



# **TRABAJO DE DIPLOMA**

## **Implementación de un sistema de reconocimiento de personas a través del iris.**

**Autor: Antonio Regüeiferos Castillo**

**Tutor: M.Sc. Ing. Maikel Noriega Alemán**

**Ing. Lisete Vázquez Romaguera**

**Santiago de Cuba**

**Junio, 2015**

**Universidad de Oriente**  
**Facultad de Ingeniería Eléctrica**  
**Departamento de Telecomunicaciones**



## **TRABAJO DE DIPLOMA**

**Implementación de un sistema de  
reconocimiento de personas a través del iris.**

**Autor: Antonio Regüeiferos Castillo**

**Tutor: M.Sc.Ing. Maikel Noriega Alemán**

**Ing. Lissete Vázquez Romaguera**

**Santiago de Cuba**

**Junio, 2015**



## **COMPROMISO DEL AUTOR**

Hago constar que el presente trabajo de diploma es de mi autoría exclusivamente, no constituyendo copia de ningún trabajo realizado anteriormente y las fuentes usadas para la realización del trabajo se encuentran referidas en la bibliografía. Doy mi consentimiento a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización del Tutor o Institución.

---

Firma del Autor

## PENSAMIENTO

*El principio de la sabiduría es el temor de **Jehová**...*

*Proverbios 1:7 a (RVR 60)*

## DEDICATORIA

A Dios, mis padres y mi hermano.

## AGRADECIMIENTOS

A Dios por su ayuda en todo momento.

A mis padres porque gracias a ellos soy lo que soy.

A mi hermano, el Ing. Osmel Regüeiferos y a su esposa Lianna por las oraciones y los invaluable consejos.

Gracias a mis hermanos en Cristo: Calixto, Víctor, Yudierkis, Ismael y el resto por todo el apoyo.

Gracias a mis compañeros de "batalla" en especial a " Ticko ", Arístides, Germán y Aimeé.

Gracias a mis tutores Maikel Noriega y Lissette Vázquez por todo el apoyo y la dedicación.

Gracias a mi tía Clarita, mi primo Osmani y su esposa Yaimara.

A todas aquellas personas que contribuyeron en mi formación durante todo este tiempo.

## RESUMEN

En el presente trabajo se implementó un sistema de reconocimiento de personas a través del patrón del iris. Con esta implementación se tuvo como objetivo demostrar la factibilidad del empleo del algoritmo de segmentación de Hough para aplicaciones biométricas. Los otros algoritmos implementados para completar dicho sistema fueron: el usado para eliminar el ruido producido por los párpados, los filtros de log-Gabor para la realización de la extracción de características sobre la información del patrón del iris y el de la distancia de Hamming para la comparación de dos plantillas biométricas. Se obtuvo además una interfaz gráfica que permite al usuario interactuar con las diferentes facilidades de este sistema biométrico.

**Palabras clave:** iris, segmentación, reconocimiento, Hough.

## ABSTRACT

*In this paper was implemented a recognition system of people using iris pattern. This implementation was aimed to demonstrate the feasibility of using the Hough segmentation algorithm for biometric applications. Other algorithms implemented to complete the system were: used to remove noise from the eyelids, log-Gabor filters to perform feature extraction on the iris pattern information and the Hamming distance for comparison two biometric templates. Besides was obtained a graphical user interface that allows users to interact with biometric system.*

**Keywords:** iris, segmentation, recognition, Hough.

# ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	1
1 . INTRODUCCIÓN A LA BIOMETRÍA DEL IRIS .....	5
1.1 Anatomía del iris.....	5
1.2 Etapas típicas del proceso de reconocimiento del iris.....	6
1.3 Segmentación del iris .....	6
1.3.1 Operador integro-diferencial de Daugman .....	7
1.3.2 Transformada de Hough .....	8
1.3.3 Contornos activos .....	10
1.3.4 Detección de pestañas, párpados y otras fuentes de ruido.....	11
1.4 Normalización del iris.....	12
1.4.1 Modelo <i>rubber sheet</i> de Daugman.....	13
1.4.2 Registro de imagen .....	14
1.4.3 Círculos virtuales .....	14
1.5 Codificación y comparación de características.....	14
1.5.1 Filtros de Gabor .....	15
1.5.2 Filtros Log-Gabor .....	17
1.5.3 Otros algoritmos de codificación.....	18
1.5.4 Distancia de Hamming.....	18
2 . SISTEMA DE RECONOCIMIENTO IMPLEMENTADO .....	21
2.1 Esquema general .....	21
2.2 Implementación del algoritmo de segmentación basado en la Transformada de Hough.....	22
2.2.1 Preprocesamiento.....	22
2.2.2 Extracción del mapa de bordes .....	23
2.2.3 Aplicación de la transformada de Hough circular .....	24
2.3 Implementación de algoritmos para eliminar el ruido provocado por los párpados.	27
2.4 Implementación de algoritmo de reconocimiento (Normalización y codificación).	28
2.4.1 Normalización.....	28

2.4.2	Codificación.....	29
2.4.3	Comparación de características .....	31
3 .	VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS .....	32
3.1	Base de datos UBIRIS.....	32
3.2	Medidas de desempeño de un método de segmentación.....	35
3.3	Medidas de desempeño de un sistema biométrico. ....	36
3.4	Presentación de los resultados.....	39
3.4.1	Presentación de los resultados de los algoritmos de segmentación .....	39
3.4.2	Presentación de los resultados del método de reconocimiento.....	41
3.5	Diseño de la interfaz gráfica .....	45
3.5.1	Interfaz gráfica de usuario <i>GIris</i> .....	45
3.5.2	Descripción de los controles de la interfaz <i>GIris</i> .....	47
	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	52
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	53
	GLOSARIO DE TÉRMINOS .....	56
	ANEXOS .....	57

## INTRODUCCIÓN

Desde una edad muy temprana, la mayoría de los seres humanos se reconocen entre sí fácilmente. Una voz familiar, la cara, o la forma de movimiento ayudan a identificar a los miembros de la familia: una madre, padre u otro cuidador puede darnos consuelo, camaradería, y seguridad. Sin embargo esta facultad humana de reconocimiento no es infalible y es solo factible a una pequeña escala. Al tratar de reconocer a los individuos como miembros de comunidades más grandes a una escala y velocidad que podía embotar nuestras sentidos, tenemos que encontrar maneras de automatizar este reconocimiento. La biometría nos brinda esa posibilidad y se define precisamente como el reconocimiento automático de los individuos en función de sus características de comportamiento o biológicas.

Entre las motivaciones principales para el uso de la biometría en sustitución de los métodos tradicionales de seguridad tales como el uso de contraseñas, llaves, tarjetas magnéticas entre otras está el hecho de que esta garantiza un alto nivel de confiabilidad en los lugares donde es aplicada con respecto a dichos métodos. Por otro lado queda despojado el usuario de tener, por ejemplo, que aprender largas contraseñas o portar elementos tales como llaves o tarjetas magnéticas, susceptibles al robo o al extravío. [1]

De todas estas técnicas la basada en el reconocimiento de personas a través del patrón del iris ha alcanzado gran relevancia debido a las siguientes características que este posee:

- Estabilidad: el patrón único en el iris humano se forma a los 10 meses de edad y se mantiene sin cambios durante toda la vida del individuo, salvo situaciones excepcionales (de índole quirúrgico principalmente). Así que, una vez que el individuo está inscripto en el sistema, las reinscripciones son poco frecuentes. Con otras tecnologías biométricas, los cambios en el timbre de voz, el peso, el peinado, el tamaño del dedo o la mano, los recortes o incluso el efecto de la mano de obra pueden desencadenar la necesidad de reinscripción.
- Unicidad: la probabilidad de que dos iris produzcan el mismo código se estima en 1 en  $10^{78}$ , o sea, es casi imposible.

- Flexibilidad: la tecnología de reconocimiento del iris se puede integrar fácilmente en los sistemas de seguridad existentes o funcionar de manera independiente.
- Confiabilidad: el patrón distintivo del iris no es susceptible de robo o pérdida.
- No invasivo: a diferencia del reconocimiento de retina, el del iris, es sin contacto y rápido, ofreciendo una precisión sin igual en comparación con cualquier otra alternativa de seguridad, a una distancia del objetivo entre 7 y 25 cm. [2]

A pesar del desarrollo alcanzado en la biometría a base del iris y la implementación de varias tecnologías con este fin, se mantienen los altos costes para la adquisición de la misma, oscilando normalmente sobre los 1000 dólares el sistema. Como ejemplo podemos citar a los siguientes dispositivos que son líderes del mercado:

- El sistema de reconocimiento de iris UL 294 de Panasonic cuesta alrededor de 4000 dólares. Figura 1.
- El sistema de reconocimiento de iris BMEU30100 de Panasonic cuesta alrededor de 1700 dólares.
- El sistema LG Iris Access® 3000, figura 2, que puede trabajar en conjunto con tarjetas inteligentes cuesta aproximadamente 2500 dólares. [3]



Fig. 1 Sistema de reconocimiento de iris UL 294.



*Fig. 2 Sistema de reconocimiento de iris LG IrisAccess 3000.*

Por otro lado los algoritmos usados en los sistemas de reconocimiento de iris, principalmente en la etapa de segmentación, aún están en franco desarrollo y por lo tanto todavía son un campo de investigación fructífero en aras de encontrar mejores soluciones. Por todo lo antes dicho sería importante para el departamento de Telecomunicaciones en general y para el grupo GAPIS en particular el estudio e implementación de un software biométrico basado en el patrón del iris, que permita de una forma sencilla y precisa realizar el reconocimiento de personas.

### **Antecedentes del problema**

En el grupo GAPIS del Departamento de Telecomunicaciones se ha venido trabajando previo a esta investigación en los sistemas biométricos basado en iris llegando hasta la fase de segmentación. En este proceso se obtuvo un algoritmo basado en el operador integro-diferencial de Daugman. Este, a pesar de su sencillez de implementación, no cumplió con los requerimientos de tiempo de procesamiento y precisión ya que demoraba en realizar una segmentación completa alrededor de un minuto y solo lo hacía de manera correcta en el 60% de los casos. Por lo cual, aunque sirvió como paso inicial de las investigaciones se descartó su utilización para integrar un sistema de reconocimiento de personas evidenciando la necesidad de implementar otro algoritmo de segmentación y de completar las fases siguientes para obtener finalmente un software de reconocimiento biométrico.

### **Problema a resolver**

La falta de precisión del sistema de reconocimiento de personas a través del patrón del iris realizado en el grupo GAPIS del Departamento de TLC debido al error cometido en la segmentación por el algoritmo integro-diferencial de Daugman.

### **Objeto de estudio**

Procesamiento digital de imágenes biométricas.

### **Objetivos**

Realizar la implementación de un software de reconocimiento biométrico basado en iris a partir del algoritmo de segmentación que usa la transformada de Hough en aras de aumentar la precisión del sistema propuesto por el grupo GAPIS.

### **Objetivos específicos**

1. Estudiar en la bibliografía los diferentes algoritmos de segmentación existentes.
2. Escoger e implementar un nuevo algoritmo de segmentación.
3. Implementar un algoritmo para eliminar el ruido provocado por los párpados.
4. Implementar los diferentes algoritmos para efectuar el reconocimiento (Normalización y codificación).
5. Diseñar una interfaz gráfica para interactuar con los diferentes algoritmos implementados.
6. Diseñar una base de datos en Microsoft Access donde se recojan los datos relativos a los sujetos sometidos al reconocimiento.
7. Validar los resultados obtenidos.
8. Escribir el informe de la investigación realizada.

### **Hipótesis.**

Si se implementa un software biométrico basado en el patrón del iris aplicando un algoritmo de segmentación que use la transformada de Hough circular se podría aumentar la precisión del sistema implementado por el grupo GAPIS.

# 1 . INTRODUCCIÓN A LA BIOMETRÍA DEL IRIS

En la sección introductoria se planteó la necesidad de implementar un sistema biométrico basado en el iris, por lo que en el presente capítulo se definirán conceptos fundamentales para su total comprensión. Primero se describirá anatómicamente el iris, aspecto que es muy importante porque determina muchas de las distintas etapas del sistema. Por último se explicarán cada una de estas etapas y los principales aportes hechos en estas.

## 1.1 Anatomía del iris

El iris es un diafragma circular delgado, que se encuentra entre la córnea y el cristalino del ojo humano. En la figura 1.1 se muestra en una vista frontal y lateral. Este es perforado cerca de su centro por una abertura circular conocida como la pupila. Está compuesto por un conjunto de músculos dilatadores que ajustan el tamaño de la pupila con el objetivo de controlar la cantidad de luz que entra a través de ella. Tiene un diámetro medio de 12 mm. El tamaño de la pupila puede variar entre 10% y 80% del diámetro del iris aproximadamente. El color del iris depende de la concentración de melanina en la capa anterior llamada estroma. Cuando hay ausencia de este pigmento toma el color más claro que es el azul. [4]

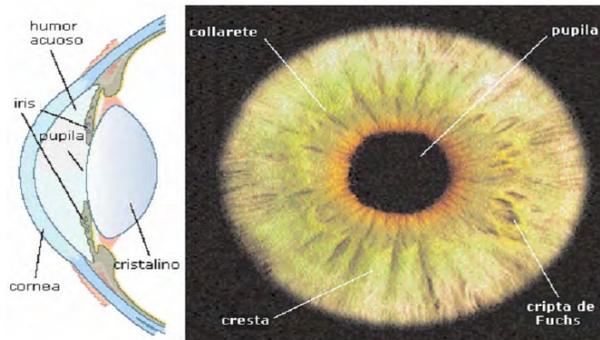


Figura 1.1. Vista frontal y lateral del ojo donde se destaca el iris (Fuente: [5]).

## 1.2 Etapas típicas del proceso de reconocimiento del iris.

Luego de haberlo descrito anatómicamente se explicarán las distintas fases por las cuales atraviesa un sistema de reconocimiento de iris, figura 1.2. Se debe decir que estas etapas pueden variar más o menos pero en general la mayoría de los sistemas actuales las incluyen.

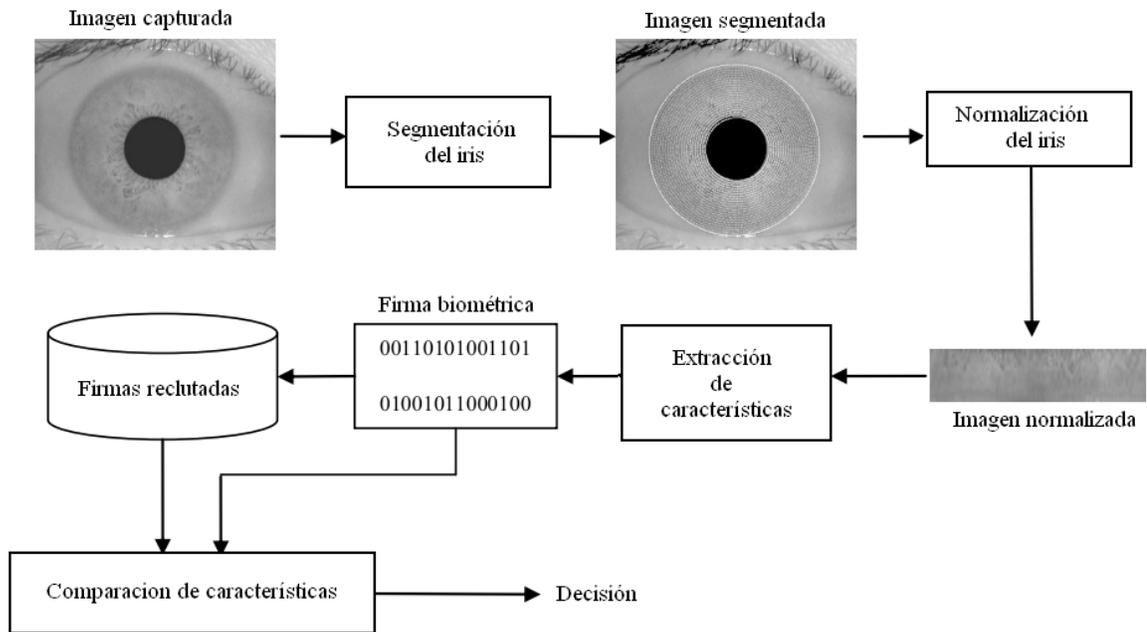


Figura 1.2. Etapas típicas de un sistema de reconocimiento de iris.

## 1.3 Segmentación del iris

El primer paso en el reconocimiento del iris es determinar dónde está ubicado este dentro de una imagen digital del ojo. Esta región puede ser aproximada por dos círculos concéntricos: el menor, que representa el borde con la pupila y el mayor, con la esclerótica. Los párpados y las pestañas normalmente ocluyen las partes superior e inferior de la región del iris, además, las reflexiones especulares pueden corromperle. Por lo tanto se requiere una técnica para aislar y excluir estas fuentes de ruido, así como la localización de los bordes circulares la cual se conoce como segmentación [6].

El éxito de la segmentación depende en gran medida de la calidad de las imágenes. Para probar las diferentes técnicas existentes se usan bases de datos disponibles internacionalmente. Por ejemplo, las imágenes en la base de datos CASIA, figura 1.3, no contienen reflexiones especulares debido a la utilización de luz infrarroja para la

iluminación de la escena. Sin embargo, las imágenes de la base de datos UBIRIS, figura 1.4, contienen estas reflexiones especulares, que se presentan en imágenes que son tomadas usando luz en el espectro visible (natural o no). Además se debe añadir que las personas con un iris con pigmentación oscura presentarán muy bajo contraste entre la pupila y la región del iris si este es fotografiado usando luz en el espectro visible como se ve en la figura 1.4. Este hecho dificulta aún más la tarea de segmentación. Esta etapa es crítica para el éxito del sistema, debido a que si se corrompen los datos en las plantillas biométricas debido a una mala segmentación entonces se obtendrán tasas pobres de reconocimiento.

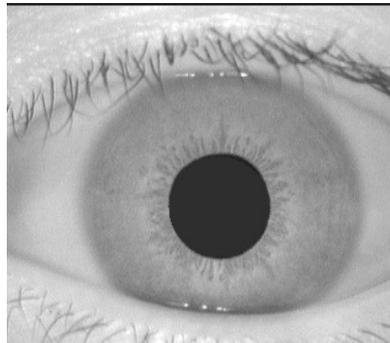


Figura 1.3. Imagen de la base de datos CASIA (Fuente: [7]).

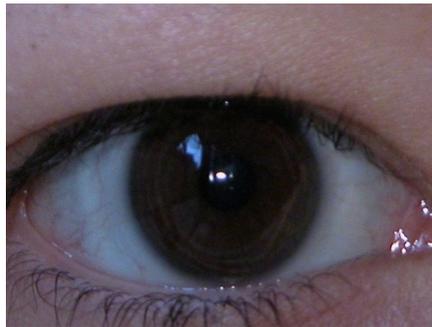


Figura 1.4. Imagen de la base de datos UBIRIS (Fuente: [8]).

A continuación se explican los principales métodos de segmentación existentes colocándose por su orden de aparición.

### 1.3.1 Operador integro-diferencial de Daugman

Este algoritmo de segmentación fue el primero de su tipo usado en un sistema de reconocimiento y fue creado por el inglés John Daugman en 1993. Este método usa un operador integro-diferencial para buscar cambios de gradiente en la dirección radial.

Aprovechando el hecho de que ambos bordes del iris son circulares, entonces los círculos que maximizan este gradiente son usados como dichos bordes [9]. Matemáticamente esto queda descrito por la expresión 1.1:

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (1.1)$$

Donde el símbolo \* denota convolución y  $G_\sigma$  es una función de suavizado gaussiana con un valor de escala de  $\sigma$  y  $r$  es el radio del círculo sobre el cual se calcula el gradiente. El operador completo se comporta como un detector de bordes circulares que busca iterativamente el borde que maximice el valor del operador integro-diferencial dentro de un círculo con radio  $r$  y centro  $(x_0, y_0)$  el cuál es la superficie de integración. La función  $G_\sigma$  se describe matemáticamente según la expresión 1.2:

$$G_\sigma(r) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(r-r_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (1.2)$$

donde  $G_\sigma$  es una función gaussiana radial con centro en  $r_0$  y desviación estándar  $\sigma$ .

Este algoritmo puede fallar cuando hay ruido en la imagen del ojo, tal como reflexiones, ya que sólo funciona a una escala local.

### 1.3.2 Transformada de Hough

La transformada de Hough es un algoritmo estándar de la visión por computadora que se puede utilizar para determinar los parámetros de objetos geométricos simples, como líneas y círculos, presentes en una imagen. En específico la transformada de Hough circular puede emplearse para deducir el radio y las coordenadas del centro de las regiones de la pupila y el iris. El primero que la utilizó para la segmentación de iris fue R. Wildes [10].

Para el proceso de segmentación usando la transformada de Hough primero se obtiene el mapa de bordes de la imagen que es el conjunto de puntos de esta que superan un determinado valor de gradiente. En este punto sale a relucir una de las mayores dificultades de este método puesto que se requiere la estimación de este umbral de antemano. Luego se cuentan en trayectorias circulares los puntos de la imagen que pertenecen al mapa de bordes a este proceso se le denomina votación. Las circunferencias más votadas son las que se escogen como bordes del iris.

Para realizar estas votaciones se crea el espacio paramétrico de Hough que es una matriz tridimensional cuyas dimensiones son precisamente los parámetros del círculo:  $(x_0, y_0)$  coordenadas del centro y  $r$  la magnitud de su radio. Las entradas  $H(x_0, y_0, r)$  de este espacio paramétrico  $H$  se obtienen de la siguiente forma:

$$H(x_0, y_0, r) = \sum_{j=1}^n h(x_j, y_j, x_0, y_0, r) \quad (1.3)$$

donde:

$$h(x_j, y_j, x_0, y_0, r) = \begin{cases} 1, & \text{si } g(x_j, y_j, x_0, y_0, r) = 0 \\ 0, & \text{de otra forma} \end{cases} \quad (1.4)$$

y

$$g(x_j, y_j, x_0, y_0, r) = (x_j - x_0)^2 + (y_j - y_0)^2 - r^2 \quad (1.5)$$

Esto significa que para cada punto  $(x_j, y_j)$  del mapa de bordes,  $g(x_j, y_j, x_0, y_0, r)$  es puesto a cero si la terna paramétrica  $(x_0, y_0, r)$  representa un círculo que pase por dicho punto. Por último se elige la terna que maximiza  $H$  como el círculo más probable dentro de la imagen. La figura 1.5 ilustra la secuencia de pasos para segmentar el iris usando la transformada de Hough.

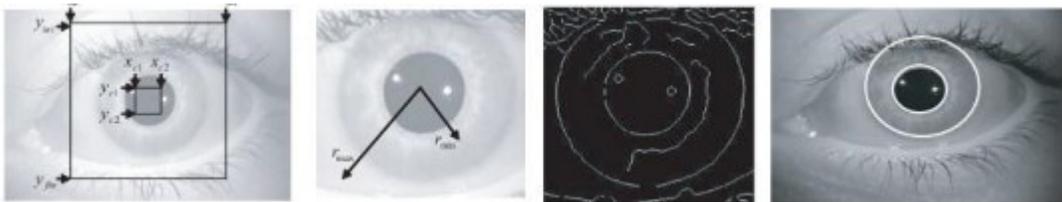


Figura 1.5. Secuencia de operación de la transformada de Hough para la segmentación del iris.

La implementación de la transformada de Hough para la segmentación de iris ha sido objeto de muchas mejoras en los últimos años, fundamentalmente todas tienen que ver con la utilización de esta como paso previo para luego usar un algoritmo de segmentación más potente. Alaa Hilal y otros autores proponen la combinación de este método con la utilización de contornos activos [11]. Andreas Uhl plantea la utilización de la transformada de Hough de forma adaptativa para estimar el centro y el radio del iris. Después se realiza una conversión de coordenadas cartesianas a coordenadas polares basado en el círculo estimado y en esta representación se hallan los bordes del iris que toman forma elíptica [12]. Amit Bendale logró la implementación de la transformada de Hough

eliminando la búsqueda de máximos en el tradicional espacio de tres dimensiones dejando solamente aquella que corresponde al radio. De esta forma se reduce el costo computacional del algoritmo sin sacrificar su eficiencia [13]. Sharma propone auxiliar el método de segmentación usando la transformada de Hough mediante el uso previo de la umbralización en el histograma de la imagen [14].

Resumiendo, el método de segmentación basado en la transformada de Hough es muy útil cuando se trabaja con imágenes con cierto nivel de ruido pero la carga computacional a la hora de implementarlo es bastante grande. Para resolver esta cuestión se le han hecho muchas mejoras en la implementación del algoritmo donde casi todas se basan en su combinación con otras técnicas de segmentación.

### 1.3.3 Contornos activos

La técnica de contornos activos fue usada por primera vez para la segmentación de iris por Ritter [15]. Los contornos activos responden a fuerzas internas y externas predefinidas a través de su deformación o movimiento a lo largo de la imagen o hasta que el equilibrio es alcanzado entre dichas fuerzas. El contorno contiene una serie de vértices, cuyas posiciones se cambian por dos fuerzas opuestas, una fuerza interna, que depende de las características deseadas, y una externa, que es dependiente de la imagen. Cada vértice es movido entre el tiempo  $t$  y  $t + 1$  según la siguiente expresión:

$$v_i(t + 1) = v_i(t) + F_i(t) + G_i(t) \quad (1.6)$$

Donde  $F_i(t)$  es la fuerza interna,  $G_i(t)$  es la fuerza externa y  $v_i(t)$  es la posición del vértice  $i$ . Las fuerzas internas son calibradas de modo que estas formen un círculo globalmente expandido y para las fuerzas externas normalmente se usa la información de bordes de la imagen. En la figura 1.6 se muestra un ejemplo de la operación de esta técnica para la segmentación del iris en una imagen de la base de datos CASIA. En la esquina superior izquierda se muestra el inicio del proceso y en esquina inferior derecha su final después de 1800 iteraciones, las otras dos imágenes contienen pasos intermedios.

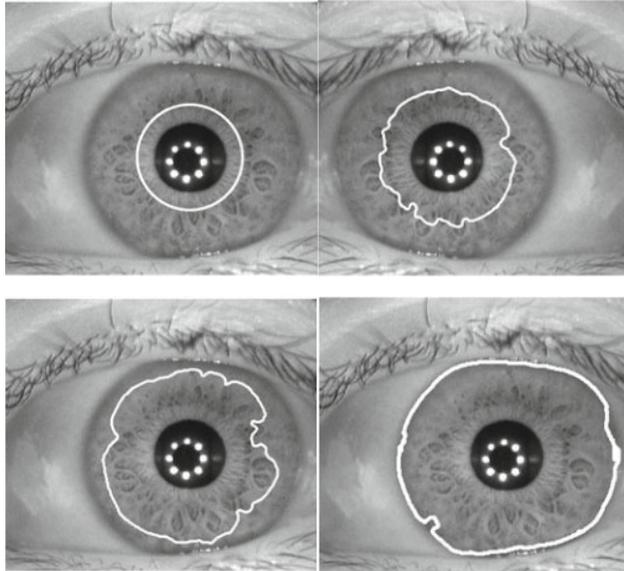


Figura 1.6. Proceso de aplicación del método de segmentación de contornos activos (Fuente: [16]).

La técnica de segmentación usando los contornos circulares activos es la más precisa hasta el momento pero tiene el inconveniente de una implementación bastante compleja en relación a las otras técnicas mencionadas.

Las técnicas mencionadas anteriormente son las más clásicas a la hora de realizar las tareas de segmentación pero en este campo existen decenas de algoritmos diferentes y cientos de variantes de dichos algoritmos por lo cual no se pueden mencionar todas.

#### 1.3.4 Detección de pestañas, párpados y otras fuentes de ruido

Como ya se dijo el proceso de segmentación normalmente no termina cuando se reconocen los bordes internos y externos del iris sino que es necesario aislar todas las fuentes de ruido que pueden obstruirlo. Las fuentes fundamentales son: obstrucción por párpados, pestañas y reflexiones especulares producto esta última de los destellos de las cámaras que trabajan con luz en el espectro visible.

Kong y Zhang [17] presentan un método para la detección de pestañas, donde son clasificadas en dos tipos, las pestañas separables, que están aisladas en la imagen, y las no separables, que están agrupadas juntas y se superponen en el ojo. Las pestañas separables se detectan utilizando filtros unidimensionales de Gabor, ya que la convolución de cada una de estas pestañas con los coeficientes de la función de Gauss presentes en dichos filtros normalmente devuelven valores muy pequeños. Por lo tanto, si un punto resultante es menor que un umbral, se decide que este punto pertenece a una pestaña.

Por otro lado si las pestañas se ubican formando grupos entonces se detectan usando la varianza de los valores de intensidad. Si la varianza de los valores de intensidad en una pequeña ventana es menor que un umbral. El centro de la ventana se considera como un punto en una pestaña. El modelo Kong y Zhang también hace uso de criterio conectivo, de manera que cada punto en una pestaña debe conectarse a un punto de otra pestaña o de un párpado. Las reflexiones especulares a lo largo de la imagen del ojo se detectan utilizando umbrales, ya que los valores de intensidad en estas regiones serán mayores que en cualquier otra región en la imagen.

Para la detección de los párpados son utilizables los mismos métodos seleccionados para la segmentación del iris con la única diferencia que se deben variar los parámetros geométricos ya que los párpados pueden modelarse como una elipse. En la figura 1.7 se muestra la imagen de un ojo con el iris segmentado donde se elimina el ruido producido por los párpados.

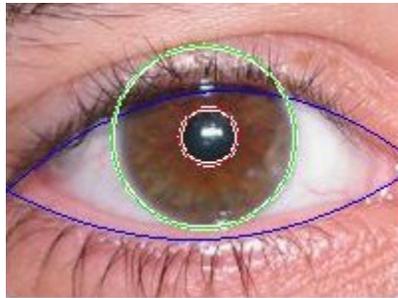


Figura 1.7. Imagen de iris segmentada con reconocimiento de párpados (Fuente: [16]).

#### 1.4 Normalización del iris

Una vez que la región del iris fue segmentada con éxito, la siguiente etapa es transformarla en una imagen cuyas dimensiones sean fijas con el fin de permitir las comparaciones. Las inconsistencias dimensionales entre las imágenes de los ojos son causadas principalmente por el estiramiento del iris debido a la dilatación de la pupila bajo diferentes niveles de iluminación. Entre otras causas de incompatibilidad se pueden incluir: la variación de la distancia con la que se toman las imágenes, la rotación de la cámara, la inclinación de la cabeza y la rotación del ojo dentro de su órbita. El proceso de normalización producirá regiones del iris que tienen las mismas dimensiones y estas son constantes a través de diferentes técnicas de transformación geométrica, de modo que dos fotografías del mismo iris tomadas bajo diferentes condiciones tendrán sus rasgos

característicos distribuidos con la misma ubicación espacial. Otra cuestión a considerar es que los dos círculos que modelan los bordes del iris a veces no son concéntricos lo que complica el proceso de normalización [6]. La técnica de normalización a utilizar está fuertemente ligada al algoritmo de segmentación empleado, a continuación se expondrán las principales.

### 1.4.1 Modelo *rubber sheet* de Daugman

Este proceso de normalización realiza una transformación de coordenadas cartesianas de la imagen a coordenadas polares y de esa forma logra convertir la representación circular del iris en una rectangular [9] como se ejemplifica en la figura 1.8. Es uno de los métodos más usados actualmente.

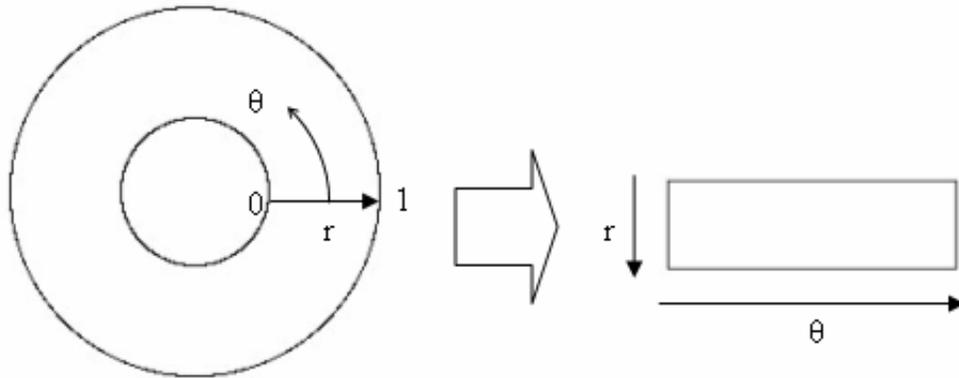


Figura 1.8 Método *rubber sheet* de Daugman.

Los valores de  $r$  están en el rango de  $[0,1]$  y los valores de  $\theta$  en  $[0,2\pi]$ . Esta transformación se puede modelar matemáticamente de la siguiente forma:

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (1.7)$$

Con:

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_l(\theta) \quad (1.8)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_l(\theta) \quad (1.9)$$

Donde  $I(x, y)$  es la región del iris  $(x, y)$  representan las coordenadas cartesianas  $(r, \theta)$  representan las coordenadas polares normalizadas y  $(x_p, y_p)$  y  $(x_l, y_l)$  son las coordenadas de los bordes de la pupila y el iris respectivamente. Como se puede apreciar su uso está condicionado para un sistema con un algoritmo de segmentación que devuelva explícitamente los parámetros del círculo.

### 1.4.2 Registro de imagen

Este método realiza una transformación geométrica donde la imagen del iris capturada  $I_a$  se alinea con una imagen de referencia  $I_d$ . Entonces se escoge una función de transformación de coordenadas  $(u(x, y), v(x, y))$  tal que se minimice la integral:

$$\int_x \int_y (I_d(x, y) - I_a(x - u, y - v))^2 \quad 1.10$$

Para estimar la función de transformación se usa la expresión:

$$\begin{pmatrix} \acute{x} \\ \acute{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - sR(\phi) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad 1.11$$

donde  $s$  es un factor de escala y  $R(\phi)$  es una matriz que representa la rotación de la imagen en un ángulo  $\phi$ . Además  $(x, y)$  representa las coordenadas originales y  $(\acute{x}, \acute{y})$  las que resultan de la transformación. A la hora de la implementación en un par de imágenes  $I_a$  e  $I_d$  son escogidos  $s$  y  $\phi$  a través de un proceso de minimización iterativo.

### 1.4.3 Círculos virtuales

En este método la imagen del iris es escalada para llevarla a un tamaño constante primero, para que a la hora de compararlas tengan el mismo tamaño. Aquí se difiere con las técnicas de normalización anteriores en que esta no es llevada a cabo hasta tanto no se vaya a realizar la comparación de características. Una vez que ambas imágenes del iris a comparar tienen las mismas dimensiones se extraen sus valores de intensidad y se colocan en dos círculos virtuales concéntricos con centro en la pupila. Se selecciona entonces una resolución de normalización para que la cantidad de puntos a extraer de cada iris sea el mismo. En esencia este método es el mismo que el de Daugman con la diferencia que el escalado de las imágenes se efectúa en el momento de realizar la comparación por lo cual las dimensiones no son fijas sino que dependen de las imágenes a comparar [6].

## 1.5 Codificación y comparación de características

Para proveer un exacto reconocimiento de individuos se necesita extraer la información más determinante del patrón del iris. Con este fin en la mayoría de los sistemas se realiza un filtrado pasa-banda para codificar la región del iris a fin de realizar la comparación creándose lo que se le denomina plantilla biométrica.

Por otro lado se necesita una cierta métrica para determinar cuán similares son dos plantillas biométricas que se van a comparar. Esta métrica debería proveer de un rango de valores para comparar plantillas generadas por el mismo ojo conocido como comparaciones intra-clase y de un rango de valores para comparar plantillas generadas por diferentes ojos denominadas comparaciones inter-clase. Estos dos casos deberían dar valores bien separados para de esa forma determinar con un alto nivel de confiabilidad si dos iris son iguales o no.

En los próximos acápite se explican los principales métodos existentes en la actualidad.

### 1.5.1 Filtros de Gabor

Los filtros de Gabor son implementados con las funciones elementales de Gabor, las cuales están constituidas por una exponencial compleja y una función gaussiana. Estas funciones presentan muchas características del análisis con *wavelets* considerando ciertas restricciones. Estos filtros en dos dimensiones son utilizados como una excelente alternativa para extraer información de textura en las imágenes [9]. Esta familia de filtros fue propuesta en 1980 por Daugman como una estructura para el entendimiento de la orientación y frecuencias espaciales selectivas de los campos receptivos propios de las neuronas en la corteza visual del cerebro, y como operadores prácticos para analizar problemas en imágenes. Sus propiedades matemáticas fueron elaboradas en 1985 por el autor, quien señaló que estos filtros de dos dimensiones eran óptimos para proporcionar tanto la máxima resolución posible con información sobre la orientación y frecuencia espacial. Matemáticamente un filtro de Gabor es descrito por la ecuación 1.12:

$$G(x, y) = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2 + (y-y_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]} \quad 1.12$$

Donde  $(x_0, y_0)$  especifica la posición de la imagen,  $(\alpha, \beta)$  especifica el ancho y la longitud efectiva y  $(u_0, v_0)$  especifica la frecuencia de la modulación.

Para descomponer la señal se usa la representación en cuadratura del filtro con una parte real y otra imaginaria. En la figura 1.9 se observa a la derecha la componente real y a la izquierda la imaginaria del filtro de Gabor en el dominio espacial.

Las ecuaciones 1.13 y 1.14 representan matemáticamente a dichas componentes.

$$G(x, y)_{real} = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2 + (y-y_0)^2/\beta^2]} \cos(-2\pi[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]) \quad 1.13$$

$$G(x, y)_{im} = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2+(y-y_0)^2/\beta^2]} \sin(-2\pi[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]) \quad 1.14$$

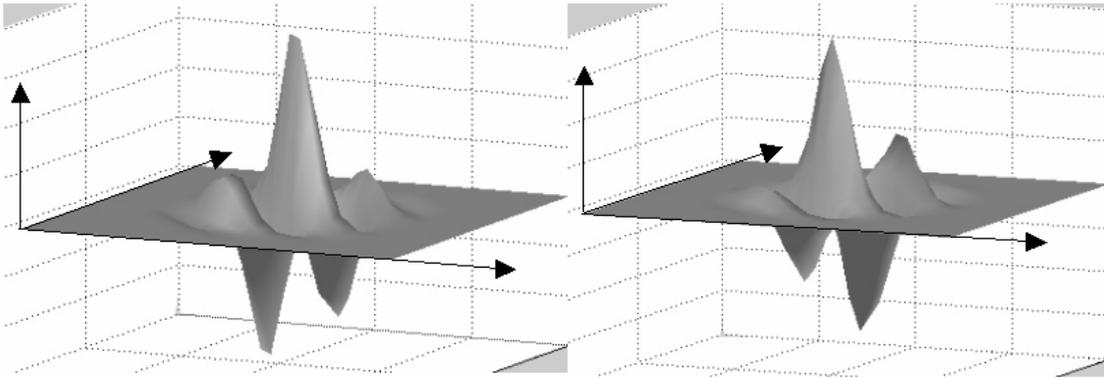


Figura 1.9. Representación en el dominio espacial de la parte real e imaginaria del filtro de Gabor Fuente: [6]).

Daugman [4] con el fin de comprimir los datos, realiza la cuantificación de la información de fase de la salida de los filtros de Gabor en cuatro niveles para cada posible cuadrante en el plano complejo como se observa en la figura 1.10.

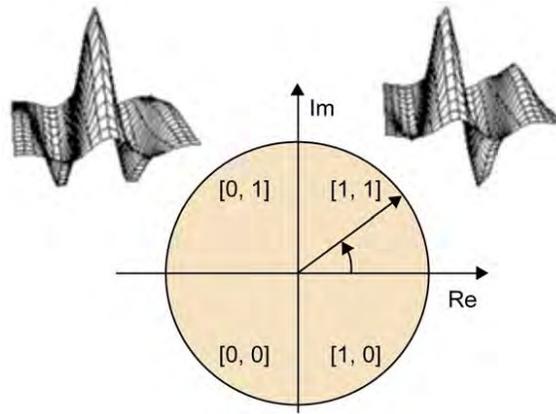


Figura 1.10 Representación de los dos bits del código de un iris según la parte imaginaria y la parte real del filtro de Gabor.

Se ha demostrado por Oppenheim y Lim [18] que la información de fase, en lugar de información de amplitud, es más significativa dentro de una imagen. Al codificar la fase se obtiene la información más discriminante del iris, mientras que se descartará la información redundante como la iluminación, que está representada por la componente de amplitud.

Estos cuatro niveles se representan mediante dos bits de datos, de manera que cada píxel del patrón del iris normalizado corresponde a dos bits de datos y entonces se conforma la plantilla del iris. Un total de 2048 bits se calculan para la plantilla, y un número igual de bits de enmascaramiento son generados con el fin de enmascarar las regiones afectadas con ruido dentro del patrón del iris. Esto crea una plantilla compacta de 256 bytes, lo que permite el almacenamiento y la comparación eficiente del patrón del iris. Como el sistema de Daugman hace uso de coordenadas polares para la normalización entonces los filtros se aplican en su forma polar y vienen dados por la expresión 1.15:

$$H(r, \theta) = e^{-i\omega(\theta-\theta_0)} e^{-(r-r_0)/\alpha^2} e^{-i(\theta-\theta_0)/\beta^2} \quad 1.15$$

Donde  $(\alpha, \beta)$  son los mismos que en la ecuación 1.12 y  $(r_0, \theta_0)$  especifican la frecuencia central del filtro.

La demodulación y la cuantificación de fase se puede expresar de la siguiente forma.

$$h_{\{re,im\}} = sgn_{\{re,im\}} \iint I(\rho, \theta) H(r, \theta) \rho d\rho d\theta \quad 1.16$$

Donde  $h_{\{re,im\}}$  se puede considerar como un bit complejo cuyas componentes real e imaginaria dependen del signo de la integral en dos dimensiones y  $I(\rho, \theta)$  es la imagen representada en coordenadas polares.

### 1.5.2 Filtros Log-Gabor

Una desventaja del filtro de Gabor es que el filtro que usa la componente del coseno tendrá una componente de DC cada vez que el ancho de banda es mayor que una octava. Sin embargo, se puede obtener eliminar esta componente de DC para cualquier ancho de banda mediante el uso de un filtro de Gabor que usa el gaussiano en una escala logarítmica, esto se conoce como el filtro log-Gabor y su respuesta en frecuencia es la siguiente:

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad 1.17$$

Donde  $f_0$  representa la frecuencia central y  $\sigma$  da el ancho de banda del filtro [6].

### 1.5.3 Otros algoritmos de codificación

Los algoritmos mencionados anteriormente para la codificación del iris son los más clásicos, en la actualidad se está investigado mucho al respecto y se han obtenido otros. Pravin [19] realiza una comparación del algoritmo de codificación PCA (*Principal Component Analysis*, por sus siglas en inglés) con los algoritmos mencionados arriba. Chu y Cheng [20] presentan un algoritmo de codificación basado en los algoritmos LDA (*Linear Density Aproximation*) y LPCC (*Lineal Predicting Coding*) y lo aplican a imágenes de la base de datos CASIA, este último algoritmo ampliamente usado para la extracción de características en señales de voz es una novedad en el reconocimiento del iris. Rashad [21] y otros autores proponen un sistema basado en *Local Binary Pattern* (LBP) para el reconocimiento. Nirgude y Gengaje [22] usan la transformada *wavelet* para efectuar el reconocimiento probando con varias *wavelet* madres.

### 1.5.4 Distancia de Hamming

La distancia de Hamming es el método por excelencia para calcular la correspondencia entre dos plantillas que han sido codificadas con algunos de los algoritmos anteriormente mencionados. Usando este método se puede determinar si dos plantillas pertenecen al mismo iris o no. La distancia de Hamming, HD, se define como la división de la cantidad de bits que no concuerdan en la plantilla y el número total de bits presentes en esta.

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j(XOR)Y_j \quad 1.18$$

Dado que una región del iris individual contiene características con altos grados de libertad, esto quiere decir que cada región producirá un patrón de bits que es independiente al producido por otra distinta. Por otro lado dos códigos producidos a partir del mismo iris estarán altamente correlacionados estadísticamente.

Si dos patrones de bits son completamente independientes, tales como las plantillas generadas a partir de diferentes iris, entonces la distancia de Hamming entre los dos patrones debe ser iguala 0,5. Esto ocurre porque la independencia implica que los dos patrones de bits serán totalmente aleatorios por lo tanto la mitad de los bits coinciden y la otra mitad no. Si por el contrario, estos dos patrones se derivan del mismo iris, entonces la distancia de Hamming entre ellos estará cerca de 0, ya que están altamente correlacionados y los bits deben coincidir entre los dos códigos de iris. La distancia de

Hamming es la métrica empleada por Daugman [4], y se calcula descartando los bits que se encuentran afectados por algún tipo de ruido.

Otros métodos para llevar a cabo la comparación de características entre plantillas biométricas son el WED (*Weighted Euclidian Distance*, por sus siglas en inglés) y está destinado a comparar dos plantillas especialmente si los valores representados en ellas son enteros y la correlación normalizada entre la plantilla adquirida y la de la base de datos [6].

Luego de haber realizado la codificación, finalmente se debe escoger el umbral correcto para determinar qué distancia de Hamming corresponde a la comparación de patrones de un mismo iris o no, ya que aunque teóricamente dos patrones pertenecientes al mismo iris deberían tener una distancia de Hamming igual a cero y dos que no pertenezcan al mismo iris deberían tener 0.5, en la práctica no ocurre así. El proceso para la elección del umbral depende del resultado del comportamiento de la función de distribución de densidad de probabilidades de las clases correspondientes a comparaciones efectuadas entre códigos generados por el mismo iris (intra-clase) y códigos que no lo son (inter-clase). Estas funciones de densidad de probabilidades se denotan respectivamente por  $p(s|\omega_0)$  y  $p(s|\omega_1)$ . A la hora de escoger este umbral se debe tener en cuenta los errores que se podrían derivar de dicha elección, esta cuestión será discutida en el capítulo de la validación de los resultados. Los dos criterios prácticos más aceptados para tomar esta decisión son:

- Tomar el punto de EER (*Equal Error Rate*).
- Tomar el punto con FRR (*False Reject Rate*)=0.01.

El primer criterio tiene que ver con igualar los dos tipos de errores cometidos en este tipo de sistemas: el FAR y el FRR los cuales serán definidos con posterioridad. El otro criterio tiene que ver con minimizar al máximo el FRR que es el tipo de error que determina la seguridad del sistema. A partir del umbral obtenido entonces existen varias posibles situaciones en la que se podría encontrar el sistema las cuales se muestran en la tabla 1.1.

Tabla 1.1. Situaciones posibles en la que se podría encontrar el sistema biométrico.

<i>HD</i>	Muestra legítima	Muestra incorrecta
$HD \leq umbral$	Correctamente aceptado	Incorrectamente aceptado: brecha de seguridad
$HD > umbral$	Falsamente rechazado: usuario molesto	Correctamente rechazado
No se obtuvo <i>HD</i> -calidad de la muestra muy pobre	Fallo en la adquisición(el usuario debe reintentar)	

## 2 . SISTEMA DE RECONOCIMIENTO IMPLEMENTADO

Luego de haber analizado los principales avances hechos en materia de reconocimiento de iris en cada una de sus fases de desarrollo se expondrá en este capítulo la forma en que se implementó el sistema de reconocimiento propuesto en este trabajo haciendo énfasis en los algoritmos de cada una de sus etapas de operación.

### 2.1 Esquema general

En la figura 2.1 se puede observar el sistema de reconocimiento a implementar. Las cuatro primera etapas corresponden a la segmentación y es aquí donde se determinan cuáles píxeles de la imagen pertenecen al iris y de ellos eliminar aquellos que estén afectados por la obstrucción de los párpados. Luego de esta etapa viene el proceso de normalización donde se obtienen dos resultados: la imagen normalizada y una máscara de ruido donde se marcan aquellos puntos afectados por el ruido y que serán excluidos de la posterior codificación. La imagen normalizada se codifica para extraer sus características más discriminantes. En este punto existen dos alternativas: una es el reclutamiento que ocurre cuando se añade un patrón a la base de datos y la otra, la verificación, que es cuando se determina si un patrón de iris recientemente adquirido se encuentra dentro de la base de datos o no.

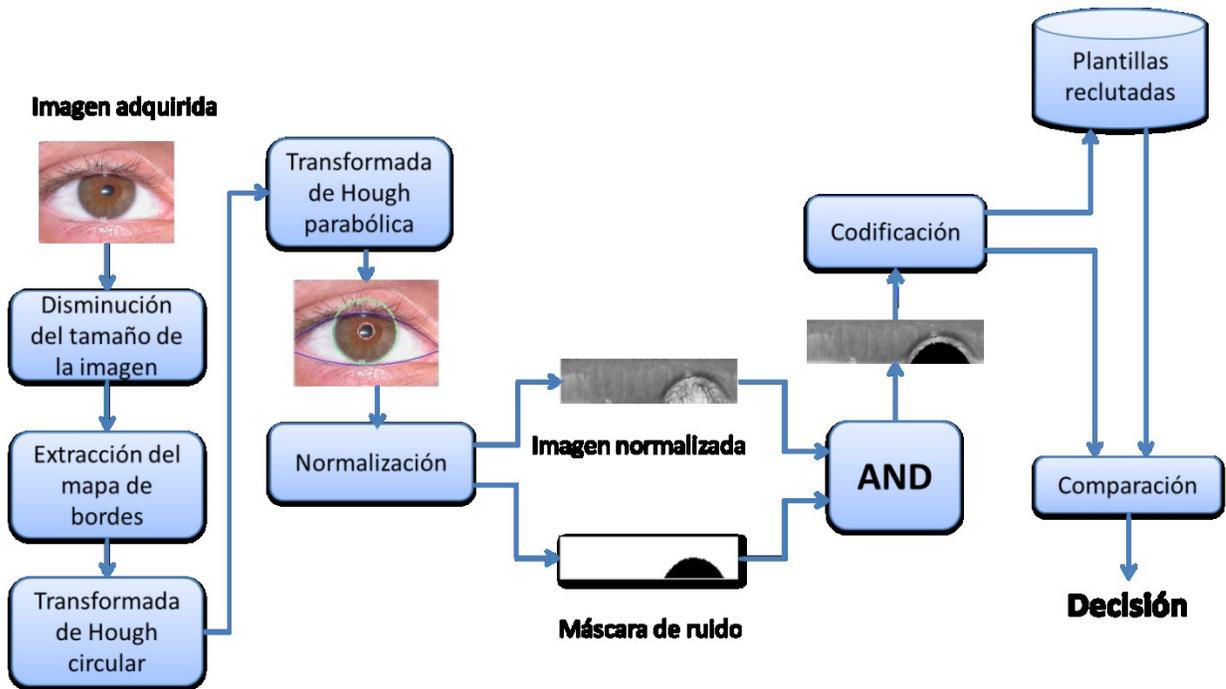


Figura 2.1. Esquema general del sistema de reconocimiento de iris implementado.

## 2.2 Implementación del algoritmo de segmentación basado en la Transformada de Hough.

De los métodos de segmentación explicados anteriormente se escogió el basado en la transformada de Hough ya que en comparación con el basado en el de contornos activos este presenta una menor complejidad computacional. Por otra parte este método devuelve explícitamente los parámetros de ambos círculos que hacen de límites del iris permitiendo el uso de las mejores técnicas de normalización y codificación de características. El software MATLAB a partir de la versión R2012a presenta una implementación de dicha transformada. En este epígrafe se desarrollan las distintas fases de este método de segmentación.

### 2.2.1 Preprocesamiento

En todo método de segmentación siempre se trata lo más posible de optimizar el desempeño de este para garantizar un menor costo computacional y una mayor precisión realizando tareas previas sobre la imagen adquirida del ojo con el objetivo de mejorarla y hacerla más asequible para ser procesada. Entre algunas acciones comunes que se realizan a la imagen está el mejoramiento del contraste, la equalización del histograma y otras más realizadas en el dominio espacial.

Sin embargo el método de segmentación llevado a cabo solo requirió en la etapa de pre procesamiento la disminución del tamaño de la imagen de entrada de una de 800x600 píxeles a una de 200x150 píxeles, con esto se logra disminuir la carga computacional del método pues se trabaja sobre una cantidad menor de píxeles sin perder información en lo absoluto. El método de interpolación usado en esta transformación es la aproximación al vecino más cercano.

### 2.2.2 Extracción del mapa de bordes

En el caso específico de los métodos de segmentación basados en la transformada de Hough antes de realizar la segmentación como tal, se requiere la extracción del mapa de bordes de la imagen original. El mapa de bordes es una imagen binaria donde aquellos píxeles que tienen valor "1" están en las posiciones de la imagen original que superaron cierto valor de gradiente. Para hallar dicho mapa de bordes se usa la función *edge* de MATLAB a la cual es necesario introducirle los siguientes parámetros:

- Imagen: esta es la imagen de la que se va a extraer el mapa de bordes.
- Método: aquí se especifica como una cadena de caracteres (entre comillas) el método que se va a usar para la extracción del mapa de bordes. En este caso es el método de Canny el cual calcula el gradiente local de la imagen. Este método de todos los provistos por MATLAB es el que tiene menos probabilidades de ser engañado en la búsqueda de bordes.
- Umbral: este es un vector de dos números entre 0 y 1 que especifica los dos umbrales que necesita el método de Canny para trabajar: el mayor es para determinarlos llamados bordes fuertes que siempre serán incluidos en el mapa de bordes final y el menor, los bordes débiles, que solo serán incluidos en el mapa de bordes si están conectados con algún borde fuerte. El valor escogido para umbral fue: [0.08 0.2].

En la figura 2.2 se muestra un mapa de bordes obtenido a partir de una imagen del ojo.

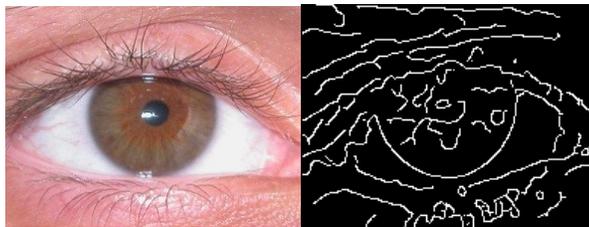


Fig.2.2. Imagen del ojo con su correspondiente mapa de bordes.

### 2.2.3 Aplicación de la transformada de Hough circular

Luego de haber extraído el mapa de bordes correspondiente a la imagen del ojo entonces el siguiente paso es buscar aquellos que conforman los límites circulares del iris ya que como se puede apreciar en la imagen 2.2 no todos los puntos que están en el mapa de bordes pertenecen a dichos límites. Por lo tanto dentro de la segmentación esta etapa es la más decisiva porque aquí se decide cuáles puntos dentro del mapa de bordes son los correspondientes a los dos círculos que delimitan la región del iris. Para la aplicación de la transformada de Hough se utilizó la función *imfindcircles* provista por MATLAB la cual encuentra círculos devolviendo como parámetros las coordenadas de sus centros y sus radios. A continuación se explica los parámetros de esta función y los valores que reciben cada uno de ellos:

- **Imagen:** es la imagen sobre la cual se quiere hallar los círculos. En la declaración de esta función se plantea que acepta cualquier tipo de imagen como parámetro, o sea, imágenes a color, en escala de grises o binarias, pero se demostró que para imágenes del iris son precisamente estas últimas con las que se obtienen los mejores resultados. Por lo tanto la imagen de entrada que se le introdujo fue precisamente el mapa de bordes obtenido de aplicar la función anterior.
- **Radio:** es un vector de dos números en el cual se especifican el límite superior e inferior de los radios de los círculos que van ser hallados. Como en el caso de la segmentación del iris se van a hallar dos círculos con dimensiones muy diferentes se requiere definir este parámetro dos veces, por tanto la función se implementa dos veces una para el borde exterior del iris y la otra para el borde interior. En la tabla 2.1 se aprecian los valores que recibió este parámetro en cada uno de los dos casos. En las figuras 2.3 y 2.4 quedan ubicados estos límites dentro del mapa de bordes.

Tabla 2.1. Valores que toma el parámetro Radio de la función *imfindcircles*.

Borde	Valor radio	
	Mínimo (píxeles)	Máximo(píxeles)
Exterior	30	60
Interior	9	15

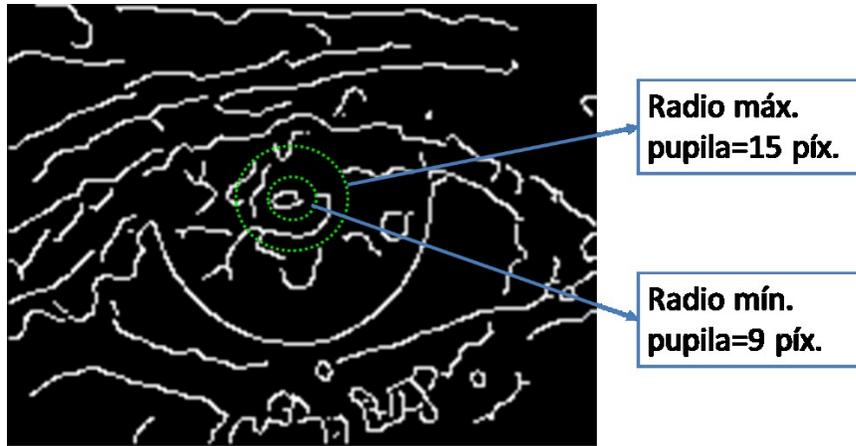


Fig.2.3.Representación de los límites del parámetro Radio para el borde interior del iris.

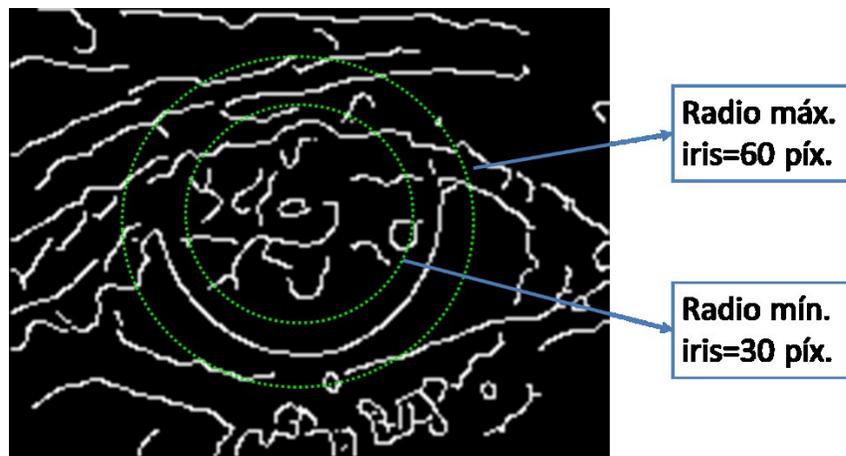
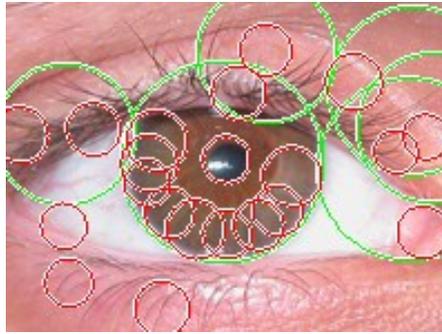


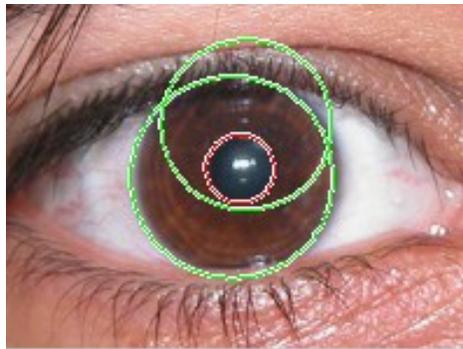
Fig.2.4.Representación de los límites del parámetro Radio para el borde exterior del iris.

- Sensibilidad: especifica el valor de sensibilidad con el cual la Transformada de Hough buscará los círculos. Su valor es un escalar que está entre 0 y 1. Si se incrementa el valor de sensibilidad se aumentará la cantidad de círculos encontrados, incluso aquellos que están incompletos o cuyo contorno es muy débil, pero por otra parte se corre el riesgo de detectar círculos falsos. En el caso específico de encontrar los límites interior y exterior del iris existe un compromiso a la hora de elegir este parámetro debido a que una sensibilidad baja provocaría que no se detectara ningún círculo y una alta, por el contrario, provocaría que se encontraran innumerables cantidad de círculos falsos como se observa en la figura 2.5 cuando se fijó este parámetro en 0.97 para el borde exterior y 0.95 para el borde interior.



*Fig.2.5 Resultado de aplicar la función  $imfindcircles$  con una sensibilidad de 0.97 para el borde exterior y 0.95 para el borde interior.*

Luego de varias pruebas se determinó que el valor óptimo es de 0.95 para el borde exterior y 0.90 para el interior. Sin embargo para algunas imágenes aún para estos valores se siguen obteniendo círculos falsos, fundamentalmente para el borde exterior del iris como se observa en la figura 2.6.



*Fig.2.6. Resultado de aplicar la función  $imfindcircles$  con una sensibilidad de 0.95 para el borde exterior y 0.90 para el borde interior.*

Lo anteriormente dicho obliga a que se tenga que implementar una forma de eliminar los círculos falsos. Para esto nos basamos en el hecho de que los círculos pertenecientes a los bordes exterior e interior son concéntricos y solo se selecciona el círculo exterior que sea concéntrico con el borde interior. La figura 2.7 muestra cómo quedan corregidos los bordes de la imagen después de hecha esta consideración.

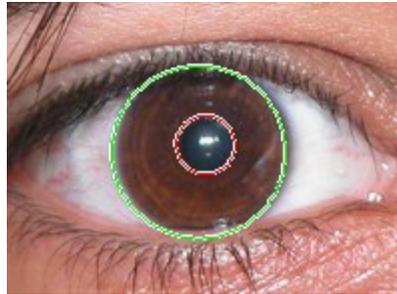


Fig.2.7. Segmentación defectuosa del iris corregida.

### 2.3 Implementación de algoritmos para eliminar el ruido provocado por los párpados.

En el epígrafe anterior se pudieron determinar respectivamente ambos bordes del iris pero con esto no termina la tarea de la segmentación, debido a que se necesitan determinar cuáles puntos del iris están afectados por ruido para excluirlos de un posterior procesamiento. La fuente principal de ruido en estas imágenes es la obstrucción del iris por los párpados, figura 2.8. Para lograr una correcta segmentación de los párpados se aprovecha el hecho de que su forma se puede aproximar a una usando los parámetros de una parábola, los cuales son  $p$  para la curvatura de la parábola y  $(x_v, y_v)$  para las coordenadas de su vértice. Se usa el mismo mapa de bordes que para la transformada de Hough circular.

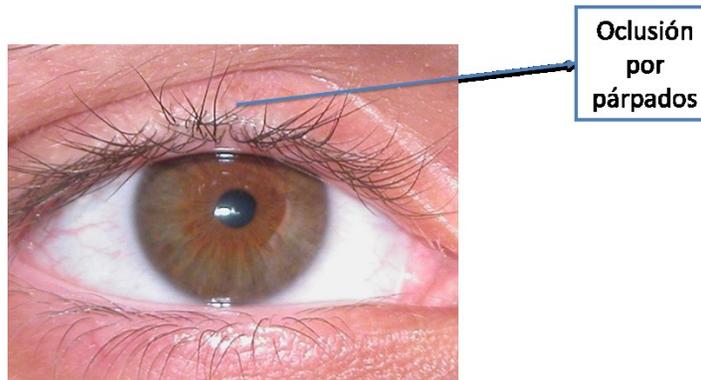


Fig.2.8. Iris obstruido por el párpado superior.

Matemáticamente este proceso se describe de la siguiente forma:

$$c(p, x_v, y_v) = \sum_{p=1}^N \text{bordes}(x_p, y_p) = 1 \quad 2.1$$

$$y_p(p, x_v, y_v) = p * (x_p - x_v) + y_v \quad 2.2$$

Donde  $bordes$  son los puntos del mapa de bordes,  $c$  es el espacio transformado de Hough y  $y_p$  son los puntos pertenecientes a la parábola. Al finalizar el proceso de segmentación una imagen queda como en la figura 2.9.

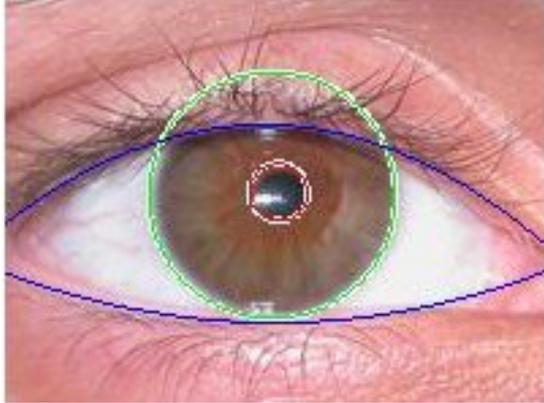


Fig.2.9. Iris correctamente segmentado.

## 2.4 Implementación de algoritmo de reconocimiento (Normalización y codificación).

En este epígrafe se explicará cómo se usa la región del iris previamente localizada para obtener una plantilla biométrica que es la forma en que se presentan los datos del iris para llevar a cabo el reconocimiento de personas. Este último punto involucra las dos últimas fases de este sistema de reconocimiento de personas.

### 2.4.1 Normalización

Al realizar la normalización se escogió el método de *rubber sheet* de Daugman explicado en el capítulo 1. Se hizo así debido a que es el más consistente con el método de segmentación utilizado porque hace uso en su operación de los centros y los radios de los bordes circulares hallados la transformada circular de Hough y logra la exclusión de los puntos afectados por el ruido de los párpados. Para llevar a cabo la transformación de coordenadas cartesianas a coordenadas polares que se plantea en este método se usaron las expresiones 2.3 y 2.4 respectivamente para las abscisas y para las ordenadas. Al final se obtiene de la imagen anular del iris una matriz rectangular.

$$x = r \cos \theta + x_0 \quad 2.3$$

$$y = r \sin \theta + y_0 \quad 2.4$$

Donde  $(x, y)$  son las coordenadas cartesianas,  $(r, \theta)$  las coordenadas polares, y  $(x_0, y_0)$  son las coordenadas del centro del círculo. En este caso se escogió el de la pupila porque ambos bordes del iris son aproximadamente concéntricos. La imagen normalizada tiene una dimensión de 40x240 píxeles.

Otro resultado importante que se obtiene del proceso de normalización es la creación de la máscara de ruido la cual es una matriz binaria rectangular con las mismas dimensiones que la imagen normalizada. En los ceros de la máscara de ruido se ubican los píxeles cuyas posiciones coinciden con aquellos que se encuentran obstruidos por los párpados en la imagen normalizada. De esta forma se logra eliminar el ruido dentro del patrón del iris. La figura 2.10 muestra un ejemplo del proceso de normalización y sus correspondientes resultados.

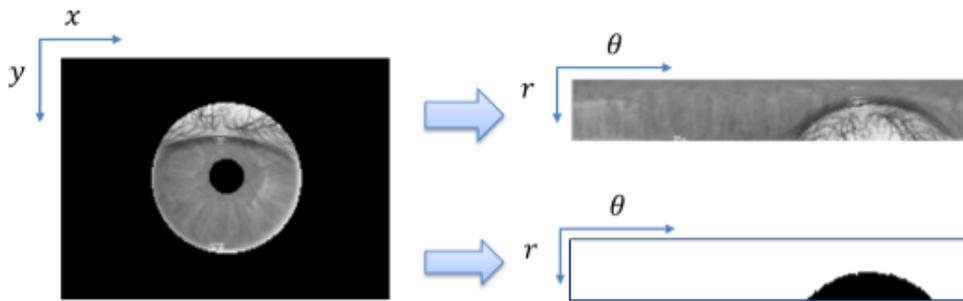


Fig.2.10. Iris segmentado con su correspondiente imagen normalizada y máscara de ruido.

### 2.4.2 Codificación

Para realizar la codificación se escogió el método basado en los filtros log-Gabor explicado en el capítulo anterior debido a las ventajas que posee frente al ya tradicional método basado en los filtros de Gabor. Se debe añadir que se utilizó la implementación de Peter Kovesei [23] utilizando MATLAB llamada *gaborconvolve* la cual aplica dichos filtros en el dominio transformado de Fourier sobre una imagen pasada como parámetro. Los parámetros de entrada de esta función son los siguientes:

- **im:** esta es la imagen sobre la cual se aplican los filtros, en este caso se trata de la imagen normalizada.
- **nscases:** es el número de escalas a usar, se fijó en 1.

- **norient**: número de orientaciones del filtro aplicado, se fijó en 1. Este parámetro y el anterior determina la cantidad de filtros. Como solo se usó una sola escala con una única orientación entonces se obtiene un único filtro.
- **minWaveLength**: longitud de onda de la escala más pequeña del filtro, se fijó en 7 píxeles. En nuestro caso por solo usarse una sola escala es la única longitud de onda que se necesita. La frecuencia del filtro es el inverso de este valor en el dominio de la frecuencia.
- **mult**: factor de escala entre dos filtros sucesivos, este argumento de entrada no tiene sentido en el contexto actual porque solo se va a usar un único filtro.
- **sigmaOnf**: Razón entre la desviación estándar de la función gaussiana dentro del filtro en el dominio de la frecuencia y la frecuencia central del filtro, se fijó en 0.5. Esta razón determina el ancho de banda del filtro en este caso es de aproximadamente 2 octavas.
- **dThetaOnSigma**: razón entre el intervalo angular entre las orientaciones de los filtros y la desviación estándar del gaussiano utilizado para construir los filtros esto es referido al plano de la frecuencia el cual se fijó en 1.5.

Esta función devuelve la variable de salida  $EO$  la cual es un arreglo de celdas donde cada una de ellas contiene los valores complejos de la imagen filtrada. La notación usada en MATLAB para representar esto es:

$EO \{s,o\}$  que significa el resultado de la convolución para la escala  $s$  y orientación  $o$ . Como se dijo anteriormente luego de haberse aplicado los filtros log-Gabor se codifica la información de fase en cuadratura esto equivale a extraer la parte real e imaginaria de  $EO$  para cada filtro y asignarle valor 1 en las posiciones donde tenga valor positivo y cero donde tenga valor negativo.

Después de aplicados los filtros se está en condición de conformar la plantilla biométrica que se colocará en la base de datos. La cantidad de bits contenidos en esta plantilla viene dada por la siguiente expresión:

$$N = 2A_r R_r N_f \quad 2.5$$

donde:

$A_r$  es la resolución angular de la plantilla,  $R_r$  es la resolución radial de la plantilla y  $N_f$  define la cantidad de filtros utilizados para la codificación. En este caso se escogió  $N_f = 1$ ,  $A_r = 240$  y  $R_r = 40$  respectivamente, por lo tanto la cantidad de bits de la plantilla

biométrica  $N = 2400$  bytes. La multiplicación por dos tiene que ver con el hecho de que en este tipo de codificación por cada bit de información codificada se generan dos para la plantilla biométrica. En la figura 2.11 se observa cómo quedan dispuestos finalmente los bits dentro de la plantilla biométrica.

		FILAS							
		1		2				n	
COLUMNAS	1	Parte real	Parte imag.	Parte real	Parte imag.			Parte real	Parte imag.
	2	Parte real	Parte imag.	Parte real	Parte imag.			Parte real	Parte imag.
	n	Parte real	Parte imag.	Parte real	Parte imag.			Parte real	Parte imag.

Fig.2.11. Disposición final de los bits dentro de la plantilla biométrica.

### 2.4.3 Comparación de características

El paso siguiente luego de haber realizado el proceso de extracción de características es el correspondiente a la comparación de características, donde se determina el grado de coincidencia entre dos patrones que pueden haber sido generados por el mismo iris o por dos iris diferentes. La métrica utilizada para determinar este grado de coincidencia es el cálculo de la distancia de Hamming entre dos plantillas codificadas. En el presente trabajo se tuvo en cuenta que es necesario eliminar del proceso de comparación de características aquellas porciones marcadas como ruido dentro de la máscara. Para hacer esto se usa la ecuación para calcular la distancia de Hamming modificada:

$$HD = \frac{1}{N - \sum_{k=1}^N Xn_k(OR)Yn_k} \sum_{j=1}^N X_j(XOR)Y_j(AND)Xn_j(AND)Yn_j \quad 2.6$$

donde:

$X_j$  y  $X_j$  son las plantillas biométricas codificadas  $Xn_j$  y  $Yn_j$  son sus correspondientes máscaras de ruido y  $N$  es el número de bits representado por cada plantilla.

Para concluir con el proceso de comparación de características solo queda determinar el umbral en términos de distancia de Hamming a partir del cual se determinará la pertenencia de un patrón del iris a la base de datos o no. El valor del umbral se fijó en 0.4041 y se justifica su elección en el capítulo siguiente.

### **3 . VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS**

En este capítulo se presentarán los resultados obtenidos en la implementación de este sistema de reconocimiento de personas por el patrón del iris con el orden que se describe a continuación. Primero se describirá la base de datos sobre la cual se hicieron las pruebas. Luego se presentarán las diferentes maneras que existen para determinar la exactitud de los resultados. Posteriormente se presentan los resultados obtenidos en el proceso de segmentación y en el de comparación de características que son los más críticos para evaluar el desempeño del sistema. Por último se explica el funcionamiento de la interfaz gráfica de usuario diseñada para interactuar con el sistema.

#### **3.1 Base de datos UBIRIS**

La base de datos elegida para validar los resultados del sistema de reconocimiento fue la UBIRIS procedente del Departamento de Informática de la Universidad de Beira Interior en Portugal y descargable desde Internet [24]. La razón del uso de esta base de datos es que las imágenes que brinda son tomadas en un ambiente sin restricciones y usando luz en el rango visible lo que acerca sus condiciones a las esperadas en un sistema donde el usuario tenga el mayor confort a la hora de presentarse al sistema. En la figura 3.1 se muestra de manera general una imagen del sistema de adquisición de imágenes de la base de datos UBIRIS, donde A y B son las cámaras utilizadas, C y D las fuentes de luz y E es la localización del sujeto de prueba.

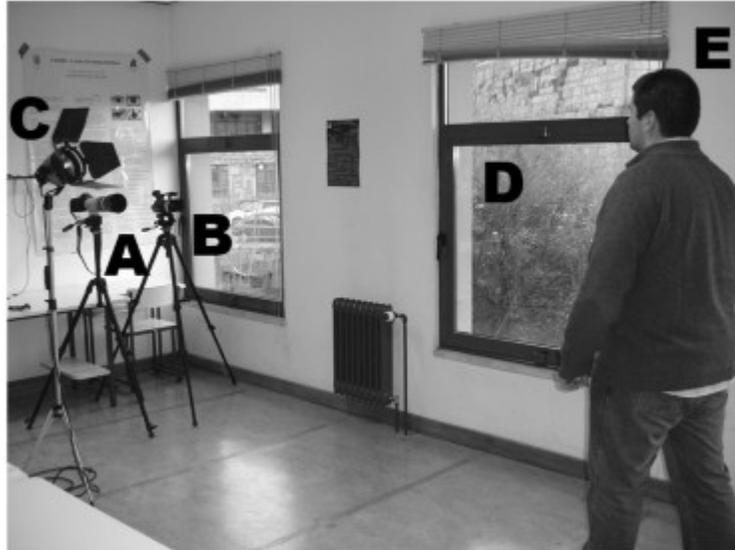


Fig.3.1. Vista general del sistema de adquisición de imágenes de UBIRIS. (Fuente: [25]).

En la actualidad la mayoría de los sistemas de reconocimiento disponibles en el mercado y las bases de datos usadas para la investigación emplean cámaras que emiten luz cercana al rango infrarrojo (NIR) para realizar la adquisición de las imágenes. Las personas tienen que permanecer estáticas y con muy poca distancia de separación de la cámara que toma el patrón de su iris. Esto trae como ventaja imágenes de muy buen contraste en todos los casos y alto detalle en el patrón del iris pero expone al usuario a la luz infrarroja que al no ser visible invalida todos los mecanismos de defensa del ojo tales como el parpadeo ante exposiciones peligrosas [25]. En el anexo 1 se relacionan algunas de las principales bases de datos existentes en el mundo para la investigación y sus principales características.

Dentro de la base de datos UBIRIS se pueden clasificar el iris en tres clases fundamentales de acuerdo a su luminancia, en la tabla 3.1 se especifican estos grupos. En las tablas 3.2, 3.3 y 3.4 se relacionan las principales características de esta base de datos.

Tabla 3.1. Clasificación de los irises en la base de datos UBIRIS de acuerdo a su nivel de luminancia. (Fuente: [26])

Categoría	Color	Luminancia	
		Promedio( $\mu\gamma$ )	Desviación estándar( $\sigma\gamma$ )
Light	Azul	51.95	3.90
	Verde claro		
Medium	Verde oscuro	37.70	3.15
	Marrón claro		
Heavy	Marrón oscuro	29.46	2.25
	Negro		

Tabla 3.2. Condiciones de adquisición de la imagen. (Fuente: [26])

Condiciones de adquisición de la imagen	
Cámara: Canon EOS 5D	Representación de color: sRGB
Velocidad Obturador: 1/197 s	Apertura de la lente: F/6.4-F/7
Distancia Focal: 400 mm	Tiempo de exposición: 1/200 s

Tabla 3.3. Detalles de las imágenes resultantes. (Fuente: [26])

Detalles de las imágenes resultantes	
Ancho: 800 píxeles	Alto: 600 píxeles
Formato: tiff	Resolución horizontal: 72 dpi
Resolución vertical: 72 dpi <sup>1</sup>	Niveles de cuantificación :2 <sup>24</sup>

<sup>1</sup> Puntos por pulgadas, del inglés, dots per inch.

Tabla 3.4. Características de los voluntarios. (Fuente: [26])

Voluntarios	
Total=261 Sujetos, 522 Iris, 11 102 Imágenes	Género=Hombres: 54.4% , Mujeres: 45.6 %
Edad=[0,20]:6.6%	Pigmentación del iris:
[21,25]:32.9%	Light: 18.3%
[26,30]:23.8%	Medium:42.6%
[31,35]:21.0%	Heavy: 39.1%
[36,99]:15.7%	

### 3.2 Medidas de desempeño de un método de segmentación

Para evaluar el desempeño de algún método de segmentación dentro de un sistema de reconocimiento de iris no existe una única forma posible. De hecho la manera más tradicional de hacerlo es terminar el sistema completo y asumir el porcentaje de reconocimiento como medida de desempeño del algoritmo de segmentación [27]. Actualmente se ha considerado una forma más independizada de evaluar este tipo de algoritmos. Esta alternativa está impulsada fundamentalmente por el concurso NICE (*Noisy Iris Challenge Evaluation*) organizado por la Universidad de Beira Interior, Portugal en el cual participan gran cantidad de desarrolladores de sistemas biométricos a lo largo del mundo y es un evento de opinión autorizada en esta rama. En este caso se provee al desarrollador del sistema de una máscara binaria de referencia para cada una de las imágenes de la base de datos UBIRIS v.2 la cual marca en 0 los píxeles correspondientes al patrón del iris en cada una de estas imágenes y en 1 los restantes bits y el error cometido en la clasificación se calcula de acuerdo al promedio de bits clasificados correctamente en cada una de las imágenes usando la siguiente expresión:

$$E = \frac{1}{nwh} \sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^h \sum_{c=1}^w P_i(r, c) \otimes G_i(r, c) \quad 3.1$$

donde  $n$  es la cantidad de imágenes usadas para la evaluación,  $w$  y  $h$  son respectivamente el ancho y la altura de cada una de esas imágenes,  $P_i(r, c)$  denota el valor de intensidad de la máscara producto de la segmentación en la fila  $r$  y columna  $c$ ,  $G_i(r, c)$  es la máscara

de referencia que proveen los organizadores del concurso y  $\otimes$  denota la operación or-exclusivo [28]. Para el presente trabajo no se disponen de dichas máscaras de referencia debido a que se distribuyen exclusivamente a los participantes del concurso por lo cual fue necesario su extracción manual. Se extrajeron en total 124, tres de las cuales se muestran en la figura 3.2 a la derecha de sus correspondientes imágenes originales y se usó la misma ecuación 3.1 para calcular el error cometido por el método.

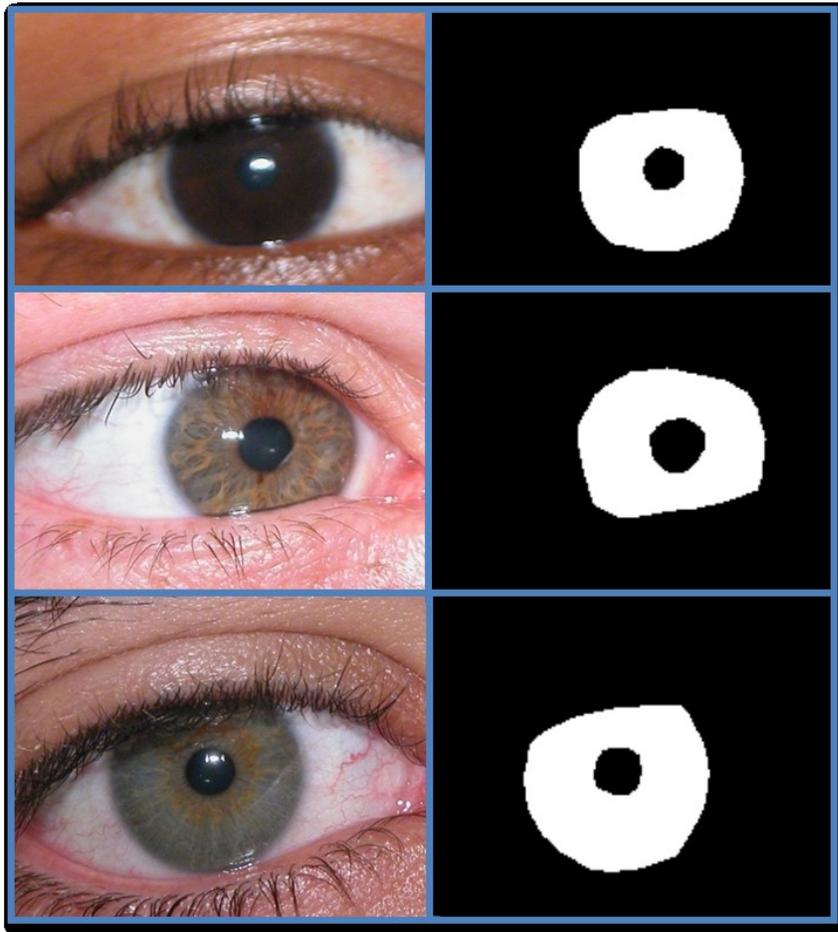


Fig.3.2. Algunas imágenes de la base de datos UBIRIS con sus correspondientes máscaras de referencia.

### 3.3 Medidas de desempeño de un sistema biométrico.

Las medidas básicas del desempeño de un sistema biométrico son: la tasa de falso rechazo (FRR, del inglés *False Reject Rate*) y la tasa de falso acierto (FAR, del inglés *False Accept Rate*). El FRR se refiere a la probabilidad esperada de que dos muestras biométricas obtenidas del mismo iris sean falsamente declaradas como no coincidentes.

Por el contrario, el FAR se refiere a la probabilidad de que dos muestras biométricas de diferentes usuarios sean reconocidas falsamente como que pertenecen al mismo [29]. Existe otra forma más útil de definir FRR y FAR que es considerándolos como función de cierto umbral de decisión  $\eta$  donde FRR se define como la fracción de las comparaciones entre dos plantillas biométricas de una misma clase cuya distancia de Hamming (HD) supera el umbral  $\eta$  y el FAR, por el contrario, como la fracción de las comparaciones entre dos plantillas biométricas de diferentes clases cuya valor de HD no supera el umbral  $\eta$ . En la figura 3.2 se observa cómo se relaciona gráficamente los conceptos antes mencionados.

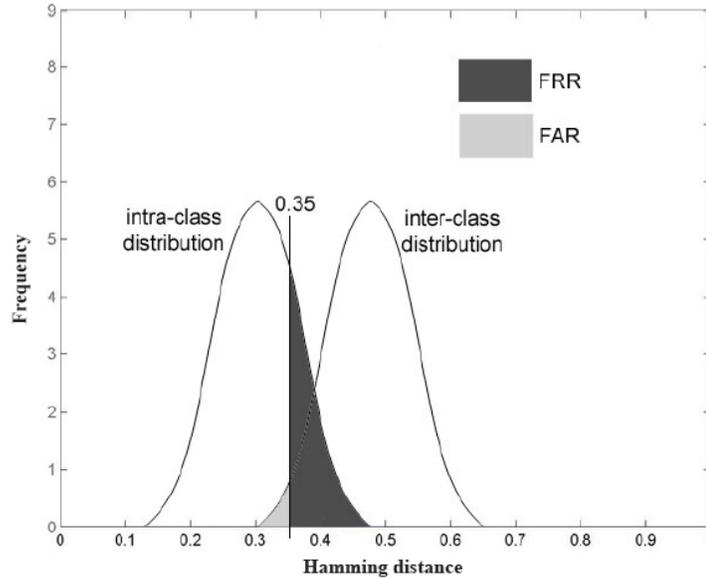


Fig.3.2. Parámetros de desempeño de un sistema biométrico.

Matemáticamente esto se puede representar de la siguiente forma:

$$FRR(\eta) = p(HD \geq \eta | \omega_0) = \int_{\eta}^{\infty} p(s | \omega_0) ds \quad 3.2$$

$$FAR(\eta) = p(HD \leq \eta | \omega_1) = \int_{-\infty}^{\eta} p(s | \omega_1) ds \quad 3.3$$

Donde  $\omega_0$  y  $\omega_1$  denotan respectivamente la intra-clase y la inter-clase y  $p(s | \omega_0)$  y  $p(s | \omega_1)$  representan sus respectivas distribuciones de probabilidad.

Si se mira las ecuaciones 3.2 y 3.3 se observa que es imposible disminuir simultáneamente estos errores con la simple variación de  $\eta$ . Por lo tanto se puede decir que existe un compromiso entre FRR y FAR. Entonces es necesario usar la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) para medir la tasa de reconocimiento del sistema. Esta curva relaciona la medida GAR (*Genuine Accept Rate*) que es la tasa de aciertos genuinos contra la medida FAR. Es una herramienta muy útil para medir el desempeño del reconocimiento en el área de reconocimiento de patrones en general. Matemáticamente se define GAR como:

$$GAR(\eta) = 1 - FRR(\eta) \quad 3.4$$

La mejor manera de comparar el rendimiento de dos sistemas biométricos es examinar sus curvas ROC. Si el FAR de un sistema biométrico (por ejemplo A) es menor que la FAR de otro sistema (digamos B) para los valores de GAR correspondientes, entonces se puede concluir que el rendimiento del sistema biométrico A es mejor que el de B en dichos valores. Sin embargo, si las dos curvas de ROC se cruzan, indica que el sistema A es mejor que el B en algunos puntos de operación (valores FAR), mientras que el sistema B es mejor en otros puntos de funcionamiento.

Las medidas anteriores están ligadas al umbral que se elija sin embargo existe una última medida de desempeño que no está sujeta a la utilización de dicho umbral la cual es el coeficiente de decisión que mide la razón entre la distancia que existe entre las medias aritméticas de ambas clases y la suma de sus correspondientes desviaciones estándar. Entre mayor sea la magnitud del coeficiente de decisión mejor será la precisión en el reconocimiento del sistema. Matemáticamente el coeficiente de decisión se define con la siguiente expresión [29]:

$$d = \frac{|\mu_{inter} - \mu_{intra}|}{\sqrt{\frac{1}{2}(\sigma_{inter}^2 + \sigma_{intra}^2)}} \quad 3.5$$

donde:

$\mu_{inter}$  y  $\mu_{intra}$  representan la media de ambas clases respectivamente y  $\sigma_{inter}$  y  $\sigma_{intra}$  sus desviaciones estándar.

### 3.4 Presentación de los resultados

Luego de explicar la manera de medir el desempeño de los algoritmos de segmentación y del sistema de reconocimiento en general se expondrán a continuación los principales resultados obtenidos en este trabajo y se compararán con algunos de los métodos existentes en la actualidad.

#### 3.4.1 Presentación de los resultados de los algoritmos de segmentación

Para evaluar los dos algoritmos de segmentación implementados se escogieron 124 imágenes de la base de datos UBIRIS. En la tabla 3.5 se muestra el error cometido por estos métodos y se comparan con el error cometido por algunos de los mejores métodos de segmentación participantes en la competencia NICE. Se puede observar que el error cometido por el método de Hough es mucho menor que el cometido por el de Daugman usando imágenes de la base de datos UBIRIS. Por otro lado el error cometido por el método de Hough aunque excede a los errores cometidos por los métodos de segmentación relacionados en la tabla no lo hace de manera significativa. Además cabe la posibilidad de que el desempeño mejore cuando se tomen igual cantidad de imágenes que las utilizadas por el resto de los algoritmos utilizados.

*Tabla 3.5 Tabla comparativa de los dos algoritmos de segmentación implementados con algunos del concurso NICE I en cuanto al error cometido.*

Autor	Método de segmentación	Total de Imágenes	Error( $E_j$ )
Tan y otros [30]	Constelación integro-diferencial	500	0.0131
Jeong y otros [31]	Detector de bordes circulares usando dos operadores integro-diferenciales.	500	0.0282
Chen y otros [32]	Transformada de Hough rápida circular y lineal.	500	0.0297
Labati y Scotti [33]	Transformada de Hough y regularización de bordes.	488	0.0301
Luengo y otros [34]	Morfología matemática.	desconocido	0.0305
	Método propuesto usando Daugman	124	0.1596
	Método propuesto usando Hough	124	0.0367

En la figura 3.3 se puede apreciar un conjunto de imágenes segmentadas utilizando el método de Hough (izquierda) y el de Daugman (derecha) respectivamente, donde se observa claramente la mayor precisión del método de Hough implementado. En las imágenes se observan varios factores que afectan a la segmentación del iris, estos son en orden de aparición: ojos mirando en otra dirección, iris obstruido por párpado superior, imagen fuera de foco e iris con pigmentación oscura. En cada uno de estos casos que complejizan la segmentación el método de Hough segmentó correctamente.



*Fig.3.3 Comparación entre los algoritmos de segmentación de Hough y Daugman en distintas situaciones.*

Por otro lado se comparan los algoritmos implementados en cuanto a su tiempo de procesamiento en la tabla 3.6. La computadora personal donde se probaron ambos métodos posee un procesador Intel Core i3-4130 T a 2.90 GHz y una memoria RAM de 2GB. Se puede observar que bajo las mismas condiciones de procesamiento para cada

uno de los algoritmos, el método de Hough emplea un tiempo mucho menor que el método de Dugman.

*Tabla 3.6 Tabla comparativa entre los dos algoritmos de segmentación implementados en cuanto a tiempo de procesamiento.*

Método	Tiempo de procesamiento
Daugman	54 s
Hough	Aprox. 1s

### 3.4.2 Presentación de los resultados del método de reconocimiento

Para validar los resultados obtenidos por el método de reconocimiento se tuvo en cuenta la variación de los valores del parámetro `minWaveLength` o sea de longitud de onda del filtro log-Gabor a la hora de codificar. Para las dos clases existentes se realizaron 4800 comparaciones.

En la figura 3.4 se representan respectivamente la distribución de ambas clases, la intra-clase y la inter-clase, en ambos casos para los tres valores de longitud de onda utilizados para el filtro de log-Gabor. El objetivo de esta figura es observar cuán cercanos se encuentran cada una de las clases a sus valores ideales de distancia de Hamming y que parte del rango de valores de una clase se solapa con el de la otra. Este solapamiento representa el error cometido en el reconocimiento.

Se puede apreciar que a medida que se aumenta el valor de longitud de onda se obtiene un desplazamiento de la distribución intra-clase hacia valores cercanos a cero, lo cual es deseable. Desafortunadamente cuando se selecciona un valor de longitud de 10 específicamente entonces aumenta la cantidad de valores de la distribución inter-clase por debajo de 0.4. Lo anterior provoca un aumento del solapamiento entre ambas clases. Se concluye entonces que la distribución de ambas clases es sensible a la variación del parámetro `minWaveLength`. Un aumento de este parámetro mejora el comportamiento de la distribución intra-clase sin embargo también empeora el de la distribución inter-clase. Por otro lado existe un pequeño rango de valores de la distribución intra-clase que siempre se va a solapar con la otra clase. Esto se debe a comparaciones efectuadas

entre dos plantillas procedentes de imágenes del mismo iris donde una de ellas o las dos ha sido segmentada de manera errónea. Este error cometido en la segmentación no se puede eliminar con el simple cambio de parámetros del filtro log-Gabor a la hora de codificar.

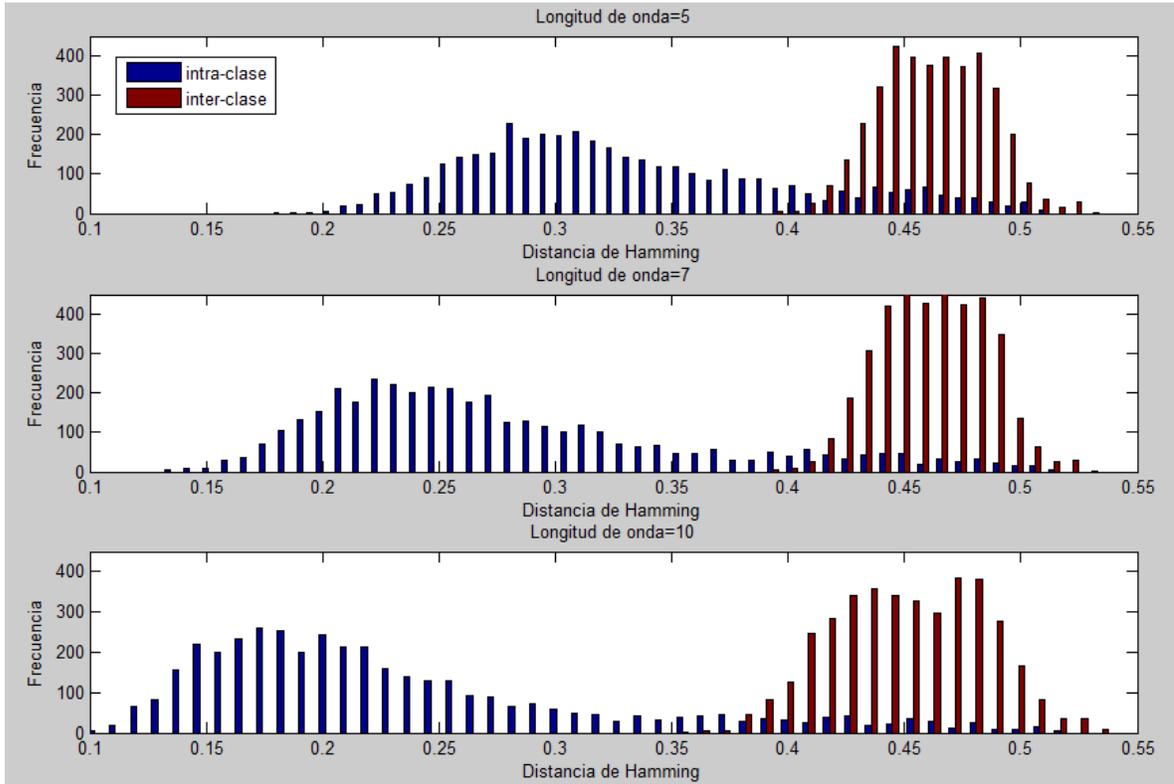


Fig.3.4. Distribucion de la intra-clase y la inter-clase para los tres valores de longitud de onda utilizados.

La figura 3.5 muestra las curvas ROC para cada uno de los valores de minWaveLength. Mientras mayor sea el área bajo la curva mejor será el desempeño del sistema en cuestión. Se aprecia de manera clara que el comportamiento del sistema es similar cuando se utilizan los valores de 10 y 7 y a su vez muy superior que cuando se usa el valor de 5.

Es en este punto es donde se escoge el umbral para determinar la coincidencia de las diferentes plantillas biométricas que son obtenidas para realizar el reconocimiento con las que se encuentran en la base de datos. Por encima de este umbral se puede afirmar que las dos plantillas comparadas no pertenecen al mismo iris. De los dos criterios enunciados en el primer capítulo para tomar esta decisión se escogió aquel donde el umbral se ubica en el punto de EER. Esto significa que en este punto FAR=FRR. Para el

valor de longitud de onda igual a 10 se escogió el valor de  $EER=0.0610$  lo cual da una tasa de reconocimiento de 93.9%. En la figura se encuentra marcado este punto un punto con un error  $FAR=5.567\%$  porque era posible seguir disminuyendo un poco más el valor de dicho error sin que disminuyera el porcentaje de reconocimiento. El umbral en términos de distancia de Hamming para el cual se obtienen estos resultados es 0.4041.

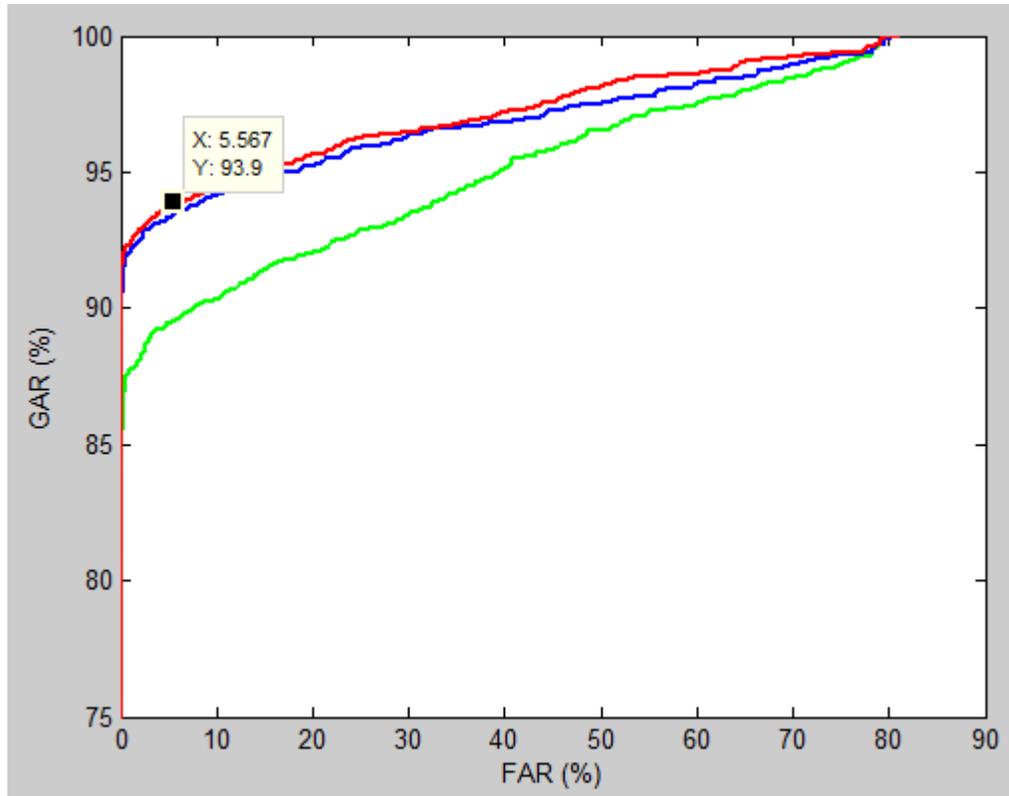


Fig.3.5. Curvas ROC para los tres valores de longitud de onda utilizados en el filtro de log-Gabor.

En la tabla 3.5 se realiza una comparación del sistema biométrico implementado con un conjunto de métodos de reconocimiento recogidos en la literatura. En este listado se incluye desde el sistema implementado por L. Masek en 2001 el cual ha servido de referencia a todos los métodos implementados desde entonces hasta los más actuales como el de Nirgude. Se ha especificado en cada caso la base de datos utilizada para probar el método de reconocimiento utilizado ya que como se dijo anteriormente, en general la base de datos UBIRIS posee una mayor dificultad a la hora de realizarle el reconocimiento que la base de datos CASIA.

De la tabla se puede extraer como conclusión que la tasa de reconocimiento del método propuesto es solo inferior a la de H. Mehrorata en aquellos casos donde se usa la base de

datos UBIRIS. Sin embargo supera ampliamente al resultado obtenido para el método de L. Masek usando esa misma base de datos. En algunos casos la tasa de reconocimiento es inferior a la de otros métodos de reconocimiento que emplean la base de datos CASIA. Esto se debe tener en cuenta que dicha base de datos tiene imágenes adquiridas usando luz NIR lo cual facilita la segmentación y el reconocimiento en la mayoría de los casos. Pero incluso el método propuesto supera al de Nirgude y Gengaje y al de Chia Te Chu los cuáles también usaron imágenes de la base de datos CASIA.

*Tabla 3.5 Comparaciones en cuanto a la tasa de reconocimiento entre varios métodos de reconocimiento utilizados y el método propuesto.*

	Método de reconocimiento	Base de Datos utilizada	Tasa de reconocimiento
<b>L. Masek [6]</b>	Filtros de Log-Gabor	CASIA	97.61
		UBIRIS	71.87
<b>Hunny Mehrotra [35]</b>	Descriptores de puntos claves e indexado con geometric hashing	UBIRIS	97.57
		CASIA	98.55
<b>Rashad y otros [21]</b>	Clasificador combinado de LBP y LVQ	CASIA	99.87
<b>Chia Te Chu y otros [20]</b>	Extracción de características usando LPCC y LDA.	CASIA	93.66
<b>Nirgude y Gengaje [22]</b>	Reconocimiento basado en wavelets	CASIA	92.15
<b>Método propuesto</b>	Filtros de log-Gabor	UBIRIS	93.90

En la tabla 3.6 se compara el coeficiente de decisión del sistema implementado utilizando diferentes valores de longitud de onda. Se observa que a pesar de que el sistema tiene un comportamiento similar para valores de longitud de onda de 7 y 10 respectivamente el coeficiente de decisión del primero es mucho mejor que el del segundo. Esto es debido a que esta medida trabaja suponiendo que la función de densidad de probabilidades para

ambas clases tiene una distribución gaussiana. Lo anterior siempre sucede en el supuesto caso de que no se haya incurrido en ningún error de segmentación.

Tabla 3.6 Comparación del sistema en cuanto a coeficiente de decisión usando diferentes valores de longitud de onda.

Longitud de onda	Coeficiente de decisión
5	2.5713
7	3.1376
10	2.8745

### 3.5 Diseño de la interfaz gráfica

En este epígrafe se procederá a explicar el diseño de la interfaz gráfica de usuario (*GUI*, por sus siglas en inglés). Esta recibe el nombre de ***Glris***, y permite la utilización del sistema biométrico y su relación con la base de datos ***Iris\_BD*** creada con el software Microsoft Access 2010 la cual permite guardar los datos de cada uno de los usuarios reclutados por el sistema entre los cuales se destaca el código o plantilla biométrica generado por cada uno de sus iris. Para su creación se utilizó la herramienta GUIDE (Entorno de Desarrollo de Interfaces Gráficas de Usuario) del software MATLAB 8.3.0.532 (R2014a). La interfaz gráfica permite la realización de dos operaciones básicas: el reclutamiento y la verificación explicadas anteriormente.

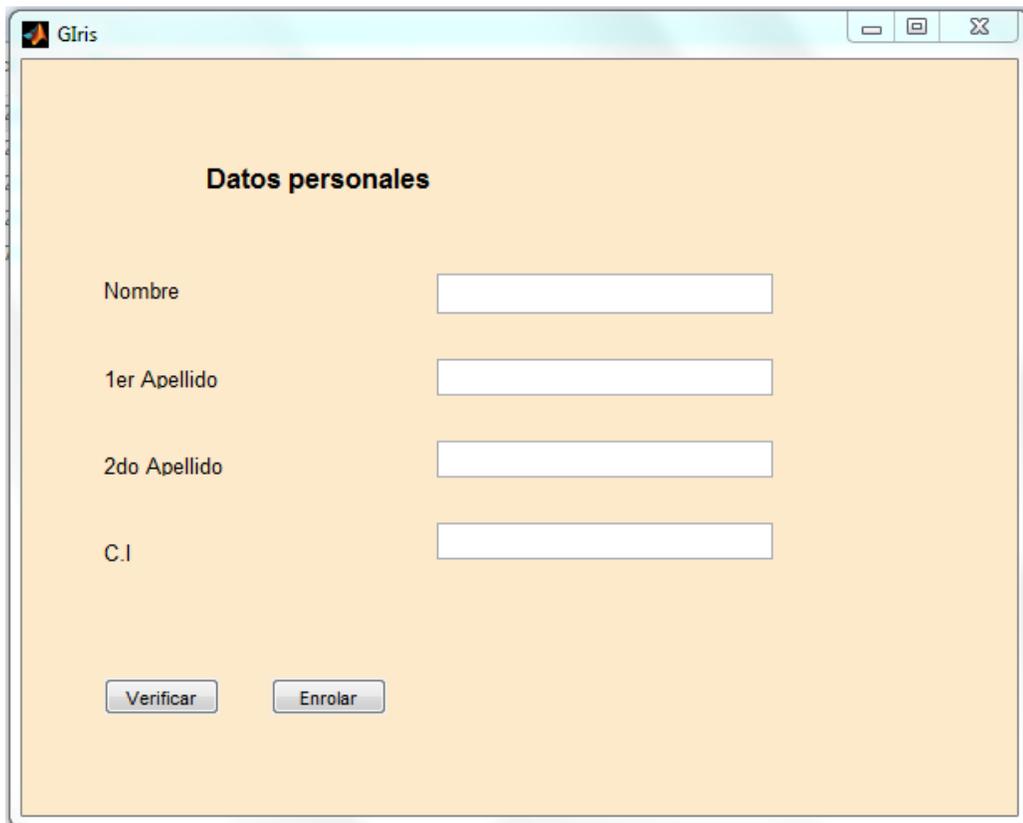
#### 3.5.1 Interfaz gráfica de usuario ***Glris***.

La interfaz gráfica ***Glris*** cuya ventana principal se muestra en la figura 3.6 presenta las siguientes características fundamentales:

- Dos botones (Verificar, Enrolar).
- Cuatro textos estáticos (Nombre, Apellido1, Apellido2, C.I.).
- Cuatro campos de texto (nombre, apellido1, apellido2, CI).

Esta interfaz gráfica se ejecuta a través del archivo iris.m y el orden a seguir para su uso es el siguiente:

- Para el reclutamiento:
  1. Introducir los datos de la persona que va a ser reclutada en los correspondientes campos de textos.
  2. Escoger la imagen del ojo correspondiente para ser procesada a través del botón *Enrolar*.
  3. Salir.
- Para la verificación:
  1. Escoger la foto del ojo de la persona que va a ser verificada a través del botón *Verificar*.
  2. Salir.



The image shows a screenshot of a web application window titled "Giris". The window has a light blue header bar with the title and standard window control buttons (minimize, maximize, close). The main content area has a light orange background and is titled "Datos personales" in bold black text. Below the title, there are four text input fields arranged vertically, each with a label to its left: "Nombre", "1er Apellido", "2do Apellido", and "C.I". At the bottom of the form, there are two buttons: "Verificar" on the left and "Enrolar" on the right, both with a light blue background and a slight shadow.

Fig.3.6. Interfaz gráfica de usuario Giris.

### 3.5.2 Descripción de los controles de la interfaz *Glris*.

En esta sección se explica en detalle el funcionamiento que tiene cada uno de los controles de la interfaz gráfica diseñada y todas las ventanas emergentes que se derivan de esta.

#### Enrolar

Al hacer clic en este botón se despliega una ventana donde se muestran las diferentes carpetas de la base de datos UBIRIS, cada una de ellas contiene 5 imágenes del ojo de una misma persona, figura 3.7, de las cuales se escoge una para ser procesada y el código que esta genera se introduce en la base de datos.

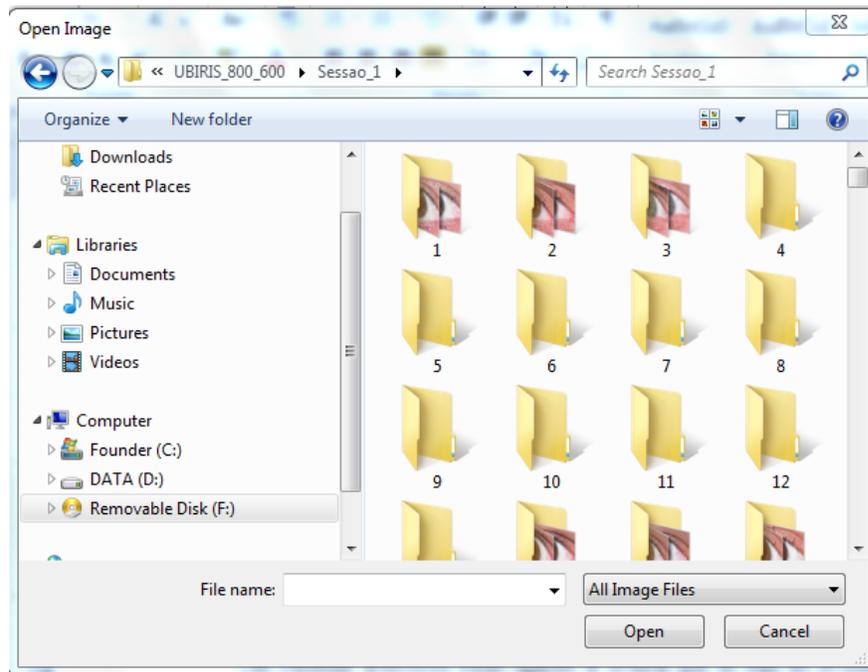
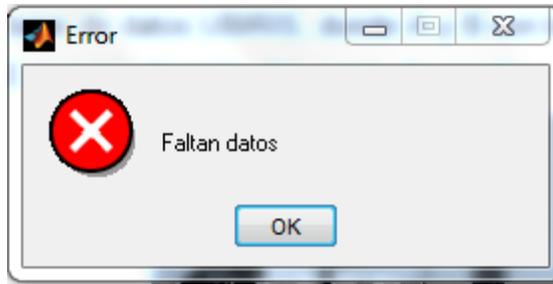


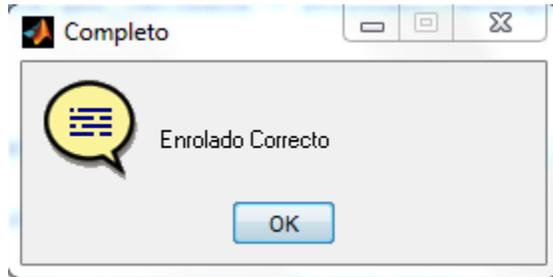
Fig.3.7. Ventana generada al pulsar el botón Enrolar.

Anteriormente el usuario debe haber introducido todos los datos de la persona a reclutar, de no hacerlo se despliega una ventana de error, figura 3.8, donde se le indica que aún faltan datos para reclutar a la persona dentro de la base de datos *Iris\_BD*, esta advertencia también aparecerá cuando el usuario olvide escoger una imagen ocular para procesar. En cualquiera de los casos anteriores se impide el acceso a la base de datos y es necesario repetir el proceso de reclutamiento nuevamente.



*Fig.3.8.Mensaje de error.*

Si por el contrario no existe ningún error en la introducción de los datos entonces se procesará la imagen escogida y se convertirá en una plantilla biométrica la cual será introducida en la base de datos, tras lo cual se indicará el éxito de esta operación con el mensaje mostrado en la figura 3.9.



*Fig.3.9.Mensaje de enrolado correcto.*

### **Base de datos Iris\_BD**

La base de datos **Iris\_BD** se crea utilizando el software Microsoft Access 2010 versión 14.0.4760.1000. Su objetivo principal es guardar de forma organizada los datos de las personas reclutadas utilizando la interfaz gráfica. Esta contiene una única entidad llamada Persona y sus atributos se pueden observar en su correspondiente modelo entidad-relación, figura 3.15.

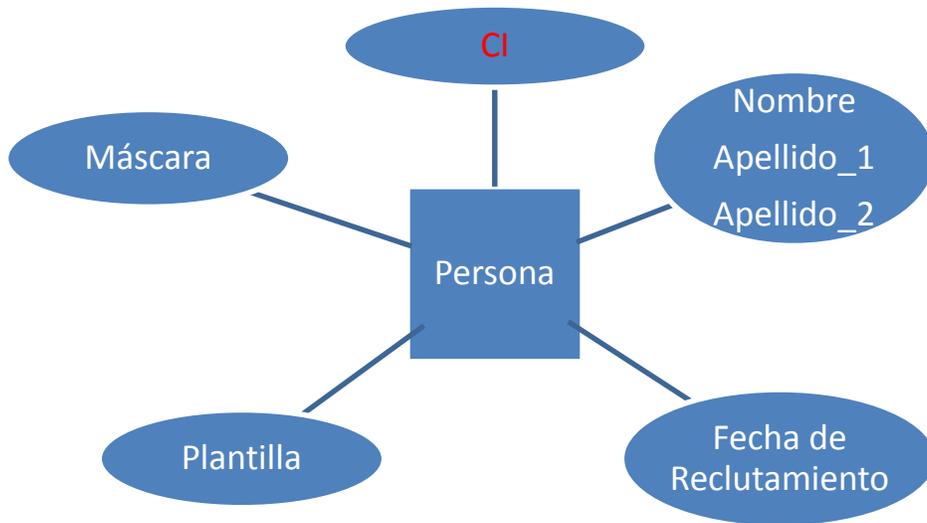


Fig.3.15. Modelo entidad-relación de la base de datos *Iris\_BD*.

Como la base de datos contiene una única entidad entonces se conformará una única tabla, donde sus atributos serán los campos de dicha tabla. En la figura se destaca el atributo **CI** el cual hace función de llave principal evitándose de esa forma que una misma persona sea reclutada dos veces. En la tabla 3.7 se observan los principales atributos de la entidad **Persona** y sus principales características.

Tabla 3.7. Campos de la tabla **Persona** y sus propiedades.

Nombre del campo	Tipos de datos	Descripción
<b>ID</b>	Autonumeración	Valor generado automáticamente cada vez que es reclutado un nuevo individuo
<b>CI</b>	Texto	Carnet de Identidad(Llave principal)
<b>Nombre</b>	Texto	Nombre del individuo
<b>Apellido_1</b>	Texto	1er Apellido
<b>Apellido_2</b>	Texto	2do Apellido
<b>Fecha_de_reclutamiento</b>	Texto	Fecha en la que el individuo ingresó en la base de datos
<b>Plantilla</b>	Memo	Plantilla biométrica generada por el iris
<b>Máscara</b>	Memo	Máscara correspondiente a la plantilla biométrica

## Verificar

Al pulsar este botón nuevamente se despliega la ventana de la figura 3.7 en este caso para escoger la imagen del ojo de la persona cuya identidad va a ser verificada. Dicha imagen también será procesada y convertida en una plantilla biométrica para efectuar la comparación con las plantillas presentes en la base de datos una a una. Este proceso de comparación puede demorar algunos segundos en dependencia de la cantidad de personas reclutadas y mientras termina se abre una ventana emergente con una barra de espera la cual indica el progreso de la acción, figura 3.10.

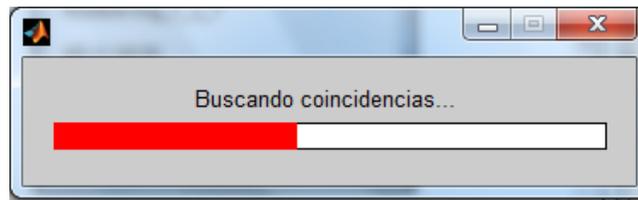


Fig.3.10. Cuadro de diálogo generado durante el proceso de búsqueda en la base de datos.

Este proceso puede finalizar por dos razones: una de las cuales sucede cuando se encontró una coincidencia dentro de la base de datos, para lo cual se despliega la ventana de la figura 3.11 que muestra los datos personales de dicha persona, la distancia de Hamming entre la plantilla de la base de datos y la que fue obtenida recientemente y la fecha en la que originalmente fue reclutada dicha persona; la otra es cuando no se encuentran coincidencias con la base de datos entonces se muestra la ventana de la figura 3.12 indicándolo.

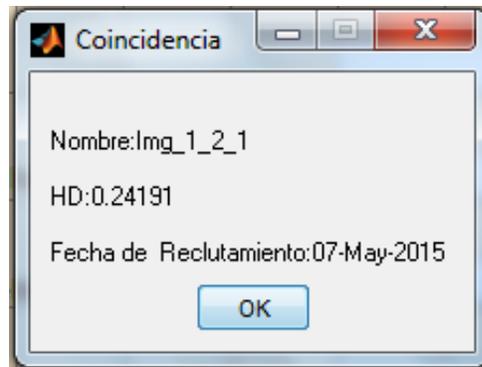
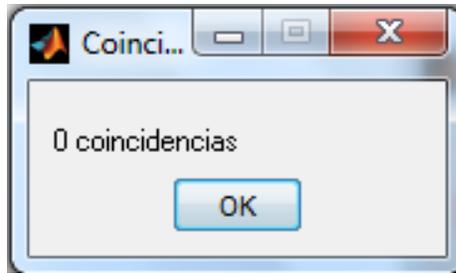


Fig.3.11. Cuadro de diálogo generado indicando que se encontró alguna coincidencia en la base de datos.



*Fig.3.12.Cuadro de diálogo generado indicando que no se encontró ninguna coincidencia en la base de datos.*

En los dos procesos, tanto el de enrolamiento como en el de verificación, puede suceder que imágenes como la que se muestran en la figura 3.13 no se segmenten de manera adecuada por lo cual nunca serán incluidas en la base de datos ya que pueden provocar errores en su posterior reconocimiento, en este caso se muestra el cuadro de diálogo de error de la figura 3.14 cuando se intente procesarlas.



*Fig.3.13.Imágenes de muy mala calidad que llevan a incurrir en errores de segmentación.*



*Fig.3.14.Cuadro de diálogo que se genera cuando ocurre algún error de segmentación.*

## **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

### **Conclusiones**

1. Del estudio bibliográfico realizado se llega a la conclusión de que es factible la implementación del algoritmo de segmentación del iris basado en la transformada de Hough debido a su sencillez.
2. A partir de la implementación del algoritmo de Hough queda evidenciado que este supera al de Daugman en cuanto a costo computacional y precisión.
3. Se demostró que es posible implementar un algoritmo para la eliminación del ruido producido por los párpados utilizando la transformada de Hough parabólica.
4. Se demostró que es factible realizar la extracción de características utilizando los filtros de log-Gabor para imágenes tomadas en el espectro visible. Se pudo apreciar que la elección de la longitud de onda es un factor sensible a la hora de obtener las mejores tasas de reconocimiento.
5. Se implementó una interfaz gráfica de fácil manejo para la interacción del usuario con el software biométrico y la base de datos creada. Esta se puede usar para evaluar otros algoritmos dentro del sistema biométrico.

### **Recomendaciones**

1. Mejorar el desempeño del algoritmo de reconocimiento de párpados.
2. Aumentar el número de imágenes para evaluar el método de segmentación.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] . L. I. Millett and J. N. Pato, Eds., *Biometric Recognition: Challenges and Oportunities*, Washington,DC: The National Academic Press, 2010.
- [2] Enero 2015. [Online]. Available: <http://www.irisid.com/irisrecognitiontechnology>.
- [3] Enero 2015. [Online]. Available: [http://www.ehow.com/how\\_2106940\\_buy-iris-recognition-system..](http://www.ehow.com/how_2106940_buy-iris-recognition-system..)
- [4] J. Daugman, "How Iris Recognition Works," in *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004.
- [5] R. Coomonte, "Sistema de Reconocimiento de Personas Basado en la Transformada Wavelet," Madrid, 2006.
- [6] L. Masek, "Recognition of Human Iris Patterns," Australia, 2003.
- [7] Enero 2015. [Online]. Available: <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm> .
- [8] H. Proença, Marzo 2015. [Online]. Available: <http://iris.di.ubi.pt/>.
- [9] J. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statical Independence.," in *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993.
- [10] R. P. Wildes, " Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology.," in *Proceedings of the IEEE.*, 1997.
- [11] A. Hilal, B. Daya and P. Beauseroy, "Hough Transform and Active Contour for Enhanced Iris," *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, vol. 9, no. 2, pp. 1-10, Noviembre 2012.
- [12] A. Uhl, "Weighted Adaptive Hough and Ellipsopolar Transforms for Real-time Iris Segmentation.," in *Proceedings of the 5th International Conference on Biometrics.*, 283–290, 2012.
- [13] A. Bendale, A. Nigam, S. Prakash and P. Gupta, "Iris Segmentation using an Improved

- Hough," Kanpur, 2012.
- [14] K. Sharma and H. Monga, "Efficient Biometric Iris Recognition Using Hough Transform.," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering.*, pp. 632-640, 2014.
- [15] N. Ritter, "Location of the pupil-iris border in slit-lamp images of the cornea.," 1999.
- [16] J. Raghavender and A. A. Ross, "Methods for Iris Segmentation," in *Handbook of Iris Recognition*, M. J. Burge and K. W. Bowyer, Eds., Londres, Springer, 2013, pp. 239-278.
- [17] . W. Kong and . D. Zhang, "Accurate iris segmentation based on novel reflection and eyelash detection model.," in *International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing*, Hong Kong, 2001.
- [18] . A. Oppenheim and J. Lim, " The importance of phase in signals.," in *Proceedings of the IEEE*, 1981.
- [19] S. P. Pravin, S. R. Kolhe, R. V. Patil and P. M. Patil, "The Comparison of Iris Recognition using Principal Component Analysis, Log Gabor and Gabor Wavelets. 43, 29-33," *International Journal of Computer Applications*, vol. 43, no. 1, pp. 29-33, Abril 2012.
- [20] C. T. Chu and C.-H. Chen, "A Novel Iris Recognition Based on LDA and LPCC.," Ta-Hsu Hsiang, Kaohsiung County, Taiwan., 2012.
- [21] M. Z. Rashad, M. Y. Shams, O. Nomir and R. El-Awady, "Iris Recognition Based on LBP and Combined LVQ Classifier.," *International Journal of Computer Science & Information Technology.*, vol. 3, no. 5, pp. 67-76, Octubre 2011.
- [22] M. A. Nirgude and S. R. Gengaje, "Wavelet based Iris Recognition System.," *International Journal of Engineering Research & Technology*, 4., vol. 4, no. 2, pp. 1015-1017., Febrero 2015.
- [23] P. Kovesi, 2013. [Online]. Available: <http://www.cs.uwa.edu.au/~pk/Research/MatlabFns/index.html>.
- [24] H. Proença, "UBIRIS," Mayo 2011. [Online]. Available: [iris.di.ubi.pt/](http://iris.di.ubi.pt/). [Accessed junio 2013].

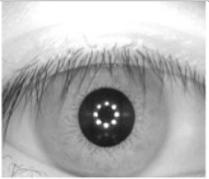
- [25] H. Proença, "Iris Recognition in the Visible Wavelength," in *Handbook of iris Recognition*, M. J. Burge and K. W. Bowyer, Eds., Londres, Springer, 2012, pp. 161-168.
- [26] H. Proença, S. Felipe, R. Santos, J. Oliveira and L. A. Alexandre, "The UBIRIS.v2: A Database of Visible Wavelength Iris Images Captured On-the-Move and At-a-Distance.," in *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, 2010.
- [27] H. Hofbauer, F. Alonso-Fernandez, P. Wild, J. Bigun and A. Uhl, "A Ground Truth for Iris Segmentation," in *22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Los Alamitos, 2014.
- [28] H. Proença and L. A. Alexandre, "Toward Covert Iris Biometric Recognition:," in *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012.
- [29] A. K. Jain, A. A. Ross and K. Nandakumar, *Introduction to Biometrics*, New York: Springer, 2011.
- [30] T. Tan, X. Zhang, Z. Sun and H. Zhang, "Noisy iris image matching by using multiple cues," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 970-977, 2012.
- [31] D. S. Jeong, J. W. Hwang, B. J. Kang, K. R. Park and C. S. Won, "A new iris segmentation method for non-ideal iris images," *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 254-260, 2010.
- [32] Y. Chen, M. Adjouadi, C. Han, J. Wang, A. Barreto, N. Rishe and J. Andrian, "A highly accurate and computationally efficient approach for unconstrained," *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 261-269, 2010.
- [33] R. D. Labati and F. Scotti, "Noisy iris segmentation with boundary regularization and reflections removal," *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 270-277, 2012.
- [34] M. A. Luengo-Oroz, E. Faure and J. Angulo, "Robust iris segmentation on uncalibrated noisy images," *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 278-284, 2009.
- [35] H. Merorata, "Iris Identification using Keypoint Descriptors," Orissa, India, 2010.

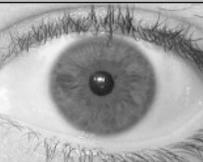
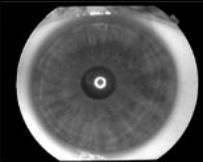
## GLOSARIO DE TÉRMINOS

<b>EER</b>	Equal Error Rate
<b>FAR</b>	False Accept Rate
<b>FRR</b>	False Reject Rate
<b>GAR</b>	Genuine Accept Rate
<b>HD</b>	Distancia de Hamming
<b>LBP</b>	Local Binary Pattern
<b>LDA</b>	Linear Density Aproximation
<b>LPC</b>	Linear Predicting Coding
<b>NICE</b>	Noisy Iris Challenge Evaluation
<b>NIR</b>	Near Infrared Radiation
<b>ROC</b>	Receiver Operating Characteristic

## ANEXOS

### Anexo I Bases de datos fundamentales y sus principales características.

Base de Datos	Imagen de Ejemplo	Total de Imágenes	Longitud de Onda	Equipo de Adquisición	Observaciones
BATH		16 000	NIR	ISG LightWise	Iluminación ambiente altamente homogénea. El iris contiene obstrucciones por las pestañas y los párpados.
CASIA v1		756	NIR	CASIA camera	Se realiza el relleno de la región de la pupila por lo que la segmentación es mucho más fácil. Actualmente los trabajos que usan esta base de datos no se toman en cuenta.
CASIA v2		2 255	NIR	CASIA camera	Subconjunto de la versión anterior.
CASIA v3		22 051	NIR	OKI irisspass-h	Imágenes capturadas con dos equipos distintos.
ICE 2005		2 900	NIR	LG EOU 2200	Contiene imágenes con iris fuera de ángulo. Los valores han sido extendidos a 171 niveles.

ICE 2006		75 000	NIR	LG EOU 2200	Contiene imágenes de iris rotados, incompletos, falsos y ojos con lentes de contacto.
MMU 1		450	NIR	LG EOU 2200	Factores de ruido evitados.
MMU 2		995	NIR	Panasonic BM- ET100US	Factores de ruido evitados.
UBIRIS v1		1 877	Visible	Nikon E5700	Imágenes capturadas en ambientes con iluminación heterogénea con muchas reflexiones y obstrucciones.
UPOL		384	Visible	Sony DXP- 950P 3CCD	Imágenes libres de ruido con un marco optométrico en un ambiente altamente restringido
WVU		3 099	NIR	OKI irispass-h	Contiene imágenes con pobre iluminación, desenfocadas y fuertemente obstruidas.