de la base de datos **CASIA**

V4¹, la cual contiene un conjunto de imágenes tomadas a individuos de los ojos izquierdo y derecho afectadas por diferentes factores de calidad. Para el resto de las etapas se emplearán las diferentes librerías y frameworks que se mencionan a continuación. Mediante la librería **USITv1.0.3**², la cual se basa en **OpenCV**³ y **Boost**⁴ se desarrollarán las etapas de pre-procesamiento y comparación de características. Del mismo modo, la etapa de extracción de características se basará en el framework de desarrollo **LIP-VIREO**⁵, ya que este nos proporciona una amplia variedad de diferentes métodos de extracción de características que serán los que se empleen para obtener los diferentes resultados que serán cotejados en la etapa de comparación.

El desarrollo del método de extracción de características sobre el que se basa esta memoria se apoyará en la librería **LIP-VIREO**.

3.2. OpenCV

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) es una librería de código abierto lanzada bajo licencia BSD y de uso libre académico y comercial. Esta implementada para C++, C, Python y Java, además de tener soporte para múltiples plataformas como Windows, Linux, Mac OS, iOS y Android. Está diseñada para aplicaciones en tiempo real así como para proporcionar un entorno de desarrollo fácil de utilizar y altamente eficiente.

Fue desarrollada inicialmente por Intel para el uso en visión artificial, apareciendo su primera versión en 1999. Se centra en funcionalidades que abarcan una gran gama de áreas en el proceso de visión como reconocimiento de objetos, calibración de cámaras, visión estérea y visión robótica. Su alta influencia en el campo de la visión por computador ha echo que sea base fundamental en el tratamiento digital de imágenes.

¹Disponible en el sitio web de CASIA (<http://biometrics.idealtest.org>)

²Disponible en el sitio web de USIT (<http://www.wavelab.at/sources/USIT/>)

³Disponible en el sitio web de OpenCV (<http://opencv.org>)

⁴Disponible en el sitio web de Boost (<http://www.boost.org>)

⁵Disponible en el sitio web de LIP-VIREO (<https://code.google.com/archive/p/lip-vireo/>)

La versión 3.2.0 es la última versión que dispone esta librería, y sobre la que se basará el nuevo método de extracción de características. También forma parte del núcleo de la librería **USIT**.

3.3. Boost

Boost es un conjunto de librerías multiplataforma de software libre diseñada para extender las capacidades del lenguaje de programación C++. Al igual que la librería **OpenCV** su licencia es de tipo BSD, lo que permite que pueda ser utilizada en cualquier tipo de proyecto sean comerciales o no.

El uso de esta libreria en su versión 1.63.0 será necesario para el desarrollo del nuevo método de extracción de características en conjunto con la librería **OpenCV**, que al igual que esta forma también parte del núcleo de la librería **USIT**.

3.4. USIT

USIT (University of Salzburg Iris Toolkit v2) es un paquete software desarrollado por la Universidad de Salzburgo empleado en el reconocimiento del iris y lanzado para plataformas Windows y Linux. Este paquete software incluye algoritmos para realizar tareas de pre-procesamiento de iris, extracción de características y comparación de caracaterísticas. USIT está basado en una fácil y simple herramienta manejada por línea de comandos [6] [5].

Se utilizarán los métodos y algoritmos que este software ofrece en su versión v1.0.3 para desarrollar las etapas de pre-procesamiento y comparación del sistema de reconocimiento, así como también se utilizarán los métodos de extracción de características mediante los cuales se podrá medir el nivel de eficiencia y fiabilidad del método propuesto.

Como se vió en el capítulo anterior, la etapa de pre-procesamiento en el reconocimiento del iris en condiciones no ideales se compone a su vez de otra serie de

tareas como son la detección de falsedad para evitar falsos reclamos como una imagen impresa del iris o una grabación del mismo, a través de técnicas de medición de indicadores de espécimen vivo. La evaluación de calidad para la detección y corrección de factores como el emborronado por desenfoque y la dilatación de pupila es otra de las tareas dentro de la etapa del preprocesamiento, así como la segmentación del iris una vez localizado. Es en esta última fase donde la librería USIT aporta dos algoritmos, “caht” y “wahet”. Estos algoritmos usan modelos geométricos a través de círculos y elipses para representar las partes del limbus (anillo limbal) y la pupila del ojo humano.

El algoritmo **Caht** emplea un modelo circular para el limbus y la pupila, que son los límites externos e internos del iris. Esta basado en los métodos de la transformada circular de Hough y la mejora de contraste. La transformada de Hough es una técnica utilizada para la detección de figuras en imágenes digitales que realiza un proceso mediante el cual se divide la imagen en regiones y objetos cuyos píxeles poseen atributos similares. Principalmente es una técnica para detectar líneas rectas en imágenes, aunque también sirve para la detección de curvas, siendo muy robusta frente al ruido y la existencia de huecos en la frontera. Aprovechando las cualidades de dicha técnica, este algoritmo aplica una transformada circular para la detección de los bordes internos y externos del iris [6].

Wahet propone un algoritmo basado en dos etapas para la localización y mapeo de la textura del iris dentro de las coordenadas polares de Daugman. En esta solución la detección del centro y la localización del límite del iris se desacoplan al contrario de lo que sucedía en los algoritmos con un enfoque mas tradicional, siendo por tanto el espacio de búsqueda para cada estado reducido. Este algoritmo utiliza un modelo elíptico a diferencia del modelo circular del algoritmo anterior, pero si comparte el uso de la transformada de Hough aunque emplea una adaptación multiescala de la misma para estimar la posición aproximada del centro del iris y una transformada elipsopolar de Hough para encontrar el segundo límite basado en la salida del primero [6].

Ambos algoritmos de segmentación dan como resultado una matriz de valores de intensidades de gris cada uno con la misma dimensión por cada imagen, es en esta estructura donde se almacena la textura del iris localizado. Cabe recordar que el iris segmentado presenta afecciones producidas por factores de calidad como la oclusión de pestañas y párpados.

Del mismo modo, el paquete USIT proporciona una serie de métodos para realizar la etapa de comparación de características una vez estas han sido extraídas. Existen dos tipos de comparadores, entre los que están los basados en los algoritmos de extracción de características, es decir, esos comparadores de características sólo son utilizados para los datos que ha sido obtenidos a través de su respectivo método de extracción de características. En este sentido, la librería USIT proporciona los métodos comparadores *koc* para el algoritmo de extracción de características *Ko*, *cbc* para el método *cb*, *dctc* para el método *dct*, *lbpc* para el método *lbpc*, *siftc* para el método *sift* y *surfcl* para el método *surf*. El otro tipo de comparador que ofrece USIT es en un ámbito más general y está basado en la distancia de Hamming, este método es aplicado al resto de los métodos de extracción de características.

La extracción de características es la etapa que más interés despierta y la que mayor tiempo de investigación ha necesitado en el reconocimiento del iris. Actualmente existen múltiples algoritmos y métodos para extraer las características principales de una imagen, siendo hoy día un campo en el que se continúa investigando para conseguir mejorar en lo ya existente y ajustar aun mas la selección de dichas características. Esta etapa permite un amplio abanico de soluciones y propuestas como se puede observar en las que ofrece la librería USIT, siendo la fase de la misma la que más algoritmos propone como posibles soluciones.

Cada uno de los algoritmos presentados en la etapa de extracción de características por la librería USIT expone sus propias técnicas y métodos basados en mejoras de soluciones ya existentes algunos y en novedosas técnicas aplicadas a las matemáticas otros. Todos comparten en común el uso de las librerías OpenCV y Boost para su implementación. A continuación se hará un pequeña descripción del

funcionamiento y finalidad de cada uno de los algoritmos [6] [5].

El algoritmo Log Gabor trata la imagen como si fuese una señal a la que le analiza la frecuencia como hacen la mayoría de los filtros, pero en este caso los filtros Gabor permiten analizar simultáneamente las características de espacio y frecuencia, lo que significa que es posible determinar en qué parte de la imagen se produce una determinada frecuencia. De este modo la frecuencia está localizada [6] [5].

Al tratar las imágenes como una señal, se suele trabajar en el dominio de la frecuencia mediante la transformada de Fourier. En definitiva, los filtros de Gabor conforman un banco de filtros capaces de extraer información sobre las texturas de una imagen aprovechando la información sobre la distribución espacio-local de color o nivel de intensidades que esta provee.

De este modo los filtros aplicados a las texturas se pueden utilizar para realizar operaciones como la de realizar las variaciones de intensidad allí donde se producen y así poder detectar las características principales de la imagen. También se puede utilizar para suavizar la imagen reduciendo las variaciones de intensidad entre píxeles vecinos, eliminar ruido modificando aquellos píxeles cuyo nivel de intensidad sea muy diferente al de sus vecinos y detectar bordes en aquellos píxeles donde se produce un cambio brusco en la función intensidad.

Los filtros que se utilizan en este algoritmo son máscaras (matriz de coeficientes) que se aplican a la textura de la imagen para obtener el efecto deseado. El tipo de filtrado vendrá determinado por el tipo de la máscara.

Otro de los métodos que contiene la librería USIT es el implementado por el algoritmo QSW (Quadratic Spline Wavelet), el cual se basa en la idea básica de que la fuerte variación en puntos locales de la textura en la imagen del iris denotan la aparición o desaparición de una estructura de imagen importante, y por tanto son utilizados para representar las características principales del iris [6] [5].

El procedimiento de extracción de características de este algoritmo incluye dos pasos; uno primero en el que se construye un conjunto de intensidades de una dimensión para caracterizar la información mas importante de la imagen original del iris en dos dimensiones, y un segundo paso en el que usando una clase wavelet, una secuencia de posiciones de puntos locales con fuertes variaciones en dichas señales de intensidades se registra como característica. Al igual que el algoritmo Log Gabor, se realiza una descomposición de la textura a señal de una dimensión, por la que la textura del iris es normalizada.

El siguiente algoritmo de la librería USIT corresponde al algoritmo KO. La tarea de extracción de características en este algoritmo se realiza aplicando un análisis de cambios basado en la suma acumulativa. Este método sugiere descartar partes de la textura del iris en forma de grados, de 45° a 315° para el lado derecho de la textura y de 135° a 225° del lado izquierdo [6] [5].

El proceso que sigue este algoritmo para la extracción de características de la textura de un iris es el siguiente; una vez obtenida dicha textura se divide en regiones básicas de tamaño 8×3 pixeles, es decir, cada región se compondrá de 24 pixeles o celdas. Para cada una de esas regiones se calcula el valor medio de intensidades de escala de grises. Dichas regiones son agrupadas horizontal y verticalmente, siendo recomendable que los grupos estén compuestos por cinco regiones. Finalmente se calcula la suma acumulativa sobre cada grupo para generar un código del iris. Si las sumas acumulativas están en un pendiente creciente se codificará con un 1, si en caso contrario la pendiente es decreciente se codificará con un 2, para cualquier otro caso se asignará un 0 al código.

Con el fin de obtener un vector binario de características de la textura del iris, el código resultante del iris se reorganizará de tal modo que la primera mitad contenga todas las pendientes ascendentes y la segunda mitad todas las pendientes descendentes.

La mayoría de los algoritmos que propone esta librería se fundamentan en las

teorías que Rathbeg empleó en la investigación y desarrollo de su tesis doctoral sobre la biometría a través del reconocimiento del iris. De echo, uno de los algoritmos que compone la librería USIT (el algoritmo CR) esta basado en el algoritmo estándar de Rathbeg, cuya base se encuentra en reducir el número de bits a comparar del código binario que representa la textura del iris. Trata de minimizar la información sobre un 5 % combinándola en los primeros bits, es decir, en los primeros bits del código del iris es donde se concentra la combinación de los mismos. De esta forma se consigue descartar de forma rápida y temprana los códigos que sean improbables de emparejar, evitando así el tener que comparar todos los bits de cada código del iris, lo que produciría un aumento en tiempo de cómputo incremental [6] [5].

El algoritmo basado en el contexto (CB) es también empleado en como método en la librería USIT. Este algoritmo lo que hace es ir examinando la textura del iris en bloques de X x Y píxeles, donde el valor de cada uno de los píxeles de esos bloques es discreteado mapeando los valores de escala de grises de todos los píxeles incluidos (P_i) a un número natural inferior a un parámetro k predefinido, donde n es el número de posibles valores de escala de grises que se puede tomar. Una vez que todos los píxeles de la textura del iris son discretizados se calcula el valor medio de los píxeles contenidos en cada bloque, asignándole dicho valor al bloque como código del mismo. Finalmente, se genera un código de iris de dos dimensiones con respecto al número de filas obtenidas y concatenando los códigos resultado de todos los bloques de pixeles X x Y discretizados ($P_i / n/k$) [6] [5].

Otro de los algoritmos que compone esta librería es el basado en la transformada discreta del coseno. El algoritmo DCT (discrete cosine transform) es una variación de la transformada discreta de Fourier donde la imagen se descompone en suma de de cosenos. Este tipo de algoritmo es usado para la comprensión y reducción de datos, aunque el ámbito que se le da en la librería USIT es para la extracción de diferentes características de una imagen. Lo que hace el algoritmo DCT es comprimir toda la información de la imagen concentrándola en unos pocos coeficientes que se localizan en la esquina superior izquierda de la matriz de valores reales resultantes. La imagen que resulta de esta operación mostrará bajos valores o cero en los píxeles,

exceptuando la esquina superior izquierda de la misma, donde las intensidades son mas altas. Estos coeficientes de baja frecuencia y alta intensidad que se sitúan en la esquina superior izquierda son los que llevan la mayoría de la información de la imagen original. Una vez que el algoritmo ha realizado el proceso de comprensión de la imagen y situado los coeficientes mas relevantes de la imagen, se suelen emplear dos métodos para la extracción de características en base a esos coeficientes obtenidos [6] [5].

El primero de ellos emplea una técnica basada en ventanas cuadradas para extraer los coeficientes con menor frecuencia de la matriz resultante $L \times L = L_2$. Este método hace uso de que DCT pone la mayoría de la información de la señal en el componente dc y los componentes de menor frecuencia. Se van creando ventanas cuadradas desde el origen (0,0) de la matriz y se van obteniendo los coeficientes de dichas submatrices en orden descendente. El segundo método es una alternativa zig-zag donde los coeficientes se seleccionan dependiendo de su magnitud.

El último de los algoritmos de la etapa de extracción de características que provee la librería USIT fusiona las modalidades biométricas de iris y cara. El algoritmo GFCF (Gaussian Face and Face-part Classifier Fusion) se basa en el reconocimiento del iris con una separación previa en conjuntos de buena calidad, por lo que debe realizar previamente una detección robusta y eficiente de los ojos en la cara. Este algoritmo combina múltiples y diferentes propuestas de detección de objetos para resolver la detección de caras en ambientes heterogéneos y la localización del ojo antes de la segmentación. Fusiona detectores de objetos arbitrariamente que realizan la tarea de extracción de características calculando propiedades de regiones de la imagen, seleccionando características discriminatorias que se evalúan con respecto al objeto a ser detectado y clasificando juzgando si una ventana data representa al objeto en si o no [6] [5].

3.5. CASIA-Iris

A pesar de contar con un patrón para el reconocimiento de personas que posee unas características muy precisas e ideales debido al origen de su naturaleza como es el iris, son muchas las tareas y desafíos que se presentan y quedan pendientes en el desarrollo de un algoritmo de alta calidad para conseguir una alta tasa de efectividad. Hay que tener en cuenta que el reconocimiento automático del iris tiene que hacer frente a múltiples y diversas variaciones impredecibles de las imágenes del iris que se pueden dar en aplicaciones del mundo real. Por ello, pueden producirse situaciones en las que se deba reconocer imágenes de iris con una pobre calidad, con posibles deformaciones, imágenes de iris que se han tomadas a distancia o en movimiento, incluso imágenes de iris falsas que se encuentran impresas en un papel o través de una fotografía. Por todo esto, se diseñó y desarrolló una rápida solución para solventar estos problemas, creando una base de datos de imágenes de iris que incluyesen todas esas variaciones.

Con esta idea nació la base de datos CASIA Iris Image, desarrollada por un grupo investigación del instituto “Chinese Academy of Sciences - Institute of Automation (CASIA), China” y liberada para la comunidad internacional de biometría, la cual se ha ido actualizando desde su primera versión CASIA-IrisV1. Las imágenes de la base de datos CASIA-Iris contiene imágenes de mas de 3.000 usuarios de 70 países diferentes, lo que hace que exista una alta diversidad de rasgos y características.

CASIA-IrisV4 es una extensión de CASIA-IrisV3 que contiene seis subconjuntos. Los tres subconjuntos CASIA-Iris-Internal, CASIA-Iris-Lamp y CASIA-Iris-Twins son heredados de CASIA-IrisV3, mientras que los subconjuntos CASIA-Iris-Distance, CASIA-Iris-Thousand y CASIA-Iris-Syn son nuevos en esta versión.

CASIA-IrisV4 contiene un total de 54.601 imágenes de iris de más de 1.800 sujetos auténticos y 1.000 sujetos virtuales. Todas las imágenes de iris son ficheros JPEG de 8 bits en escala de grises.

Las imágenes de iris CASIA-Iris-Internal fueron tomadas de individuos asiáticos y capturadas en el espectro cercano al infrarrojo utilizando una óptica digital especializada la cual fue desarrollada por CASIA. La característica más atractiva de esta cámara es el diseño de una matriz circular NIR LED, con un flujo de luminosidad adecuado, lo que permite que se puedan capturar imágenes de iris muy limpias y claras. Las imágenes tienen una resolución de 320X280 píxeles. Las imágenes reunidas en esta base de datos presentan afectaciones por oclusiones de pestañas, oclusiones de párpados, reflexiones especulares y cambios bruscos de iluminación. Las imágenes de cada individuo fueron tomadas de los ojos izquierdo y derecho en dos sesiones con intervalo de 1 mes entre las sesiones. La base de datos CASIA-IrisV4-Interval contiene 2639 imágenes en escalas de grises que corresponden a 249 individuos.

El desarrollo de la etapa de adquisición de imágenes es la primera etapa en un sistema de reconocimiento biométrico como hemos visto en el anterior capítulo. En este caso, la base de datos **CASIA-IrisV4** será la que cubra este desarrollo, siendo dichas imágenes las que se utilicen en el sistema de reconocimiento para probar su fiabilidad.

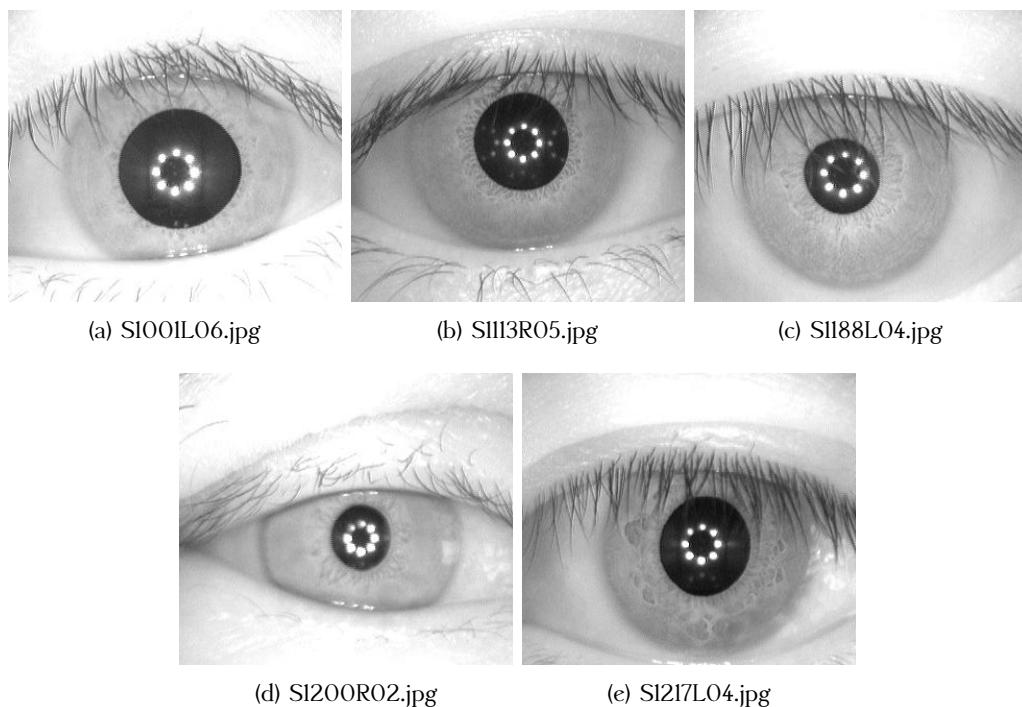


Figura 3.1: Imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4.

3.6. LIP-VIREO

Es una herramienta multiplataforma empleada en la extracción de características basada en puntos de interés locales sobre la textura de una imagen. Esta desarrollada en C++ y actualmente cuenta con la implementación de ocho detectores de puntos de interés como son **DoG**, **LoG**, **Harris-Laplace**, **Hessian-Laplace**, **Harris**, **Hessian**, **Fast Hessian** (detector SURF) y **Dense**. Además cuenta también con un conjunto de descriptores de puntos de interés como **SIFT**, **Flip**, **FIND**, **PCA-SIFT**, **SPIN**, **RIFT**, **ERIFT**, **SURF**, **AoD** y **LJET**.

Dentro del ámbito de los detectores de puntos de interés, **Harris** y **Harris-Laplace** se basan en diferentes funciones para medir la prominencia de la región alrededor de un pixel. Estos detectores están basados principalmente en la matriz de segundo momento para un punto X como se muestra en la siguiente figura.

$$\mu(X, \sigma_I, \sigma_D) = \sigma_D^2 g(\sigma_I) * \begin{bmatrix} L_x^2(X, \sigma_D) & L_x L_y(X, \sigma_D) \\ L_x L_y(X, \sigma_D) & L_y^2(X, \sigma_D) \end{bmatrix}$$

Figura 3.2: Matriz de segundo momento para el detector Harris.

donde σ_I es la escala de integración, σ_D es la escala de diferenciación y L_g es la derivada calculada en la dirección g (x o y). Esta matriz principalmente describe la distribución del gradiente en un vecindario local de un punto X.

A diferencia del detector **Harris**, la matriz de los detectores **Hessian** y **Hessian-Laplace** para un punto dado X viene expresada de la siguiente manera.

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{xy}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix}$$

Figura 3.3: Matriz de segundo momento para el detector Hessian (l).

donde σ es el parámetro de suavizado Gaussiano. La ecuación siguiente define la prominencia del punto X solamente basado en el determinante de la matriz Hessian.

$$H(X, \sigma_D) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma_D) & L_{xy}(X, \sigma_D) \\ L_{xy}(X, \sigma_D) & L_{yy}(X, \sigma_D) \end{bmatrix}$$

Figura 3.4: Matriz de segundo momento para el detector Hessian (II).

$$\text{Hessian}(X, \sigma) = \det(H(X, \sigma))x\sigma^4$$

Figura 3.5: Detector Hessian.

El detector **Laplaciano de Gauss (LoG)** se basa en la siguiente ecuación para medir la prominencia de un punto X.

$$\text{LoG}(X, \sigma_I) = \sigma_I(L_{xx}(x, \sigma_I) + L_{yy}(x, \sigma_I))$$

Figura 3.6: Detector LoG.

Los puntos que alcanzan los máximos locales simultáneamente en sus espacio y escala son los que se seleccionan. Comparando a los detectores vistos anteriormente, podemos observar como en este caso la función de prominencia en el espacio X-Y se ha reemplazado con el laplaciano de Gauss, mientras que la función de prominencia en el espacio de escala se mantiene. Es por eso por lo que estos dos detectores pueden compartir puntos de interés similares.

La ecuación de la figura anterior (Figura 3.6) realiza una estimación de las segundas derivadas en las direcciones x e y , lo que implica que el coste de computación sea relativamente alto. Es por eso por lo que se define una manera más eficiente a través de la **Diferencia de Gauss DoG** ya que esta solamente requiere la convolución de imágenes de manera constante.

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

Figura 3.7: Detector DoG.

donde σ es el parámetro de suavizado Gaussiano y k es un multiplicador entero.

Fast Hessian es el detector de características SURF. Su idea básica es calcular la ecuación de la Figura 3.5 de una manera eficiente con la ayuda de imágenes integrales. Para permitir un cálculo rápido, la ecuación de dicha figura ha sido aproximada de la siguiente manera.

$$\text{Det}(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0,9D_{xy})^2$$

Figura 3.8: Detector Fast Hessian.

donde D_{xx} , D_{yy} y D_{xy} son todos calculados eficientemente usando cajas de filtros.

Dense Sampling es el último de los detectores de puntos de interés que vamos a ver. Este detector ha mostrado un rendimiento considerablemente mejor que los detectores mejor diseñados en tareas de detección de objetos. El ratio por defecto de este detector es de un punto por cada 10 pixeles.

Al no ser los puntos de interés suficientemente discriminativos, es necesario disponer de más información para poder comparar dos imágenes. Para realizar esta tarea se utilizan los descriptores, los cuales generan un vector de características sobre un punto a partir del mapa de intensidades de su alrededor. Para ello, el framework **LIP-VIREO** dispone de un conjunto determinado de métodos y algoritmos capaces de extraer el vector de características correspondiente para cada punto de interés.

El descriptor **SIFT** y sus respectivas variantes (**F-SIFT**, **PCA-SIFT** y **FIND**) copan la mayoría de los descriptores que proporciona la librería. Además de estos, también se encuentran las implementaciones de descriptores como **SURF**, **AoD**, **SPIN**, **RIFT**,

ERIFT y Steerable Filters.

SIFT ha demostrado ser un descriptor efectivo en tareas tales como la clasificación de objetos y la identificación de imágenes ND entre otras. Dado un punto de interés normalizado, SIFT genera un histograma 2-D sobre el área local del punto. Este área local es particionado en bloques como se muestra en la siguiente figura 39. La gradiente de un pixel dentro de cada bloque de partición ha sido cuantificada acorde a su orientación. Antes de cuantificar los contenedores del área local se realiza una rotación sobre la orientación dominante para hacer que la extracción de las características sea invarianta a la transformación de rotación.

El descriptor **Flip** es una invariante del mencionado anteriormente **SIFT**, siendo este capaz de mantener un rendimiento similar **SIFT** para casos en los que no está implicado, mientras que lo supera aparentemente en los casos que la operación flip es observada.

PCA-SIFT es otra variante de **SIFT**. En este caso, en vez de cuantificar el campo gradiente, asigna dicho campo a un vector (normalmente de 36 dimensiones) con una matriz PCA entrenada. Antes de realizar el mapeo o asignación, el área local es normalizada para fijarla a un tamaño. El gradiente de cada pixel en el área normalizada es calculado. Esos gradientes son entonces concatenados uno detrás de otro desde la esquina superior izquierda a la esquina inferior derecha. El resultado es un vector de tamaño dos veces el número de píxeles. Este vector es mapeado a una dimensión relativamente baja a través un mapeo con la matriz PCA.

El descriptor **FIND** se propuso como una variante de **SIFT** que está habilitado con la invariante flip. Al igual que sucede con el descriptor **SIFT**, también se genera un histograma de gradientes. La mayor diferencia entre ambos descriptores reside en el esquema de partición, ya que este tipo de descriptor permite el solapamiento entre bloques. En esta ocasión, el número de pixeles no es distribuido igualmente en cada bloque como se muestra en la figura 39. Este descriptor llega a ser bastante

similar a **F-SIFT**, excepto que estos confían en diferente información para la normalización y que adoptan diferente esquema de partición. Comparándolo con **F-SIFT**, tanto el esquema de partición como la orientación estimada que adopta es menos estable, siendo en términos de computación este último más barato.

Steerable filters es un descriptor que ha sido usado en muchos contextos. Básicamente son derivadas parciales obtenidas al aplicar series de kernels Gaussianos en el área local. Esta implementación del framework se basa en un kernel centrado alrededor del punto de interés de 41×41 . Las derivadas han sido calculadas hasta el cuarto orden. Esto da como resultado un vector de características de dimensión 15 que incluye valores de intensidad de los propios píxeles.

El dominio de la intensidad de una imagen **SPIN** incorporado en este framework es un histograma de dos dimensiones que codifica la distribución de los valores de brillo de la imagen en el vecino más cercano de un punto particular. El esquema de cuantificación se muestra en la figura siguiente. En este descriptor, las dos dimensiones del histograma son d , distancia desde el centro del punto e e i , el valor de la intensidad. La porción de la imagen spin correspondiente a una determinada distancia d , es simplemente el histograma de los valores de intensidad de los píxeles localizados a una distancia d desde el centro. Debido a que los parámetros \mathbf{d} e i son invariantes bajo transformaciones ortogonales de la vecindad de la imagen, las imágenes de giro ofrecen a menudo un apropiada condición de invarianza para representar áreas normalizadas afines.

En este framework, la imagen **SPIN** es implementada como un histograma suave, donde cada píxel dentro de la región de soporte contribuye a más de un contenido. Este tipo de descriptor muestra unos resultados excelentes en el contexto únicamente se producen transformaciones de rotado y volteado. El rendimiento disminuye drásticamente cuando se presentan imágenes con transformación de escala. En este caso, la extracción de características del método **SPIN** podría ser muy lenta (aproximadamente 10 veces más lenta que la implementación **SIFT**).

El descriptor **SURF** comparte el mismo esquema de partición que **SIFT**. Sin embargo, en cada bloque, en vez de generar histograma de gradientes, **SURF** agrega en wavelets Haar de diferentes canales. Los filtros de cajas se emplean para lograr una mayor velocidad. La agregación se realiza en dx , $|dx|$, dy y $|dy|$. Esto da como resultado un vector de dimensión 64.

El propósito de **AoD** se inspira en el descriptor **SURF**. La única diferencia que se encuentra entre ambos esta en las cajas de filtros. En **AoD** estas cajas han sido reemplazadas con derivadas en cada pixel. Debido al mayor coste computacional que supone el cálculo de las derivadas, esto hace que este descriptor sea penalizado y por lo general menos eficiente que el descriptor **SURF**.

Para obtener una representación complementaria de apariencia local de áreas normalizadas, se presenta un descriptor de rotación invariantes que generaliza al descriptor **SIFT**. El área local circular normalizada es particionada en anillos concéntricos como se muestra en la última figura. Todos los anillos comparten el mismo ancho. Por esta razón, diferentes anillos cubren diferentes números de píxeles. En otras palabras, los tamaños de los histogramas son diferentes. Aparentemente, los anillos exteriores tiene una mayor cobertura. Para mantener la invarianza de rotación, esta orientación es medida en cada punto relativo a la dirección que apunta hacia afuera desde el centro. Se usan 4 anillos y 8 orientaciones de histograma. Por lo tanto, esto produce descriptores de 32 dimensiones.

Este descriptor **ERIFT** (Enhanced Rotation Invariant Feature Transform) es una versión mejorada de **RIFT** (Rotation Invariant Feature Transform). **ERIFT** sigue el mismo esquema de partición que **RIFT** en un área local, pero a diferencia de este, se establece un ancho para cada anillo para asegurar que cada uno de los anillos cubran la misma cantidad de píxeles. Similiar a **RIFT**, el histograma de orientación del gradiente es calculado dentro de cada anillo. Se usan 8 anillos y 8 histogramas de orientación. La cuantificación es realizada en dos direcciones perpendiculares para cada valor del gradiente. Esto da como resultado finalmente descriptores de dimensión 128.

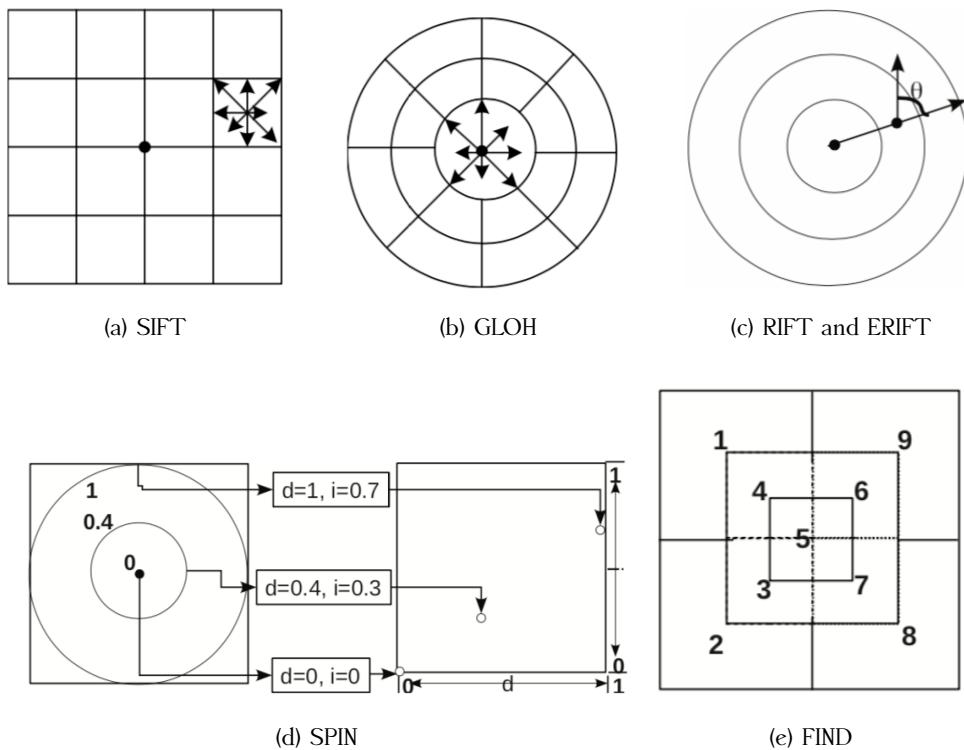


Figura 3.9: Esquemas de partición para los descriptores SIFT, GLOH, RIFT and ERIFT, SPIN and FIND.

Capítulo 4

Segmentación del iris

4.1. Introducción

El proceso de localizar y aislar el iris en una imagen es conocido como localización o segmentación del iris. Esta etapa juega un papel muy importante en los sistemas de reconocimiento de iris ya que la extracción de características se realiza sobre esta región obtenida, lo que provoca que una mala segmentación haga perder información discriminante sobre el iris haciendo que los SRI (sistemas de reconocimiento de iris) empeoren en sus resultados.

La etapa de segmentación del iris se basa en una secuencia de tareas: encontrar un iris en la imagen, determinar sus contornos interno y externo entre la pupila y la esclerótica respectivamente, detección de los bordes de los párpados superior e inferior si estos ocultan el iris y por último detectar y excluir cualquier elemento superpuesto de pestañas o reflexiones de la córnea o de gafas. Aunque son muchos métodos para la segmentación del iris los que se han propuesto, todavía no pueden considerarse concluyentes para usarse en distintas condiciones como: condiciones de iluminación, reflexiones especulares, oclusiones por párpados, oclusiones por pestañas, entre otros. En esta tesis existe el problema de mejorar la precisión de las segmentaciones bajo condiciones no ideales como las mencionadas.

Los métodos de segmentación del iris se pueden agrupar en dos categorías: métodos basados en la detección de bordes circulares y métodos basados en la detección de bordes no circulares. En esta primera categoría se asume que el iris tiene una

forma circular o elíptica en función de la perspectiva, y que se aproximan los bordes del iris utilizando dos circunferencias que en la mayoría de los casos se consideran concéntricas. En la segunda categoría los métodos se basan en la detección de bordes no circulares, asumiendo que el iris tiene una forma menos circular debido a las afecciones producidas por los factores de calidad como: oclusión por los párpados, oclusión por las pestañas, emborronado, iluminación no uniforme, reflexiones especulares, etc, provocando que la segmentación del iris sea más difícil de realizar.

Son varios los métodos existentes para la segmentación del iris basada en la detección de bordes circulares, siendo el método propuesto por Daugman el cual se basa en el operador integro-diferencial el más utilizado. En este sentido son varios los métodos existentes que se basan en el operador integro-diferencial para realizar la segmentación del iris. Otras variantes de métodos que se han empleado para la segmentación del iris se basan en diferentes enfoques como: la detección de bordes de Canny junto con las transformada de Hough, la detección de puntos del borde del iris utilizando un modelo de atracción-repulsión basado en la ley de Hooke, la aplicación iterativa de una propuesta basada en la transformada de Hough adaptada con ponderaciones, entre otros.

Del mismo modo existen diversas propuestas para el método de segmentación del iris basados en la detección de bordes no circulares, donde la detección de los bordes tiene que ser lo más precisa posible ya que en este ámbito partimos en que el iris no mantiene una forma circular en condiciones no ideales debido a las afecciones producidas por los diferentes factores de calidad como las oclusiones por pestañas o párpados que producen un efecto de distorsión sobre el mismo. Para este tipo de métodos Daugman propone una solución basada en la segmentación de los bordes internos y externos en términos de contornos activos basados en expansiones de series discretas de Fourier sobre datos de contornos. Otra implementación para este tipo de métodos es la que se propone mediante un esquema de segmentación del iris basado en la relación de contornos activos y la computación de curvas de longitud mínima llamadas "geodesics".

4.2. Descripción del método empleado

Desde una vista frontal del iris se pueden apreciar dos bordes bien definidos. El primero, formado entre la pupila y el iris, está definido por el paso de los valores de menor intensidad (que representan la región de la pupila) a valores de intensidad media referidas a la región del iris. El segundo borde, comprendido entre el iris y la esclerótica está definido por el paso de los valores de intensidades medianas correspondientes a la región del iris a valores de intensidades mas altas que caracterizan la región de la esclerótica.

Partiendo de estas premisas y analizando los diferentes métodos de segmentación del iris mencionados en el apartado anterior, este Trabajo Fin de Master se basa en el método expuesto en [3]. Este método realiza primeramente una aproximación inicial del centro del iris para posteriormente segmentar los bordes interno y externo del mismo.

Para realizar la aproximación del centro del iris, el método parte de la suposición de que su centro es muy cercano al centro de la imagen, por lo que trata de buscar el objeto mas grande y oscuro que aparece en la imagen el cual representa la pupila (que también define el borde interno del iris). En general, el método realiza un procedimiento iterativo de análisis de perfiles desde el centro de la imagen $P(X_I, Y_I)$. Dichas operaciones de perfiles son realizadas en las direcciones horizontal (H_p) y vertical (V_p). La región donde se encuentran los puntos candidatos a centro del iris que van a ser procesados se define por la región cuadrada de tamaño $2m \times 2m$ con centro en $P(X_I, Y_I)$. Las valores de los pixeles obtenidos de las operaciones de perfiles aplicadas viene representados como segmentos de líneas rectas. Por tanto, el centro del iris representado por el punto $P(X_0, Y_0)$ es aquel en el cual H_p y V_p tienen los mismos valores de píxeles consecutivos que son menores que un umbral b . Los ejes en blanco de la Figura 4.1 denotan los perfiles que corresponden a la aproximación inicial del centro del iris. En la investigación realizada para este método se determinó que para la base de datos de iris utilizada (CASIA-IrisV4-Internal) los valores mas adecuados para los parámetros utilizados son $m = 70$ y $b = 50$.



Figura 4.1: Notaciones mostradas sobre un ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Internal del método empleado para la aproximación del centro del iris.

Una vez encontrado el centro del iris en la imagen, el siguiente paso es segmentar los bordes interno y externo del mismo. Antes de realizar el proceso de segmentación de los bordes se va a aplicar un filtro mediana con el objetivo de resaltar los bordes y degradar detalles del iris. De esta manera también se eliminan las afectaciones producidas en la imagen por las reflexiones especulares y las occlusiones por pestañas. En la siguiente imagen se puede observar el resultado de la aplicación de filtrado.

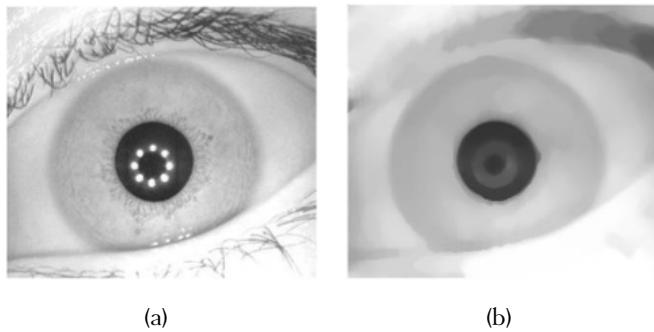


Figura 4.2: Resultado de la aplicación del filtrado. (a) Imagen original.
(b) Imagen con el filtrado de mediana aplicado.

Para realizar la segmentación de los bordes interno y externo del iris, el método ejecuta dos procedimientos de búsqueda de bordes circulares sobre la imagen suavizada de la anterior figura (ver Figura 4.2). Básicamente el método trata de determinar el radio $r_s^* \epsilon R, R = \{r_{min}, r_{min} + 1, \dots, r_{max} - 1, r_{max}\}$ con centro en $P(X_0, Y_0)$ haciendo uso del gradiente en las coordenadas (x,y) que es definido como el siguiente vector

columna:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} Gx \\ Gy \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Figura 4.3: Vector gradiente.

El vector gradiente indica la dirección de mayor cambio de los valores de las intensidades de la imagen. El módulo de dicho vector, es decir, la magnitud del vector gradiente, representa la mayor tasa de crecimiento de la intensidad por unidad de distancia.

$$M(x, y) = mag(\nabla f) = \sqrt{Gx^2 + Gy^2}$$

$$M(x, y) \approx |Gx| + |Gy|$$

Figura 4.4: Magintud del vector gradiente.

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{Gx}{Gy}\right)$$

Figura 4.5: Dirección del vector gradiente.

De esta manera, se aplican arcos consecutivos en los sentidos de $s \in S$, $S = \{izquierda, derecha, arriba, abajo\}$ dando como resultado el conjunto de m puntos de interés $C_s(r, X_0, Y_0)$ pertenecientes a dichos arcos.

$$C_{izquierda}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0 - r, Y_0)\} U$$

$$\{(x_i, y_i) / y_i = y_{i-1} \pm i; x_i = X_0 - \sqrt{r^2 - (y_i - Y_0)^2}\}$$

$$C_{derecha}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0 + r, Y_0)\} U$$

$$\{(x_i, y_i) / y_i = y_{i-1} \pm i; x_i = X_0 + \sqrt{r^2 - (y_i - Y_0)^2}\}$$

$$C_{arriba}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0, Y_0 - r)\} U$$

$$\{(x_i, y_i) / x_i = x_{i-1} \pm i; y_i = Y_0 - \sqrt{r^2 - (x_i - X_0)^2}\}$$

$$C_{abajo}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0, Y_0 + r)\} U$$

$$\{(x_i, y_i) / x_i = x_{i-1} \pm i; y_i = Y_0 + \sqrt{r^2 - (x_i - X_0)^2}\}$$

En la Figura 4.6 se describe de forma gráfica los incrementos de radios para el análisis de los arcos sucesivos en el sentido S . Del mismo modo, en la Figura 4.7 se visualiza un ejemplo de puntos de interés en dos arcos sucesivos en el sentido hacia la derecha.

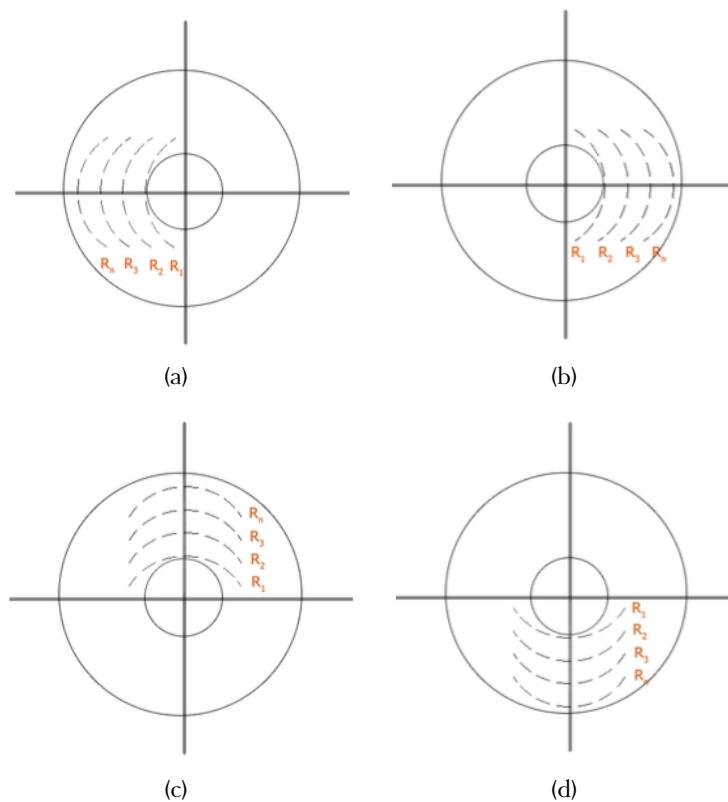


Figura 4.6: Sentidos en los que se analizan los arcos sucesivos. (a) Izquierda. (b) Derecha. (c) Arriba. (d) Abajo

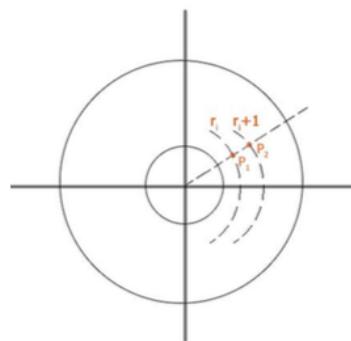


Figura 4.7: Puntos de interés en dos arcos sucesivos

4.3. Experimentaciones

Para probar la fiabilidad y robustez del método de segmentación del iris empleado, se ha decidido realizar una batería de pruebas para contrastar los resultados con los obtenidos de aplicar otros dos métodos de segmentación del iris proporcionados por la librería USIT como son Caht y Wahet, los cuales se describieron en el capítulo anterior. Las experimentaciones fueron ejecutadas en C++ utilizando un ordenador portátil Intel Core i5 a 2 GHz con 8GB de memoria RAM. Se ha utilizado la base de datos de imágenes CASIA-IrisV4-Interval, la cual contiene un total de 54.601 imágenes de iris de más de 1.800 sujetos, todas ellas tomadas bajo iluminación infrarroja cercana o sintetizada que se representan en ficheros JPEG de escala de grises de 8 bits para realizar la segmetación del iris. La elección de esta base de datos frente al otro contenedor de imágenes utilizado durante la investigación de este Trabajo Fin de Master se debe a la gran cantidad y variedad de occlusiones por párpados y pestañas que presenta CASIA-IrisV4-Interval frente a UBIRIS y que permite realizar la segmentación en unas condiciones no ideales como el método propone. Además, se estableció experimentalmente $r_{mn} = 20$, $r_{max} = 70$ para detectar el borde interno y $r_{mn} = 80$, $r_{max} = 130$ para detectar el borde externo en las imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval, partiendo de los valores asignados anteriormente a los parámetros m y b .

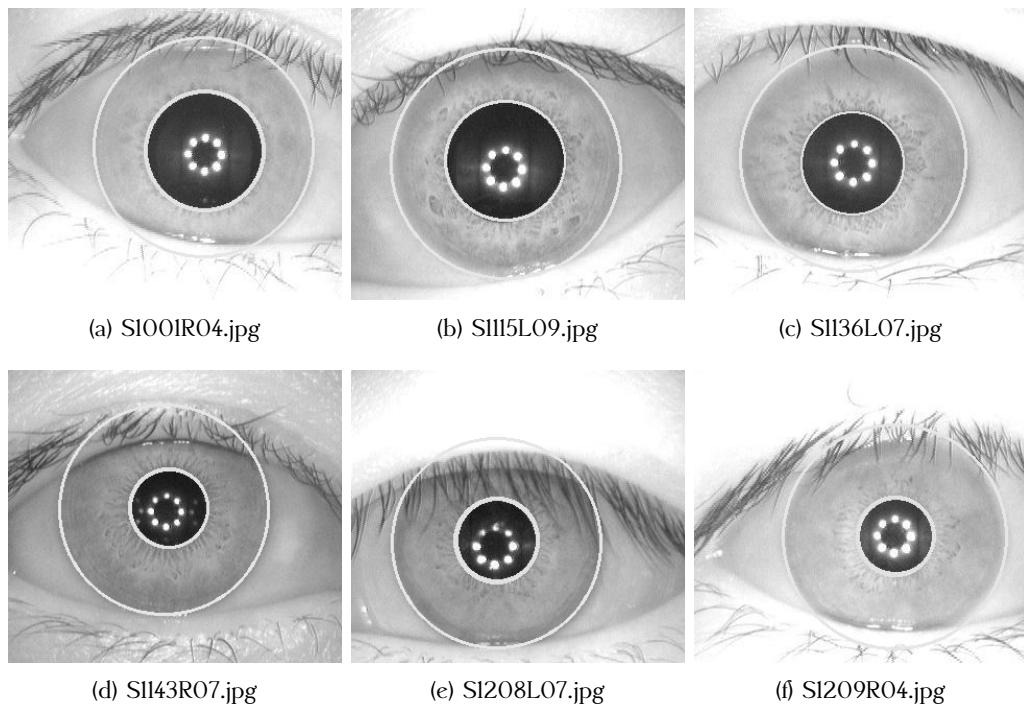


Figura 4.8: Detección de los bordes del iris con el método empleado.

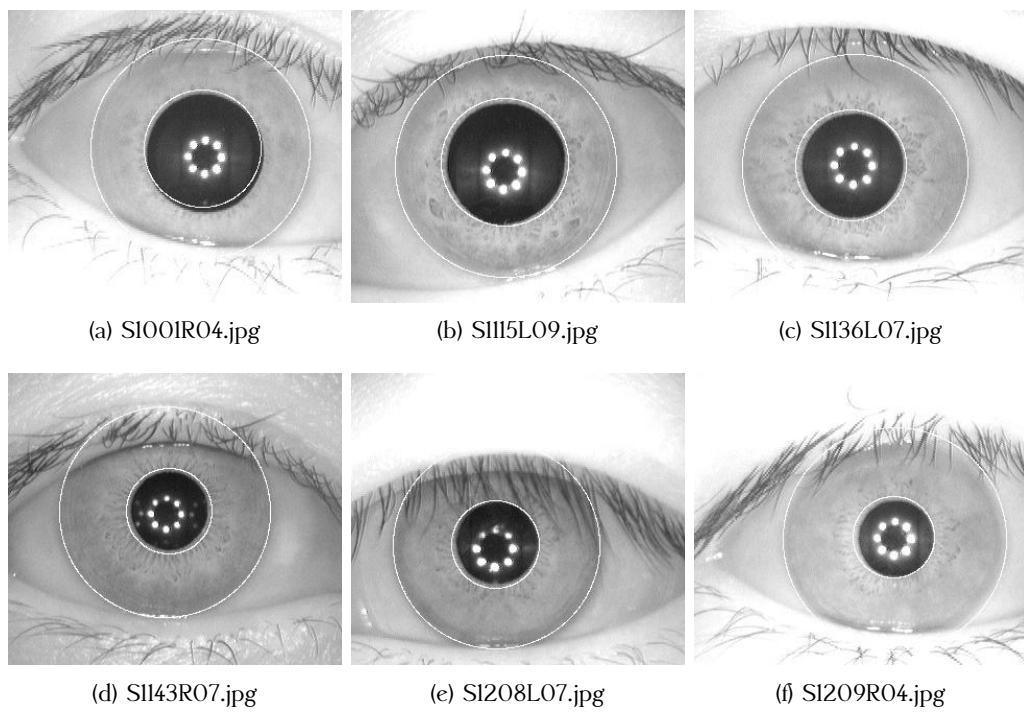


Figura 4.9: Detección de los bordes del iris con el método Caht .

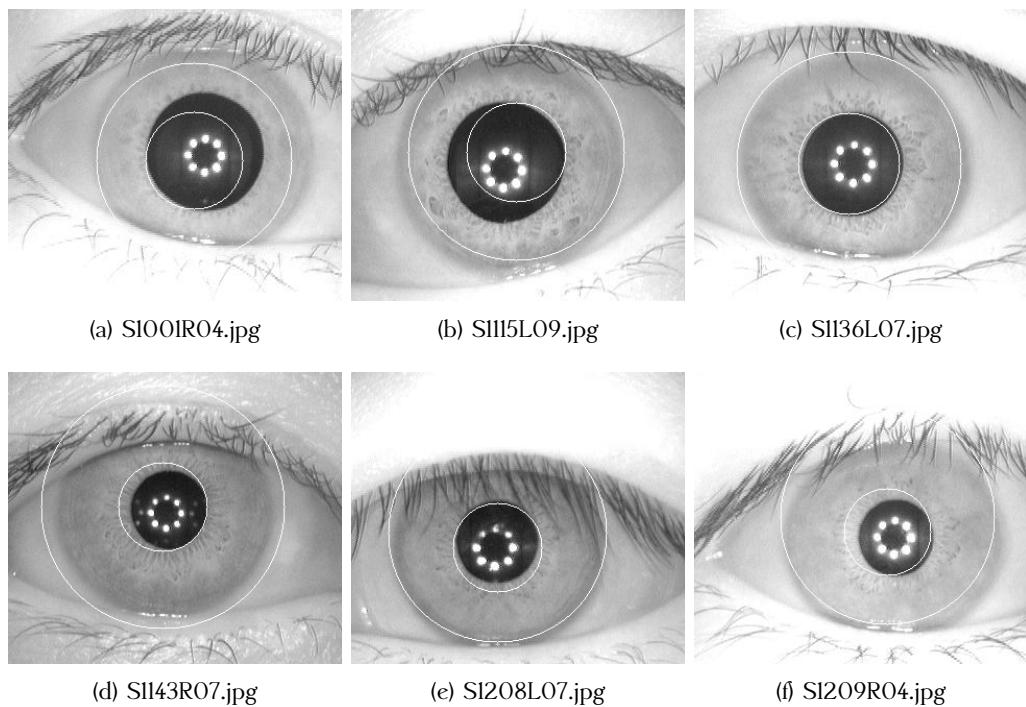


Figura 4.IO: Detección de los bordes del iris con el método Wahet.

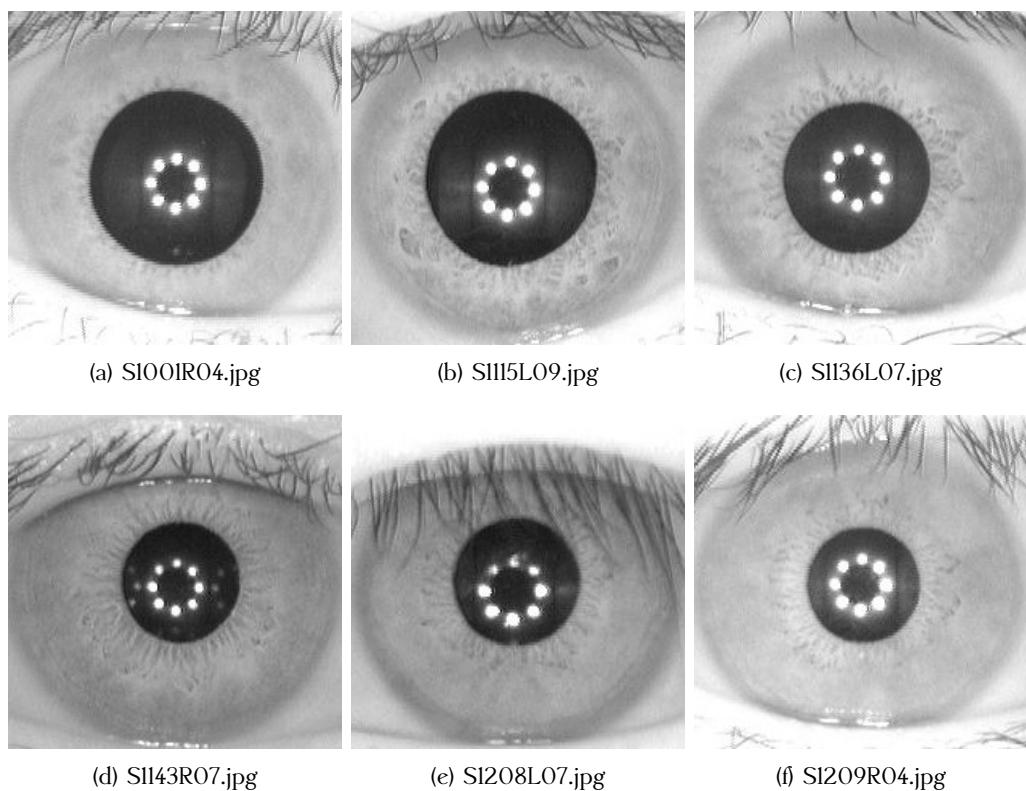


Figura 4.II: Segmentación del iris con el método empleado.

Para evaluar la calidad de los resultados que se han obtenido y que se muestran en las anteriores imágenes, se va a medir el grado de solapamiento que existe entre una segmentación de referencia y la segmentación de cada uno de los métodos mencionados anteriormente. Para la segmentación de referencia se tomará la segmentación manual realizada por un experto sobre cada una de las imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval y para la cual se necesitó de varias sesiones debido a la gran cantidad de imágenes que esta contiene. El grado de solapamiento entre dos segmentaciones se medirá por el porcentaje de píxeles que coincidan entre las dos áreas segmentadas, siendo el 100 % el mayor grado de precisión del segmentado como se muestra en la Figura 4.12.

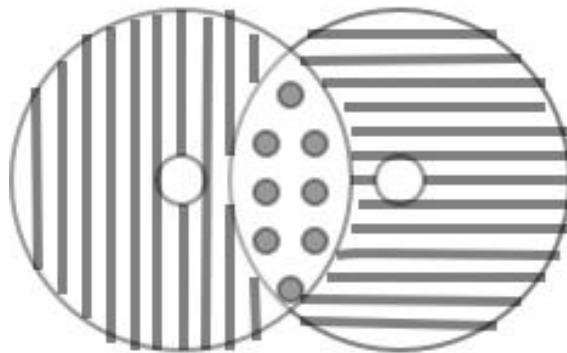


Figura 4.12: Representación gráfica del solapamiento entre la segmentación de referencia y la segmentación a través de los métodos expuestos.

Método empleado	Base de datos de imágenes	Porcentaje calidad
Actual	CASIA-IrisV4-Interval	96.5 %
Caht	CASIA-IrisV4-Interval	91.7 %
Wahet	CASIA-IrisV4-Interval	79.3 %

Cuadro 4.1: Porcentaje de solapamiento entre la segmentación de referencia

4.4. Conclusiones

En este Capítulo 4 se ha presentado el método de segmentación del iris que se va a emplear para la extracción de dicha región. Como se ha podido comprobar, dicho método se basa en una aproximación inicial del centro de iris a través de un proceso iterativo de análisis de perfiles (horizontal y vertical), seguido del cálculo de los radios de los bordes interno y externo del mismo a través del análisis de arcos sucesivos en los sentidos de $S = \{izquierda, derecha, arriba, abajo\}$. Para comprobar la robustez y precisión del método de segmentación del iris empleado, se ha realizado una batería de experimentaciones junto con otros métodos de la misma índole para evaluar la calidad de los resultados arrojados por estos, donde hemos podido ver como el método empleado en este trabajo fin de master es el que mejor rendimiento ha obtenido ya que ha alcanzado el porcentaje de calidad más alto que el resto de los métodos presentes. Para las pruebas realizada se establecieron unos valores de parámetros de los radios con $r_{mn} = 20$, $r_{max} = 70$ para la detección del borde interno y $r_{mn} = 80$, $r_{max} = 130$ para la detección del borde externo, además de un valor de umbral $b = 50$.

Capítulo 5

Reconocimiento del iris

5.1. Introducción

De todas las etapas de las que se compone un sistema de reconocimiento de iris la extracción de características se puede destacar como la etapa de mayor importancia siendo una de las áreas mas estudiadas dentro de este campo de investigación, pero que aún a día de hoy presenta cuestiones que requieren de estudios adicionales que ayuden a aumentar el grado de robustez y precisión de estos sistemas. Esto hace presentar un nuevo desafío en el reconocimiento del iris en condiciones no ideales, donde las principales tendencias se centran en el estudio relacionado en cuanto a las deformaciones presentadas en la textura y forma del iris. Estas deformaciones son producidas por las degradaciones que sufren las imágenes de iris capturadas en condiciones no ideales que son afectadas por diferentes factores de calidad como iluminación, emborronado, oclusión y perspectiva, entre otros. Este aspecto hace que los sistemas de reconocimiento de iris que son muy dependientes de los detalles de la textura del mismo sean los mas propensos a fallar en las etapas de segmentación y extracción de características, ya que ambas están fuertemente ligadas a dicha textura. Debido a esto, el éxito de acierto en estos sistemas de reconocimiento empeora dando lugar a que se rechacen injustamente a usuarios auténticos por presentar imágenes con mala calidad.

Hasta el momento, son dos los tipos de aportaciones realizadas en la extracción de características basadas principalmente en los diferentes tipos de representación de la

textura del iris: código binario y vector de valores reales. El trabajo de J. Daugman [8] es la base de los métodos basados en el tipo de representación de código binario, a los cuales se les realiza un proceso de codificación de la información de fase de la transformada 2D Gabor wavelets para obtener el código binario debido a que los datos se presentarán como un vector de valores reales una vez realizada la segmentación. Los métodos basados en representación de la información en forma de vector de valores reales utilizan transformaciones similares, aunque mantienen los valores de los resultados originales en forma de vector de valores reales, es decir, no realizan una transformación binaria de los mismos. Será este último tipo de representación en el que se emplee en las pruebas para este Trabajo Fin de Master.

Dentro del mismo ámbito, existen 3 principales categorías en las que los métodos de extracción de características pueden ser aplicados: 1) basados en la región del iris completa, 2) basados en regiones de interés y 3) basados en puntos de interés. La primera categoría engloba a los métodos de extracción de características tradicionales los cuales extraen características globales y locales de la región completa del iris. La segunda categoría agrupa los métodos que extraen características locales en regiones de interés con la finalidad de superar la falta de información producida principalmente por oclusiones de párpados y pestañas. Son diferentes las regiones en las que se pueden basar estos métodos tales como: la parte superior de la región normalizada del iris, la región delimitada por el collarete del iris, la región anular del iris antes del proceso de normalización de dicha región, etc. La tercera categoría incluye los métodos de extracción de características basados en puntos de interés que son detectados en el espacio de escala, sobre los que se extraen vectores de valores reales que describen la apariencia alrededor de cada punto de interés. Estos métodos se componen de un detector de puntos de interés y un descriptor que describe la zona alrededor de cada punto de interés. El empleo de este último tipo de método ha sido muy útil y de gran aporte en aplicaciones de reconocimiento de objetos en imágenes afectadas por problemas de oclusión, objetos amontonados, diferentes fuentes de ruido, etc. Aunque este tipo de método se comporta bastante bien en el caso de imágenes ruidosas, requiere todavía de mejoras en términos de precisión cuando se producen otro tipo de afectaciones en las imágenes.

Aprovechando las ventajas que aportan los métodos de extracción de características basados en puntos de interés frente al resto, en este Trabajo Fin de Master se va a emplear un método de este tipo de categoría para obtener la información representativa del iris. En definitiva, la finalidad de este Trabajo Fin de Master es la de proponer un nuevo método para la segmentación de iris junto con un nuevo método para la extracción de las características del mismo que se integren un sistema de reconocimiento para mejorar para aumentar la robustez y precisión en el reconocimiento de iris en condiciones no ideales frente a otros sistemas ya existentes. El método de extracción de características del iris propuesto se basa en la combinación de la información obtenida en forma de puntuación desde 3 fuentes de detectores de puntos de interés. Los tres detectores utilizados son: Harris-Laplace [21], Hessian-Laplace [21] y Fast-Hessian (el detector utilizado por SURF) [10]. Con los puntos de interés localizados por los detectores, se pasa entonces a describir la región alrededor de cada punto de interés a través del descriptor SIFT. De cada una de las fuentes se obtienen las puntuaciones como resultado de comparar imágenes de iris representadas mediante puntos de interés utilizando una distancia propuesta, la cual es una variante restringida de la clásica "proporción de distancias de los vecinos cercanos". Se propone un regla de suma ponderada basada en el ranking de 3 medidas de desempeño (AUC, EER y CRR at Rank-1) para realizar la fusión de las puntuaciones obtenidas mediante las 3 fuentes detectoras de puntos de interés.

A través de este nuevo método de extracción de características propuesto se hacen innecesarios los componentes como la segmentación muy precisa del iris o la normalización de la región anular del iris para aumentar el grado de robustez y precisión en el reconocimiento. Este método cuenta con la ventaja de fusionar información de diferentes fuentes, lo cual es una solución eficiente de cara a los problemas prácticos como el ruido en los datos y la no universalidad de los datos entre otros. Se desarrollarán experimentaciones exhaustivas en los modos de verificación e identificación sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval para demostrar la validez del método propuesto.

5.2. Descripción del método propuesto

Para la ejecución del método propuesto de extracción de características del iris basado en puntos de interés es necesario que anteriormente se haya segmentado el iris de la imagen. Para realizar este procedimiento se utilizará el método que se definió en el capítulo 4. Una vez segmentado el iris se le aplicará una mejora de contraste a la textura del mismo para que de esta forma destaque los puntos más interesantes de la imagen de cara al método de extracción de características basado en puntos de interés.

5.2.1. Tratamiento de la textura del iris

Antes de aplicar el método de extracción de características propuesto sobre la imagen del iris segmentada se realizará un tratamiento a dichas imágenes con el objetivo de mejorar la textura del iris. La aplicación de este procedimiento se realizará a través de un método de mejora de contraste en imágenes popularmente conocido en este ámbito. Este método es el llamado ecualización de histograma adaptativo por contraste limitado CLAHE (contrast-limited adaptive histogram equalization) el cual tiene como finalidad la de mejorar el contraste en imágenes de escalas de grises [17]. El modo de operación de CLAHE es aplicado sobre vecindades de 8x8 llamadas ventanas, cuyo propósito es el de mejorar el contraste en cada ventana de manera que el histograma de la imagen transformada se puede ajustar a un histograma plano. Del mismo modo, las ventanas vecinas son combinadas utilizando interpolación bi-lineal para eliminar los bordes incluidos artificialmente. Es importante ajustar el límite del aumento del contraste, ya que en áreas de píxeles homogéneas puede producir una saturación en la imagen. En la siguiente figura se puede ver el resultado de aplicar dicha transformación a la imagen original.

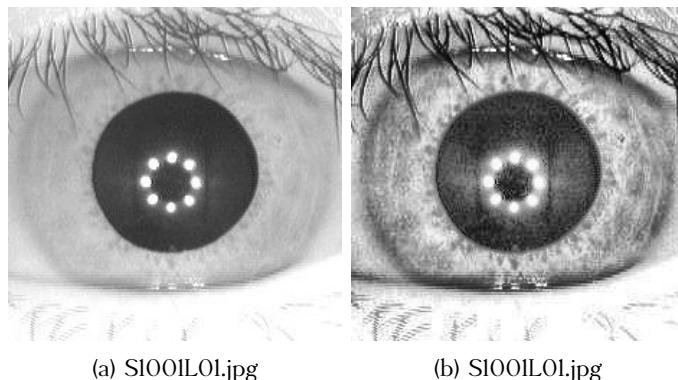


Figura 5.1: Resultado de la aplicación del método de mejora de contraste CLAHE sobre una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Internal. (a) Imagen original. (b) Resultado de aplicar el método CLAHE.

5.2.2. Extracción de las características basada en puntos de interés

Dentro de los métodos de extracción de características podemos distinguir los que se centran en extraer características locales, normalmente basados en puntos de interés y que presentan un mayor robustez ante problemas de oclusión, objetos superpuestos, diferentes fuentes de ruido y perspectiva, y los métodos que se centran en extraer características globales, los cuales tienen cierta desventaja frente a los anteriores para el reconocimiento de iris en condiciones no ideales. Estos tipos de métodos basados en características globales parten de la desventaja de que no son capaces de diferenciar si un punto o característica pertenece al objeto o al fondo de la escena, requiriendo en estos casos aplicar operaciones adicionales como una segmentación más precisa del iris, lo que resulta bastante complejo en condiciones no ideales. Básicamente, los métodos de extracción de características locales basados en puntos de interés se conforman de un detector de puntos de interés y de un descriptor que describe la región alrededor de cada punto de interés.

Los puntos de interés son detectados en el espacio de escala. Para eso nos basamos en el supuesto de que los objetos tienen una propiedad innata en el mundo real por la cual estos sólo existen como entidades con sentido en un cierto rango de escalas. Mediante esta propiedad podemos comprobar como los objetos que son más relevantes en una imagen persisten, y como los menos significativos desaparecen. Para realizar este procedimiento lo que se hace es representar la imagen en múltiples

escalas creando para ello un espacio de escala. Este espacio de escala se define como el resultado obtenido de la convolución de una escala variable Gaussiana $G(x, y, z)$ con la imagen de entrada $I(x, y)$:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

En la siguiente figura se puede ver el efecto de emborronado que produce el cambio brusco de los valores variando el filtro en la función Gaussiana.

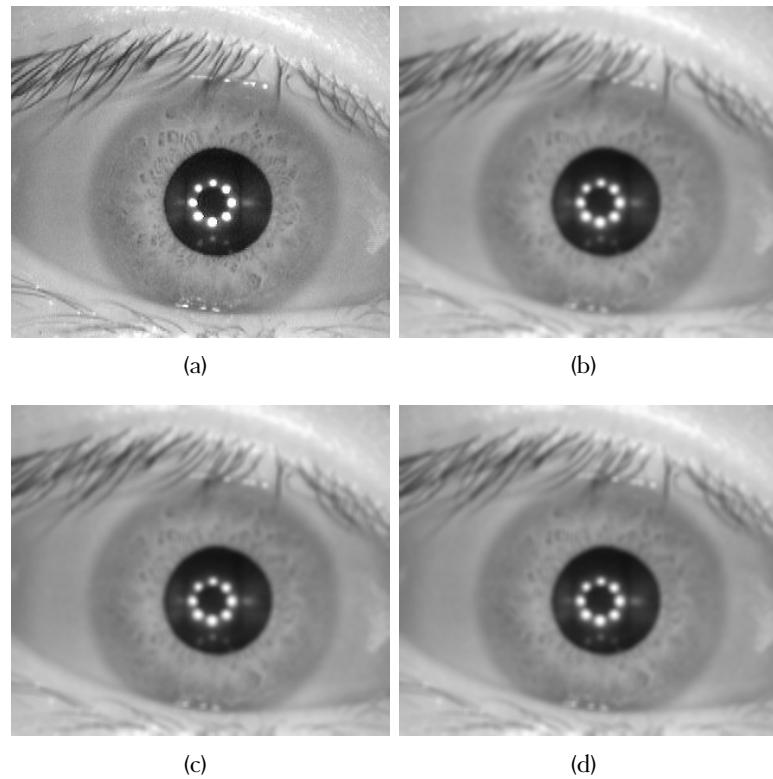


Figura 5.2: Representación del espacio de escala sobre una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Internal. (a) Imagen original. (b) $\sigma = 3$. (c) $\sigma = 5$. (d) $\sigma = 10$.

Los detectores de puntos de interés se basan en la búsqueda de características tales como esquinas, blobs y regiones dentro de la imagen, identificando en dichos lugares los puntos de interés que no varían en situaciones de transformaciones de

escala, perspectiva y/o transformaciones afines. El propósito de los descriptores es el de extraer información discriminante alrededor de los puntos de interés. Estos se clasifican en 3 categorías: basados en distribuciones (SIFT, LJET, FIND, SURF), basados en técnicas de frecuencia espacial (Transformada de Fourier, Transformada de Gabor, Transformada de wavelet) y descriptores diferenciales (Filtros Steerable, Invariante diferencial).

El método de extracción de características que se propone en este Trabajo Fin de Master se encuadra dentro de los métodos de extracción de características locales, que como ya se ha visto se componen de un detector de puntos de interés y de un descriptor encargado de describir la región alrededor de cada punto. A diferencia de otros métodos de extracción de características existentes que emplean un único detector de puntos de interés, el método propuesto fusiona 3 detectores dentro del conjunto de los basados en la búsqueda de características en esquinas, blobs y regiones. Para mantener un equilibrio entre los seleccionados de estos tipos de detectores se ha realizado un estudio donde se pueda analizar los resultados que arrojarían utilizando varias combinaciones de estos detectores y descriptores para valorar cual sería la combinación óptima de los mismos [22] [16] [26]. Tras la evaluación investigada sobre las posibles combinaciones de detectores y descriptores, se ha llegado a la conclusión de que el resultado que proporciona un mayor interés en su investigación y que puede ser el más adecuado es el formado por la combinación de los detectores Harris-Laplace (detector de esquina), Hessian-Laplace (detector de blobs) y Fast-Hessian (detector de blobs). Esta combinación de diferentes tipos de fuentes de información evita el poder discriminante que tienen las fuentes individuales en los detectores basados en esquinas que son muy dependientes de una textura bien marcada en controversia con los detectores basados en blobs que son menos dependientes en ese sentido.

Harris-Laplace

El detector Harris [16] se basa principalmente en la matriz de segundo momento que es definida en la siguiente figura para un punto X.

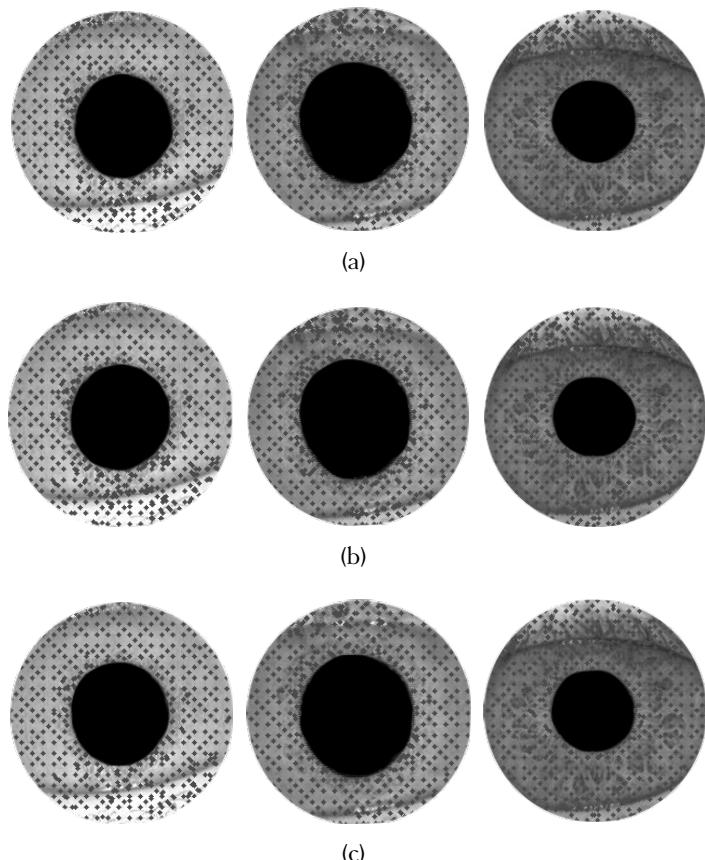


Figura 5.3: Ejemplos de puntos de interés detectados en instancias de la base de datos CASIA-IrisV4 Internal. (a) Resultados con el detector Harris-Laplace. (b) Resultados con el detector Hessian-Laplace. (c) Resultados con el detector Fast-Hessian.

$$\mu(X, \sigma_I, \sigma_D) = \sigma_D^2 g(\sigma_I) * \begin{bmatrix} L_x^2(X, \sigma_D) & L_x L_y(X, \sigma_D) \\ L_x L_y(X, \sigma_D) & L_y^2(X, \sigma_D) \end{bmatrix}$$

Figura 5.4: Ec. 1.1

donde σ_I es la escala de integración, σ_D es la escala de diferenciación y L_g es la derivada calculada en la dirección g (X o Y). Esta matriz describe principalmente la distribución del gradiente en un vecindario local de un punto X. Las derivadas locales son calculadas con núcleos (kernel) Gaussianos de un tamaño determinado por la escala local σ_D (escala de diferenciación). Las derivadas son entonces promediadas entre los vecinos cercanos de los puntos por suavizado con una ventana Gaussiana de tamaño σ_I (escala de integración). Los valores propios de esta matriz presentan dos cambios principales de señal en los vecinos cercanos de un punto. Basado en esta función, el detector Harris favorece a los pixeles que tienen grandes valores de curvatura en ambas direcciones principales. Por lo tanto, la función de selección es definida como muestra la siguiente figura.

$$Harris(X, \sigma_I, \sigma_D) = |\mu(X, \sigma_I, \sigma_D)| - \alpha * trace^2(\mu(X, \sigma_I, \sigma_D))$$

Figura 5.5: Ec. 1.2

donde α es una constante. En consecuencia, un punto de interés local es identificado donde un pixel alcanza un máximo local con respecto a las esquinas.

Para lograr la invarianza de escala, una escala apropiada debe ser elegida para cada punto de interés local detectado. Este proceso implica buscar extremos locales en el espacio de escala. En la matriz del segundo momento adaptada a la escala, el parámetro σ_I determina la escala de la región local centrada en el punto X. Diferentes σ_I dan como resultado diferentes máximos locales de función. Sin embargo, no todos los máximos locales generados por diferentes σ_I son válidos. Para simplificar el problema, σ_D está relacionado con σ_I por un ratio constante, por ejemplo, $\sigma_D = 0.8 \cdot \sigma_I$. Como resultado, el problema de buscar parámetros apropiados para σ_D y σ_I , se ha reducido la búsqueda de extremos locales en el espacio de escala.

Sin embargo, como indica T.Lindeberg [14], la ecuación Ec. 1.2 rara vez alcanza los máximos en el espacio de escala. Por el contrario, si se mide la prominencia de la región con la función Laplaciana de Gauss en el espacio de escala, el extremo local en el espacio de escala puede ser definido con mas precisión.

$$LoG(X, \sigma_I) = \sigma_I(L_{xx(x, \sigma_I)} + L_{yy(x, \sigma_I)})$$

Figura 5.6: Ec. 1.3

donde L_{gg} indica la derivada de segundo orden en la dirección g. Como resultado, el detector Harris-Laplace en lugar de medir la prominencia para cada pixel como en la ecuación Ec. 1.2 solo, la Ec. 1.3 es también aplicada en cada pixel. Este proceso ha sido repetido en múltiples escalas. Los puntos de interés finales son localizados en el espacio X-Y donde la ecuación Ec. 1.2 alcanza el máximo local y la ecuación Ec. 1.3 alcanza el extremo local simultáneamente.

Hessian-Laplace

A diferencia del detector Harris, dada la matriz Hessian para un punto X.

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{xy}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix}$$

Figura 5.7: Ec. 1.4

donde σ es el parámetro de suavizado Gaussiano. La ecuación Ec. 1.6 define la prominencia de un punto X únicamente basado en el determinante de la matriz de Hessian.

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma_D) & L_{xy}(X, \sigma_D) \\ L_{xy}(X, \sigma_D) & L_{yy}(X, \sigma_D) \end{bmatrix}$$

Figura 5.8: Ec. 1.5

De manera similar a Harris-Laplace, se requiere seleccionar un parámetro σ_d apropiado. Esto implica la construcción de un espacio de escala con la ecuación Ec.

1.5. Los puntos Hessian son por lo tanto definidos en la ecuación Ec. 1.5 que alcanza los extremos locales en el espacio de escala..

Actualmente, para seleccionar apropiadamente σ_D en el espacio de escala tenemos otra opción nombrada como la función Laplaciana de Gauss. Si los puntos detectados son requeridos para alcanzar el extremo local con la ecuación Ec. 1.3 en el espacio de escala, se define el nuevo detector Hessian-of-Laplacian.

$$H(X, \sigma) = \det(H(X, \sigma)) * \sigma^4$$

Figura 5.9: Ec. 1.6

Fast-Hessian

Fast Hessian es el detector de características SURF [11]. Su idea básica es calcular la ecuación Ec. 1.6 de una manera eficiente con la ayuda de imágenes integrales. Para permitir un cálculo rápido, la ecuación Ec. 1.6 ha sido aproximada a la ecuación Ec. 1.7.

$$\text{Det}(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0,9D_{xy})^2$$

Figura 5.10: Ec. 1.7

donde D_{xx} , D_{yy} y D_{xy} todos pueden ser calculados eficientemente usando filtros de caja. La detección es realizada en cuatro escalas y tres octavos (particiones de tamaño 8). Debido a la considerable pérdida en la aproximación, la localización de los puntos de interés en cualquier espacio de escala o espacio X-Y no puede ser precisa. Parecido al detector DoG, la expansión Taylor en la ecuación Ec. 1.7 es adoptada para aproximar la ubicación exacta de los extremos. En la implementación original de SURF, el detector había sido emparejado con el descriptor SURF por la preocupación existente en cuanto a la velocidad.

SIFT

Se ha demostrado que el descriptor SIFT tiene éxito en varias tareas tales como clasificación de objetos, generación de panorama e identificación de imagen ND. Dada una región normalizada de un punto de interés, SIFT genera un histograma 2-D en la región local. La región local se partitiona en bloques. La figura 5.ll muestra el esquema de partición de SIFT. El gradiente de un píxel dentro de cada bloque de partición se ha cuantificado de acuerdo con su orientación. Normalmente, el número de contenedores de cuantificación es 8 [15]. Antes de la cuantificación, la región local es rotada a su orientación dominante. Esta operación permite que las características extraídas sean invariantes a las transformaciones de rotación. La orientación dominante se estima también en función de la cuantización de la orientación en el campo gradiente de la región local. Generalmente, la región usada para calcular la orientación dominante es una pequeña porción de la región local (por ejemplo, una parte concéntrica de la región local con longitud de radio la mitad). Para lograr un mejor rendimiento, el histograma se pondera adicionalmente en primer lugar por su longitud de gradiente, y en segundo lugar por una ventana Gaussiana centrada alrededor del punto de interés.

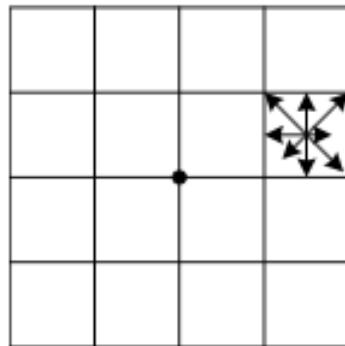


Figura 5.ll: SIFT

De entre todos los descriptores mencionados en el estado del arte, se ha seleccionado el descriptor SIFT como el encargado de caracterizar las regiones alrededor de cada punto de interés detectado debido que es el que mejor se integra con los detectores nombrados anteriormente. Además, este descriptor constituye la base de varios descriptores y como se ve en la siguiente figura representa un mayor

grado de precisión frente a los demás descriptores. Para reforzar esa decisión se ha analizado el resultado arrojado por una batería de pruebas realizada previamente sobre un conjunto de imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4 Internal para cada uno de los 7 descriptores (AOD, ERIFT, FIFT, FIND, LJET, SIFT, SURF) que se mencionaron anteriormente. Se ha utilizado el detector de puntos de interés DoG para este experimento.

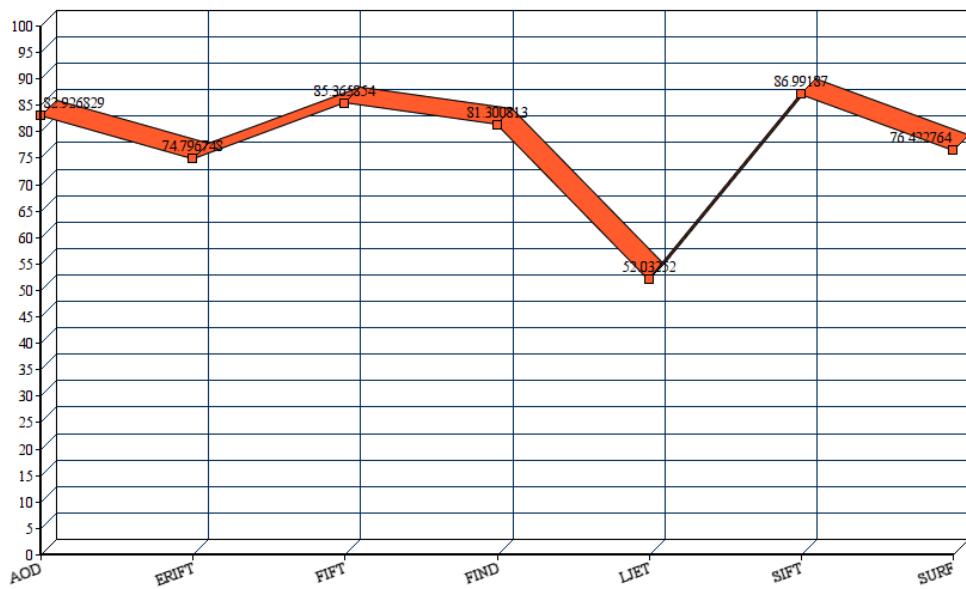


Figura 5.12: Rendimiento de siete descriptores diferentes con el detector DoG sobre 8 pares de imágenes que cubren transformaciones como escalado, rotación, cambios en el punto de vista, emborronado, cambios en el ratio de compresión JPEG y cambios de iluminación.

Comparación de las características

Con el descriptor que proporcionará las características sobre cada punto de interés ya establecido, ahora toca fijar qué tipo de medida se va emplear para clasificar una imagen de iris de prueba como instancia de la clase X. Uno de los métodos más útiles en este ámbito para calcular las similitudes entre 2 imágenes representadas a través de descriptores es la proporción de distancias entre los mismos. De este modo, para cada punto de interés de una imagen A se calcula la distancia de su

descriptores con cada uno de los descriptores de los puntos de interés de una imagen B.

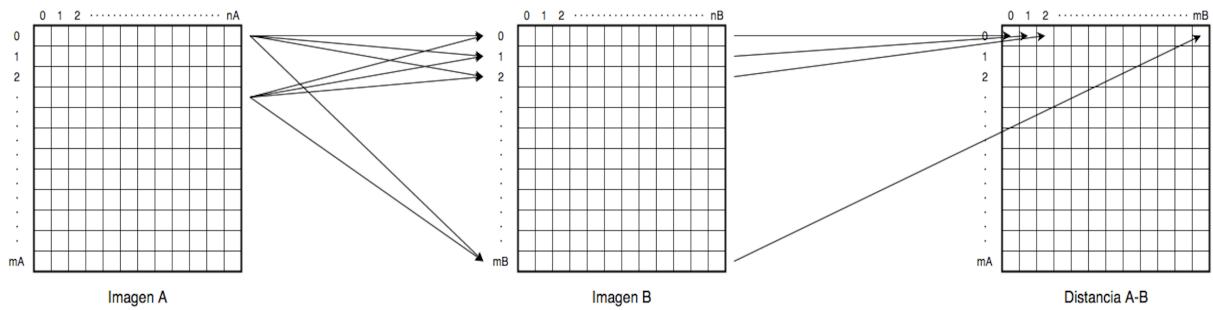


Figura 5.13: Método para calcular la distancia entre cada punto de interés de dos imágenes representados a través de descriptores.

En la imagen anterior encontramos la representación de las imágenes A y B mediante los descriptores de sus puntos de interés. La **imagen A** está representada por la estructura de datos de dimensión $m_A \times n_A$, donde m_A es el número de puntos de interés encontrados en dicha imagen por el correspondiente detector, y n_A es el número de características halladas para cada punto de interés por el descriptor. De igual manera, la **imagen B** se representa por la matriz con dimensiones $m_B \times n_B$, con m_B como número de puntos de interés encontrados en la imagen B, y n_B la cantidad de características descritas para cada uno de esos puntos de interés. Como salida se obtiene la matriz resultante de dimensión $m_A \times m_B$ que contiene la distancia entre cada uno de los puntos de interés de las dos imágenes.

En el esquema propuesto en la figura anterior se propone un método para el cálculo de la proporción de distancias entre los descriptores de dos imágenes basado en un algoritmo de fuerza bruta. Es decir, para cada punto de interés de la imagen A se calcula la distancia con cada uno de los puntos de interés de la imagen B, obteniendo como resultado una estructura de datos con dimensiones $m_A \times m_B$. En situaciones como esta en la que nos encontramos con 122 imágenes para clasificar y 1.212 imágenes de prueba, se generarían 147.864 resultados de calcular las distancias entre cada una de las imágenes a clasificar con las imágenes de prueba. Si a esto le

sumamos que las imágenes de la base de datos deben ser de una buena calidad y por consiguiente de un mayor tamaño, el coste computacional que obtendríamos para generar esos resultados sería muy elevado, lo que se traduce en una computadora de características media como una larga espera.

Para comprobar el coste computacional que conllevaría este método propuesto, se ha realizado una batería de pruebas sobre un subconjunto del 20 % de imágenes de la base de datos empleada CASIA-IrisV4-Interval. Se ha utilizado DoG como detector de puntos de interés y SIFT como el descriptor para las propiedades de esos puntos de interés. El ordenador en el que se ha realizado la prueba consta de unas características basadas en un procesador Intel Core i5 a 2 GHz, 8 GB de memoria RAM LPDDR3 a 1867 MHz y un disco duro con una capacidad de 256 GB SSD.

Finalizada la experimentación, el tiempo empleado para este escenario ha sido de **9 minutos y 18.485 segundos** como se muestra en la siguiente figura.

```
[(tfm) MBP-de-Jesus:scripts jesusgarciamanday$ time python matching-BruteForce-LipVireo.py SIFT
/Users/jesusgarciamanday/Documents/Master/TFM/outputs/lip-vireo-des-time/SIFT/dog
SIFT --- dog
{'imageQuery': 'S1001', 'imageTrain': 'S1001', 'value': 227}
{'imageQuery': 'S1002', 'imageTrain': 'S1002', 'value': 234}
{'imageQuery': 'S1007', 'imageTrain': 'S1007', 'value': 326}
{'imageQuery': 'S1008', 'imageTrain': 'S1008', 'value': 193}
{'imageQuery': 'S1011', 'imageTrain': 'S1011', 'value': 299}
{'imageQuery': 'S1019', 'imageTrain': 'S1096', 'value': 238}
{'imageQuery': 'S1028', 'imageTrain': 'S1028', 'value': 229}
{'imageQuery': 'S1029', 'imageTrain': 'S1029', 'value': 278}
{'imageQuery': 'S1030', 'imageTrain': 'S1030', 'value': 290}
{'imageQuery': 'S1036', 'imageTrain': 'S1036', 'value': 183}
{'imageQuery': 'S1042', 'imageTrain': 'S1042', 'value': 214}
{'imageQuery': 'S1043', 'imageTrain': 'S1229', 'value': 170}
{'imageQuery': 'S1045', 'imageTrain': 'S1002', 'value': 193}
{'imageQuery': 'S1053', 'imageTrain': 'S1053', 'value': 301}
{'imageQuery': 'S1060', 'imageTrain': 'S1060', 'value': 286}
{'imageQuery': 'S1063', 'imageTrain': 'S1063', 'value': 205}
{'imageQuery': 'S1064', 'imageTrain': 'S1064', 'value': 391}
{'imageQuery': 'S1065', 'imageTrain': 'S1065', 'value': 346}
{'imageQuery': 'S1066', 'imageTrain': 'S1066', 'value': 192}
{'imageQuery': 'S1067', 'imageTrain': 'S1067', 'value': 184}
{'imageQuery': 'S1068', 'imageTrain': 'S1068', 'value': 296}
{'imageQuery': 'S1069', 'imageTrain': 'S1069', 'value': 264}
{'imageQuery': 'S1070', 'imageTrain': 'S1070', 'value': 240}
{'imageQuery': 'S1071', 'imageTrain': 'S1071', 'value': 297}
{'imageQuery': 'S1072', 'imageTrain': 'S1072', 'value': 341}

real    9m18.485s
user    8m30.485s
sys     0m12.313s
```

Figura 5.14: Tiempo empleado para calcular la distancia entre los puntos de interés del subconjunto seleccionado.

Para mejorar estos resultados debido a la enorme cantidad y variedad de pruebas que se tienen que realizar por cada diferente escenario y que conllevarían un largo periodo de tiempo en computación, se propone emplear una nueva alternativa que mejore los tiempos de rendimiento para poder así agilizar en las diferentes experimentaciones.

Para ello se va a utilizar un algoritmo basado en Flann (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors). Este tipo de algoritmo emplea la misma metodología para la comparación de características que el método anterior, es decir, el cálculo de distancias entre puntos. La diferencia entre ambos radica en que Flann no realiza el matching de todos los puntos de una imagen A con todos los puntos de imagen B, sino que en vez de eso trabaja con una estructura de árbol kd que es usada para la búsqueda del vecino más cercano. La principal ventaja de usar Flann es que para conjuntos de datos amplios es mucho más rápido que BruteForce debido a que trabaja internamente con árboles dimensionales, lo que permite reducir el tiempo de cómputo.

El uso de este algoritmo para la comparación es simplemente para disminuir el tiempo de cómputo empleado, ya que los resultados que arroje serán los mismos que se obtienen con BruteForce ya que ambos implementan la misma metodología para el cálculo de la distancia.

Se han realizado una serie de experimentaciones para comparar el tiempo empleado por cada método para varios subconjuntos de imágenes del 25%, 30%, 40% y 45% sobre el conjunto total de las mismas. Los resultados que se han obtenido se muestran el figura siguiente:

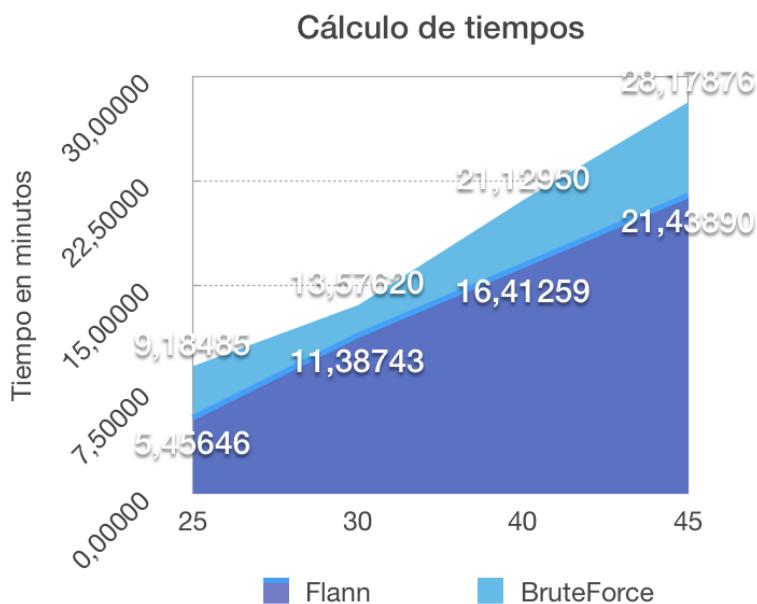


Figura 5.15: Tiempo empleado para calcular la distancia entre los puntos de interés para el 25 %, 30 %, 40 %, y 45 %.

En la gráfica anterior se puede observar como el tiempo de cómputo disminuye con Flann a medida que el conjunto de datos va aumentando.

5.2.3. Método de fusión de detectores de puntos de interés propuesto

Como se viene indicando a lo largo de esta memoria, una de las aportaciones que desde este Trabajo Fin de Master se quiere hacer en el campo de la investigación de los sistemas de reconocimiento basados en el iris en condiciones no ideales, es la de definir una nueva alternativa para la detección de los puntos de interés sobre una imagen de iris en el espacio de escala.

La base fundamental de esta propuesta parte de la premisa de que conociendo los buenos resultados que arrojan cada uno de los detectores de puntos de interés mencionados anteriormente sobre una imagen de iris, podemos suponer entonces que realizando una correcta fusión de los mismos los resultados tendrían que mejorar a los que se obtienen utilizándolos individualmente.

El esquema de fusión propuesto está basado en una regla de suma ponderada

de las puntuaciones obtenidas por las 3 fuentes de información (Harris-Laplace, Hessian-Laplace y Fast-Hessian). Debido a la naturaleza homogénea de las fuentes de puntuaciones empleadas, no se precisa de la ejecución de ningún proceso de normalización previo a realizar la fusión de las mismas. Para obtener las ponderaciones de cada una de las fuentes se sigue un esquema basado en el ranking de las mismas mediante sus medidas de desempeño. Dicho esquema surge de la suposición de que la fuente más fiable es aquella que mejor satisface los objetivos que se plantean en un contexto específico. De este modo, se asume que la fuente que mejor satisface un objetivo recibe el valor más alto en el ranking el cual se corresponde con el número de fuentes n . Por otro lado, la fuente que menos satisface un objetivo recibe el menor valor del ranking, siendo la posición 1.

Finalmente, la ponderación correspondiente a una fuente viene dada por la proporción de su ranking acumulado respecto al total de rankings acumulados por las n fuentes.

En cuanto a la fusión de las 3 fuentes de detectores de puntos de interés para reconocimiento de iris, se propone la utilización de medidas de desempeño del reconocimiento con las fuentes individuales como objetivos a satisfacer para calcular su rendimiento. Uno de los objetivos que se plantea es la maximización de la AUC (en inglés ".^area under the curve"). La AUC o Curva de ROC es una representación gráfica que muestra la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificadorio, llevado a este contexto, representa la sensibilidad en función de los falsos positivos para distintos puntos de corte. Otro de los objetivos empleados como medida de desempeño es el valor ERR (en inglés ".^equal error rate"), el cual se obtiene como resultado del tipo de curva cosechado anteriormente, representando una medida de gran importancia ya que nos va a indicar la tasa de error. El último de los objetivos que se va utilizar es el CRR (en inglés ".^correct recognition rate"). Esta medida representa el tanto por ciento de veces en que la correcta identidad de un individuo presentado ante el sistema aparece entre las primeras k identidades.

Análisis de las medidas de desempeño sobre las fuentes de información

Para la selección de los tres detectores mencionados (Harris-Laplace, Hessian-Laplace y Fast-Hessian) que formarán el método de fusión propuesto, se siguió un esquema basado en la suma ponderada de medidas de desempeño obtenidas por cada uno de los detectores de manera individual (Dense, DoG, Harris-Laplace, Hessian-Laplace, Harris, Hessian, Fast-Hessian (SURF) y Log) sobre los objetivos AUC y EER, de manera que se buscará los valores máximos para el AUC y los valores mínimos para el EER. Con la base de datos de imágenes previamente establecida (CASIA-IrisV4-Interval), la cual proporciona 2639 imágenes de 249 individuos con diferentes factores de calidad adheridos, se ha decidido clasificarla en función del nivel de afectación que posee cada una de las imágenes. Claramente, se ha podido observar que el global de las imágenes las podemos clasificar en 3 subconjuntos dependiendo del tipo de factor de calidad que tenga, de este modo tenemos un primer conjunto de imágenes afectadas por reflexión especular (1247), un segundo conjunto de imágenes afectadas por iluminación variable (852) y un último conjunto de imágenes afectadas por oclusión de párpados y pestañas (540).

Cada una de las medidas de desempeño se aplicará sobre cada uno de los subconjuntos de las imágenes, viendo así como afecta el grado de calidad de la imagen tanto a cada uno de los detectores mencionados. Estas pruebas se han realizado en una máquina en la que se ha realizado la que consta de unas características basadas en un procesador Intel Core i5 a 2 GHz, 8 GB de memoria RAM LPDDR3 a 1867 MHz y un disco duro con una capacidad de 256 GB SSD.

Se ha usado validación cruzada con un 80% de los ejemplos para el entrenamiento y un 20% para test. En la imagen siguiente se exponen los resultados.

Como se puede observar por los valores arrojados en las diferentes medidas de desempeño en esta primera prueba, las fuentes **Harris-Laplace**, **Hessian-Laplace** y **Fast-Hessian** son las que han obtenido los mayores valores para el objetivo AUC, y los valores mínimos para el objetivo EER en cada uno de los conjuntos de imágenes.

Casia-IrisV4-Interval					
	Reflexión especular		Iluminación variable		Oclusión
	AUC	EER	AUC	EER	AUC
Dense	91.32	9.78	90.23	11.68	91.61
Dog	93.56	7.78	92.87	7.31	93.45
Harris-Laplace	96.93	5.76	96.02	5.89	97.58
Hessian-Laplace	96.73	5.11	95.34	5.56	96.12
Harris	95.21	5.04	94.36	4.90	94.07
Hessian	94.70	6.43	95.21	5.74	95.14
Log	94.78	6.12	94.24	5.77	95.32
Fast-Hessian	97.23	3.54	96.54	4.50	97.31
					4.33

Cuadro 5.1: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los subconjuntos de imágenes utilizando cada una de las fuentes individuales.

Para eliminar el factor de la aleatoriedad que puede llegar a incidir en los resultados de las medidas de desempeño, se han vuelto a repetir las pruebas varias veces volviendo a seleccionar otro 20% de imágenes de los diferentes subconjuntos en cada una de ellas para la posterior validación cruzada.

Casia-IrisV4-Interval					
	Reflexión especular		Iluminación variable		Oclusión
	AUC	EER	AUC	EER	AUC
Dense	91.66	9.39	90.72	11.16	90.98
Dog	93.13	7.31	92.67	7.08	93.87
Harris-Laplace	97.12	5.22	96.23	5.54	97.65
Hessian-Laplace	96.13	5.21	95.01	5.17	96.74
Harris	94.76	5.23	94.12	5.37	94.91
Hessian	94.35	6.32	94.73	5.66	94.37
Log	94.13	6.53	94.10	5.90	95.41
Fast-Hessian	97.33	3.43	96.88	4.76	97.38
					4.75

Cuadro 5.2: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los subconjuntos de imágenes utilizando cada una de las fuentes individuales (II).

Casia-IrisV4-Interval					
	Reflexión especular		Iluminación variable		Oclusión
	AUC	EER	AUC	EER	AUC
Dense	91.12	9.43	90.45	11.01	91.07
Dog	93.57	7.22	92.35	7.49	93.20
Harris-Laplace	97.34	5.01	96.75	5.12	97.78
Hessian-Laplace	96.24	5.21	95.74	5.11	96.67
Harris	94.19	5.73	94.54	5.66	94.75
Hessian	94.73	6.13	95.61	5.23	95.63
Log	94.54	6.21	94.75	5.12	95.76
Fast-Hessian	97.55	3.26	96.75	4.54	97.59

Cuadro 5.3: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los subconjuntos de imágenes utilizando cada una de las fuentes individuales (III).

Casia-IrisV4-Interval					
	Reflexión especular		Iluminación variable		Oclusión
	AUC	EER	AUC	EER	AUC
Dense	90.32	9.89	90.31	10.75	91.21
Dog	93.11	7.93	92.10	8.01	93.82
Harris-Laplace	97.81	4.80	96.23	5.74	97.71
Hessian-Laplace	96.44	5.11	95.81	5.36	96.01
Harris	94.29	5.32	94.12	5.89	94.87
Hessian	94.12	6.41	94.83	5.97	95.37
Log	94.31	6.38	94.13	5.83	95.01
Fast-Hessian	97.35	3.12	96.81	4.41	97.70

Cuadro 5.4: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los subconjuntos de imágenes utilizando cada una de las fuentes individuales (IV).

Casia-IrisV4-Interval					
	Reflexión especular		Iluminación variable		Oclusión
	AUC	EER	AUC	EER	AUC
Dense	92.01	8.23	91.01	10.12	91.32
Dog	93.11	7.82	92.23	7.33	92.14
Harris-Laplace	97.67	5.12	96.01	5.63	96.98
Hessian-Laplace	96.12	5.73	95.89	5.08	97.71
Harris	94.24	5.63	93.32	6.16	94.34
Hessian	94.69	6.23	95.17	5.38	94.15
Log	94.11	6.91	94.01	5.78	94.71
Fast-Hessian	97.17	3.34	97.00	4.01	97.61

Cuadro 5.5: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los subconjuntos de imágenes utilizando cada una de las fuentes individuales (V).

Tras haber realizado más pruebas sobre los mismos detectores y haber aplicado la validación cruzada sobre los resultados obtenidos, podemos observar como el resultado final sigue manteniendo la misma línea que los anteriores, siendo las fuentes de información de Harris-Laplace, Hessian-Laplace y Harris las que mejores medidas de desempeño han generado frente a los dos objetivos propuestos en los diferentes conjuntos de imágenes.

Además de que haya quedado claramente demostrado que esas tres fuentes de información son las que mejores resultados han aportado, también podemos ver otra serie de conclusiones verdaderamente importantes con respecto a estos resultados. Se puede observar como para imágenes con afectaciones por oclusión, el detector Harris-Laplace es el que mejores resultados ha obtenido. De igual modo, se puede deducir que para imágenes con afectaciones por reflexión especular la fuente de información Fast-Hessian es la que mejor rendimiento ha conseguido en cada uno de los objetivos.

Esquema de fusión

Con las anteriores experimentaciones se ha podido comprobar que los 3 detectores propuestos para la fusión son los que mejores resultados han ofrecido frente al resto sobre los 3 diferentes conjuntos de imágenes disponibles. Dicho esto y con resultados expuestos en las anteriores figuras hemos realizado el esquema de fusión en base a las ponderaciones de las medidas de desempeño para cada uno de los objetivos empleados.

Reflexión especular				
	Objetivo 1	Objetivo 2	γ_i	ω_i
Harris-Laplace	2	3	5	0.42
Hessian-Laplace	1	2	3	0.25
Fast-Hessian	3	1	4	0.33
			12	1

Cuadro 5.6: Ponderaciones computadas sobre las 3 fuentes de interés con respecto a 2 objetivos para el conjunto de imágenes con reflexión especular.

Iluminación variable				
	Objetivo 1	Objetivo 2	γ_i	ω_i
Harris-Laplace	2	1	3	0.25
Hessian-Laplace	1	3	4	0.33
Fast-Hessian	3	2	5	0.42
			12	1

Cuadro 5.7: Ponderaciones computadas sobre las 3 fuentes de interés con respecto a 2 objetivos para el conjunto de imágenes con iluminación variable.

Oclusión				
	Objetivo 1	Objetivo 2	γ_i	ω_i
Harris-Laplace	3	1	4	0.33
Hessian-Laplace	1	2	3	0.25
Fast-Hessian	2	3	5	0.42
			12	1

Cuadro 5.8: Ponderaciones computadas sobre las 3 fuentes de interés con respecto a 2 objetivos para el conjunto de imágenes con oclusión.

Como se puede apreciar, para cada uno de los subconjuntos de imágenes cada fuente de información ha obtenido su correspondiente ponderación para la fusión, de manera que estos serán aplicados para realizar la extracción de las características. Esto quiere decir que la fusión de los 3 detectores de puntos de interés serán ponderada en base al tipo de imagen, y de cada una de ellas se obtendrá un porcentaje de las características de una imagen.

Análisis de las medidas de desempeño en la fusión

Una vez definido el esquema de fusión, lo siguiente es comprobar el grado de robustez y precisión que tendría la fusión de dichos métodos en comparación con cada uno de ellos de manera individual. Para ello, se va a realizar el esquema de puntuaciones mencionado al comienzo de este punto donde se ponderarán las medidas de desempeño obtenidas por cada una de las fuentes individualmente y en conjunto. En este escenario se tomarán los 3 objetivos descritos para generar dichas medidas a diferencia del escenario anterior. Al igual que antes, se usará validación cruzada con un 80 % de los ejemplos para entrenamiento y un 20 % para test. En el cuadro de abajo se muestran los resultados obtenidos.

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.32	3.40	96.81	96.11	4.70	97.12	97.33	4.61	96.14
Hessian-Laplace	96.70	5.32	96.15	95.21	5.22	95.77	96.01	5.41	95.22
Fast-Hessian	98.20	3.04	97.26	98.36	4.40	97.71	98.17	3.82	98.11
Fusión	99.12	2.57	98.18	98.88	3.15	98.02	99.21	2.82	98.77

Cuadro 5.9: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas.

Observando los valores arrojados en las diferentes medidas de desempeño, se puede comprobar como la opción de fusión de ambos métodos ha obtenido los valores máximos para los objetivos AUC y CRR, y el valor mínimo para el objetivo EER en cada uno de los subconjuntos de imágenes. Del mismo modo que se hizo y para eliminar el factor de la aleatoriedad presente, se han vuelto a repetir las pruebas varias veces volviendo a seleccionar otro 20% de imágenes de los diferentes conjuntos en cada una de ellas para la posterior validación cruzada.

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	98.22	3.11	97.17	97.53	3.89	97.44	98.07	4.21	97.11
Hessian-Laplace	97.11	5.43	96.01	96.07	5.15	95.98	96.32	5.12	95.85
Fast-Hessian	98.34	2.63	97.88	98.83	3.86	98.23	98.14	3.68	97.91
Fusión	99.44	2.12	98.84	99.33	2.48	99.04	99.64	2.58	99.09

Cuadro 5.10: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas (II).

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.44	3.21	96.91	96.18	4.56	97.41	97.45	4.49	96.44
Hessian-Laplace	96.78	5.25	96.46	95.43	5.11	95.90	96.70	5.24	95.72
Fast-Hessian	98.45	2.94	97.67	98.57	4.32	97.87	98.80	3.33	98.56
Fusión	99.34	2.22	98.31	99.02	3.01	98.83	99.76	2.36	99.13

Cuadro 5.11: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas (III).

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.11	3.65	96.08	95.24	4.80	96.92	97.12	4.93	95.89
Hessian-Laplace	96.21	5.75	95.34	95.10	5.78	94.09	95.49	5.79	95.03
Fast-Hessian	97.87	3.76	96.78	97.77	4.85	97.10	97.65	4.01	97.60
Fusión	98.99	2.80	97.79	98.13	3.54	97.64	98.91	2.98	98.12

Cuadro 5.12: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas (IV).

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.34	3.12	96.43	95.12	4.72	96.63	97.78	4.15	95.77
Hessian-Laplace	96.32	5.87	95.14	95.43	5.87	94.16	95.43	5.43	95.17
Fast-Hessian	97.67	3.54	96.54	97.33	4.12	97.34	97.54	4.38	97.49
Fusión	98.78	2.92	97.81	98.07	3.21	97.72	98.88	2.99	98.43

Cuadro 5.13: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas (V).

Viendo los resultados obtenidos en las medidas de desempeño sobre cada una de las iteraciones que se ha realizado y habiendo aplicado la validación cruzada los mismos, es en todos los casos el método de fusión el que mejores valores de máximo y mínimo alcanza para los diferentes valores de objetivos. Vamos a continuar realizando algunas pruebas más sobre las medidas de desempeño variando en este caso la cantidad de imágenes seleccionadas a clasificar. Se van a realizar las mismas pruebas anteriores pero modificando a un 15% y 25% la cantidad de imágenes sobre las que se evaluará la medida de desempeño volviendo a aplicar la validación cruzada para cada uno de los supuestos.

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.68	3.14	96.98	96.23	4.76	97.64	97.82	4.17	96.68
Hessian-Laplace	97.03	5.15	96.89	95.64	5.08	96.10	96.81	5.03	95.98
Fast-Hessian	98.79	2.56	97.97	98.78	4.54	98.12	98.90	3.19	98.87
Fusión	99.43	2.15	98.56	99.21	2.78	98.97	99.87	2.12	99.21

Cuadro 5.14: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 15 % de imágenes a clasificar .

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.34	3.54	96.87	96.43	4.56	97.32	97.65	4.21	96.72
Hessian-Laplace	97.12	5.54	96.81	95.34	5.16	96.34	96.65	5.33	95.89
Fast-Hessian	98.89	2.44	97.71	98.65	4.35	98.34	98.75	3.33	98.73
Fusión	99.14	2.33	98.64	99.33	2.67	98.77	99.81	2.21	99.19

Cuadro 5.15: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 15 % de imágenes a clasificar (III) .

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.21	3.41	96.71	96.61	4.66	97.82	97.78	4.34	96.81
Hessian-Laplace	97.54	5.24	96.61	95.43	5.33	96.54	96.35	5.32	95.18
Fast-Hessian	98.78	2.32	97.61	98.56	4.31	98.13	98.81	3.22	98.53
Fusión	99.21	2.43	98.55	99.71	2.43	98.21	99.76	2.34	99.20

Cuadro 5.16: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 15 % de imágenes a clasificar (III) .

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	96.91	3.78	96.12	96.45	4.83	97.23	97.11	4.87	96.37
Hessian-Laplace	97.81	5.34	96.73	95.54	5.63	96.73	96.31	5.34	96.17
Fast-Hessian	98.23	2.34	97.36	98.71	4.63	98.21	98.56	3.35	98.73
Fusión	99.08	2.32	98.36	99.72	2.29	98.11	99.56	2.31	99.61

Cuadro 5.17: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 15% de imágenes a clasificar (IV) .

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	96.43	3.43	96.21	96.77	4.72	97.34	97.31	4.73	96.31
Hessian-Laplace	97.66	5.21	96.81	95.52	5.54	96.77	96.34	5.13	96.54
Fast-Hessian	98.18	2.78	97.44	98.79	4.56	98.37	98.71	3.43	98.64
Fusión	99.19	2.29	98.54	99.35	2.34	98.43	99.33	2.23	99.44

Cuadro 5.18: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 15% de imágenes a clasificar (V) .

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.76	3.13	97.02	96.67	4.10	97.78	97.80	4.13	96.75
Hessian-Laplace	96.89	5.10	96.78	95.78	5.01	96.12	96.98	5.11	95.98
Fast-Hessian	98.76	2.60	97.79	99.04	4.16	97.90	99.06	3.16	98.94
Fusión	99.56	2.12	98.80	99.25	2.79	98.91	99.85	2.16	99.20

Cuadro 5.19: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 25% de imágenes a clasificar.

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.13	3.54	97.52	96.23	4.33	97.43	97.90	4.03	97.01
Hessian-Laplace	96.65	5.33	96.54	95.31	5.33	96.82	96.77	5.22	95.34
Fast-Hessian	98.75	2.56	97.81	99.11	4.23	97.43	99.33	3.29	98.03
Fusión	99.51	2.10	98.73	99.33	2.91	98.88	99.79	2.43	99.50

Cuadro 5.20: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 25% de imágenes a clasificar (III).

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	97.29	3.22	96.88	96.31	4.88	97.43	97.25	4.54	97.33
Hessian-Laplace	96.71	5.43	96.54	95.83	5.12	96.54	96.73	5.33	95.78
Fast-Hessian	98.67	2.44	97.43	99.21	4.17	97.21	99.65	3.21	98.34
Fusión	99.44	2.39	98.56	99.31	2.88	98.73	99.67	2.55	99.37

Cuadro 5.21: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 25% de imágenes a clasificar (III).

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	96.89	3.43	97.34	96.43	4.33	97.55	97.11	4.83	97.43
Hessian-Laplace	96.10	5.32	96.67	95.12	5.24	96.33	96.65	5.46	95.81
Fast-Hessian	98.65	2.36	97.88	99.31	4.01	97.54	99.12	3.54	98.65
Fusión	99.34	2.66	98.64	99.43	2.76	98.43	99.21	2.76	99.43

Cuadro 5.22: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 25% de imágenes a clasificar (IV).

Casia-IrisV4-Interval									
	Reflexión especular			Iluminación variable			Oclusión		
	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR	AUC	EER	CRR
Harris-Laplace	96.34	3.54	97.65	96.12	4.43	97.32	97.33	4.54	97.67
Hessian-Laplace	96.43	5.41	96.65	95.54	5.32	96.43	96.54	5.34	95.77
Fast-Hessian	98.43	2.43	97.72	99.44	3.73	97.45	99.08	3.73	98.57
Fusión	99.43	2.54	98.34	99.54	2.65	98.51	99.23	2.45	99.31

Cuadro 5.23: Medidas de desempeño del reconocimiento sobre los conjuntos de imágenes utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas sobre un 25 % de imágenes a clasificar (V).

Los resultados de estas últimas pruebas realizadas junto con los anteriores han vuelto a mostrar que la fusión de las 3 fuentes de información han obtenido las mejores puntuaciones en cada uno de los objetivos por cada subconjunto de imágenes. Este análisis destaca la mejora que la fusión de los 3 detectores ha conseguido frente a cada uno de ellos de manera individual. Es por eso por lo que esta propuesta se postula como una alternativa fiable para la integración en los SRI.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajos futuros

Este trabajo final de Master presentado, propone una nueva alternativa para el reconocimiento de iris en condiciones no ideales. La utilización de esta nueva propuesta aporta varias contribuciones que se traducen principalmente en las siguientes direcciones: aplicar un adecuado tratamiento a las imágenes que resalten más el área del iris para realizar una mejor segmentación, un método basado en análisis de perfiles para la segmentación del iris en base a su centro y sus áreas interna y externa, una aplicación al iris segmentado que ayude a realzar los puntos de interés de dicha región y un nuevo método para la extracción de características del iris basado en un esquema de fusión de 3 fuentes de información. De manera general, todos los objetivos fueron alcanzados y se pudieron comprobar sus resultados. A continuación se presentan con más detalles:

- Debido a la diversidad de cada una de las imágenes por el tipo de afectación que padece, se hace muy útil aplicar un tratamiento sobre las mismas que ayude a resaltar el área completa del iris frente al resto de la imagen. Para ello se propuso aplicar un filtro Gaussiano adaptando el umbral del mismo a las condiciones del tipo de imagen en función de su afección. De esta manera se consiguió resaltar los detalles del área del iris y eliminar las afecciones producidas en la imagen por las reflexiones especulares, oclusiones e iluminación variable, lo que consiguió hacer mas robusto el proceso de segmentación del mismo..
- Con el área del iris mas resaltada se pasó a realizar la segmentación de la misma basándose en que el centro del iris se acerca al centro de la propia

imagen, por lo que a través de un análisis de perfiles localizamos el centro de dicha área. Con el centro del iris localizado, lo siguiente a realizar era la segmentación de los bordes interno y externo de este. Para dicha operación se utilizó un método que buscaba border circulares sobre un radio mínimo y un radio máximo previamente definidos.

- Se realizó un nuevo tratamiento esta vez a la textura del iris segmentado con el objetivo de mejorarla. El método aplicado en cuestión trata de una mejora de contraste para obtener un histograma ecualizado que ayude a mejorar el contraste de las imágenes de iris. Se hicieron varias pruebas para conseguir ajustar adecuadamente el límite del aumento del contraste y evitar una saturación del mismo.
- Se presentó un nuevo método para la extracción de características basado en un esquema de fusión de 3 fuentes de información. Este método es muy apropiado para trabajar con imágenes que tienen una calidad variable producida por las diferentes afectaciones. El esquema de fusión propuesto se basa en las ponderaciones obtenidas del ranking de medidas de desempeño por las 3 fuentes de informaciones. Los resultados que se obtuvieron indicaron la superioridad del nuevo método propuesto frente al resto de métodos del estado del arte.

6.1. Trabajos futuros

Son varias las líneas de investigación aparecidas durante el desarrollo del presente trabajo final de Master entre las que se consideran las siguientes:

- Desarrollar una nueva variante del proceso de segmentación del iris haciéndolo más preciso para que sea capaz de eliminar cualquier tipo de afección que no se haya podido eliminar en esta investigación.

- Ampliar el tipo de imágenes y sus afecciones para ver el comportamiento del método propuesto frente a diferentes factores de calidad.
- Desarrollar una variante para el tratamiento de la textura del iris que ayude a resalta con mayor alcance los puntos de interés del mismo.
- Realizar más pruebas de cómputo en una máquina con características superiores a la empleada en esta investigación que permita reducir los tiempo de cálculo.
- Desarrollar una adaptación del método propuesto para que la ejecución del mismo y del resto de algoritmos se realicen en GPU en lugar de CPU como hasta ahora para que los tiempo se vean considerablemente reducidos.

Bibliografía

- [1] *Efficient iris recognition by characterizing key local variations*, IEEE Transactions On Image Processing **vol. 35** (2004).
- [2] Harry Wechsler Azriel Rosenfeld, *Pattern recognition: Historical perspective and future directions*, (2000).
- [3] Yunior Alvarez Betancourt, *Reconocimiento de iris basado en fusión de información para condiciones no ideales*, (2015).
- [4] W. W. Boles and B. Boashash, *A human identification technique using images of the iris and wavelet transform*, IEEE Transactions On Signal Processing **vol. 45** (1998).
- [5] K. Bowyer and M. J. Burge, *Handbook of iris recognition*, (2016).
- [6] P. Wild C. Rathgeb, A. Uhl and H. Hofbauer, *Design decisions for an iris recognition sdk*, (2016).
- [7] R. Sanchez-Reillo C. Sanchez-Avila and D. de Martin-Roche, *Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform*, IEEE AES Systems Magazine (2002).
- [8] J. Daugman, *How iris recognition works*, EEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology (2004).
- [9] J. G. Daugman, *High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **vol. 15** (1993).
- [10] T. Tuytelaars H. Bay, A. Ess and L. V. Gool, *Speeded-up robust features (surf)*, International Journal on Computer Vision and Image Understanding (2008).

- [11] ———, *Surf: Speeded up robust features*, Computer Vision and Image Understanding **vol. 110** (2008).
- [12] T. Tan L. Ma J.Cui, Y. Wang and Z. Sun, *A fast and robust iris localization method based on texture segmentation*, Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering (2004).
- [13] Y. Wang L. Ma, T. Tan and D. Zhang, *Personal identification based on iris texture analysis*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **vol. 25** (2003).
- [14] T. Lindeberg, *Feature detection with automatic scale selection*, International Journal of Computer Vision (1998).
- [15] D. Lowe, *Distinctive image features from scale-invariant keypoints*, International Journal on Computer Vision **vol. 60** (2004).
- [16] K. Mikolajczyk and C. Schmid, *Scale and affine invariant interest point detectors*, International Journal of Computer Vision (2004).
- [17] ———, *A performance evaluation of local descriptors*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (2005).
- [18] J. R. M. S. C. Hsu R. J. Kolczynski R. P. Wildes, G. L. G. J. C. Asmuth and S. E. McBride, *A system for automated iris recognition*, IEEE Workshop Mach (1994).
- [19] S. C. Hsu R. J. Kolczynski J. R. Matey R. P. Wildes, J. Asmuth and S. E. McBride, *Automated, noninvasive iris recognition system and method*, (1996).
- [20] Iridian Technologies, *Moorestown, nj*, (2005).
- [21] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk, *Local invariant feature detectors: A survey*, Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision (2007).
- [22] ———, *Local invariant feature detectors: A survey*, Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision (2007).
- [23] N. Schmid V. Dorairaj and G. Fahmy, *Performance evaluation of non-ideal iris based recognition system implementing globalica encoding*, Proceeding International Conference on Image Processing ICIP (2005).

- [24] R. P. Wildes, *Iris recognition: An emerging biometric technology*, Proceedings of the IEEE **vol. 85** (1997).
- [25] J. Zhu and J. Yang, *Subpixel eye gaze tracking*, IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (2002).
- [26] K. Zuiderveld, *Contrast limited adaptive histogram equalization*, Graphic Gems IV. San Diego: Academic Press Professional (1994).