



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

EVALUACIÓN Y MEJORA DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS A DISTANCIA
UTILIZANDO CÁMARA DE ALTA RESOLUCIÓN

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

SEBASTIÁN YONEKURA BAEZA

PROFESOR GUÍA:
CLAUDIO PÉREZ FLORES

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
PABLO ESTÉVEZ VALENCIA
HÉCTOR AGUSTO ALEGRÍA

SANTIAGO DE CHILE
2014

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO
POR: SEBASTIÁN YONEKURA BAEZA
FECHA: 2014
PROF. GUÍA: CLAUDIO PÉREZ FLORES

EVALUACIÓN Y MEJORA DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS A DISTANCIA UTILIZANDO CÁMARA DE ALTA RESOLUCIÓN

Los sistemas biométricos corresponden a sistemas que realizan el reconocimiento automático de individuos a través de atributos únicos. Para que un patrón biométrico sea utilizable, debe cumplir ciertas propiedades, entre ellas las más importantes son: universalidad; invarianza en el tiempo; fácil recolección y almacenamiento. Se considera que el iris cumple con todas estas características y ha sido utilizado en sistemas de reconocimiento por más de una década. A medida que ha transcurrido el tiempo, los sistemas basados en reconocimiento de iris han mejorado considerablemente con respecto a su exactitud, sin embargo, aún se utilizan sistemas altamente cooperativos y en particular en condiciones de iluminación dañinas para la salud, por lo que la comunidad de investigadores se ha volcado en torno a relajar las restricciones en las que operan estos sistemas, con el fin de mejorar la experiencia de uso y la calidad de vida de los usufructuarios.

En este trabajo se evalúa un sistema de reconocimiento de iris a distancia, en donde se utilizan las características de color y textura del mismo para llevar a cabo la clasificación. El trabajo abarca el estudio de distintos algoritmos de preprocesamiento de imágenes, esquemas de codificación y comparación propuestos durante los últimos años, los cuales se evalúan cada uno por separado y finalmente se utilizan en conjunto, además de describir el método propuesto para computar la decisión final del sistema. El algoritmo se evalúa en una base de datos que consta de 1505 imágenes correspondientes a 54 sujetos, tomadas a una distancia aproximada de 1.5 [m] de distancia de la cámara utilizando iluminación de espectro visible. A partir de esta base de datos se seleccionan las mejores imágenes de iris utilizando distintos sistemas de evaluación de enfoque, luego se particiona en una base de datos de entrenamiento de parámetros y otra de validación, y finalmente se muestran los resultados con respecto a la base de datos de validación. Se utilizaron kernels para evaluar el enfoque de las imágenes capturadas, en particular los propuestos por Daugman, Kang y Wei y se observó que el kernel de Daugman resulta ser más efectivo. Se utilizaron distintos métodos de corrección de enfoque, reducción de ruido y ecualización de imágenes combinados para mejorar la tasa de reconocimiento del sistema, y se concluyó que el filtro de Wiener para reducir el ruido otorga los mejores resultados. Se implementó un sistema de codificación generalizada para aumentar arbitrariamente la cantidad de bits que se obtienen por cada pixel de la imagen, concluyendo que el mejor tamaño de codificación fue de 4 bits por pixel luego de reducir el ruido en las imágenes utilizando el filtro de Wiener. Se implementó un mapa de pesos por cada usuario registrado en la base de datos, la cual se encarga de otorgarle mayor peso a los bits que a priori son menos variables entre muestras, lo que aumentó la exactitud promedio desde 17.72 % a 26.6 % utilizando sólo esta mejora, con 5 imágenes por usuario enrolado. Se evaluaron dos métodos para clasificar el iris de acuerdo a su coloración, diferencia promedio y distancia de difusión, en donde se concluyó que la diferencia promedio otorga mejores resultados, sin embargo esta característica no es lo suficientemente discriminadora como para ser utilizada por sí sola. El resultado final del índice de reconocimiento del sistema al utilizar todas las mejoras antes mencionadas y fusionando las características de textura iridal y color de iris de ambos ojos es del 90.77 %, con una tasa de aceptación de impostores del 0 % en promedio.

Dedicado a mi abuelo Masao.

Agradecimientos

Primero que todo, quiero agradecer a mi familia, en particular a mi madre por todo el apoyo que me dió durante tantos años, la comida que me solía llevar cuando me encerraba por horas en mi habitación a estudiar y la comprensión y cariño que la caracteriza; a mi padre por su esfuerzo y sus chistes que hacen el día más ameno; a mi hermano por ayudarme a despejar la mente en momentos de tensión con las salidas en bici, las excursiones a los cerros y las conversaciones acerca de la vida y el futuro.

A todos y cada uno de mis amigos, partiendo por mis amigos del colegio que los veo tarde mal y nunca pero en los momentos importantes siempre aparecen; a mis amigos de la universidad, todo el grupo de gente de eléctrica que se ganaba en las mesas del segundo piso o en los computadores a estudiar comunitariamente antes de una prueba, a la Kitty por echarme una mano con la bibliografía acerca de la fisiología del ojo humano; a la Paulina por la buena onda, por guiarme en todos los trámites administrativos que se requieren para titularse y por ayudarme a corregir errores de tipeo antes de entregar el borrador de esta memoria; a Chumawe por esos miles de almuerzos que tuvimos juntos, en donde hablamos un montón de temas interesantes y nos dábamos bastante feedback acerca de las cosas en las que cada uno trabajábamos; a la Paula por todas las buenas vibras que me has dado desde siempre, me emociona pensar que nos conocemos desde el primer día de inducción, cuando recién entramos a la U y seguimos siendo tan buenos amigos. También al equipo de Smiltech por darme el espacio y el tiempo para poder terminar la carrera antes de embarcarme de lleno con ustedes en todo el mundo del emprendimiento.

Por último pero no menos importante, mis agradecimientos a toda la planta docente de la Universidad de Chile, que sin ustedes probablemente nada de esto podría haber sido posible. En particular agradezco al profesor Claudio Pérez por darme un tema tan interesante para este trabajo de memoria, por sus comentarios y correcciones a mi trabajo, que me ayudaron muchísimo para la finalización de este y también al profesor Pablo Estévez, que si bien tuvimos una reunión breve, sus correcciones fueron muy acertadas y precisas.

Tabla de contenido

1. Introducción	7
1.1. Motivación	7
1.2. Alcances y Objetivo General	10
1.3. Objetivos Específicos	10
1.4. Estructura de la memoria	10
2. Revisión Bibliográfica	12
2.1. Patrones Biométricos	12
2.2. Estructura ocular	15
2.3. El Iris como patrón biométrico	18
2.4. Estado del arte en reconocimiento de iris	21
2.4.1. Adquisición	21
2.4.2. Segmentación	24
2.4.2.1. Métodos Convencionales	24
2.4.2.2. Otros métodos desarrollados	25
2.4.3. Clasificación	26
3. Método Implementado	30
3.1. Módulo de Adquisición	30
3.1.1. Descripción del sistema	30
3.1.2. Formación de la Base de Datos	31
3.2. Módulo de Segmentación	33
3.2.1. Segmentador	33

3.2.2.	Evaluación de Enfoque	33
3.2.3.	Máscara binaria	37
3.3.	Módulo de Clasificación	38
3.3.1.	Clasificación por textura de iris	38
3.3.1.1.	Realce de Imagen	39
3.3.1.2.	Generalización de codificación por fase	41
3.3.1.3.	Mapas de pesos personalizados	42
3.3.2.	Clasificación por color de iris	43
3.3.3.	Fusión de características de textura y color	43
4.	Análisis de Resultados	45
4.1.	Evaluación de Enfoque	45
4.2.	Realce de imagen	46
4.2.1.	Ajuste de contraste	46
4.2.2.	Mejora de enfoque	47
4.2.3.	Reducción de Ruido	48
4.2.4.	Combinación de mejoras	49
4.3.	Codificación de Fase Generalizada	51
4.4.	Mapas de pesos personalizados	53
4.5.	Clasificación por Color	54
4.6.	Fusión de Características	55
5.	Conclusiones	57
5.1.	Trabajos Futuros	58
	Referencias	59

Índice de figuras

1.1. Diversos patrones utilizados en sistemas biométricos. ¹	8
1.2. Ingresos estimados para la industria biométrica para el período 2009-2017. ²	9
2.1. Diagrama de bloques mostrando el funcionamiento del sistema durante el proceso de enrolamiento.	13
2.2. Esquema de operación del sistema en modo de verificación.	14
2.3. Esquema de operación del sistema en modo de identificación.	15
2.4. El ojo y sus partes. ³	16
2.5. Absorbancia de los fotorreceptores de la retina. En color se indican los conos y la línea negra punteada corresponde a los bastones. ⁴	17
2.6. Cono.	18
2.7. Bastón.	18
2.8. Iris normal.	19
2.9. Aniridia severa. ⁵	20
2.10. Diferencias entre iris derecho e izquierdo de un mismo individuo. ⁶	21
2.11. Imágenes de iris con iluminación cercana a infrarrojo. ⁷	22
2.12. Imágenes de Iris con iluminación natural.	23
2.13. Detección de bordes utilizando algoritmo de Canny [6] ⁸	25
2.14. Salida del módulo de segmentación. ⁹	26
2.15. Normalización de iris propuesta por Daugman [9].	27
2.16. Esquema de codificación de fase propuesto por Daugman [9].	28
2.17. Esquema de codificación propuesto por Sun y Tan [38]: (a)-(c) Tres filtros ordinales típicos; (d)-(e) dos subregiones de irises distintos; (f)-(k) los códigos OM resultantes.	28

3.1. Cámara utilizada por el sistema de reconocimiento de iris a distancia.	31
3.2. Imagen capturada por el módulo de adquisición.	32
3.3. Imagen original y acercamiento a iris izquierdo	35
3.4. Espectro de potencia de los Kernels propuestos.	36
3.5. Imagen de la base de datos creada, bien enfocada y el resultado de convolucionarla con los distintos kernels, de Daugman, Kang y Wei respectivamente.	36
3.6. Imagen de la base de datos creada, mal enfocada y el resultado de convolucionarla con los distintos kernels, de Daugman, Kang y Wei respectivamente.	36
3.7. A la izquierda, imagen original con iris y pupila demarcado. A la derecha, imagen con su máscara generada superpuesta.	37
3.8. Normalización de un iris extraído.	38
3.9. Codificación del iris extraído de la Figura 3.8.	38
3.10. Imagen Original.	40
3.11. Imagen con filtro de promedio.	40
3.12. Imagen con filtro de mediana.	40
3.13. Imagen con filtro de Wiener.	40
3.14. Imagen Original.	40
3.15. Ecuilización por histograma.	40
3.16. Ecuilización por histograma con saturación.	40
3.17. Ecuilización por histograma adaptativa.	40
3.18. Imagen Original.	41
3.19. Deconvolución Ciega.	41
3.20. Deconvolución con método de Lucy-Richardson.	41
3.21. Deconvolución con filtro regularizado.	41
3.22. Deconvolución con filtro de Wiener.	41
3.23. Esquema de codificación de Daugman.	42
4.1. Curva ROC para los subconjuntos de imágenes obtenidos a partir de la evaluación de enfoque.	46
4.2. Curva ROC para distintos métodos de mejora de contraste.	47
4.3. Respuesta del sistema ante distintos métodos de mejora de enfoque.	48
4.4. Comparativa entre distintos métodos de reducción de ruido.	49

4.5. Distintas combinaciones de métodos de realce de imagen.	50
4.6. Curva ROC comparativa entre composición de filtros y filtro de Wiener por sí solo.	50
4.7. Curva ROC para distintos tamaños en bits de codificaciones.	51
4.8. Curva ROC para distintos tamaños en bits de codificaciones con imágenes previamente filtradas.	52
4.9. Acercamiento de la Figura 4.8 en torno a la zon de interés; se puede observar con claridad que la codificación de 4 bits es mejor que las demás para esta configuración.	52
4.10. Curva ROC comparativa entre método de clasificación con y sin mapa de pesos personalizado.	53
4.11. Curva ROC para característica de color iridal.	54
4.12. Curva ROC de Fusión de Características utilizando la regla de la suma.	55
4.13. Curva ROC de Fusión de Características utilizando el método de fusión propuesto.	56
4.14. Curva ROC de Fusión de Características, comparación entre regla de la suma y el método propuesto, ambos con las mejoras descritas en la memoria.	56

Índice de tablas

2.1. Comparación cualitativa entre distintos sistemas de reconocimiento biométrico.	13
3.1. Especificación Técnica de la cámara utilizada en la adquisición de imágenes. ¹⁰	31
3.2. Características de la base de datos.	32
4.1. Tasa de verdaderos positivos a una tasa de 0% de falsos positivos para distintos métodos de ajuste de contraste.	47
4.2. Tasa de verdaderos positivos a una tasa de 0% de falsos positivos para distintos métodos de mejora de enfoque.	48
4.3. Tasa de verdaderos positivos a una tasa de 0% de falsos positivos para distintos métodos de reducción de ruido.	49

Capítulo 1

Introducción

En este capítulo se realiza una breve descripción de los sistemas de reconocimiento en general, poniendo énfasis en su importancia y la demanda creciente que han sufrido durante los últimos años, se mencionan los diversos patrones biométricos que se han utilizado en el área para este propósito, se definen algunos conceptos básicos de sistemas de reconocimiento de este tipo, para finalmente contextualizar el trabajo realizado. En este mismo ámbito se indican los objetivos tanto generales como específicos del trabajo de título, junto con los alcances del mismo.

1.1. Motivación

Desde hace siglos que se utilizan distintos patrones biométricos para la identificación de personas. En China desde al menos el siglo XIV los comerciantes de antaño estampaban las huellas y palmas de las manos de los niños en papel utilizando tinta china con la finalidad de distinguir entre los niños jóvenes¹. En Occidente la identificación surgió con el desarrollo del sistema antropométrico ideado por Alphonse Bertillon en 1883, en donde se medían ciertas longitudes y anchuras de la cabeza y cuerpo y registrando marcas individuales de los criminales tales como tatuajes o cicatrices. También destaca el sistema de huellas dactilares de Sir John Galton en 1903, convirtiendo la biometría en un campo de estudio [3].

Hoy en día el uso de contraseñas y tarjetas resultan ser mecanismos comunes de autenticación para realizar una infinidad de acciones como: operaciones bancarias; registro en sitios web de interés del usuario como redes sociales, foros de discusión o páginas de noticias; correos electrónicos; compras *online*; entre otros. Estos mecanismos de autenticación, utilizando contraseñas y tarjetas, son llamados sistemas basados en conocimiento y posesión, respectivamente, los cuales poseen el problema de ser propensos al fraude, en el sentido de que tanto las contraseñas como las tarjetas pueden ser robadas y posteriormente utilizadas por terceros sin la autorización del usuario a quien le pertenecen, sin contar que además éstas pueden ser olvidadas en el caso de las contraseñas o perdidas en el caso de las tarjetas. Los sistemas biométricos surgen como respuesta a algunas de estas problemáticas, declarando que se pueden utilizar distintos atributos inherentes al usuario para poder identificarlo, sin necesidad de que éste memorice una contraseña o deba llevar consigo una tarjeta de identificación [20].

¹<http://ctl.ncsc.dni.us/biomet%web/BMHistory.html>

En la actualidad las Ciencias de la Computación definen los sistemas biométricos como el reconocimiento automático de individuos a través de atributos fisiológicos o conductuales únicos [3, 22]. Dentro de los atributos conductuales es posible distinguir patrones como: Firma; Voz; la manera de caminar; la forma en que se escribe en un teclado QWERTY, entre otros. Por otro lado, dentro de los indicadores fisiológicos se pueden reconocer diversos candidatos como: Textura del iris; Morfología de venas; Huella dactilar; Anatomía del rostro; geometría de la mano; marcas de nudillos; Retina; ADN; Morfología de la oreja; etcétera. Todos representan ejemplos de características medianamente estáticas que se utilizan en diversas aplicaciones [21]. La Figura 1.1 esquematiza algunos de estos patrones de acuerdo a la clasificación mencionada anteriormente.

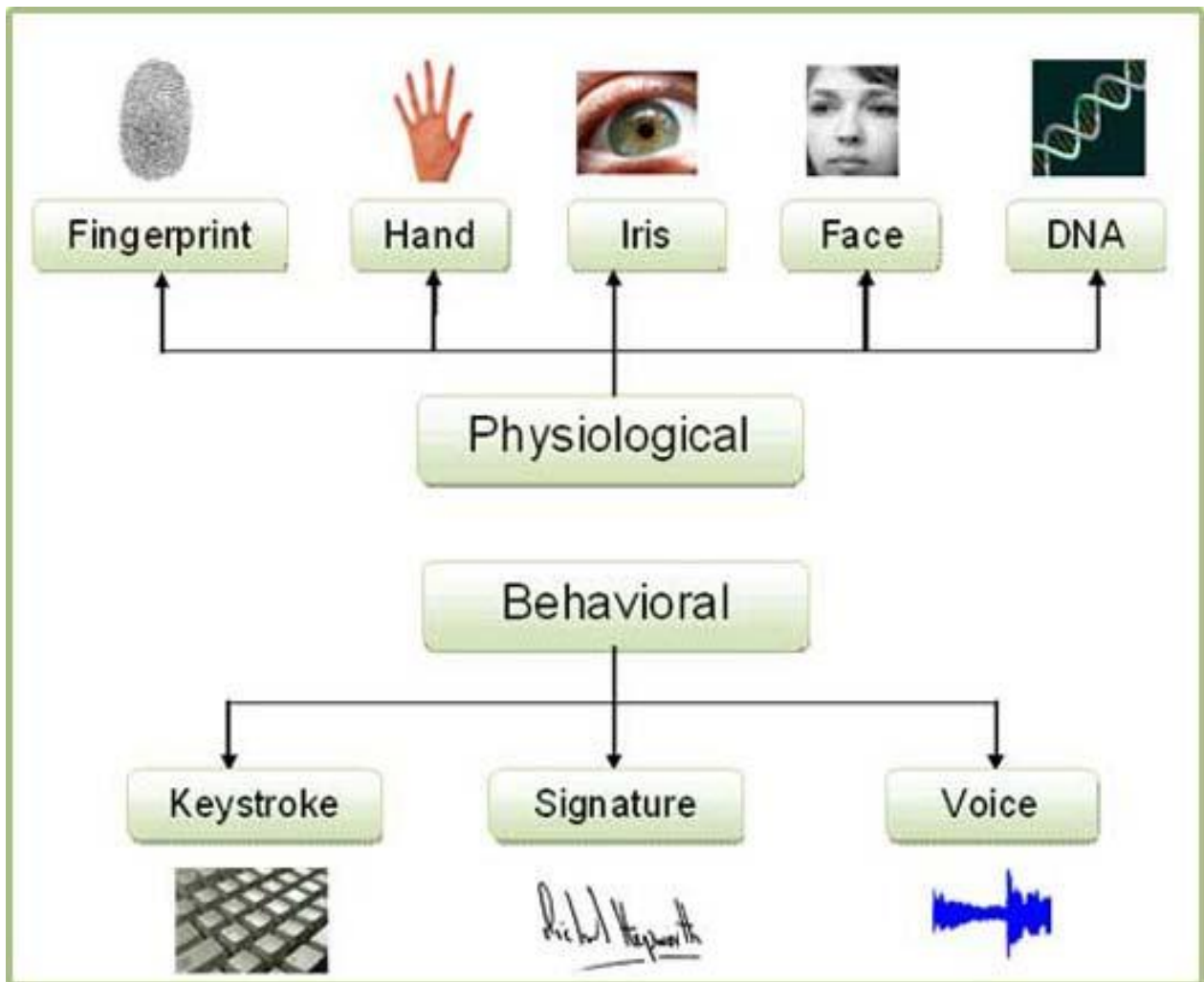


Figura 1.1: Diversos patrones utilizados en sistemas biométricos.²

El creciente interés de Gobiernos y empresas privadas para adoptar sistemas de identificación basados en biometría es prueba de la eficacia de estos sistemas en comparación con los sistemas basados en conocimiento y posesión [20]. Empresas como Google, Facebook y Apple han adquirido soluciones basadas en sistemas biométricos para embeberlos en sus aplicaciones y dispositivos, mientras que varias naciones

²<http://www.engineersgarage.com/articles/biometrics>

comienzan a utilizar "pasaportes biométricos" para verificar la identidad de los pasajeros en aeropuertos, pasos fronterizos y aduanas, a la vez que países como India invierten millones de dólares para registrar a todos sus ciudadanos utilizando la huella dactilar y textura iridal para así evitar tener gente indocumentada. La Figura 1.2 muestra una estimación realizada por *Acuity Market Intelligence* en donde se observan los ingresos estimados para esta industria durante el período 2009-2017.

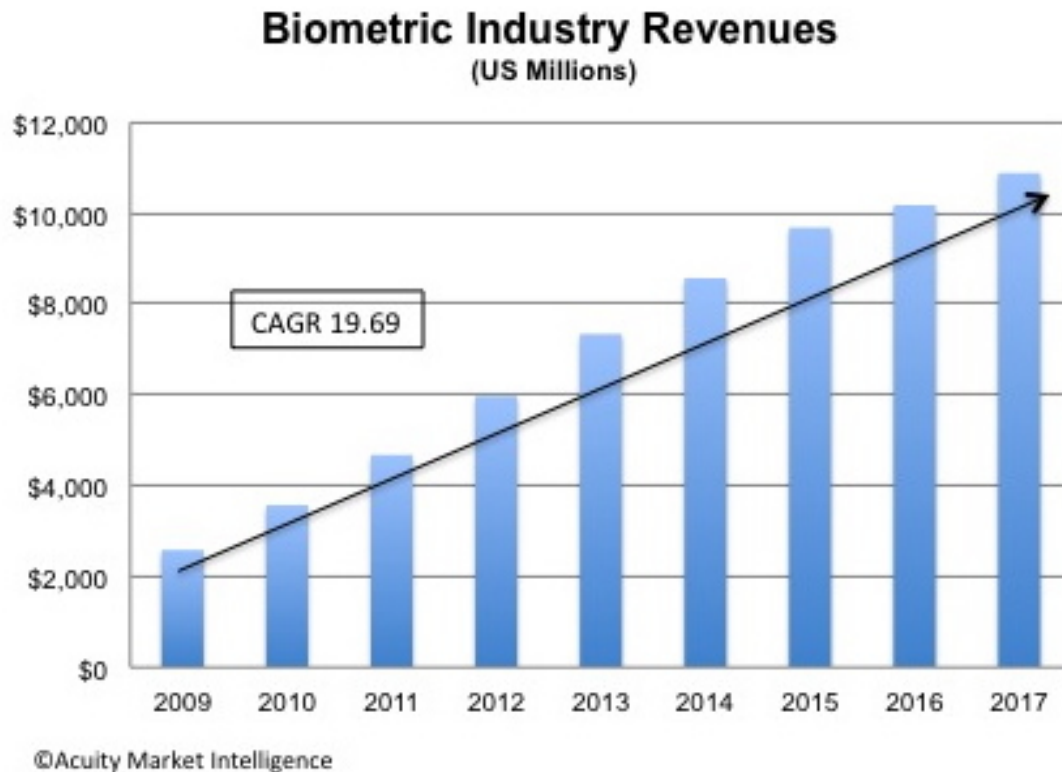


Figura 1.2: Ingresos estimados para la industria biométrica para el período 2009-2017.³

La masificación de estas tecnologías ha impulsado el desarrollo y una evolución constante de las mismas, con la esperanza de mejorar aspectos como las tasas de exactitud en el reconocimiento, buscar nuevos patrones y modificar algoritmos actuales para su utilización en ambientes cada vez menos restrictivos [13, 26, 38]. En éste ámbito los sistemas de reconocimiento basados en textura iridal que se comercializan actualmente poseen dos restricciones que han sido objeto de estudio de diversos investigadores: Suelen trabajar a distancias cercanas a los 30 [cm], lo cual tiene una relación directa con la comodidad del usuario final del sistema; y utilizan luz cercana al infrarrojo, que se considera dañina para el ojo humano cuando se utiliza ya sea por períodos prolongados o recurrentemente, además de encarecer los costos del sistema dado que se requieren cámaras especiales que trabajen con ese espectro [33]. Por ello se ha buscado la forma de eliminar estas restricciones idealmente sin sacrificar rendimiento, utilizando típicamente cámaras de espectro visible equipadas con lentes de gran magnificación.

³http://http://www.acuity-mi.com/FOB_Report.php

1.2. Alcances y Objetivo General

En esta memoria se estudiarán diversas propuestas que han surgido para robustecer los sistemas de reconocimiento iridal cuando éstos son utilizados en un ambiente cooperativo, sin iluminación infrarroja y a distancia. Para ello se implementarán distintos algoritmos de clasificación y fusión de características requeridos para el funcionamiento del sistema. Se generará una base de datos de imágenes de rostro utilizando una cámara de alta resolución ubicada en la entrada de las oficinas docentes del tercer piso del Departamento de Ingeniería Eléctrica, de las cuales se extraerán ambos iris de cada usuario y se trabajará en base a estas imágenes.

El propósito general de este trabajo es estudiar la factibilidad de implementar un sistema de reconocimiento iridal a distancia utilizando una cámara de alta resolución no infrarroja y en base a ello evaluar si se requiere complementar esta tecnología con algún otro sistema de reconocimiento biométrico con el fin de obtener una clasificación menos propensa a errores.

1.3. Objetivos Específicos

Los objetivos específicos de este trabajo son:

- Generar una base de datos con imágenes de iris de alta resolución capturadas a distancia que servirá para desarrollar y probar el método de reconocimiento.
- Desarrollar mejoras en el sistema de procesamiento de iris a distancia.
- Evaluar el sistema de reconocimiento de iris a distancia.
- Propoenr los parámetros óptimos para la operación del sistema.

1.4. Estructura de la memoria

La estructura utilizada en este documento para exponer el trabajo realizado es la siguiente:

- **Capítulo 1. Introducción:** Corresponde a una descripción general de los sistemas biométricos de reconocimiento humano; se mencionan los alcances, objetivos generales y los objetivos específicos del trabajo realizado y se da a conocer la estructura del documento.
- **Capítulo 2. Revisión Bibliográfica:** En este capítulo se realiza una breve descripción de la estructura ocular y las razones para considerar el iris como un patrón biométrico; luego se introducen los conceptos y algoritmos básicos relacionados a los sistemas de reconocimiento iridal, además de los principales avances propuestos por expertos en el área.
- **Capítulo 3. Método Implementado:** Se describen los algoritmos implementados, así como también los pasos realizados para la determinación de parámetros de éstos y los criterios bajo los cuales se evaluarán.

- **Capítulo 4. Análisis de Resultados:** En este capítulo se muestran y analizan los resultados obtenidos a partir de los algoritmos implementados indicados en el capítulo anterior.
- **Capítulo 5. Conclusiones:** Se enumeran las conclusiones del trabajo realizado y se proponen trabajos a realizar en el futuro.

Capítulo 2

Revisión Bibliográfica

El presente capítulo tiene por objetivo ubicar al lector en el entorno en el cual se desarrolla este trabajo de título, entregando los antecedentes previos y necesarios para su contextualización.

En la sección 2.1 se realiza una breve reseña acerca de los patrones biométricos, luego se indican los distintos métodos existentes en la actualidad y la importancia en general de esta disciplina. En la sección 2.2 se da a conocer la morfología del ojo humano. En la sección 2.3 se fundamentan las razones para considerar al iris como un buen patrón biométrico. Finalmente en la sección 2.4 se muestra el estado del arte en lo que respecta al reconocimiento de iris.

2.1. Patrones Biométricos

Como se mencionó anteriormente, un patrón biométrico consiste en un atributo ya sea fisiológico o conductual único para cada individuo. Sin embargo es importante considerar que para que éste resulte efectivo, se recomienda que cumpla las siguientes propiedades [3]: (1) *Universalidad*, consiste en que la totalidad de la población posea el atributo, debido a que todos los individuos deben poseer el patrón para que éste pueda ser medido y comparado; (2) *Singularidad*, que consiste en que este patrón debe ser único para cada individuo, dado que en caso contrario no se podría diferenciar a un individuo de otro, lo que se traduce en errores de clasificación; (3) *Invariancia*, el patrón debe mantenerse invariante en el tiempo al menos en el mediano plazo; (4) *Recolectividad*, es decir que este patrón sea adquirible, medible y almacenable de manera sencilla; (5) *Rendimiento*, corresponde a la disponibilidad de recursos y la imposición de restricciones en términos de recolección de datos y garantías para alcanzar una alta exactitud; (6) *Aceptabilidad*, concierne a la voluntad de la población para entregar tal atributo al sistema de reconocimiento; y finalmente (7) *Circunvención*, que no sea susceptible a imitaciones o ataques fraudulentos [12].

Además de las propiedades intrínsecas al patrón que se desea utilizar, se han catalogado diversos sistemas de reconocimiento de patrones de acuerdo a su avance actual, en categorías como: Seguridad; Precisión; Precio; Velocidad de cómputo y Tamaño del dispositivo. En la Tabla 2.1 se observa una comparación realizada por *International Biometrics Group* con respecto a los sistemas de reconocimiento de patrones más utilizados en la actualidad en modo de validación. Se debe notar que todos los patrones utilizados por los sistemas que allí se indican cumplen en cierto grado con todas las propiedades anteriormente mencionadas.

Tabla 2.1: Comparación cualitativa entre distintos sistemas de reconocimiento biométrico.

Solución	Seguridad	Precisión	Precio	Velocidad	Tamaño del dispositivo
Patrón de Venas	Alta	Alta	Medio - Bajo	Medio - Alta	Pequeño - Medio
Huella Digital	Alta	Medio - Alta	Bajo	Medio - Alta	Pequeño - Medio
Patrón de Palma	Media	Media	Medio - Bajo	Medio - Alta	Pequeño - Medio
Iris	Alta	Alta	Medio - Alta	Medio - Bajo	Grande
Facial	Media	Media	Bajo	Medio - Alta	Pequeño - Medio

Independiente de el o los patrones biométricos que se utilicen, todos los sistemas de reconocimiento actuales trabajan de manera similar [5, 9, 21, 38]: primero se extrae la información característica de uno o varios patrones en particular que luego es utilizada para generar plantillas que son almacenadas en una base de datos con la información del individuo desde donde se obtuvieron, en una etapa conocida como enrolamiento; luego estas plantillas generadas durante la etapa de enrolamiento son comparadas con las adquiridas durante el funcionamiento del sistema en una etapa que puede ser de identificación o validación. Para realizar la comparación entre ambas plantillas se define una métrica que retorna un puntaje de similitud entre la información obtenida y la alojada en la base de datos, de esta forma se logra reconocer al individuo del que se obtuvo la información o rechazarlo utilizando un umbral como criterio de decisión. El diagrama de flujo de la Figura 2.1 muestra el proceso de enrolamiento típico de un sistema biométrico.

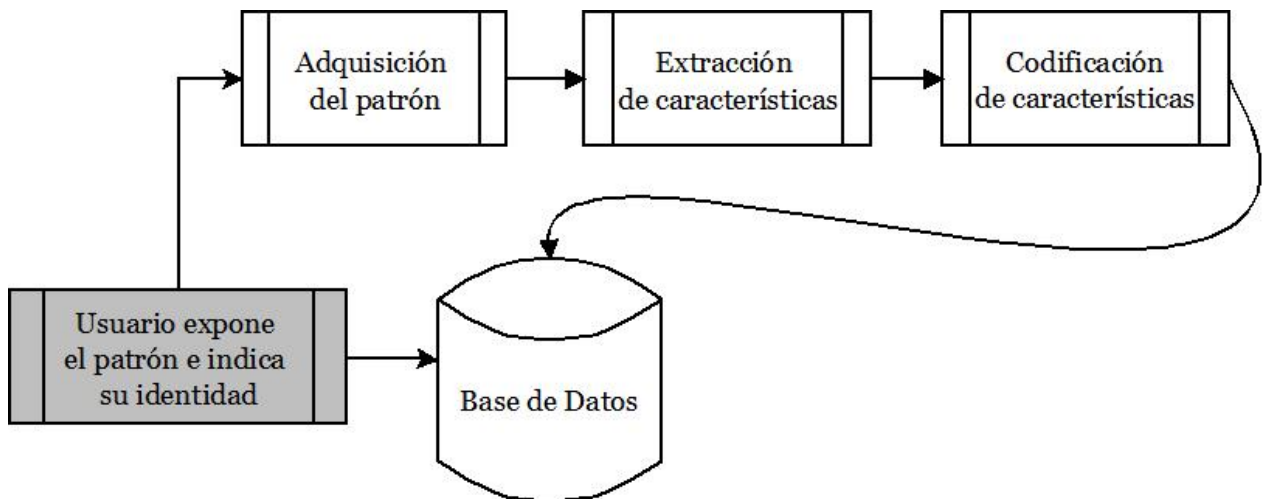


Figura 2.1: Diagrama de bloques mostrando el funcionamiento del sistema durante el proceso de enrolamiento.

Como se indicó anteriormente, estos sistemas pueden operar en dos modalidades: Verificación o Identificación. En modo de Verificación, la persona clama ser alguien en particular ante el sistema y éste valida la afirmación del usuario. Esto se realiza obteniendo una muestra en el momento en que el usuario realiza la afirmación y comparándola con una muestra previamente capturada en el proceso de enrolamiento. Si las dos muestras son suficientemente similares entonces la afirmación es validada; en caso contrario se rechaza, es decir, en un escenario de verificación se responde a la pregunta ¿El patrón obtenido corresponde al del sujeto “X”? [12]. Luego existen 4 posibles resultados: un *verdadero positivo* ocurre cuando el sistema

verifica la afirmación, y la afirmación es correcta; un *falso positivo* ocurre cuando el sistema verifica la afirmación pero esta resulta ser falsa; un *verdadero negativo* ocurre cuando el sistema rechaza la afirmación y esta resulta ser falsa; y por último un *falso negativo* ocurre cuando el sistema rechaza la afirmación y esta resulta ser verdadera. Los dos tipos de error que se pueden cometer corresponden a *falsos negativos* y *falsos positivos*. El rendimiento de un sistema biométrico en modalidad de Verificación se suele caracterizar con una curva ROC (*receiver operating characteristic*), en donde se grafica la tasa de verificación en el eje Y en función de la tasa de falsos positivos en el eje X, o alternativamente, la tasa de falsos negativos en el eje Y versus la tasa de falsos positivos en el eje X. En la Figura 2.2 se puede apreciar el diagrama de flujo de un sistema en modo de verificación [12, 20].

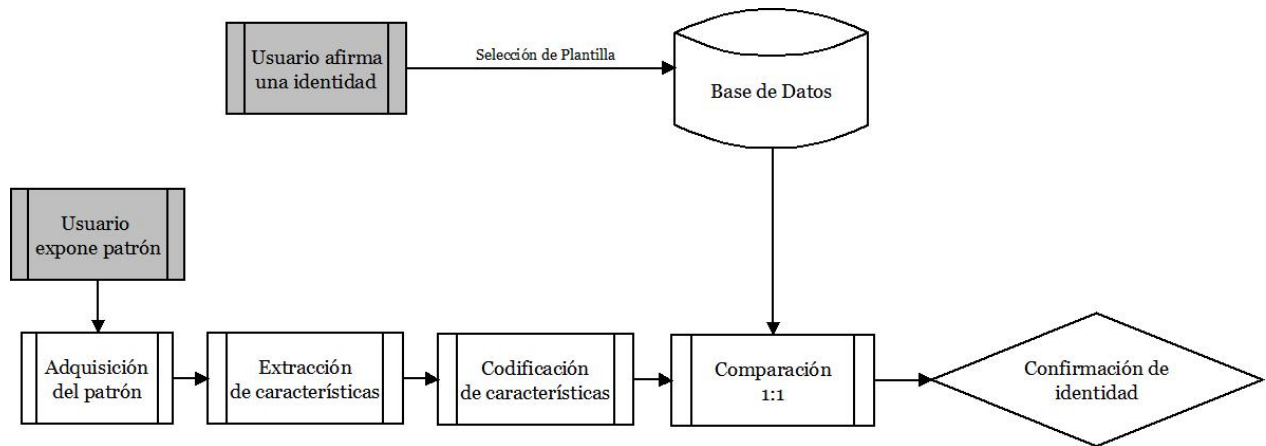


Figura 2.2: Esquema de operación del sistema en modo de verificación.

En un esquema de Identificación, el sistema obtiene la información del individuo en cuestión sin que éste tenga que hacer una afirmación sobre su identidad y realiza un pareo entre el patrón obtenido recientemente y los alojados en su base de datos (que suele recibir el nombre de galería), el pareo con el mejor puntaje, si es suficientemente bueno es utilizado para identificar al individuo en cuestión, es decir, se responde a la pregunta ¿De quién es éste patrón? [12]. La Figura 2.3 muestra el diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento en modo de Identificación. Bajo este esquema de trabajo el rendimiento del sistema de reconocimiento se suele medir utilizando la curva CMC (*Cumulative Match Characteristic*), que consiste en graficar el porcentaje de individuos correctamente identificados en el eje Y, versus el rango en el que se considera como una identificación exitosa. Una tasa de acierto de 90% en rango 4 significa que la probabilidad de que el patrón biométrico obtenido se encuentre entre los cuatro mejores puntajes, cuando este patrón fue adquirido desde un usuario enrolado en la base de datos, es de un 90%. El reconocimiento en rango uno es un valor importante que usualmente se extrae de la curva CMC [5, 21].

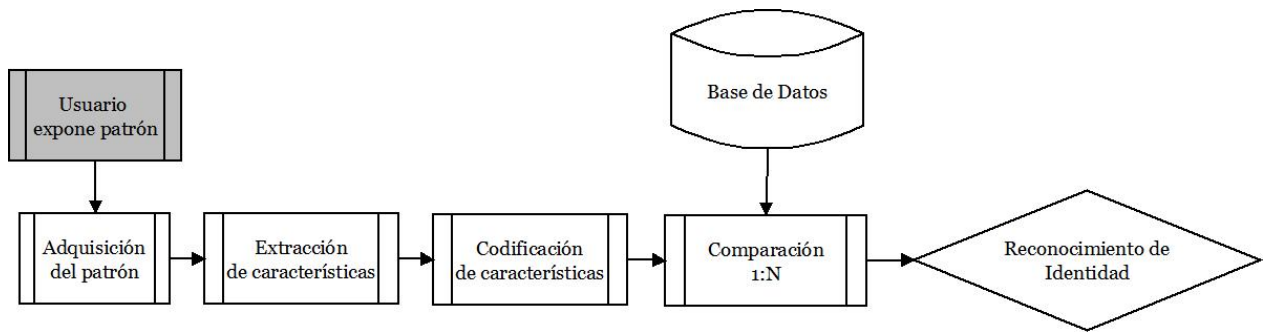


Figura 2.3: Esquema de operación del sistema en modo de identificación.

2.2. Estructura ocular

El ojo es un órgano que evolucionó a lo largo del tiempo con la finalidad de detectar luz. Se compone de un sistema sensible a las variaciones de luz capaz de transformar estos cambios en señales eléctricas que son enviadas al cerebro a través del nervio óptico para su interpretación y procesamiento, gracias al cual se obtiene la capacidad de reconocer objetos. Pesa alrededor de 7.5 gramos y posee un diámetro promedio de 23 [mm] en la adultez. Las únicas estructuras identificables desde el exterior son la pupila, el iris y la esclerótica, y está semi cubierto por los párpados superior e inferior donde se ubican las pestañas [40]. La función de las pestañas, los párpados y las cejas consiste en proteger el globo ocular: las pestañas controlan la iluminación solar o artificial y ayudan a evitar los reflejos dañinos que podrían alcanzar zonas internas del ojo; los párpados protegen el ojo del polvo y algunos microorganismos, además de poseer una membrana denominada conjuntiva que se encuentra presente también en la superficie del ojo y sirve para mantenerlo lubricado y húmedo; mientras que las cejas recogen el sudor de la frente, evitando que llegue exceso de salinidad al globo ocular [40].

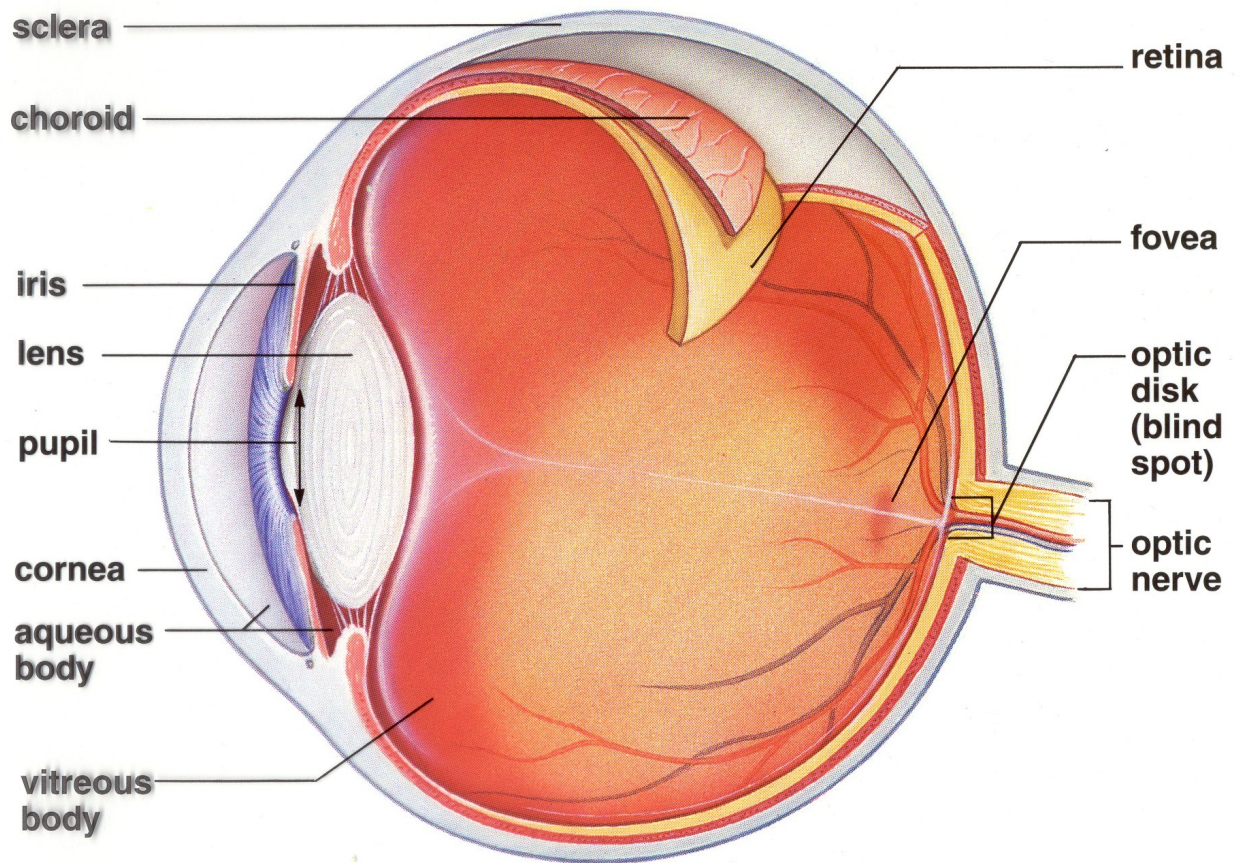


Figura 2.4: El ojo y sus partes.¹

Al realizar un corte sagital del órgano es posible distinguir diversas estructuras anatómicas importantes que le dan la funcionalidad y estructura al ojo. El globo ocular se ubica en la cavidad u órbita ocular y se conforma de tres importantes capas: la esclerótica, membrana que otorga el soporte estructural al ojo; el coroides, que se encarga de nutrir y oxigenar; y la retina, encargada de recibir las señales luminosas y transmitir las hacia el cerebro [40]. En la Figura 2.4 se puede apreciar con mejor detalle todas las partes que componen el ojo humano. En particular, la retina es una compleja membrana formada por capas de neuronas situada en la superficie interior del ojo, encargada de recibir las señales luminosas y convertirlas en pulsos eléctricos para su transmisión al cerebro.

En esta membrana se destacan las células sensibles a la luz conocidas como conos y bastones. Los bastones son células altamente sensibles a la luz gracias a que contienen rodopsina, que es la proteína que le otorga esta cualidad, son capaces incluso de detectar la energía de un sólo fotón, sin embargo se saturan en condiciones de alta luminosidad y no detectan colores, por lo tanto otorgan visión en blanco y negro en condiciones de baja luminosidad. En promedio hay aproximadamente 90 millones de bastones en la retina humana, distribuidos mayoritariamente en las zonas aledañas a la fovea, por lo tanto se le atribuye la visión periférica a este tipo de células [40].

Por otro lado, los conos que reciben este nombre por la forma conoidea que posee su segmento externo,

¹<http://medicalanatomy.net/eye-anatomy/>

están adaptados a condiciones de alta luminosidad y proporcionan la visión en color. Existen tres tipos de conos, de acuerdo a la longitud de onda a la que son más sensibles, que a su vez es dependiente del tipo de pigmento que posean: eritropsina, proteína con mayor sensibilidad a las longitudes de onda en torno a 564-580[nm] (luz roja); cloropsina, con sensibilidad para longitudes de onda en torno a 534-545[nm] (luz verde); y cianopsina, con mayor sensibilidad a longitudes de onda en torno a 420-440[nm] (luz azul). En la Figura 2.5 se puede observar el espectro de responsividad de bastones y los tres tipos de conos. La distribución de fotorreceptores a lo largo de la membrana no es uniforme, siendo la fovea, localizada al centro de la retina, un lugar con una baja densidad de bastones y una gran concentración de conos, encargados de la percepción de colores. Es encargada de la visión central aguda y detallada (conocida también como visión foveal), en otras palabras, enfocar la vista en un objeto supone colocar su imagen óptica en la fovea. A pesar de ocupar menos del 1% del área de la retina, a ella llegan aproximadamente la mitad de las fibras del nervio óptico que conectan el ojo con el cerebro. Por otro lado también existe un punto ciego, conocido como *punctum caecum* en la literatura médica en donde no hay células fotorreceptoras, y se encuentra en el punto de unión entre el nervio óptico y el globo ocular, conocido como disco óptico.

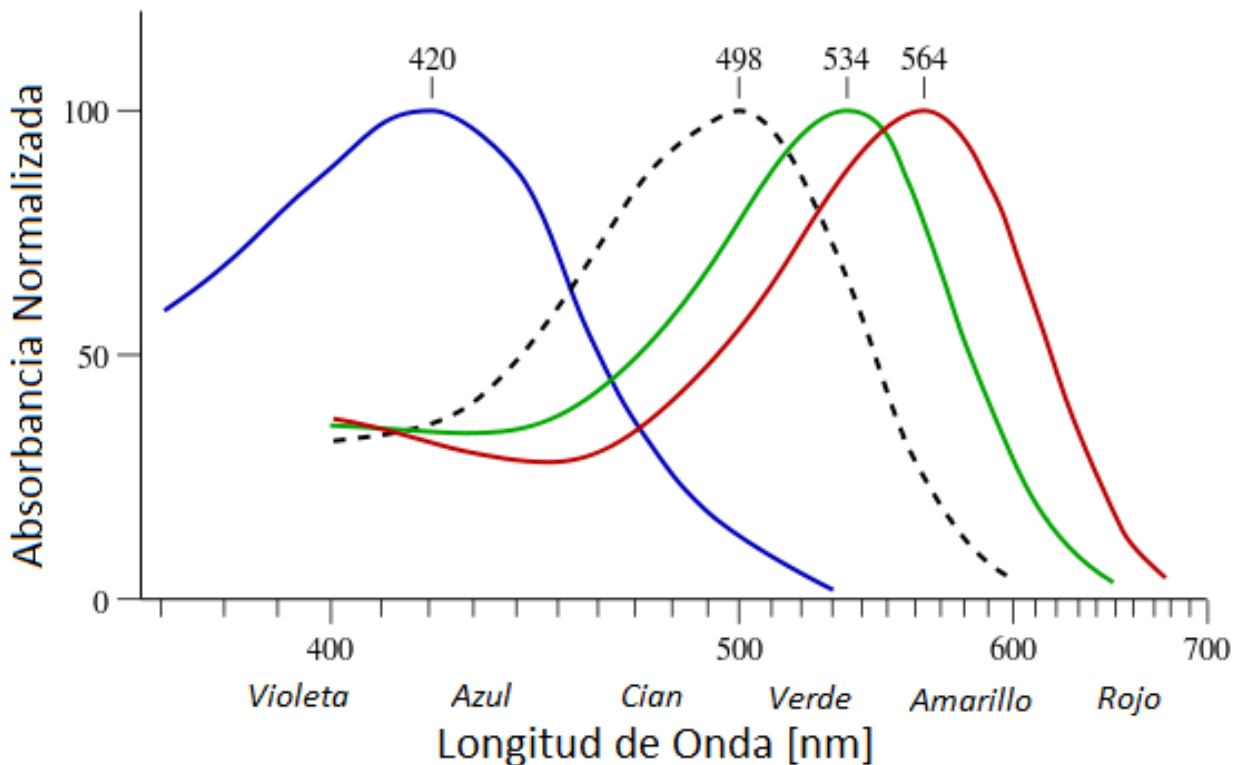


Figura 2.5: Absorbancia de los fotorreceptores de la retina. En color se indican los conos y la línea negra punteada corresponde a los bastones.²

²<http://genesis-illumination.com/StunRay/stunray-visible-light-stun-effect/>

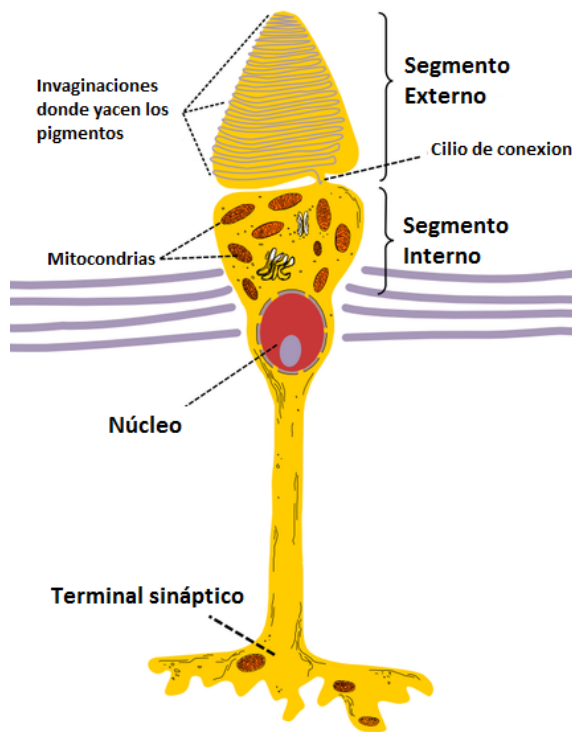


Figura 2.6: Cono.

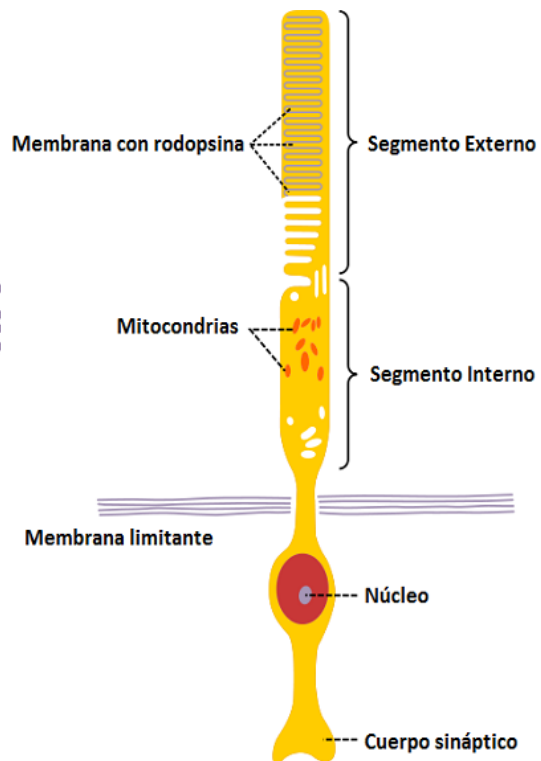


Figura 2.7: Bastón.

Otras estructuras importantes del ojo que se pueden apreciar en la Figura 2.4 corresponden a: la córnea, un tejido transparente sin vasos sanguíneos que tiene como función refractar los rayos de luz para enfocarlos hacia el interior y cuya forma consiste básicamente en un lente cóncavo-convexo; la pupila, que consiste en un agujero que varía su diámetro entre los 2[mm] y los 8[mm], y es utilizada para controlar la cantidad de luz entrante, se ve negra porque los rayos de luz entrantes o son absorbidos directamente por el tejido del ojo, o son absorbidos después de unas cuantas reflexiones difusas; el iris que corresponde a un tejido muscular en forma de anillo con un diámetro promedio de 12[mm] responsable de la variación en el diámetro de la pupila; el cristalino o lente, consiste en un lente biconvexo y es responsable del enfoque para mejorar la percepción de elementos que se encuentran a distancia cercana o lejana y se protege por un líquido llamado humor acuoso; el humor acuoso, consiste en un líquido transparente que cumple la función de proteger y nutrir las estructuras del globo ocular que carecen de aporte sanguíneo como la córnea y el cristalino [40]. Se dice que 25% del enfoque es producto del cristalino y que el 75% restante es producto del efecto de la córnea, sin embargo el poder de enfoque de la córnea es fijo. Finalmente el humor vítreo es un líquido gelatinoso, transparente y sin color que rellena el espacio entre la retina y el cristalino, es más denso que el humor acuoso y cerca del 98% de su volumen corresponde a agua con sales, azúcares y colágeno [40].

2.3. El Iris como patrón biométrico

El iris es una pequeña estructura circular que posee diversos tipos de fibras que aportan en la conformación de patrones complejos basados en estructuras distintivas como ligamentos, arcos, bordes y criptas entre otros, que generan características externas e internas de textura únicas, esta capa de

fibras pigmentadas es conocida como estroma, detrás de éste se encuentra otra capa de células epiteliales pigmentadas [40]. Dispone de dos músculos, el músculo esfínter del iris, que al contraerse disminuye el tamaño de la pupila (movimiento conocido como miosis) y el músculo dilatador del iris, que permite el aumento de tamaño de la pupila (midriasis). Actualmente se considera que el desarrollo del iris es una característica fenotípica, es decir cada uno de los componentes de la textura del iris son determinados aleatoriamente durante el desarrollo del ojo, en particular durante el desarrollo fetal, finalizando su formación durante el primer año de vida, donde finaliza el proceso de coloración [40]. El color del iris es una característica que depende en gran medida de la densidad y distribución de un pigmento llamado melanina que se encuentre en él, que da una coloración café oscuro o amarillo dependiendo del tipo de melanina. Los recién nacidos suelen tener ojos más claros debido a la ausencia parcial de éste pigmento, el que termina de fijarse luego de aproximadamente 10 meses de desarrollo [40]. Además se observa que la textura del iris es distinta entre iris izquierdo y derecho de una misma persona (Ver Figura 2.10).



Figura 2.8: Iris normal.

Con respecto a las propiedades que debe cumplir un patrón biométrico anteriormente mencionadas, se puede constatar que debido a la amplia variabilidad que posee la textura del tejido entre personas distintas, o incluso entre gemelos idénticos y entre los iris de la misma persona pero de ojos distintos, al iris se le otorga la propiedad de unicidad [9]. Además prácticamente toda la población posee el rasgo, la excepción a la regla resultan ser quienes sufren de una patología conocida como aniridia, que consiste en la ausencia de iris, sin embargo sólo el 0.0015 % de la población a nivel mundial lo padece por lo que resulta razonable considerar al iris como un patrón universal [5]. En la Figura 2.9 se puede observar el ojo de un individuo con aniridia. En los últimos años se ha dado un debate acerca de la estabilidad temporal del iris, fenómeno que ha sido estudiado por varios investigadores: Daugman en primer lugar asume que el iris esta bien protegido del medio ambiente y es estable a través del tiempo [9, 10]; Rankin [34] realizó un estudio al respecto utilizando una cámara de espectro visible en donde se capturaron imágenes de ambos ojos del individuo. Incluso entre períodos pequeños de tiempo (seis meses), 32 de 156 comparaciones resultaron en falsos negativos; en respuesta a Rankin, Daugman y Downing [11] señalaron que esas tasas de error eran constantes en el tiempo, mostrando ningún cambio en la tasa de reconocimiento que se le pudiese atribuir a un cambio en la textura a través del tiempo; Fenker y Bowyer [15] realizaron experimentos con imágenes de 322 sujetos, capturadas en distintas instancias en un período de 3 años, concluyendo que sí se observa un alza en la tasa de falsos positivos a través del tiempo, debido principalmente al cambio en la dilatación de la pupila a lo largo del

tiempo, por lo tanto, si bien aún no hay consenso sobre si la textura iridal cambia, se sabe que el diámetro de la pupila sí lo hace, y esto afecta la tasa de reconocimiento del sistema; por otro lado, NIST (*National Institute of Standards and Technology*) [8] utilizó dos grandes bases de datos privadas para sus estudios y reporta que la textura del iris en promedio es estable temporalmente, al menos para lapsos de tiempo del orden de décadas, y estima que el aumento en la distancia de Hamming a causa del cambio en la textura iridal es de $(8 \pm 2) \cdot 10^{-7}$ diario, lo que se traduce en un aumento de $\Delta HD = 0.003$ en la distancia de Hamming durante un período de diez años, un orden de magnitud menor al de la varianza que se obtiene en promedio por un usuario utilizando el sistema rutinariamente [8]. Por estas razones el iris resulta ser un candidato a patrón biométrico y ha sido utilizado con éxito desde hace un par de décadas [5].

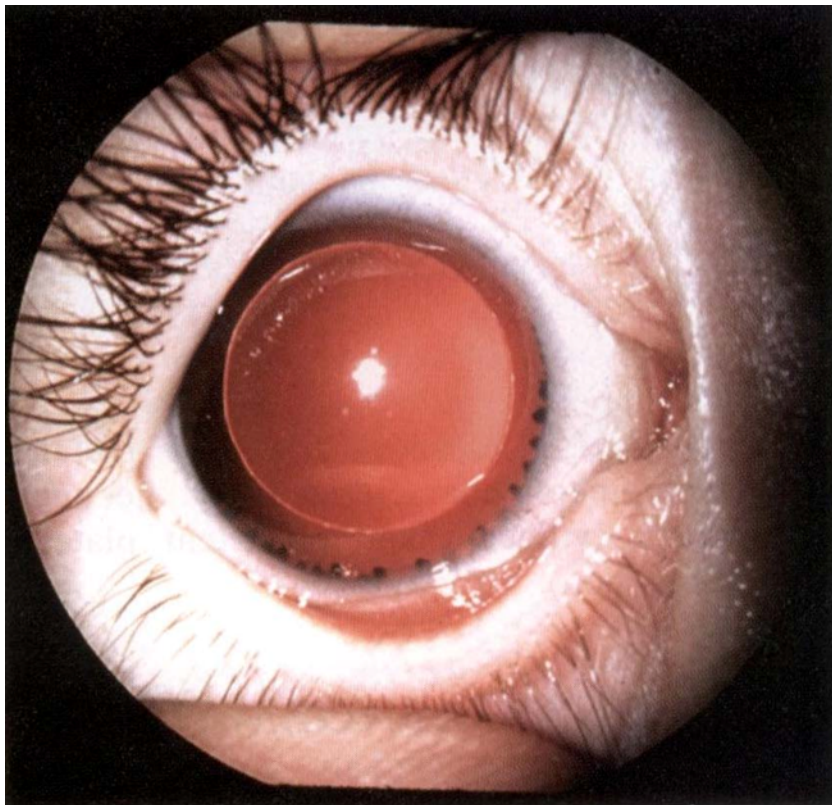


Figura 2.9: Aniridia severa. ³

³<http://livedoor.blogimg.jp/kiyosawaganka/imgs/d/5/d5ebb796.png>

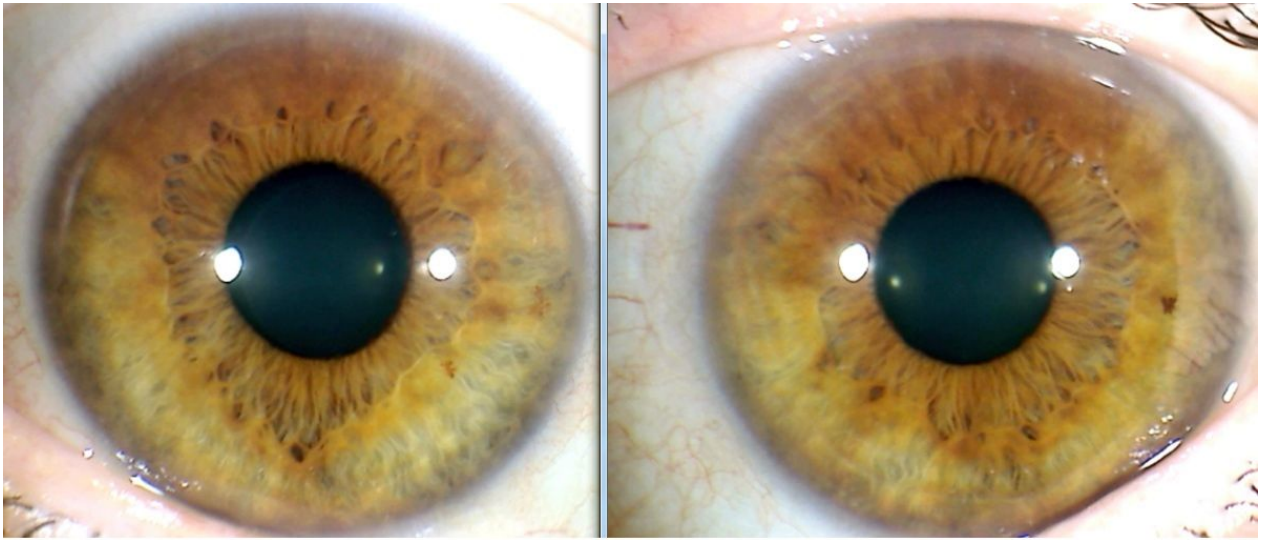


Figura 2.10: Diferencias entre iris derecho e izquierdo de un mismo individuo.⁴

2.4. Estado del arte en reconocimiento de iris

Se han realizado diversos avances en este ámbito, que se pueden categorizar en los distintos módulos en los que se compone todo sistema de reconocimiento en base a iris: Adquisición, que corresponde en detectar una persona, enfocar el rostro, específicamente el ojo y obtener la mejor fotografía posible; Segmentación, que consiste en detectar y aislar el iris dentro de la fotografía obtenida anteriormente; y Clasificación, que se encarga de la normalización, codificación de la característica y su posterior comparación con el patrón alojado en una base de datos.

2.4.1. Adquisición

Éste es el módulo más crítico del sistema ya que la calidad de la adquisición influye directamente en el rendimiento del resto de los módulos que lo componen. En esta etapa se captura la imagen y luego se detecta a grandes rasgos la ubicación de los ojos con los que se realizará la comparación. Está compuesto mayoritariamente por estructuras que sostienen cámaras digitales, sistemas de iluminación y el hardware requerido para la instalación del sistema [30].

Las características que tienen mayor influencia sobre los resultados son la razón señal a ruido del sensor, la resolución de la imagen capturada y el tipo de lente utilizado [27]. Estas variables afectan de manera directa en la aceptabilidad (corresponde al acto de aceptar de forma voluntaria una tecnología determinada) y rendimiento del sistema, ya que de ellos depende: el volumen de captura, consistente en el espacio físico en donde el sistema puede obtener imágenes nítidas y por lo tanto define una zona en la que se debe colocar el usuario para que éste pueda ser identificado o verificado; el tiempo de residencia, que corresponde al tiempo requerido para obtener una imagen de alta nitidez, lo suficientemente buena para poder ser utilizada

⁴http://saludbio.com/sites/default/files/iris_derecho_e_izquierdo.jpg

por los demás módulos; y la sensibilidad al movimiento del usuario, que tiene relación con la borrosidad de la imagen debido a movimientos ya sean voluntarios o involuntarios de la persona [30].

Otra consideración importante es la iluminación del entorno, que tiene directa relación con la razón señal a ruido del sensor al poder configurar la sensibilidad de éste a la luz, idealmente el sensor debe utilizar la menor sensibilidad posible para minimizar el ruido del sensor en la imagen [27]; además se debe tener en cuenta que la iluminación debe ser tal que genere en el mejor de los casos una cantidad mínima de reflexiones especulares, con tal de no perder información de la textura del iris; y a la vez no puede ser muy fuerte dado que resultaría incómodo para el usuario. Debido a todos estos factores, en la mayoría de los trabajos de investigación con respecto al tema [9, 20, 21] y en las soluciones que se encuentran hoy en el mercado se utiliza iluminación de espectro cercano al infrarrojo o NIR (de *Near Infrared*) que trabaja en la banda comprendida entre los 700 y 900 [nm], este tipo de iluminación posee varias ventajas, entre ellas se puede mencionar: al no estar en el espectro visible del ojo humano, no resulta incómodo para el usuario ser iluminado directamente por un foco con este tipo de luz; además, la mayoría de la población mundial posee ojos de color café oscuro, dado que es éste el fenotipo dominante, revelando menos textura en la banda visible ya que la pigmentación del ojo responde a la luz natural absorbiéndola, no así en el caso del espectro cercano al infrarrojo [33]; y las reflexiones especulares producidas por la córnea son prácticamente nulas, lo que reduce sustancialmente el ruido de la imagen obtenida. En la Figura 2.11 se pueden observar imágenes de iris capturadas con este tipo de iluminación. Sin embargo se ha comprobado que trabajar con iluminación NIR resulta dañino para la salud humana en los casos en que se utiliza con una potencia muy alta, su uso es muy prolongado o se expone el ojo a este tipo de iluminación habitualmente [2], sin contar que además se requiere el uso de cámaras y equipos de iluminación especiales para poder trabajar en esta banda de frecuencia, lo que limita el uso de esta tecnología. Esto ha motivado recientemente a los investigadores en el área de la biometría a desarrollar algoritmos capaces de trabajar con cámaras RGB, que son más comunes y baratas, no requieren de un equipo de iluminación NIR, otorgan imágenes en color en contraposición con las imágenes en escala de grises de las cámaras NIR debido a que el pigmento del iris no responde a esas longitudes de onda, y a la vez constituyen un gran reto para la comunidad científica dado que surgen los problemas de reflexiones y baja nitidez en la textura de ojos de color oscuro mencionados anteriormente. En la Figura 2.12a se puede apreciar una imagen utilizando una cámara RGB, que si bien posee reflexiones leves es posible distinguir a simple vista la textura del iris, en contraste con la imagen de la Figura 2.12b en donde la reflexión producida por la córnea hace casi imposible distinguir textura alguna.

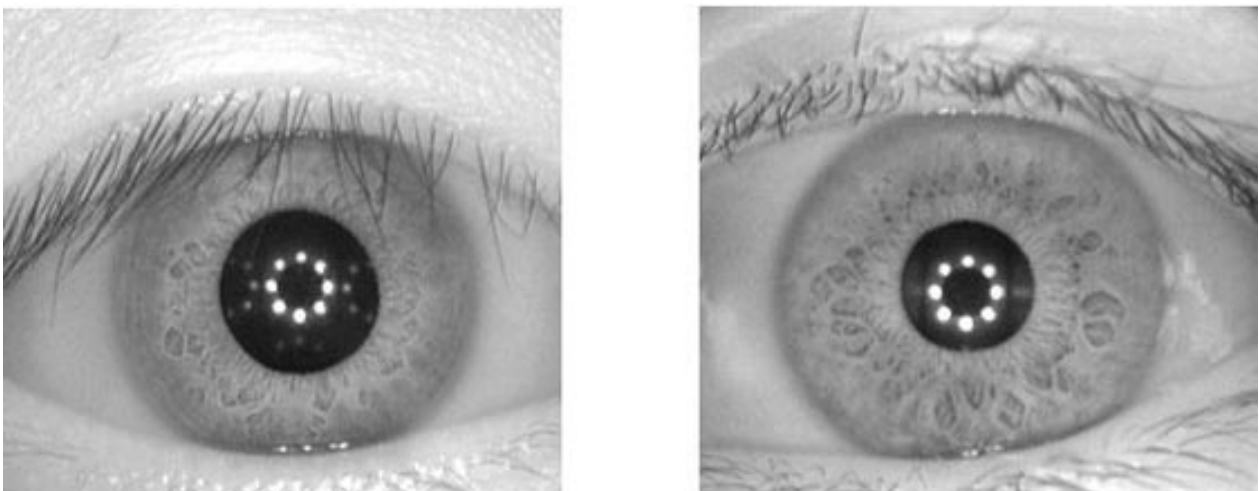
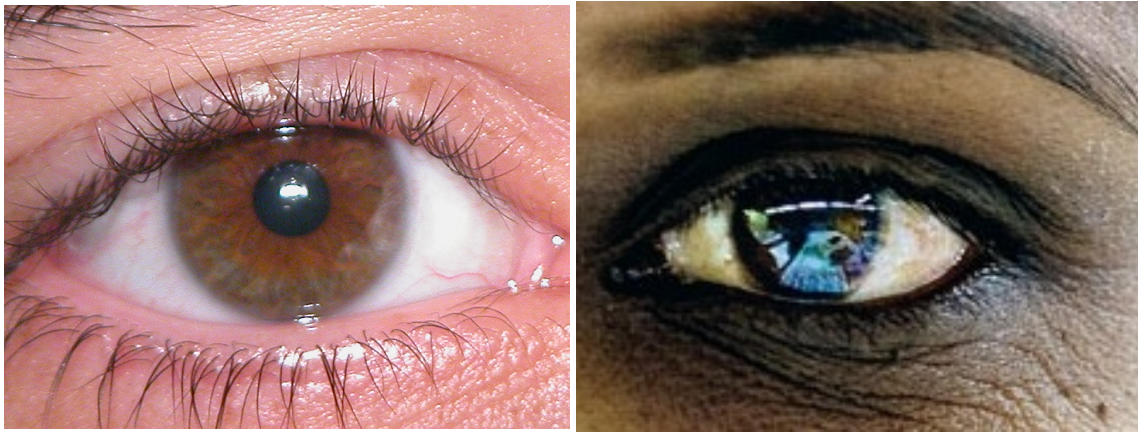


Figura 2.11: Imágenes de iris con iluminación cercana a infrarrojo.⁵



(a) Reflexiones especulares leves. [32]

(b) Reflexiones especulares altas.⁶

Figura 2.12: Imágenes de Iris con iluminación natural.

El enfoque de la imagen resulta otro de los parámetros críticos de este módulo. Si el usuario se acerca demasiado al lente, entonces probablemente quedará fuera de foco, provocando borrosidad en la imagen capturada, lo que afectará la tasa de rendimiento del sistema. La distancia entre el punto más cercano al lente y el más lejano, tal que ambos puntos aparezcan nítidos en la imagen se conoce como profundidad de campo y está en directa relación con el volumen de captura. La profundidad de campo puede incrementarse utilizando lentes con distancias focales pequeñas o disminuyendo la apertura del diafragma que permite la entrada de luz a la cámara, sin embargo utilizar distancias focales menores compromete la magnificación del objeto en escena, mientras que la disminución de la apertura del diafragma se traduce en un decremento de la cantidad de luz entrante, lo que obliga a aumentar la sensibilidad del sensor, y por consiguiente incrementando el nivel de ruido en la imagen, o aumentando el tiempo en que el sensor captura luz, conocido como tiempo de obturación, lo que conlleva un incremento en la borrosidad de la imagen debido al movimiento del objeto en escena. Por otro lado si el volumen de captura es muy pequeño, es más probable que las imágenes queden desenfocadas debido al movimiento del usuario por estar constantemente saliendo y entrando en el rango de operación, ya sea de manera voluntaria o involuntaria, lo que se traduce en que el sistema se volverá más restrictivo y seguramente el tiempo de residencia para una identificación exitosa aumente como consecuencia de esto debido a la dificultad de obtener una imagen nítida.

En los últimos años se han propuesto diversos enfoques para abordar los desafíos en este módulo. Las propuestas actuales consideran el uso de estructuras con cámaras múltiples; cámaras plenópticas, capaces de realizar el enfoque después de haber tomado la fotografía y algoritmos de fusión de múltiples imágenes para generar capturas bien enfocadas [16], algoritmos de enfoque con control automático o plataformas electromecánicas móviles para solucionar los problemas mencionados anteriormente [4, 13, 17, 28]. Además se han propuesto algoritmos en base a filtros y máquinas de soporte vectorial con el fin de maximizar la potencia de la imagen en el espacio de Fourier, lo que tiene una consecuencia directa con la nitidez de la misma.

⁵<http://biometrics.idealtest.org/userfiles/image/V4Fig.2.jpg>

⁶<http://cdn.static-economist.com/sites/default/files/imagecache/full-width/images/print-edition/20120114.LDP002.0.jpg>

2.4.2. Segmentación

La etapa que sigue a la adquisición corresponde a la segmentación del iris, consiste en aislar el iris del resto de la imagen, excluyendo además las oclusiones ocasionadas por los párpados o los reflejos por la luz. Es importante mencionar que las imágenes ingresadas a este módulo deben poseer al menos un ojo abierto para poder localizar el iris. Para validar esto existen algoritmos basados en histogramas o similares que descartan imágenes que no cumplan con este requisito.

La localización del iris se realiza primero ubicando de manera tosca e imprecisa el centro del iris, esta primera aproximación sirve como condición inicial para una búsqueda más exhaustiva al final del proceso. La mayoría de los algoritmos de segmentación utilizan la diferencia de contraste entre la pupila y el iris para obtener la ubicación aproximada, aunque también hay otros métodos basados en redes neuronales; mapas auto organizativos; y Adaboost para lograr la misma tarea de manera más precisa, por ende disminuyendo el rango de búsqueda del ajuste fino y mejorando los resultados de la segmentación a expensas de un mayor costo computacional [2, 7].

Luego de obtener la ubicación aproximada se realiza una búsqueda más exhaustiva del iris. Los principales métodos para lograr este objetivo se indican a continuación:

2.4.2.1. Métodos Convencionales

Estos métodos de localización y segmentación de iris utilizan diferentes operadores de detección de borde para detectar los límites de la pupila y el iris, sin embargo también contienen partes de pestañas y párpados lo que se traduce en inexactitud al momento de segmentar. Estos métodos trabajan bajo varias suposiciones, entre ellas la que el iris y la pupila son circulares y por ende segmentan la sección de acuerdo a ello [1]. En la mayoría de los casos cuando la imagen es tomada frontalmente el iris queda bien delimitado por un círculo, sin embargo esto sólo se cumple para esta pose en particular, por lo que trabajar con esta hipótesis hace prácticamente inevitable la aparición de errores en la segmentación, por ello algunos investigadores han asumido que posee bordes elípticos, tiempo después esta hipótesis también fue descartada. Algunos métodos convencionales se indican a continuación:

Detector de bordes de Canny [6]: Ha sido utilizado para detectar bordes en distintas aplicaciones [?], el aporte más trascendental del algoritmo fue que junto con el desarrolló una teoría computacional con respecto a la detección de bordes y estableció tres criterios principales de rendimiento: buena detección, que consiste en que debe marcar en lo posible todos los bordes existentes; buena segmentación, es decir que los bordes detectados en la imagen estén tan cerca como los bordes reales de la misma; respuesta mínima, cada borde debe ser marcado una sola vez, y en lo posible no se deben crear falsos bordes. El algoritmo en sí consiste en suavizar la imagen con un filtro gaussiano, calcular el gradiente de la imagen, utilizar supresión no máxima para obtener bordes de un pixel de grosor de histéresis de umbral para eliminar máximos procedentes del ruido.

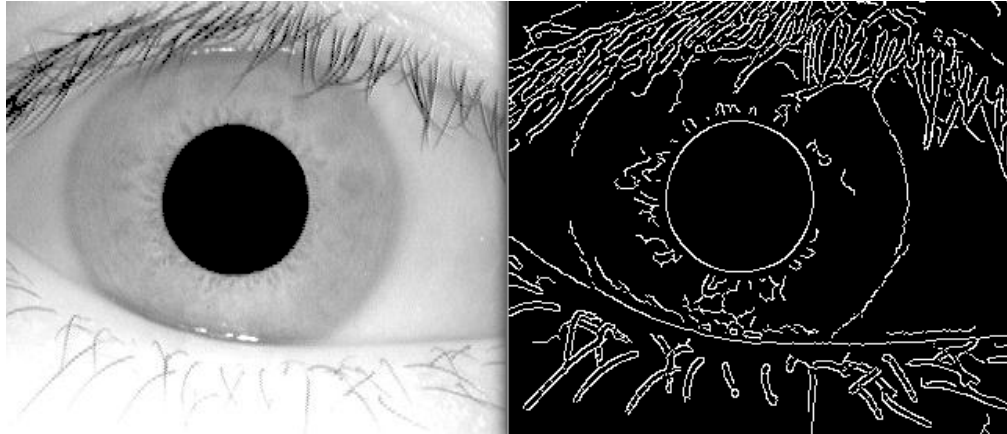


Figura 2.13: Detección de bordes utilizando algoritmo de Canny [6] ⁷.

Operador Integro Diferencial: Utilizado en sus inicios por Daugman [9] [10], consiste en un detector de bordes circulares que busca el máximo valor del cambio de tonalidad en la imagen utilizando la integral de línea de varios círculos concéntricos. La ecuación

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left\{ G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right\} \quad (2.1)$$

define el operador en cuestión, en donde $I(x,y)$ consiste en la imagen que contiene el ojo, ds es el arco diferencial del círculo de radio r y coordenadas (x_0,y_0) y G_σ es una función que suaviza la imagen como un filtro Gaussiano de tamaño σ . Dado que utiliza información derivativa de primer orden se computa muy rápidamente [29].

Transformada de Hough Circular: Su uso en la segmentación de iris fue propuesto inicialmente por Wildes, en este algoritmo se utiliza un detector de bordes sobre la imagen previamente suavizada por un filtro gaussiano, y luego cada pixel perteneciente a un borde en el espacio de la imagen vota por los puntos (a,b,r) de cada posible círculo que pasa por él en el espacio de parámetros, donde a y b corresponden a las coordenadas del centro del círculo y r corresponde al radio del mismo. Para llevar a cabo la cuenta de votos se utiliza un acumulador de tres dimensiones. La exactitud del algoritmo depende directamente del tamaño del acumulador, sin embargo el aumento en el tamaño del acumulador implica un mayor uso de memoria. El algoritmo en sí es bastante costoso computacionalmente y en general no se utiliza en aplicaciones en tiempo real [29].

2.4.2.2. Otros métodos desarrollados

Al enfrentarse a la problemática de no poder asumir una geometría del iris a priori, se han buscado otras alternativas para segmentar. Daugman utiliza contornos activos (conocidos también como *snakes*), fijando una cantidad determinada de coeficientes de Fourier para representar el borde a segmentar, a partir del mapa de bordes y su curvatura [10]. Tan [2] utiliza algoritmos de clustering en combinación con el operador integro

⁷<https://i.stack.imgur.com/EMQxw.png>

diferencial para poder refinar los resultados obtenidos por este último. Sahmoud [36] reduce la complejidad computacional de la transformada de Hough, para ello utiliza el algoritmo de *K-means* y encuentra a grandes rasgos el área del iris, luego utiliza el detector de bordes de Canny en orientación vertical, y sobre la imagen de salida del detector utiliza la transformada circular de Hough.

Como se indicó anteriormente, uno de los problemas usuales en las imágenes obtenidas corresponde a la existencia de oclusiones producidas por pestañas y párpados, y las reflexiones especulares que deben ser eliminadas antes de llegar a la siguiente etapa de procesamiento. Las reflexiones especulares generalmente se identifican y eliminan por umbrales de intensidad, en donde se asocian los pixeles más claros con la existencia de este tipo de ruido. Con respecto a las pestañas y párpados, inicialmente se solía realizar un recorte lineal en la zona superior del iris excluyendo parte de éste y las pestañas superiores que generalmente son las que producen mayor ruido. Sin embargo a lo largo del tiempo se han desarrollado diversos métodos y por ende esta etapa se ha ido refinando, considerando ahora: aproximaciones parabólicas con la intención de perder la menor información posible del iris; como también el uso de filtros lineales multidireccionales; umbrales de detección relacionados a ciertos estadísticos, como la media y varianza de los pixeles contenidos en ventanas locales móviles [2].

La salida de este módulo resulta ser una máscara binaria, en donde se indica con un 1 que el pixel corresponde al iris y que debe ser procesado como tal, y con un 0 los pixeles que se deben excluir de la codificación. En la Figura 2.14 se puede apreciar la salida ideal de este módulo para una imagen dada.

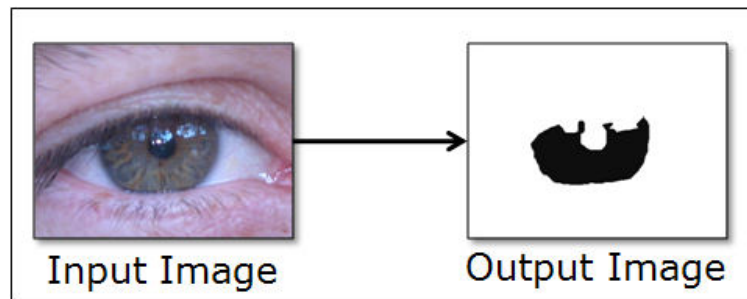


Figura 2.14: Salida del módulo de segmentación. ⁸

2.4.3. Clasificación

El último módulo se encarga de codificar la información iridal obtenida, compararla con la plantilla alojada en la base de datos y realizar la decisión asociada a la identidad del usuario por medio de algún puntaje. Para que la información sea utilizable, el primer paso a realizar es normalizarla de manera que sea comparable con la existente en la base de datos [10]. Esto es debido a que tanto en la etapa de adquisición de la imagen como en la eliminación de ruido (pestañas, párpados y reflexiones especulares) se producen imágenes con gran variabilidad en la cantidad de pixeles con información. Para resolver este problema Daugman [9] propuso un algoritmo de escalamiento radial que permite realizar un mapeo desde un espacio rectangular a un espacio de coordenadas polares. De esta manera a cada pixel se le asocia un valor radial entre 0 y 1 y un ángulo entre 0 y 2π independiente del número de pixeles de la imagen. la Figura 2.15 esquematiza el procedimiento de normalización para un iris dado. Es importante mencionar que se normaliza tanto el iris

⁸<http://nice1.di.ubi.pt/task.jpg>

como la máscara binaria que se obtiene partir del módulo de segmentación.

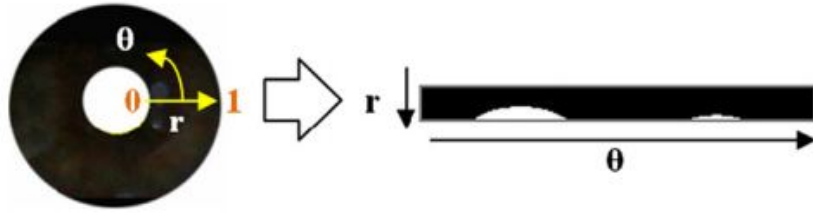


Figura 2.15: Normalización de iris propuesta por Daugman [9].

Luego de normalizar la imagen se debe codificar para poder compararla con los patrones de la base de datos. Se pueden identificar tres grandes ramas con respecto a la forma en que se representa la textura del iris: Una de ellas busca utilizar diversos filtros para obtener representaciones binarias de codificación, siendo la codificación de Daugman ampliamente utilizada en soluciones comerciales. Otra alternativa busca representar la textura del iris como un vector de características con valores reales, siendo el trabajo de Wildes el pionero en esta rama [41]; finalmente existe un tercer grupo que utiliza una combinación de las propuestas indicadas por las otras corrientes [5]. Daugman utiliza una descomposición en filtros de Gabor en dos dimensiones, en donde asigna un par de bits a cada cuadrante del plano complejo, y se codifica de acuerdo al valor de la fase de la salida de la imagen por el filtro [9] (Ver Figura 2.16). La operación descrita queda definida en la ecuación

$$h_{\{Re,Im\}} = sgn_{\{Re,Im\}} \int_{\rho} \int_{\phi} I(\rho, \phi) e^{-iw(\theta_0 - \phi)} \cdot e^{-(r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} \cdot e^{-(\theta_0 - \phi)^2 / \beta^2} \quad (2.2)$$

en donde $h_{Re,Im}$ consiste en los bits de salida del signo de la parte real e imaginaria de la integral en dos dimensiones; $I(\rho, \phi)$ corresponde a la imagen a binarizar en un sistema de coordenadas polares adimensional; α y β son factores de escala para el tamaño del wavelet; w es la frecuencia del wavelet; y (r_0, θ_0) corresponden a las coordenadas polares de cada región del iris que se codificará. Por otro lado Wildes utiliza filtros pasabanda isotrópicos basados en filtros Laplacianos de Gaussianos [41], que son aplicados en distintas escalas, lo que permite encontrar diferencias más sutiles que en el algoritmo de Daugman pero en que su representación requiere más espacio para almacenar dado que los valores del vector de características son reales. Sun y Tan [38] proponen el uso de filtros ordinales para la representación de la textura del iris, apelando a que las relaciones ordinales entre regiones vecinas de la imagen son estables y robustas. El sistema de codificación que proponen consiste en convolucionar la imagen con distintos filtros ordinales y codificar la imagen resultante con bits, como se ilustra en la Figura 2.17.

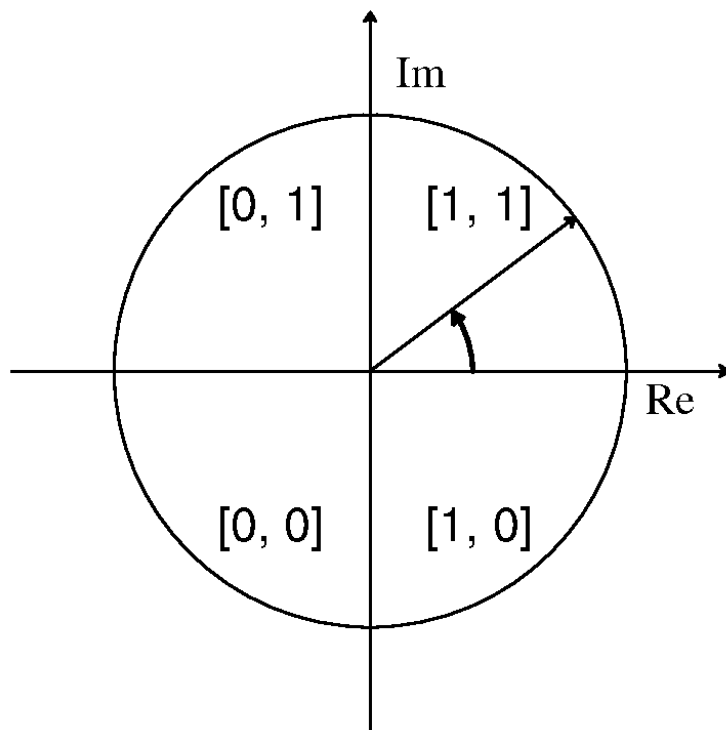


Figura 2.16: Esquema de codificación de fase propuesto por Daugman [9].

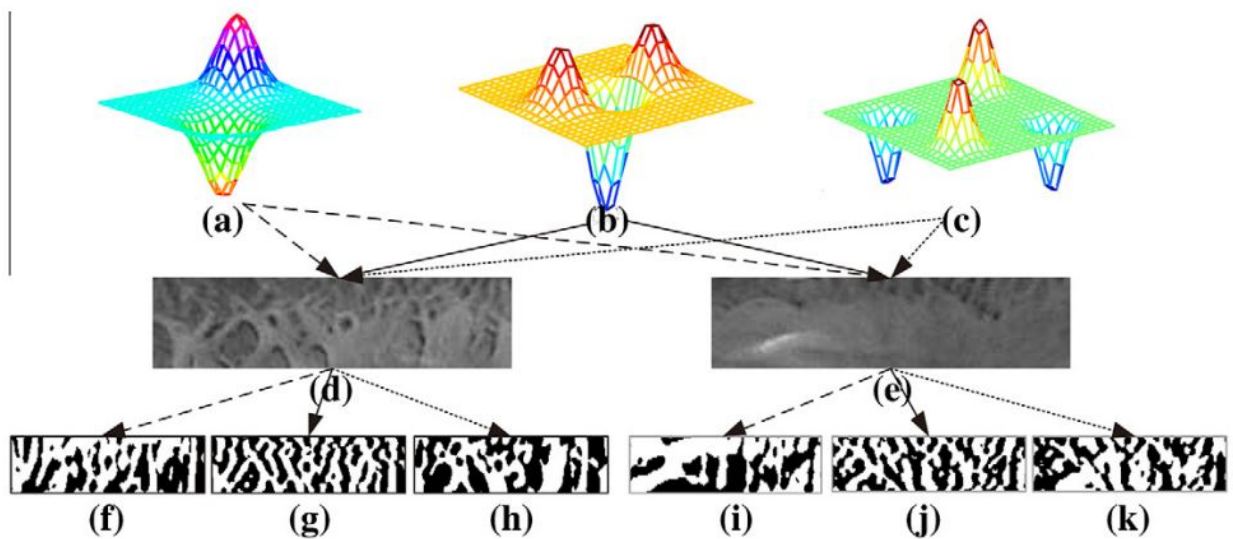


Figura 2.17: Esquema de codificación propuesto por Sun y Tan [38]: (a)-(c) Tres filtros ordinales típicos; (d)-(e) dos subregiones de irises distintos; (f)-(k) los códigos OM resultantes.

Además, Kong [24] ha propuesto una generalización a la codificación de iris de Daugman, en donde se realiza una asignación de bits de acuerdo a intervalos de ángulo de la fase de los valores complejos obtenidos, en vez de su signo, indicando que si se mejora la resolución de codificación del espacio de la fase la tasa

de reconocimiento mejora. Por otro lado, Bowyer [18] introduce el concepto de *Bits frágiles*, en donde se obtienen varios códigos de iris de imágenes distintas del mismo sujeto, y se genera una máscara binaria para descartar en primera instancia los bits con mayor variabilidad en el código, con lo que logra robustecer el sistema de clasificación.

El último paso corresponde a decidir si el patrón obtenido se corresponde con uno (en modo de validación) o alguno (modo de identificación) de los patrones de la base de datos. Para ello se utiliza una métrica y un umbral para evaluar la coincidencia entre ambos patrones y tener un criterio de decisión que permita la clasificación. Daugman [9, 10] propone utilizar la distancia de Hamming normalizada dada por

$$D_H = \frac{||(\text{code}A \otimes \text{code}B) \cap \text{mask}A \cap \text{mask}B||}{||\text{mask}A \cap \text{mask}B||} \quad (2.3)$$

y que consiste en realizar una operación XOR entre ambos patrones y dividirla por la cantidad de bits utilizados en la comparación, que dependen de las máscaras binarias de cada patrón. Si la distancia resulta ser cercana a cero entonces se dice que ambos patrones corresponden al de un mismo sujeto. En caso contrario, si la distancia supera un umbral dado entonces se trata de dos usuarios distintos. Por otro lado, Wildes utiliza una aproximación estadística de la correlación normalizada de las 4 imágenes de textura que se obtienen en su enfoque, combinándolas y utilizando el discriminante lineal de Fisher para realizar la decisión. En general la manera en que se comparan dos muestras se ha mantenido durante el tiempo: Bowyer siguiendo con su noción de bits frágiles, propone que éstos bits del iris de una persona conforman por sí mismos un patrón que se puede complementar al código de iris de Daugman [19], robusteciendo nuevamente el sistema de clasificación.

Los métodos actuales no han modificado de manera sustancial este módulo, si no que han buscado maneras de complementarlo utilizando otra información extraíble de la imagen del ojo obtenida, como: la textura de la piel; el uso de la codificación por color de la misma; color del ojo; descriptores de la forma y geometría del ojo; entre otros, con el fin de lograr un índice de reconocimiento alto al ocupar esquemas de fusión de características en un enfoque de reconocimiento multimodal.

Capítulo 3

Método Implementado

En este capítulo se detalla el método implementado y el trabajo realizado con respecto a la evaluación del sistema de reconocimiento de iris a distancia, otorgando información sobre cada una de las pruebas que se han realizado. En primera instancia se describe de manera breve el módulo de adquisición con el que se trabajó, indicando aspectos técnicos del mismo. Luego se describe el procedimiento utilizado para la creación de una base de datos utilizando el módulo de adquisición. Más adelante se señala metodología en que se basa el módulo de segmentación y las métricas que se buscan minimizar, para finalmente describir los diversos esquemas de clasificación implementados junto la forma en que se medirá el rendimiento.

3.1. Módulo de Adquisición

3.1.1. Descripción del sistema

El sistema se encuentra empotrado en la entrada del tercer piso del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Chile. Consiste en una cámara IP marca *Avigilon* y un sistema de iluminación compuesto de focos LED adyacente a la cámara. La razón por la cual el foco debe quedar cercano a la cámara es porque de esta manera al mirar la cámara para poder ser reconocido, el reflejo especular que esta podría generar en los ojos del individuo tiene una mayor probabilidad de caer en la pupila y no en el iris. Las cámaras IP son dispositivos electrónicos autónomos que poseen un servidor web integrado, gracias al cual pueden transmitir directamente las imágenes a través de redes locales WAN o LAN y también por internet. En la Figura 3.1 se puede apreciar la cámara utilizada, mientras que la Tabla 3.1 resume sus principales características.

Tabla 3.1: Especificación Técnica de la cámara utilizada en la adquisición de imágenes. ¹

Marca de la cámara	Avigilon
Modelo	HD Pro
Sensor de imágenes	CCD de barrido progresivo
Resolución	16 MP
Pixeles Activos	4864 x 3248
Iluminación Mínima	0.1 lux a f1.4
Rango Dinámico	65dB
Compresión de imágenes	JPEG2000
Frecuencia de Actualización de imagen	3 Hz a resolución completa
Control del obturador	Automático y Manual (2 a 1/60000 [s])



Figura 3.1: Cámara utilizada por el sistema de reconocimiento de iris a distancia.

3.1.2. Formación de la Base de Datos

Utilizando el sistema descrito anteriormente, se forma una base de datos de imágenes de rostros de individuos, intentando enfocar ambos iris. El procedimiento utilizado para obtener las imágenes se indica a continuación: El sujeto se coloca de pie sobre una marca colocada con anterioridad que indica el lugar aproximado de la región de captura, permaneciendo quieto y mirando de frente hacia la cámara, con el

¹<http://avigilon.com/es-es/products/video-surveillance/cameras/hd-pro-cameras/hd-pro/16-mp-hd-pro-camera/>

Tabla 3.2: Características de la base de datos.

Número de imágenes	1505
Cantidad de sujetos	54
Cantidad de imágenes por sujeto	aproximadamente 27
Relación Hombres - Mujeres	87.04% - 12.96%
Dimensiones de la imagen	4864 x 3248
Peso promedio del Archivo	60.2[MB]
Formato del archivo	*.bmp

foco LED encendido apuntando a su rostro. La cámara está colocada de manera tal que enfoca a una altura entre 1.65[m] a 1.75[m], por lo que si un voluntario escapa de ese rango de altura se ajusta manualmente en función de la estatura de la persona. Las imágenes que obtiene la cámara se proyectan en un monitor desde donde se evalúa en tiempo real si la imagen se guarda en la base de datos. Por cada individuo se capturan alrededor de 27 imágenes. La profundidad de campo de la cámara en la configuración utilizada es de aproximadamente 4[cm] lo que obliga a los usuarios a mantenerse prácticamente inmóviles luego de encontrar el punto de mejor enfoque de la imagen (evaluado cualitativamente). En una etapa posterior se eliminan manualmente las imágenes en donde no se distingue el iris, ya sea por parpadeo o por falta de nitidez a causa del movimiento, y se realizan marcas manuales de las mismas para poder validar el módulo de segmentación y utilizar las imágenes directamente en el módulo de clasificación. La Tabla 3.2 muestra las características de la base de datos creada.



Figura 3.2: Imagen capturada por el módulo de adquisición.

3.2. Módulo de Segmentación

3.2.1. Segmentador

Se utilizó un clasificador basado en Adaboost con características Haar implementado anteriormente [30] para la detección de ojos, en serie con un localizador de iris basado en el operador integro diferencial de Daugman. La segmentación comienza con un algoritmo de clustering que estima de manera gruesa la posición del iris en la imagen. Este algoritmo está basado en el desarrollado por Tan [2] que se fundamenta en que la mayoría de los errores de localización ocurren a causa del alto contraste existente en las zonas no iridales como cejas, párpados, pestañas y hasta marcos de lentes. Una vez que se logra catalogar con un alto índice de confianza el área que contiene al iris, entonces se procede a utilizar un algoritmo de búsqueda fina.

El algoritmo de localización gruesa busca biparticionar la imagen en escala de grises en dos áreas en particular: el complejo iris - párpado, A_1 , y la piel, A_2 , para ello comienza asumiendo que el 20% de los píxeles más oscuros corresponden al iris, y el 30% más claro corresponde a la piel. Luego limpia los clusters pequeños que podrían haber quedado aislados, luego se calcula el centroide de los clústers junto con su desviación estándar, y se añaden los puntos p_k que no han sido asignados y que están a 8 píxeles o menos de algún borde del área en base a la regla definida en la ecuación 3.1, en donde μ_{p_k} y μ_i corresponden a las intensidades del pixel en cuestión y del área A_i respectivamente, σ_i es la desviación estándar del área y T es un umbral. Finalmente se utiliza el centroide de A_1 como punto inicial del algoritmo de búsqueda fina.

$$D(p_k, A_i) = \frac{|\mu_{p_k} - \mu_i|}{\sigma_i} < T \implies p_k \in A_i \quad (3.1)$$

La ubicación del borde iridal se realiza utilizando el operador integro diferencial de Daugman. Como se indicó en el capítulo anterior, este operador corresponde a un detector de bordes circular que se rige por el siguiente funcional a optimizar:

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left\{ G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right\} \quad (3.2)$$

Sin embargo computar la integral de contorno a lo largo de toda la circunferencia resulta ser un esquema propenso a errores, debido a que generalmente el iris se encuentra parcialmente cubierto por el párpado superior y en menor medida por el párpado inferior. Por esta razón en vez de utilizar la circunferencia completa se utilizan sólo los arcos laterales, en este caso de un ángulo de 80° por lado.

Finalmente para evaluar este módulo se realizaron marcas manuales en ambos iris de todas las imágenes de la base de datos, para ser utilizadas como *ground truth*. La medida de error que se utilizará para evaluar la segmentación será el error cuadrático medio entre la diferencia de los valores correspondientes a las coordenadas del punto central y el radio del iris de ambos ojos.

3.2.2. Evaluación de Enfoque

A pesar de que se han capturado manualmente las imágenes y éstas se ven en general bien enfocadas a nivel de rostro, no todas poseen una buena calidad en la región de interés (iris) a causa del desenfoque en

la imagen o falta de nitidez por movimiento, como se puede apreciar en la Figura 3.3 en donde se muestra la imagen original (Figura 3.3a) capturada y el iris izquierdo obtenido a partir de un recorte de la imagen original (Figura 3.3b). Esto hace necesario buscar algún método para descartar ciertas imágenes de acuerdo a su nivel de enfoque en torno a la región que comprende el iris.

El desenfoque óptico puede describirse como un fenómeno en el espacio de la frecuencia [9]. Para una imagen $I(x, y)$, su transformada de Fourier $F(\mu, \nu)$ queda definida por la Ecuación 3.3. El desenfoque en una imagen es representado comúnmente como la convolución entre una imagen enfocada y una función de dispersión de punto, siendo esta función típicamente una función gaussiana en donde su varianza es proporcional al nivel de desenfoque de la imagen: para una imagen bien enfocada, la función de dispersión tiende a ser una delta de Dirac, de manera tal que al convolucionarla con la imagen no produce efecto alguno sobre ella. Una imagen mal enfocada en cambio resulta de la convolución entre la imagen bien enfocada y la función de dispersión con una forma de campana de Gauss. La convolución de dos señales en el espacio de la imagen corresponde a la multiplicación de sus transformadas en el espacio de la frecuencia, por lo que la transformada de Fourier de una imagen desenfocada es de la forma mostrada en la Ecuación 3.4, en donde se puede observar que el primer término de la función afecta a las altas frecuencias de la imagen bien enfocada.

$$F(\mu, \nu) = \frac{1}{(2\pi)^2} \iint I(x, y) \exp(-i(\mu x + \nu y)) dx dy \quad (3.3)$$

$$F_{\sigma}(\mu, \nu) = \exp\left(-\frac{\mu^2 + \nu^2}{\sigma^2}\right) F(\mu, \nu) \quad (3.4)$$

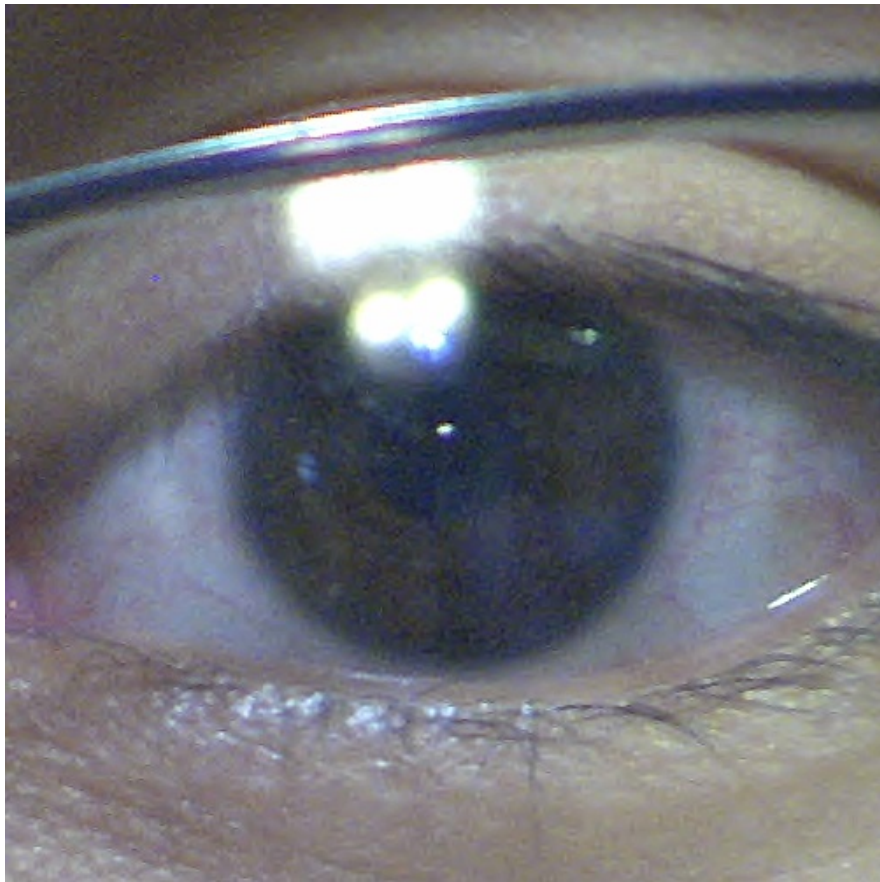
Éste análisis sugiere que una manera efectiva de estimar el enfoque de una imagen sea calculando la energía del espectro de la imagen previamente filtrada por una función pasa altos o pasa banda adecuada. Utilizando el teorema de Parseval que estipula que la energía en el espectro de frecuencia es igual que la energía en el espacio original, es posible realizar los cálculos sin requerir el cómputo de la Transformada de Fourier. En base a esto, se han propuesto diversos kernels con los que se convoluciona la imagen para luego realizar el cálculo de la energía. Se utilizaron los kernels propuestos por Daugman, Kang y Wei que se muestran en las Ecuaciones 3.5, 3.6 y 3.7 respectivamente [10, 26]. Debido a que la intensidad de los píxeles varía entre 0 y 255, la imagen se normaliza antes de realizar la convolución con cualquiera de estos kernels, de manera que la intensidad toma valores entre 0 y 1.

$$K_D = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 3 & 3 & 3 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 3 & 3 & 3 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 3 & 3 & 3 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 3 & 3 & 3 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$K_K = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \\ -1 & 4 & 4 & 4 & -1 \\ -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.6) \quad K_W = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & 2 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & 0 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & 2 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$



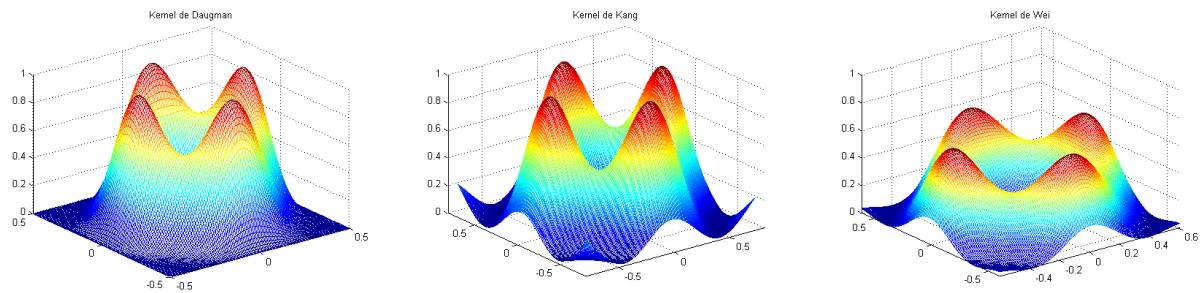
(a) Imagen original.



(b) Iris izquierdo recortado.

Figura 3.3: Imagen original y acercamiento a iris izquierdo

En la Figura 3.4 se puede observar la densidad espectral de potencia de los kernels definidos por las ecuaciones 3.5, 3.6 y 3.7 respectivamente. Todas consisten en funciones pasa banda, que suprimen las bajas frecuencias, mientras que mantienen las frecuencias de la banda media y alta, suprimiendo las más altas, que suelen atribuirse a ruido en la señal. Las Figuras 3.5 y 3.6 muestran el resultado de convolucionar estos kernels con una imagen propiamente enfocada y otra mal enfocada: Como se puede apreciar, en la imagen enfocada se observan más detalles y bordes de la imagen original en contraste con una imagen con un menor nivel de enfoque, en donde se suprime prácticamente toda la señal.



(a) Kernel de Daugman [10].

(b) Kernel de Kang [23].

(c) Kernel de Wei [26].

Figura 3.4: Espectro de potencia de los Kernels propuestos.

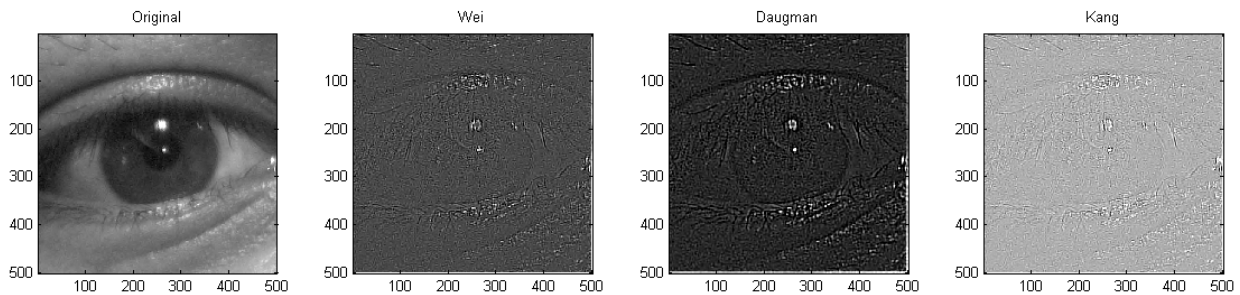


Figura 3.5: Imagen de la base de datos creada, bien enfocada y el resultado de convolucionarla con los distintos kernels, de Daugman, Kang y Wei respectivamente.

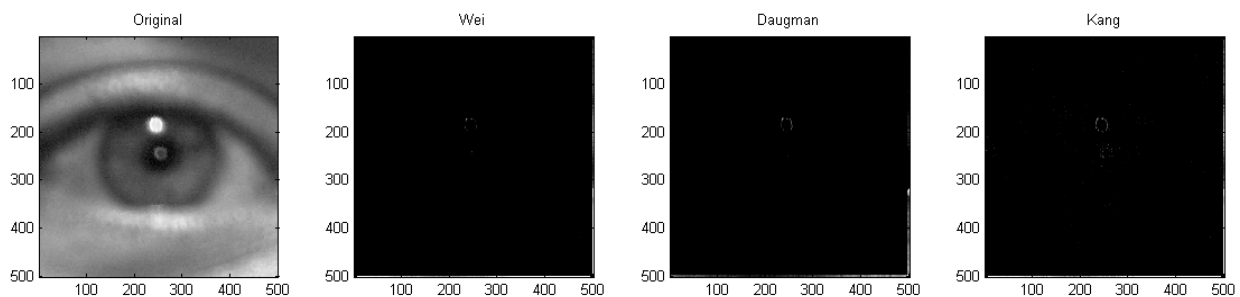


Figura 3.6: Imagen de la base de datos creada, mal enfocada y el resultado de convolucionarla con los distintos kernels, de Daugman, Kang y Wei respectivamente.

El procedimiento para evaluar el desempeño de cada kernel se describe a continuación: para un kernel en particular, se computa la energía de cada imagen convolucionada con él, y se genera una lista ordenada de mayor a menor potencia espectral, siendo éste valor el indicador de foco de la imagen a la que le corresponde. Luego se descarta una cantidad N de imágenes correspondientes a un porcentaje de la base de datos fijado arbitrariamente, estas N imágenes descartadas corresponden a las que obtuvieron menor puntaje. Luego se evalúa cada kernel de acuerdo a la curva ROC promedio que se obtiene al utilizar el algoritmo de Daugman sobre la base de datos inducida por cada uno de ellos. Como muestra de control se comparan las curvas ROC con la curva ROC obtenida a partir de la base de datos sin descartar imágenes por desenfoco.

3.2.3. Máscara binaria

El propósito de la máscara binaria consiste en eliminar píxeles de la imagen que no corresponden al iris, siendo éstos comúnmente pestañas, párpados y reflexiones especulares causadas por la iluminación. Usualmente las reflexiones se observan en la imagen como los píxeles más claros, y para suprimirlas, en primer lugar se debe convertir la imagen a escala de grises, luego se duplica el valor de cada píxel de manera que se saturan los que estén cerca del blanco, finalmente se binariza la imagen considerando como reflexión el 25% de los píxeles más claros. Para eliminar reflejos que no fueron detectados por este algoritmo se realiza una dilatación con un elemento elíptico de tamaño 4 seguido de una erosión con un elemento circular de tamaño 1 [30].

Por otro lado, para la remoción de pestañas y párpados se determinó por inspección eliminar la zona superior del iris, debido a que en la mayoría de los casos, esta zona corresponde a párpados, pestañas y sombras causadas por estos. En términos concretos, se pretende eliminar cerca de un 28% de la zona superior del iris, correspondiente a el área que se encuentra sobre una línea horizontal tangente al círculo que define el perímetro de la pupila. En la Figura 3.7 se muestra el resultado de la generación de la máscara binaria correspondiente al proceso señalado.

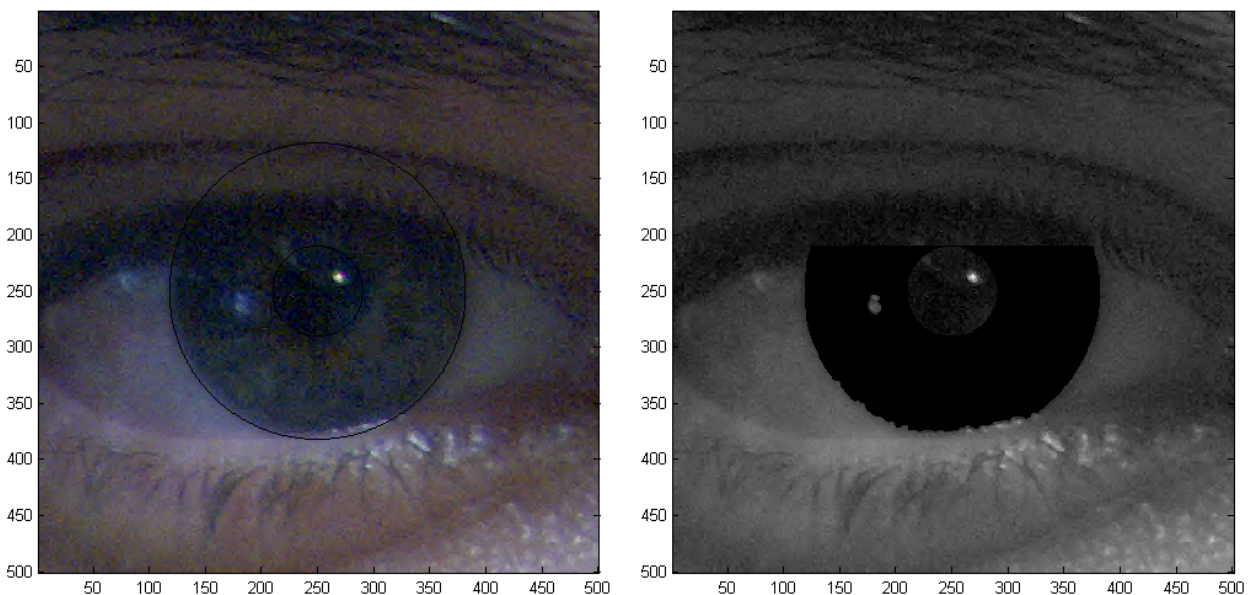


Figura 3.7: A la izquierda, imagen original con iris y pupila demarcado. A la derecha, imagen con su máscara generada superpuesta.

3.3. Módulo de Clasificación

A continuación se describe el módulo de clasificación implementado, que consiste en el algoritmo de Daugman y un algoritmo de clasificación basado en color.

3.3.1. Clasificación por textura de iris

Se implementó un clasificador de textura iridal basado en el esquema propuesto por Daugman. Se tomó esta determinación debido a su eficacia en las aplicaciones con iluminación con espectro infrarrojo o cercanas a infrarrojo que se han utilizado en sistemas de reconocimiento de iris cooperativo en los últimos años [9, 12]. Para ello, el primer paso es la normalización del iris, esto a causa de que las distintas instancias de identificación pueden resultar de imágenes obtenidas a distancias diferentes, y por ende la cantidad de pixeles que contienen información podría ser distinta entre las imágenes. Esto se resuelve mapeando la imagen original en un sistema de coordenadas cartesianas a un sistema de coordenadas polares, en donde a cada pixel se le asigna un radio $\rho \in [0, 1]$ y un ángulo $\theta \in [0, 2\pi]$, obteniendo un vector rectangular de un tamaño fijo para cualquier imagen de iris, en donde el eje vertical consiste en la componente radial y su eje horizontal en el componente angular del mismo. En la Figura 3.8 se puede apreciar la salida del proceso de normalización de iris.

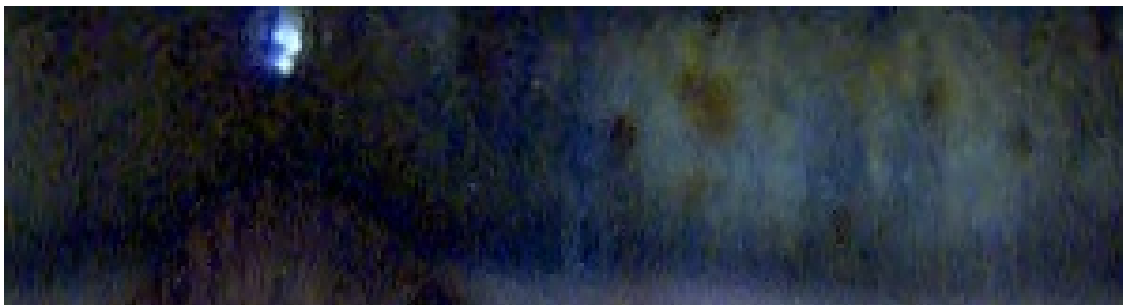


Figura 3.8: Normalización de un iris extraído.

Luego este vector normalizado debe ser codificado para compararlo con la plantilla alojada en la base de datos. Esto se realiza a través de la codificación propuesta por Daugman (ver Ecuación 2.2) que es capaz de describir de manera satisfactoria la textura iridal contenida en la imagen a partir de los coeficientes fasoriales de los filtros de Gabor 2D utilizados. La Figura 3.9 muestra la codificación de la imagen en versión de escala de grises de la Figura 3.8.



Figura 3.9: Codificación del iris extraído de la Figura 3.8.

Finalmente la comparación de dos códigos de iris se computa de acuerdo a

$$D_H = \frac{||(\text{code}A \otimes \text{code}B) \cap \text{mask}A \cap \text{mask}B||}{||\text{mask}A \cap \text{mask}B||} \quad (3.8)$$

que corresponde a la distancia de Hamming de los dos patrones, descontando los bits ruidosos que posean en común y normalizando por la cantidad de bits totales en la comparación. Para asegurar un buen calce, para un mismo par de patrones se suele calcular esta distancia varias veces, haciendo un *shift* de los bits en la dirección angular de uno de los patrones, y guardando el valor mínimo de todas las distancias medidas. Esto permite que dos iris iguales pero con un leves rotaciones puedan calzar entre ellos y ser debidamente identificados.

Una mejora posible que propone Bowyer [18] para robustecer el sistema cuando se poseen varias imágenes por usuario enrolado en la base de datos, es detectar los bits frágiles de los patrones biométricos, los que corresponden a un cierto porcentaje de los bits con mayor variabilidad entre las muestras, generando una máscara binaria propia para cada clase. La idea detrás de esto es que muchos bits resultan poseer alta variabilidad porque el fador asociado a ese bit se encuentra cercano a los ejes, lo que lo vuelve muy inestable. Enmascarando estos bits debería robustecer el sistema en general, e incluso Bowyer indica que la máscara obtenida a partir de esto puede ser utilizada como un patrón por sí mismo [19]. Sun y Tan [14] siguen la línea de pensamiento de Bowyer pero en vez de utilizar una máscara binaria proponen un mapa de pesos para cada patrón, es decir, utilizar el intervalo continuo $[0,1]$ en vez de los valores binarios $\{0,1\}$. Se probarán y compararán ambos métodos para los casos en que la cantidad de imágenes de iris por enrolado sea mayor a 1.

3.3.1.1. Realce de Imagen

Intuitivamente hablando, si uno pudiese mejorar la calidad de la imagen con la que se trabaja, en el sentido de que gracias a algún algoritmo sea posible apreciar de mejor manera la textura del iris, resulta razonable esperar un alza en el rendimiento del sistema de reconocimiento. Con esta idea en mente, se evaluaron distintos algoritmos distribuidos en tres categorías: reducción de ruido; ajuste de contraste y corrección de enfoque. A continuación se especifican los algoritmos estudiados en cada categoría:

Reducción de Ruido: Para reducir el ruido de las imágenes se estudiaron tres alternativas de filtros: Promedio, Mediana y Wiener [31, 39]. El filtro promedio, como lo indica su nombre, trabaja en una ventana de tamaño $[N, M]$ y cambia el valor del pixel central por el del promedio ponderado entre ese pixel y sus pixeles vecinos, siendo éstos considerados en el cálculo si es que se encuentran dentro de la ventana. Un caso particular de filtro promedio es el filtro Gaussiano [37]. Por otro lado, el filtro de Mediana [37] es un filtro no lineal que calcula la mediana en torno a un pixel y reemplaza su valor por este estadístico. Finalmente el filtro de Wiener [37] asume ruido aditivo en la imagen, y estima el valor real del pixel utilizando un criterio de minimización del error cuadrático medio. Las Figuras 3.10 a 3.13 muestran una imagen de iris normalizada y el resultado de la aplicación de los 3 filtros sobre ella. Las imágenes se han ecualizado para realzar las diferencias entre cada algoritmo.



Figura 3.10: Imagen Original.



Figura 3.11: Imagen con filtro de promedio.



Figura 3.12: Imagen con filtro de mediana.



Figura 3.13: Imagen con filtro de Wiener.

Ajuste de Contraste: Para estudiar el ajuste de contraste se utilizaron tres métodos; Ajuste de histograma sin saturación, en donde se mapean los píxeles desde su dominio al rango $[0, 255]$; Ajuste con saturación, en donde se realiza el mismo mapeo anterior, con la salvedad de que ahora se satura un porcentaje arbitrario de píxeles, de manera que si un píxel pertenece al rango de los $X\%$ más oscuros (es decir su intensidad es cercana a cero en términos relativos), entonces se le otorga una intensidad de 0, mientras que si pertenece al porcentaje $Y\%$ de los más claros, se le asigna un valor de 255. Por último también se utiliza el algoritmo de ecualización adaptativa, en donde se realiza la ecualización por histograma descrita al comienzo, esta vez por ventanas en la imagen y luego utilizando interpolación bilinear entre los bordes de cada ventana para evitar saltos de continuidad muy grandes. En las Figuras 3.14 a 3.17 se puede apreciar el resultado de los distintos algoritmos aplicados sobre la imagen original.

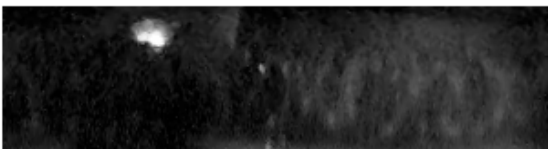


Figura 3.14: Imagen Original.



Figura 3.15: Ecuación por histograma.



Figura 3.16: Ecuación por histograma con saturación.



Figura 3.17: Ecuación por histograma adaptativa.

Corrección de Enfoque: Se utilizaron cuatro algoritmos de corrección de enfoque, que consisten en realizar un proceso de deconvolución: Deconvolución ciega [25], que estima la función de dispersión de punto utilizando un método estadístico de máxima verosimilitud; Deconvolución utilizando el método de Lucy-Richardson [35], que consiste en un método iterativo; Deconvolución con filtro regularizado, en donde se realiza una optimización en el sentido del error cuadrático medio; y por último la deconvolución utilizando

el algoritmo de Wiener [31]. En las Figuras 3.18 a 3.22 se puede apreciar el efecto de los distintos filtros de corrección de enfoque utilizados.



Figura 3.18: Imagen Original.



Figura 3.19: Deconvolución Ciega.



Figura 3.20: Deconvolución con método de Lucy-Richardson.

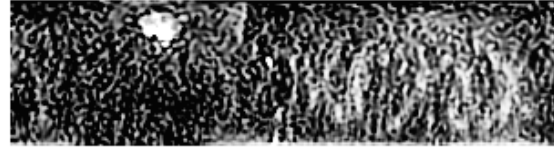


Figura 3.21: Deconvolución con filtro regularizado.



Figura 3.22: Deconvolución con filtro de Wiener.

3.3.1.2. Generalización de codificación por fase

En [24], Kong realiza un estudio de la codificación binaria utilizada por Daugman [10], en donde se codifica de acuerdo al signo de los valores complejos obtenidos luego de procesar la imagen por un filtro de Gabor. Su estudio propone una codificación por fase y demuestra tanto matemática como empíricamente la equivalencia entre la codificación por signo de Daugman y la codificación por fase propuesta por Kong. La codificación que utiliza Daugman utiliza 2 bits para representar el semiplano complejo en donde residen los fasores del resultado de filtrar la imagen con el filtro de Gabor, como se puede apreciar en la Figura 3.23. Kong generaliza esta codificación de manera tal que se puede obtener una cantidad arbitraria de bits en vez de los dos que utiliza el algoritmo de Daugman original. Para lograr esto se procede de la siguiente forma: se fija un número de bits N con los que se codificará la fase de cada pixel; se particiona uniformemente el intervalo $[0, 2\pi]$ en $2N$ intervalos, en otras palabras, se generan conjuntos disjuntos de la forma $[2\pi \cdot \frac{n}{2N}, 2\pi \cdot \frac{n+1}{2N})$, con $n \in [0, 1, \dots, 2N - 1]$. Luego se genera un código Gray asociado a la partición, para ello se calcula una tabla de codificación de acuerdo al siguiente pseudocódigo:

Algoritmo 1 Generación de tabla de codificación

- 1: **if** $j \leq n$ & $1 \leq i \leq j$ **then** $a_{i,j} = 1$
 - 2: **else if** $j > n$ & $j - n \leq i \leq n$ **then** $a_{i,j} = 1$
 - 3: **else** $a_{i,j} = 0$
-

Esta matriz de codificación es de dimensiones $[N, 2N]$, en donde cada columna $j \in [0, 2N - 1]$

corresponde a la asignación de N bits de la j -ésima partición, correspondiente al intervalo $[2\pi \cdot \frac{j}{2N}, 2\pi \cdot \frac{j+1}{2N})$. Para $N = 2$ es fácil ver que se obtienen los intervalos $[0, \frac{\pi}{2})$, $[\frac{\pi}{2}, \pi)$, $[\pi, \frac{3\pi}{2})$, $[\frac{3\pi}{2}, 2\pi)$ que se corresponden con los cuadrantes con lo que se realiza la codificación de Daugman.

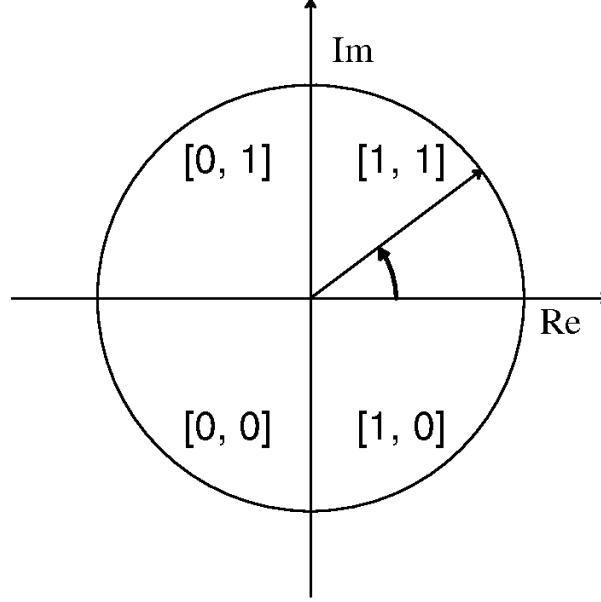


Figura 3.23: Esquema de codificación de Daugman.

3.3.1.3. Mapas de pesos personalizados

En [18], Bowyer mide la estabilidad de los bits entre muestras de una misma clase y propone utilizar una máscara personalizada para cada clase de manera que se eliminen los bits con mayor varabilidad observada. En su trabajo concluye que este enmascaramiento efectivamente logra separar más las distribuciones intra e inter clase. En [14], Tan refina el trabajo de Bowyer y propone la utilización de lo que él denominó mapas de pesos personalizados: para cada clase se calcula un mapa de pesos, en donde a cada bit de le asigna un valor en el intervalo $[0, 1]$ en función de la varianza que tenga entre las muestras de entrenamiento. Para calcular el mapa se prosigue de la siguiente manera: para una clase en particular, suponiendo que hay k imágenes de entrenamiento para ésta, se obtienen los k códigos asociados a las imágenes y luego se realizan $k \times k$ comparaciones entre éstas, obteniendo un promedio de acuerdo a la Ecuación 3.9, en donde P es un vector del mismo tamaño que los códigos de iris. Luego se normaliza este valor para que esté en el intervalo $[0, 1]$, para realizar esto se calcula W , el valor normalizado, de acuerdo a la expresión de la Ecuación 3.10. Finalmente es éste valor el utilizado como máscara de pesos para una clase en particular.

$$P = \frac{1}{k^2} \sum_{a=1}^k \sum_{b=1}^k code_a \odot code_b \quad (3.9)$$

$$W = 2P - 1 \quad (3.10)$$

3.3.2. Clasificación por color de iris

Se ha reportado que el color del iris de por sí es discriminante hasta cierto punto, por lo que vale la pena combinarlo con la textura iridal para aumentar su rendimiento, a pesar de que sea sensible a la iluminación del entorno. Tan [38] propone utilizar los histogramas concatenados de 3 espacios de colores distintos, RGB, HSI y $l\alpha\beta$, y una medida de disimilaridad basada en ecuaciones de difusión de calor definidas recursivamente. Por otro lado Proenca [33] utiliza descriptores MPEG-7, los cuales tienen propósitos de compresión y reconstrucción y por lo tanto tienden a centrarse en los componentes de baja frecuencia de las imágenes, extrayendo los colores dominantes de las imágenes. Cuando es comparado con otros patrones biométricos, una de las características interesantes del iris es que la mayoría de su información está contenida en los componentes de baja y media-baja frecuencia, por lo tanto estos descriptores intuitivamente deberían ser útiles para propósitos de reconocimiento. Sin embargo, dado que en el mismo trabajo de Proenca se indica que el método basado en histogramas y distancias de difusión propuesto por Tan resulta mejor, será aquel el que se utilice. Para dos imágenes con histogramas h_1 y h_2 respectivamente, la distancia viene dada por

$$D(h_1, h_2) = \sum_{i=0}^L |d_i(x)| \quad (3.11)$$

en donde $d_0(x) = h_1(x) - h_2(x)$, $d_i(x) = [d_{i-1}(x) * \phi(x, \sigma)] \downarrow_2$, σ corresponde a la desviación estándar del filtro gaussiano ϕ y la notación \downarrow_2 indica submuestreo a la mitad.

Además se propone un sistema de clasificación basado en la norma L_2 de la imagen de iris. Para ello se computa la diferencia entre los pixeles de la mitad derecha del iris con los pixeles del iris normalizados al intervalo $[0, 1]$. Si I_1 e I_2 corresponden a esta región de interés, la distancia entre ellas se define como:

$$D(I_1, I_2) = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \frac{1}{M \cdot N} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_1(i, j, k) - I_2(i, j, k))^2} \quad (3.12)$$

3.3.3. Fusión de características de textura y color

Una vez obtenidos los puntajes asociados a las características de textura y color iridal, se propone la fusión de éstos puntajes para obtener un índice de reconocimiento mayor. Además, para aumentar la efectividad del método propuesto se utilizarán ráfagas de 3 imágenes.

- Para cada imagen de una ráfaga de fotografías se obtiene el puntaje de todos los indicadores asociados al comparar con las imágenes de la base de datos, cada uno es normalizado por un umbral μ_i calculado para cada característica, y se concatenan en un vector de puntajes, en donde se indica el puntaje obtenido y el ID asociado.
- Se escogen los N menores puntajes obtenidos y se calculan las modas en base a los ID de este subconjunto.
- Para cada ID distinto dentro de los N mejores se recalcula el puntaje promediando cada uno de sus valores y restándole un valor α multiplicado por la moda de éste. Estos valores se ingresan a un vector Φ .

- Se escoge el mínimo de Φ , y si este es menor a un cierto umbral μ , entonces se considera que las imágenes obtenidas corresponden a un individuo enrolado en la base de datos, en caso contrario el sistema lo cataloga como un impostor.

Capítulo 4

Análisis de Resultados

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos para cada mejora propuesta por separado. Para cada una de ellas se utilizó validación cruzada utilizando un 20% de la base de datos como conjunto de entrenamiento y el 80% para validación en los casos en los que corresponde ajustar parámetros. Finalmente se muestra el resultado de la Fusión de las características con las mejoras propuestas. Todos los resultados expuestos a continuación corresponden a los obtenidos a partir del conjunto de validación.

4.1. Evaluación de Enfoque

En la Figura 4.1 se muestran las curvas ROC obtenidas al utilizar distintos conjuntos de imágenes correspondientes a los que no fueron descartados por los distintos métodos de evaluación de enfoque presentados en el capítulo anterior. Como se puede apreciar en el gráfico, el kernel propuesto por Daugman resulta más efectivo que el resto al realizar la evaluación, por lo tanto, es con este subconjunto de la base de datos con el que se trabajará para el resto de pruebas.

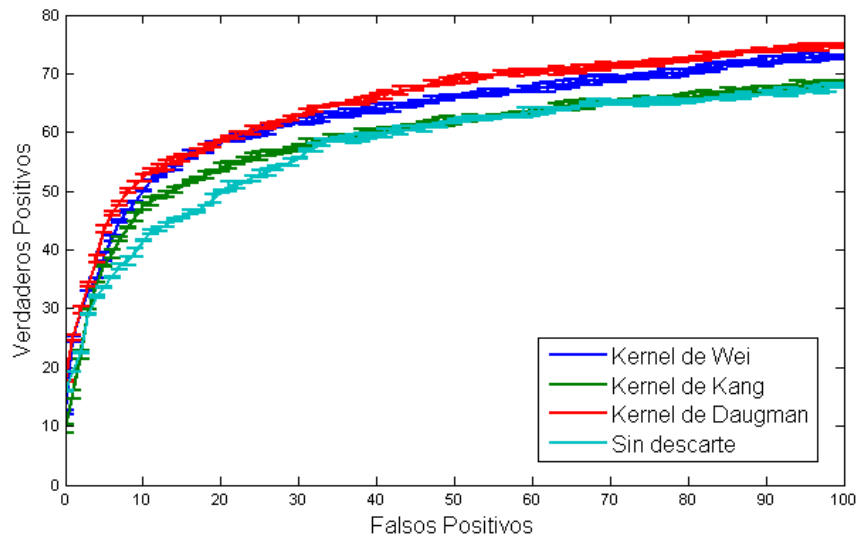


Figura 4.1: Curva ROC para los subconjuntos de imágenes obtenidos a partir de la evaluación de enfoque.

4.2. Realce de imagen

4.2.1. Ajuste de contraste

En la Figura 4.2 se muestran las curvas ROC obtenidas al utilizar el algoritmo de Daugman con imágenes preprocesadas con distintos métodos de ecualización. Se observa que todos los métodos estudiados mejoran la exactitud del sistema de reconocimiento, al menos en la zona comprendida entre el 0 y 5%, siendo la ecualización adaptativa por histograma la mejor entre todas en el rango de operación de interés. La Tabla 4.1 complementa la información otorgada por la curva ROC, entregando las tasas de verdaderos positivos al no aceptar impostores.

Tabla 4.1: Tasa de verdaderos positivos a una tasa de 0% de falsos positivos para distintos métodos de ajuste de contraste.

Método	VP con 0% de FP
Ajuste con saturación	21.37 %
Ecualización de histograma	20.22 %
Ecualización adaptativa	23.11 %
Sin ajuste de contraste	18.56 %

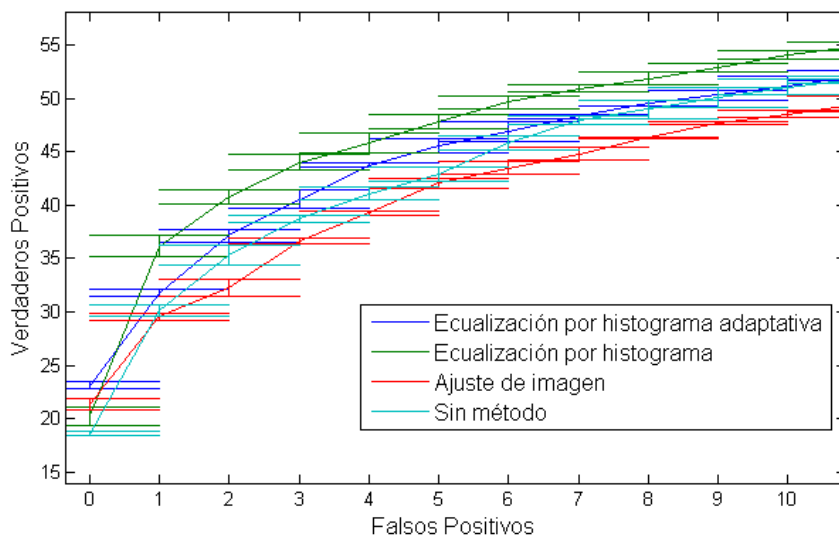


Figura 4.2: Curva ROC para distintos métodos de mejora de contraste.

4.2.2. Mejora de enfoque

La Figura 4.3 muestra el resultado de utilizar algoritmos de realce de enfoque en las imágenes versus no utilizarlos, sobre el conjunto de validación. En general ninguno de éstos métodos ayudó a mejorar la tasa de reconocimiento, lo que se explica si se considera que en general este tipo de algoritmos consisten en filtros pasa altos, que realzan las diferencias entre píxeles aledaños, y por consiguiente también aumentan el nivel de ruido entre ellos. La Tabla 4.2 complementa los resultados que se aprecian en la curva ROC.

Tabla 4.2: Tasa de verdaderos positivos a una tasa de 0% de falsos positivos para distintos métodos de mejora de enfoque.

Método	VP con 0% de FP
Blind Deconvolution	11.89%
Lucy - Richardson	11.59%
Regularized	13.19%
Wiener	8.00%
Sin mejora de enfoque	18.56%

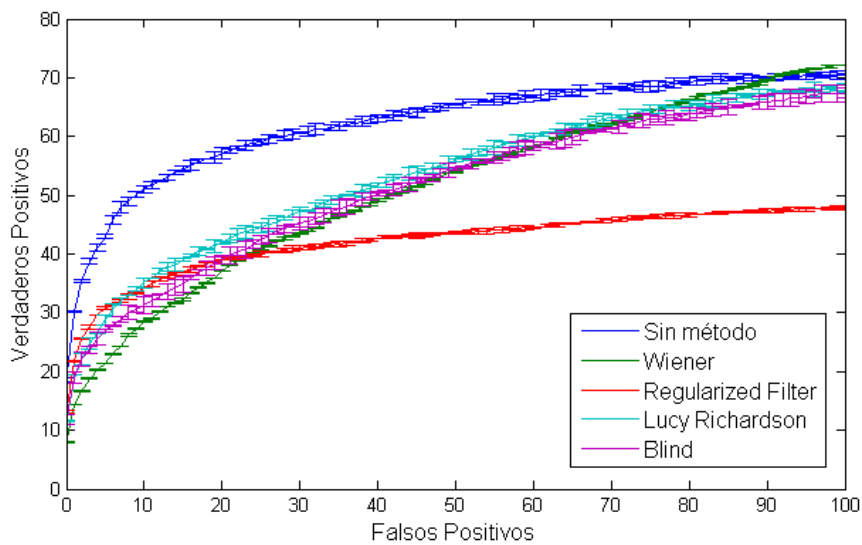


Figura 4.3: Respuesta del sistema ante distintos métodos de mejora de enfoque.

4.2.3. Reducción de Ruido

En la Figura 4.4 se puede observar el rendimiento del sistema en función de la tasa de falsos positivos aceptada, para distintos métodos de reducción de ruido, sobre el conjunto de validación de la base de datos. El filtro de Wiener logra el mejor rendimiento con respecto a los otros métodos. La Tabla 4.3 muestra las tasas de verdaderos positivos cuando no se aceptan impostores.

Tabla 4.3: Tasa de verdaderos positivos a una tasa de 0% de falsos positivos para distintos métodos de reducción de ruido.

Método	VP con 0% de FP
Promedio	24.04 %
Mediana	21.56 %
Wiener	29.63 %
Sin reducción de ruido	18.56 %

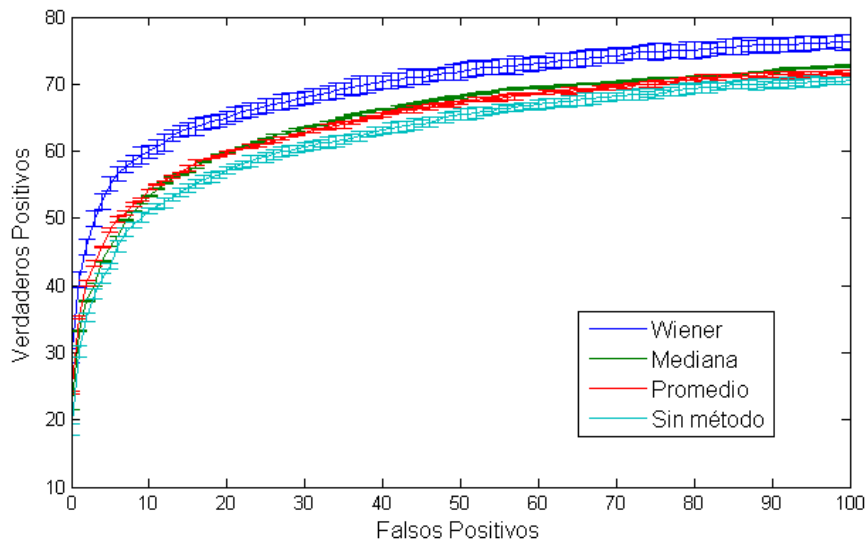


Figura 4.4: Comparativa entre distintos métodos de reducción de ruido.

4.2.4. Combinación de mejoras

Una pregunta natural que aparece al realizar estas pruebas, corresponde a que si la combinación de estos métodos otorgan un resultado mejor al que se obtiene al usarlos por separado. Para contestar esta interrogante, se escogió el mejor método de realce de imagen de cada categoría, y los dos mejores métodos sin importar su categoría, y se realizaron combinaciones entre ellos. Los mejores métodos por categoría observados fueron: Equalización adaptativa en la categoría de mejora de contraste; Filtro de Wiener en reducción de ruido; y deconvolución regularizada en el caso de realce de enfoque. Además, los dos mejores métodos sin importar su categoría fueron el Filtro de Wiener y el Filtro Promedio, ambos utilizados par la reducción de ruido. Cabe destacar que en general para cualquier par de métodos escogidos, $F(I)$ y $G(I)$, con I una imagen, se cumple que $G(F(I)) \neq F(G(I))$, por lo tanto se realizaron pruebas con todas las combinaciones posibles entre los 4 algoritmos. En la Figura 4.5 se observa el resultado de las distintas combinaciones entre métodos, como se puede observar, el resultado de combinar el filtro de Promedio con el filtro de Wiener (en ese orden, es decir $Wiener(Promedio(I))$) otorga la mayor exactitud con respecto a los demás.

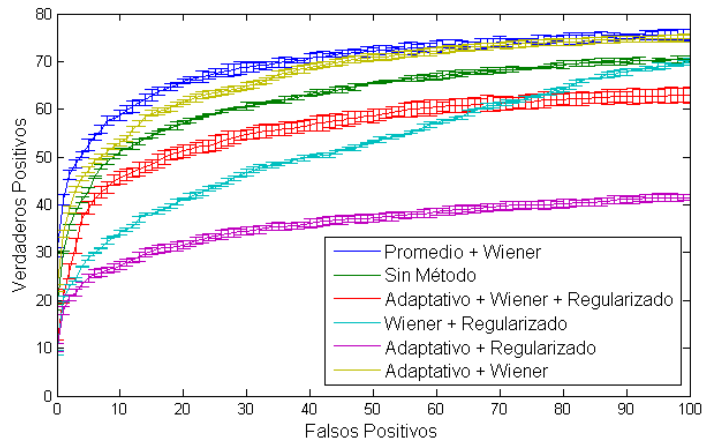


Figura 4.5: Distintas combinaciones de métodos de realce de imagen.

Finalmente en la Figura 4.6 se compara el mejor filtro por sí sólo, con la mejor composición de filtros obtenida en el paso anterior, es decir, el filtro de Wiener por sí solo contra la combinación de éste con el filtro promedio. Dada la varianza observada en esta prueba no se puede determinar si el filtro de Wiener o su combinación con el filtro promedio resulta ser mejor, sin embargo resulta evidente que cualquiera de los dos supera al caso base en donde no se realiza preprocesamiento de la imagen. Luego, por un tema de buscar la implementación más sencilla se escoge el filtro de Wiener por sí sólo.

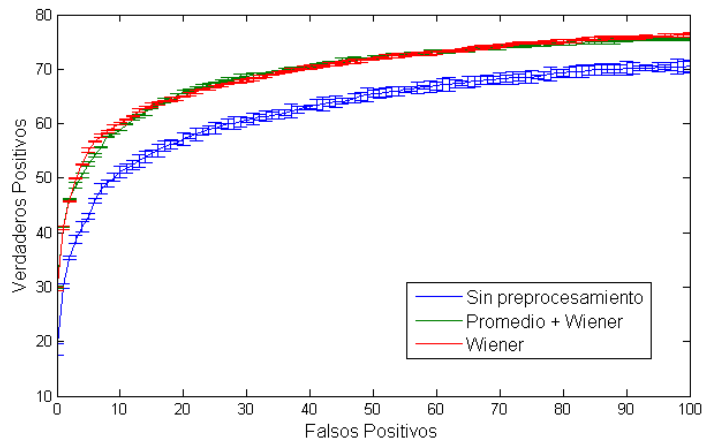


Figura 4.6: Curva ROC comparativa entre composición de filtros y filtro de Wiener por sí solo.

4.3. Codificación de Fase Generalizada

La Figura 4.7 muestra los resultados al utilizar entre 2 a 5 bits por pixel para la codificación por fase generalizada propuesta por Kong [24]. Como se puede observar, para éste caso la codificación con 3 bits resulta mejor que la codificación tradicional con 2, sin embargo este aumento en el rendimiento decae al seguir aumentando la cantidad de bits con los que se codifica. Al aumentar la cantidad de particiones en donde puede alojar la fase de los valores complejos, el sistema se vuelve cada vez más sensible a la variabilidad de la fase de estos valores, por lo tanto resulta más propenso a realizar codificaciones distintas en comparación con sistemas de codificación con menos bits de información. Si bien el desarrollo de un código de Gray para que la diferencia en bits entre particiones aledañas sea unitaria en teoría ayuda a disminuir el efecto de este problema, como se puede observar en el gráfico, el aumento de cantidad de bits no compensa el error asociado al ruido de las imágenes.

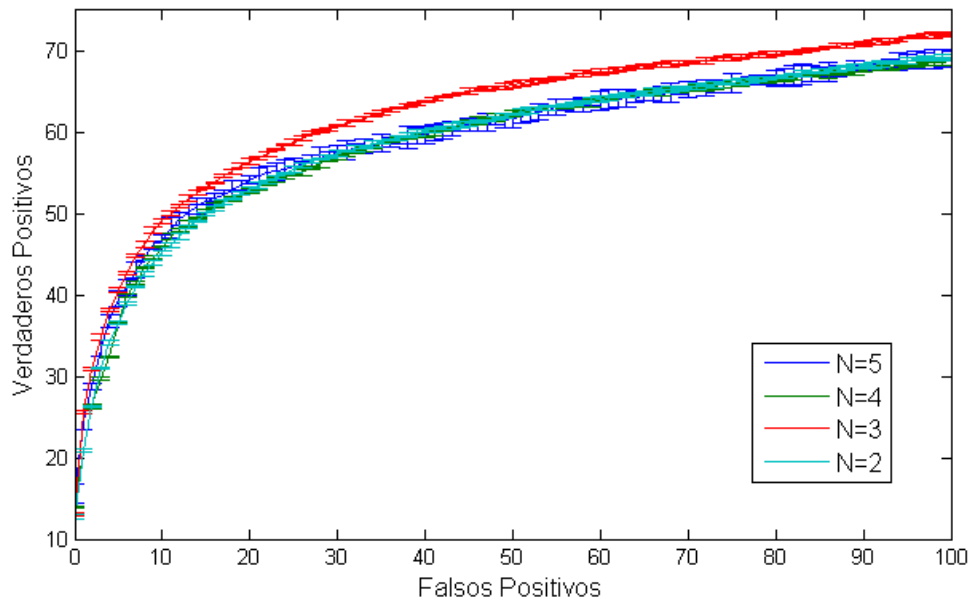


Figura 4.7: Curva ROC para distintos tamaños en bits de codificaciones.

Al repetir la experiencia sobre imágenes a las cuales se les ha filtrado previamente el ruido utilizando los filtros que otorgaron mejor rendimiento en la prueba anterior, llámese filtros de Wiener y Promedio, se constata que el incremento de *accuracy* por la codificación generalizada aumenta cuando se utilizan 4 bits, lo que es consistente con la idea de que es el ruido de la imagen el que afecta a la fase obtenida a través de los filtros Gabor (Ver Figura 4.8).

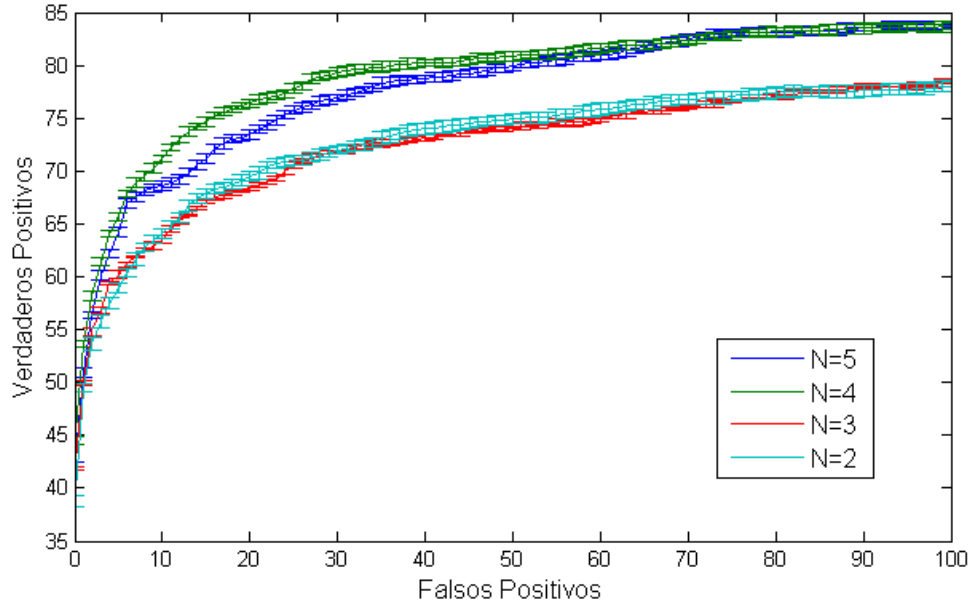


Figura 4.8: Curva ROC para distintos tamaños en bits de codificaciones con imágenes previamente filtradas.

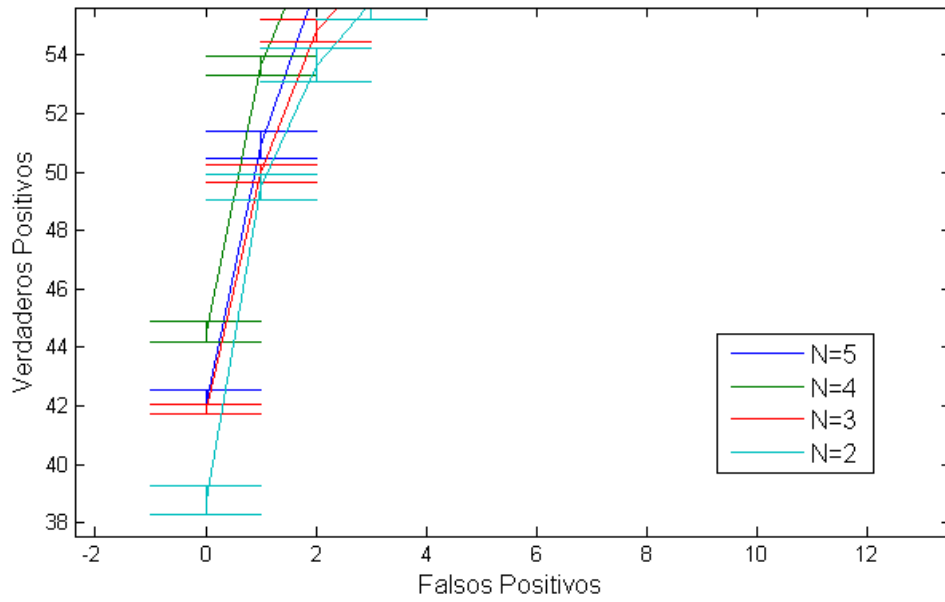


Figura 4.9: Acercamiento de la Figura 4.8 en torno a la zon de interés; se puede observar con claridad que la codificación de 4 bits es mejor que las demás para esta configuración.

4.4. Mapas de pesos personalizados

En la Figura 4.10 se observa el aumento del rendimiento del sistema de reconocimiento cuando se utiliza un mapa de pesos personalizado. La exactitud promedio del sistema aumentó de 17.72% a 26.6% utilizando 5 imágenes para entrenar el mapa de pesos. Se determinó que esta cantidad de imágenes para el entrenamiento era la óptima utilizando validación cruzada y considerando que cantidades mayores de imágenes para entrenar aumentaban el rendimiento en una cantidad despreciable.

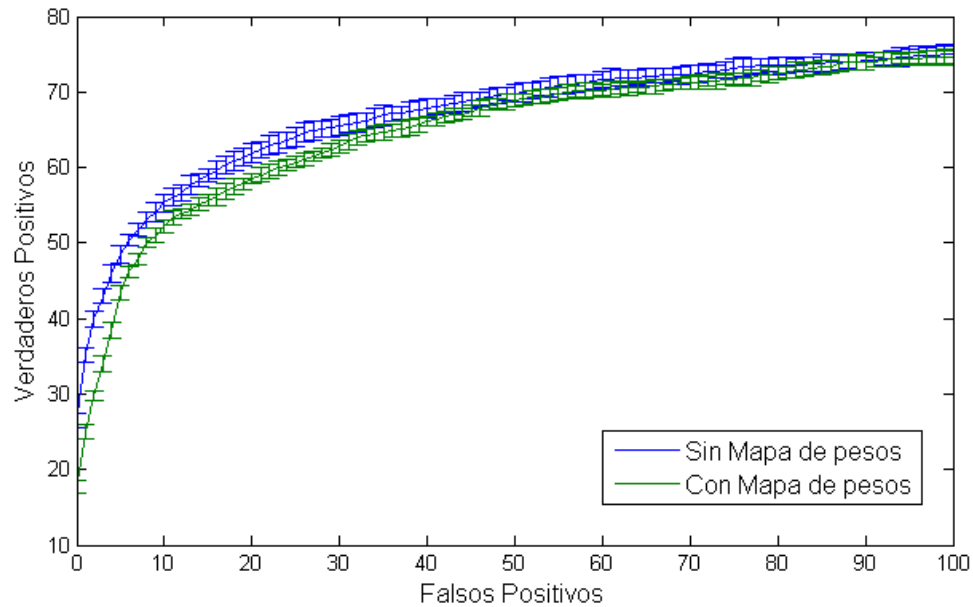


Figura 4.10: Curva ROC comparativa entre método de clasificación con y sin mapa de pesos personalizado.

4.5. Clasificación por Color

En la Figura 4.11 se puede observar la curva ROC asociada a la clasificación de iris por color iridal. Como se puede apreciar, la diferencia de color resulta mejor que la distancia de difusión en todos los puntos de la curva. Aún así la capacidad de clasificación de ambas es bastante baja con respecto a los algoritmos basados en textura, por lo que se decide otorgarle un menor peso a los valores obtenidos a partir de ésta clasificación en el sistema que fusiona las características de color y textura iridal.

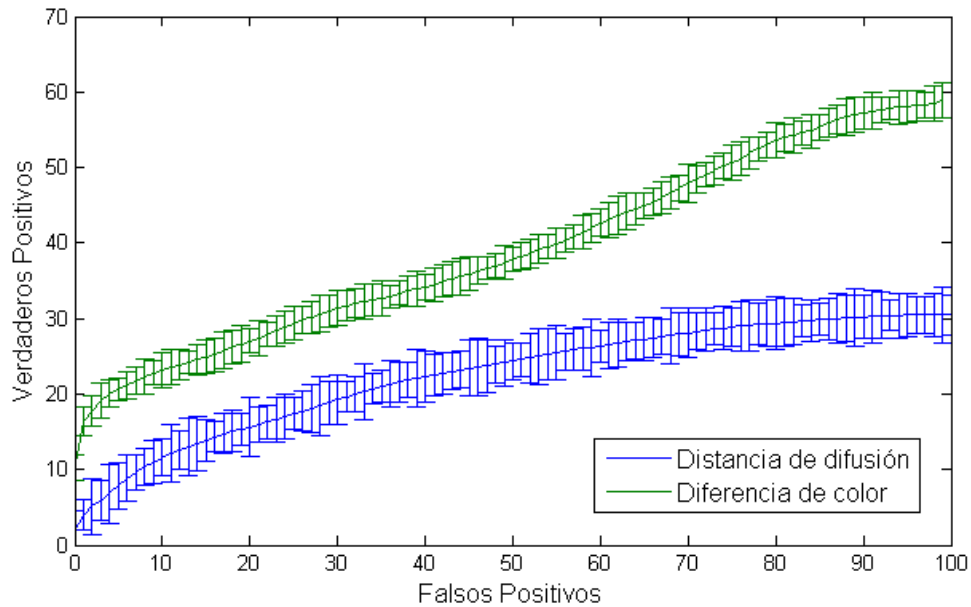


Figura 4.11: Curva ROC para característica de color iridal.

4.6. Fusión de Características

Finalmente, las Figuras 4.12, 4.13 y 4.14 muestran las tasas de reconocimiento del sistema fusionando las características de color y textura iridal, utilizando el método de fusión propuesto y un método de suma ponderada con el fin de comparar el método propuesto con uno de los métodos clásicos de fusión de características. Ambos métodos para fusionar las características, con las mejoras añadidas resultan ser mejores que sus versiones sin mejoras. Si bien el método propuesto con mejoras obtiene un 90.77% de *accuracy* promedio en contraste con el 86.8% de la suma ponderada con mejoras, no se puede concluir la superioridad de uno de ellos dado dada la varianza observada durante las pruebas.

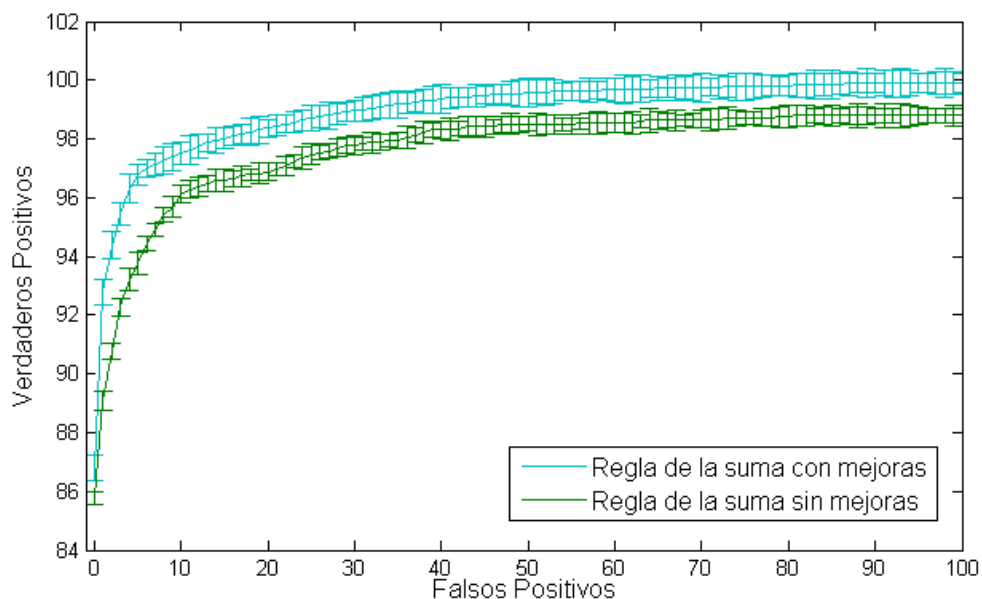


Figura 4.12: Curva ROC de Fusión de Características utilizando la regla de la suma.

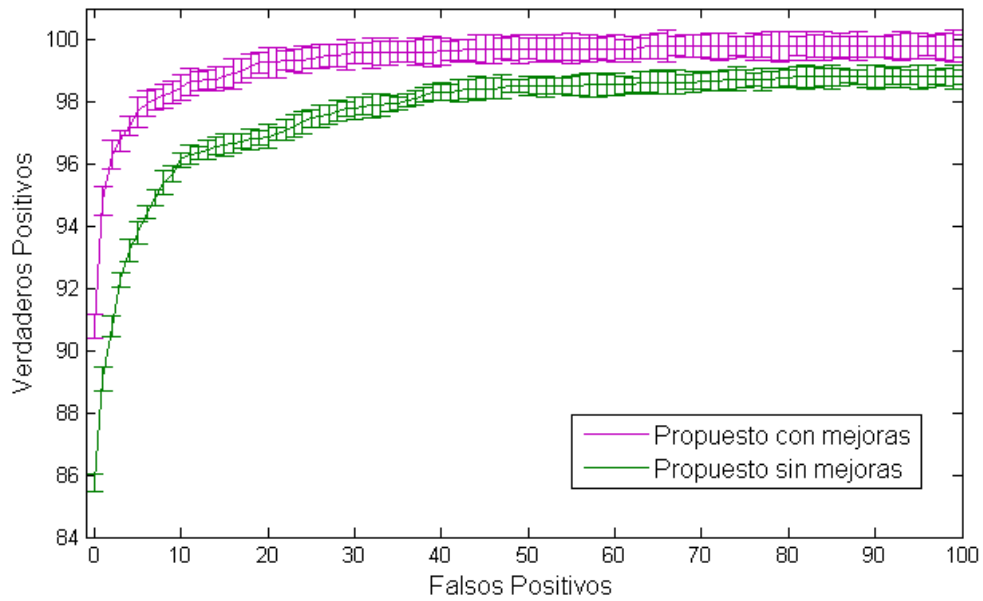


Figura 4.13: Curva ROC de Fusión de Características utilizando el método de fusión propuesto.

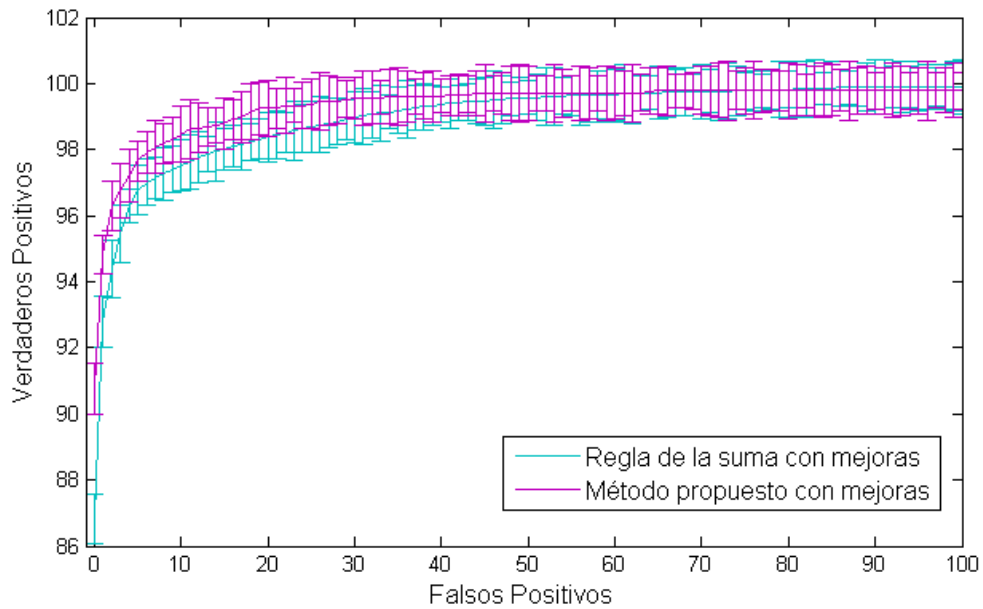


Figura 4.14: Curva ROC de Fusión de Características, comparación entre regla de la suma y el método propuesto, ambos con las mejoras descritas en la memoria.

Capítulo 5

Conclusiones

Se han realizado de manera satisfactoria los objetivos propuestos inicialmente. La revisión bibliográfica de los sistemas actuales fueron un gran aporte en todo lo relacionado al desarrollo de un sistema de reconocimiento más eficaz. Se generó una base de datos de imágenes de rostro de alta resolución utilizando una cámara IP marca Avigilon, compuesta por 55 individuos y sumando un total de 1505 imágenes desde donde se extrajeron los iris de cada persona, con distintos tipos de enfoque, iluminación artificial de espectro visible controlada, reflexiones, sombras, variaciones leves de pose y otros artefactos con la que se evaluaron los algoritmos implementados.

De acuerdo a los resultados obtenidos, en primer lugar se concluye que el rendimiento de la clasificación por textura iridal decae dramáticamente al utilizar cámaras de espectro visible, debido a que el iris en la mayoría de los casos tiende a absorber estas longitudes de onda y por ende la textura no resulta ser completamente visible, sin embargo el preprocesamiento de la imagen, para este trabajo en particular enfocado a reducir los niveles de ruido, otorgan un aumento considerable de la exactitud del sistema, en donde se mejoró la tasa de reconocimiento de un 18.56% a un 30% sólo gracias a los métodos de reducción de ruido.

Por otro lado, la codificación generalizada de la fase de los valores complejos otorga buenos resultados siempre y cuando las particiones realizadas no sean numerosas, dado que la tasa de error aumenta en función de ello lo suficiente como para que la mejora en la resolución de la fase no se compense con el error asociado al aumentar el número de particiones: para el caso de este trabajo se concluyó que la mejor codificación resulta al utilizar 4 bits por cada valor complejo, con lo cual se obtiene un incremento en promedio de 5% con respecto a la codificación utilizada por Daugman [9].

Se constató que la implementación de un mapa de pesos personalizado otorga un gran aumento en la eficacia del algoritmo, en donde se obtuvo un 26.6% de exactitud en contraste con los 17.72% obtenidos en el algoritmo de Daugman sin mapa de pesos, sin embargo requiere inicialmente más imágenes por usuario enrolado para que el mapa converga y de esta manera resulte útil.

La codificación por color iridal resultó ser bastante menos discriminante que la clasificación basada en textura, debido principalmente a que el color depende de la iluminación del entorno, la cual no está completamente controlada, sin embargo no deja de ser útil como complemento de ésta última.

Finalmente, se concluye que todas estas mejoras no son excluyentes, y que la combinación de todas

éstas más la fusión entre la clasificación por textura y color iridal otorgan una tasa de rendimiento en torno al 90%, aceptable considerando que el sistema opera en condiciones menos restringidas para el usuario que de costumbre, pero que sin embargo debe ser mejorada aun más para alcanzar las tasas de reconocimiento de sistemas con iluminación cercana a infrarrojo.

Luego, debido a los resultados obtenidos, se concluye que si bien es factible implementar un sistema de reconocimiento iridal, se recomienda fuertemente complementarlo con otros sistemas de reconocimiento, ya sea de rostro, textura periocular, voz, huella digital, entre otros, en un ambiente multimodal con el fin de mejorar la eficacia del sistema completo y de ésta manera mejorar la experiencia del usuario final.

5.1. Trabajos Futuros

Como trabajo futuro se plantea optimizar los algoritmos utilizados en esta memoria, debido a que todo este estudio fue realizado completamente en MATLAB y por lo tanto la velocidad de cómputo se vió fuertemente afectada. Además se propone mejorar el sistema de captura, en donde se observaron tres posibles mejoras: aumento de la tasa de captura de la cámara; enfoque automático; y encuadre en la dirección vertical. Otras alternativas de fusión de características e incluso de mejoramiento de imagen encontradas en la literatura proponen métodos basados en redes neuronales, máquinas de soporte vectorial y redes bayesianas, las cuales probablemente aumenten la tasa de reconocimiento del sistema, sin embargo todas éstas requieren un gran número de imágenes por individuo, por lo que se propone realizar estudios asociados a estas técnicas en una base de datos mayor.

Otro trabajo interesante que se propone es utilizar las mejoras implementadas en esta memoria sobre un sistema de reconocimiento iridal que utilice iluminación cercana a infrarrojo.

Bibliografía

- [1] *A novel iris segmentation using radial-suppression edge detection*. Signal Processing, 89(12):2630 – 2643, 2009. Special Section: Visual Information Analysis for Security.
- [2] *Efficient and robust segmentation of noisy iris images for non-cooperative iris recognition*. Image and Vision Computing, 28(2):223 – 230, 2010.
- [3] *A review of biometric technology along with trends and prospects*. Pattern Recognition, 47(8):2673 – 2688, 2014.
- [4] Bashir, F., P. Casaverde, D. Usher y M. Friedman: *Eagle-Eyes: A System for Iris Recognition at a Distance*. En *IEEE Conference on Technologies for Homeland Security, 2008*, páginas 426–431, 2008.
- [5] Bowyer, Kevin W., Karen Hollingsworth y Patrick J. Flynn: *Image Understanding for Iris Biometrics: A Survey*. Comput. Vis. Image Underst., 110(2), Mayo 2008.
- [6] Canny, John: *A Computational Approach to Edge Detection*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8(6):679–698, Nov 1986.
- [7] Chen, Yu, Malek Adjouadi, Changan Han, Jin Wang, Armando Barreto, Naphtali Rische y Jean Andrian: *A Highly Accurate and Computationally Efficient Approach for Unconstrained Iris Segmentation*. Image Vision Comput., 28(2), Febrero 2010.
- [8] Chumakov, Patrick J. Grother; James R. Matey; Elham Tabassi; George W. Quinn; Michael: *IREX VI - Temporal Stability of Iris Recognition Accuracy*. NIST Interagency/Internal Report (NISTIR) - 7948, Julio 2013.
- [9] Daugman, J.: *How iris recognition works*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14(1):21–30, 2004.
- [10] Daugman, J.: *New Methods in Iris Recognition*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 37(5):1167–1175, 2007.
- [11] Daugman, John y Cathryn Downing: *No Change over Time is Shown in Rankin Et Al. Iris Recognition Failure over Time: The Effects of Texture*. Pattern Recogn., 46(2), Febrero 2013.
- [12] Delac, K. y M. Grgic: *A survey of biometric recognition methods*. En *Electronics in Marine, 2004. Proceedings Elmar 2004. 46th International Symposium*, páginas 184–193, 2004.
- [13] Dong, Wenbo, Zhenan Sun y Tieniu Tan: *A Design of Iris Recognition System at a Distance*. En *Pattern Recognition, 2009. CCPR 2009. Chinese Conference on*, páginas 1–5, 2009.

- [14] Dong, Wenbo, Zhenan Sun y Tieniu Tan: *Iris Matching Based on Personalized Weight Map*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 33(9):1744–1757, Sept 2011.
- [15] Fenker, S.P., E. Ortiz y K.W. Bowyer: *Template Aging Phenomenon in Iris Recognition*. IEEE Access, 1:266–274, 2013.
- [16] Gong, Yazhuo y Pengfei Shi: *Reconstruction Algorithm of Iris Image with Great Depth of Field Based on Multi-focus Fusion*. En *2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, volumen 2, páginas 165–169, Oct 2008.
- [17] Grabowski, K., W. Sankowski, M. Zubert y M. Napieralska: *Iris structure acquisition method*. En *Mixed Design of Integrated Circuits Systems, 2009. MIXDES '09. MIXDES-16th International Conference*, páginas 640–643, 2009.
- [18] Hollingsworth, K.P., K.W. Bowyer y P.J. Flynn: *The Best Bits in an Iris Code*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 31(6):964–973, 2009.
- [19] Hollingsworth, K.P., K.W. Bowyer y P.J. Flynn: *Improved Iris Recognition through Fusion of Hamming Distance and Fragile Bit Distance*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 33(12):2465–2476, 2011.
- [20] Jain, A.K., A. Ross y S. Prabhakar: *An introduction to biometric recognition*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14(1):4–20, Jan 2004.
- [21] Jain, A.K., A. Ross y S. Prabhakar: *An introduction to biometric recognition*. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14(1):4–20, Jan 2004.
- [22] Jain, AnilK. y Ajay Kumar: *Biometric Recognition: An Overview*. En Mordini, Emilio y Dimitros Tzovaras (editores): *Second Generation Biometrics: The Ethical, Legal and Social Context*, volumen 11 de *The International Library of Ethics, Law and Technology*, páginas 49–79. Springer Netherlands, 2012, ISBN 978-94-007-3891-1.
- [23] Jang, Jain, Kang Ryoung Park, Jaihie Kim y Yillbyung Lee: *New focus assessment method for iris recognition systems*. Pattern Recognition Letters, 29(13):1759 – 1767, 2008.
- [24] Kong, A.W. K., D. Zhang y M.S. Kamel: *An Analysis of IrisCode*. IEEE Transactions on Image Processing, 19(2):522–532, 2010.
- [25] Lam, Edmund Y. y Joseph W. Goodman: *Iterative statistical approach to blind image deconvolution*. J. Opt. Soc. Am. A, 17(7):1177–1184, Jul 2000.
- [26] Li, Xingguang, Zhenan Sun y Tieniu Tan: *Comprehensive assessment of iris image quality*. En *2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, páginas 3117–3120, Sept 2011.
- [27] Matey, JamesR. y LaurenR. Kennell: *Iris Recognition – Beyond One Meter*. En Tistarelli, Massimo, StanZ. Li y Rama Chellappa (editores): *Handbook of Remote Biometrics*, Advances in Pattern Recognition. 2009.
- [28] Matey, J.R., O. Naroditsky, K. Hanna, R. Kolczynski, D.J. LoIacono, S. Mangru, M. Tinker, T.M. Zappia y W. Y. Zhao: *Iris on the Move: Acquisition of Images for Iris Recognition in Less Constrained Environments*. Proceedings of the IEEE, 94(11):1936–1947, 2006.

- [29] Ng, Richard Yew Fatt, Yong Haur Tay y Kai Ming Mok: *A review of iris recognition algorithms*. En *ITSim 2008. International Symposium on Information Technology, 2008.*, volumen 2, páginas 1–7, Aug 2008.
- [30] Pérez Fuentealba, Dante: *Diseño e implementación de un sistema de reconocimiento de iris a distancia*. 2013. <http://www.thesis.uchile.cl/handle/2250/113701>.
- [31] Poursaberi, A. y B. N. Araabi: *Iris Recognition for Partially Occluded Images: Methodology and Sensitivity Analysis*. *EURASIP J. Appl. Signal Process.*, 2007(1), Enero 2007.
- [32] Proenca, H., S. Filipe, R. Santos, J. Oliveira y Alexandre: *The UBIRIS.v2: A Database of Visible Wavelength Images Captured On-The-Move and At-A-Distance*. *IEEE Trans. PAMI*, 32, August.
- [33] Proença, Hugo y Gil Santos: *Fusing Color and Shape Descriptors in the Recognition of Degraded Iris Images Acquired at Visible Wavelengths*. *Comput. Vis. Image Underst.*, 116(2), Febrero 2012.
- [34] Rankin, Deborah M., Bryan W. Scotney, Philip J. Morrow y Barbara K. Pierscionek: *Iris recognition failure over time: The effects of texture*. *Pattern Recognition*, 45(1):145–150, 2012.
- [35] RICHARDSON, WILLIAM HADLEY: *Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration*. *J. Opt. Soc. Am.*, 62(1):55–59, Jan 1972.
- [36] Sahmoud, Shaaban A. y Ibrahim S. Abuhaiba: *Efficient iris segmentation method in unconstrained environments*. *Pattern Recognition*, 46(12):3174 – 3185, 2013.
- [37] Stockman, George y Linda G. Shapiro: *Computer Vision*. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 1st edición, 2001.
- [38] Tan, Tieniu, Xiaobo Zhang, Zhenan Sun y Hui Zhang: *Noisy iris image matching by using multiple cues*. *Pattern Recognition Letters*, 33(8):970 – 977, 2012. Noisy Iris Challenge Evaluation {II} - Recognition of Visible Wavelength Iris Images Captured At-a-distance and On-the-move.
- [39] Vatsa, Mayank, Richa Singh y Afzel Noore: *Improving Iris Recognition Performance using Segmentation, Quality Enhancement, Match Score Fusion and Indexing*.
- [40] Vogel, W.H. y S.E. Pascucci: *Our Eyes and Our Vision*. iUniverse, 2011.
- [41] Wildes, R.P.: *Iris recognition: an emerging biometric technology*. *Proceedings of the IEEE*, 85(9):1348–1363, Sep 1997.