



## Cómo citar el artículo

Valencia Murillo, J. F.; Cruz Ardila, J. C.; Caicedo Marmolejo, L. F. & Chamorro Carvajal, C. E. (2014). Extracción de características del iris como mecanismo de identificación biométrica. *Revista Virtual Universidad Católica del Norte*, 42, 182-196. Recuperado de <http://revistavirtual.ucn.edu.co/index.php/RevistaUCN/article/view/503/1042>

Extracción de características del iris como  
mecanismo de identificación biométrica

Iris Feature Extraction as a Biometric  
Identification Mechanism

Extraction des caractéristiques de l'iris comme  
mécanisme d'identification biométrique

**José Fernando Valencia Murillo**

Ingeniero Electricista



---

Especialista en Redes de Comunicaciones  
Doctor en Ingeniería Biomédica  
Docente del programa de Ingeniería Electrónica  
Universidad de San Buenaventura Cali  
jfvalenc@usbcali.edu.co

**Juan Carlos Cruz Ardila**

Ingeniero Electricista  
Magíster en Educación  
Magíster en Ingeniería  
Coordinador del grupo de Investigación LEA  
Docente del programa de Ingeniería Electrónica  
Universidad de San Buenaventura Cali  
jccruz@usbcali.edu.co

**Luis Felipe Caicedo Marmolejo**

Ingeniero Electrónico  
luisfecaicedo@gmail.com

**Carlos E. Chamorro Carvajal**

Ingeniero Electrónico  
sech17@hotmail.com

**Tipo de artículo:** Investigación e innovación  
**Recibido:** 28 de enero de 2014  
**Evaluado:** 9 de abril de 2014  
**Aprobado:** 29 de abril de 2014

**Resumen**

El presente trabajo recopila los resultados obtenidos durante la implementación de un sistema de reconocimiento del iris, el cual

es parte de un proyecto que tiene como objetivo construir un sistema de reconocimiento biométrico múltiple basado en características del rostro, del iris y de la mano. El documento contiene una revisión del estado del arte y una descripción de las etapas del sistema de reconocimiento del iris. La interfaz gráfica así como los algoritmos para segmentación, normalización, coincidencia entre plantillas y búsqueda en bases de datos de las imágenes del iris, fueron implementadas en MATLAB. El sistema se evaluó utilizando imágenes pertenecientes a la base de datos CASIA, obteniendo resultados con porcentajes de segmentación exitosa del 81%, porcentajes de falsa aceptación de coincidencias del 0% y porcentajes de falsa negación de coincidencias del 38%. Este último porcentaje se redujo a 0% ingresando cinco imágenes del ojo para un mismo usuario.

### Palabras clave

Extracción de características, Reconocimiento de Iris, Reconocimiento de patrones, Segmentación, Sistemas de identificación de personas.

### Abstract

This work presents the results derived from the implementation of a person's identification system based on iris recognition, as a part of a multiple biometric recognition system based on face, iris and hand features. The paper contains a review of the state-of-the-art and a detailed description of iris recognition system stages. Graphical interface and functions for segmentation, normalization, matching between templates and search in database were developed in MATLAB. The system was evaluated using images that belong to the CASIA database. The system evaluation provided a percentages of 81% for successful segmentation, 0% in false accep-

tance rates and 38% in false rejection rate. The latter percentage is reduced to 0% by entering five images of each eye for the same user.

### Keyword

Feature extraction, Iris recognition, Pattern Recognition, Person's identification system, Segmentation.

### Résumé

Cet article présente les résultats obtenus pendant l'implémentation d'un système d'identification de l'iris qui est partie d'un projet qu'a comme objectif de construire un système d'identification biométrique multiple en se basant sur les caractéristiques du visage, de l'iris et de la main. On présente une révision de l'état de l'art et une description des étapes du système d'identification de l'iris. L'interface graphique de même que les algorithmes pour réaliser la segmentation, normalisation, coïncidence entre gabarits et recherche sur les bases de données ont été réalisés sur Matlab. Le système a été évalué en utilisant des images de la base de données CASIA, en obtenant des résultats avec pourcentages de segmentation à succès du 81%, pourcentages de fausse acceptation de coïncidences du 0% et pourcentages de fausse négation de coïncidences du 38%. Ce dernier pourcentage a été réduit à 0% en introduisant cinq images de l'œil pour un même utilisateur.

### Mots-clés

Extraction de caractéristiques, identification de l'iris, identification de gabarits, segmentation, systèmes d'identification de personnes

---

# Introducción

La identificación de las personas es una parte fundamental de la infraestructura para diversos sectores de la sociedad tales como el sector financiero, salud, transporte, entretenimiento, legislativo, seguridad, control de acceso, control de fronteras, gobierno y comunicaciones, entre otros (Jain, Pankanti, Prabhakar, Hong & Ross, 2004). Actualmente, la mayoría de las técnicas de identificación de personas involucran parámetros inherentes al cuerpo del usuario y son clasificadas como sistemas biométricos de identificación.

Los sistemas biométricos permiten identificar a un individuo por medio de diversas características fisiológicas o comportamentales, entre ellas se encuentran: huellas dactilares, rostro, patrón de escritura, iris, retina, geometría de la mano y patrón venoso (Terissi, Cipollone & Baldino, 2006). El reconocimiento del iris es uno de los métodos que presenta menores tasas de falla, y tiene como cualidad que los patrones en personas distintas presentan una gran variabilidad. El iris se caracteriza por ser una estructura física muy rica en datos, con independencia genética, estabilidad a lo largo del tiempo, y protección física gracias a la córnea que no inhibe la visibilidad externa (Wildes R., 1997) (Ma, Wang & Tan, 2002).

Es así como el grupo de investigación Laboratorio de electrónica Aplicada (LEA), comienza el desarrollo del proyecto "Sistema de Reconocimiento Biométrico Múltiple", el cual pretende dar respuesta a las necesidades de reconocimiento, verificación e identificación de individuos utilizando múltiples biometrías, entre las que se destacan: reconocimiento de rostro, patrón venoso y reconocimiento del iris. De esta forma se espera incrementar la fiabilidad de la identificación de individuos para diversas aplicaciones.

Es importante señalar que en el proceso de identificación por reconocimiento del iris se establecen cuatro etapas fundamentales: la captura de la imagen, el procesamiento de la imagen, la extracción de características, y la discriminación y reconocimiento de patrones. En relación con la primera etapa, entre mayor sea la calidad de las imágenes (resolución, contraste, foco, etc.), mejor será la respuesta del sistema, independientemente de los métodos de procesamiento utilizados (Terissi et al., 2006).

El procesamiento de la imagen está enfocado en la identificación de la información que es relevante (información del iris) y la información que es irrelevante (pupila, párpados, pestañas, esclerótica, etc.). Para ello se aplican técnicas como la transformada circular de Hough, el operador integro-diferencial de Daugman o los modelos activos de contorno para detectar la ubicación del iris (Mottalli M. L., 2008), (Masek L., 2003), (Sanchiz R., 2011).

En el presente trabajo se describen las etapas y parámetros considerados en la implementación de un sistema de identificación de individuos por reconocimiento del iris. Este algoritmo es implementado en la plataforma de desarrollo MATLAB como primera parte de un proyecto de investigación que pretende migrar esta solución, y otros métodos de reconocimiento biométrico, a sistemas embebidos basados en arreglos de compuertas programables en campo (FPGAs). Esto permitirá que la carga computacional requerida para el procesamiento de la imagen y cálculo de coincidencias sea relativamente baja. Para las etapas de segmentación, normalización y coincidencia entre plantillas se utilizaron funciones desarrolladas por Masek (2003). La solución propuesta es evaluada sobre la base de datos CASIA.

## Método

Para el desarrollo de este trabajo fue necesario construir un estado del arte en el tema de reconocimiento biométrico a partir del iris ocular. Esto con el propósito de aprovechar los desarrollos que se han alcanzado. Posteriormente se analiza la base de datos CASIA, con el fin de hacer la validación del trabajo realizado a través de las imágenes que poseen del iris. Se aplica un procedimiento que da cuenta de las diferentes etapas para el reconocimiento del iris, se construyen los

algoritmos en MATLAB y se elabora la interfaz de usuario con la herramienta GUIDE. Finalmente, se realizan las pruebas de validación y se obtienen los resultados.

## A. Estado del arte

Se reconoce que la idea de usar los patrones del iris como una especie de huella óptica, fue propuesta por primera vez por Frank Burch, un reconocido cirujano ocular y oftalmólogo de St. Paul, en el año de 1936. (Sanchiz, 2011) Burch sugirió este método en uno de sus discursos, el cual estaba dirigido a sus colegas en el congreso anual de la *American Academy of Ophthalmology*. Este concepto se imprimió en diversos libros y la idea fue reproducida en el cine en películas de ciencia ficción pero no se generó ningún progreso en más de medio siglo.

Es así como en el año de 1987, los oftalmólogos Flom y Safir obtienen la patente para el diseño conceptual de un sistema biométrico (Tejedor, 2009), en el cual planteaban un entorno estrictamente controlado para obtener siempre el mismo diámetro del iris. Para esto proponen que la iluminación permanezca constante y de esta manera obligar a la pupila a tener un tamaño constante. Al no poder establecer todas estas condiciones, en 1989 Flom y Safir buscan apoyo en John Daugman quien para ese entonces era profesor en la universidad de Harvard, a quien le muestran fotografías tomadas de diversos pacientes. En estas fotografías se evidenciaba que los iris presentaban complejos patrones aleatorios, creados por ligamentos arqueados, surcos, criptas, anillos, diversidad de pecas, una corona y un característico zigzag denominado collarette. (Sanchiz, 2011). Ya en el año 1994, Daugman obtiene la patente de sus algoritmos de identificación. El trabajo realizado por Daugman es hoy en día tomado como un punto de referencia para los futuros investigadores. Posteriormente al desarrollo de los algoritmos, los oftalmólogos Flom y Safir, junto a Daugman, crearon la compañía *Iris Corporation*, la cual poseía las patentes y se encargaba de la distribución de las licencias a las diferentes compañías desarrolladoras e integradoras de sistemas de reconocimiento que desearan hacer uso del iris como patrón de identificación. Una de estas empresas es *Sensar Corporation*, la cual construyó una cámara única, capaz de obtener imágenes de iris en los cajeros automáticos (Tejedor, 2009).

Por otra parte, en relación con la captura de la imagen del iris, Khaw propone utilizar cámaras convencionales con luz dentro del rango visible e infrarrojo. El procedimiento puede ser de tipo manual o automático, y la distancia del lente al iris puede variar desde 3.5 cm hasta 1 metro (2002). Los patrones complejos del iris exigen que las imágenes tengan un mínimo de 70 píxeles, aunque en los ensayos de campo generalmente se usan entre 100 y 140 píxeles, a una distancia de 15 a 46 cm utilizando una cámara CCD (480x640) con lentes de 330 nm. Además, Daugman (2004) propuso que la captura se realizara mediante cámaras de video para guiar al usuario en la ubicación de los ojos dentro de un campo de visión determinado, de esta manera se lograba que la cooperación del usuario garantizara imágenes de buena calidad, lo que respectivamente facilitaba el análisis. En el trabajo realizado por Kim, Choi, & Marks, (2004) se reporta un sistema que captura las imágenes de forma convencional, dicho sistema busca desarrollar un método robusto capaz de procesar imágenes de baja resolución.

En lo que respecta con la localización y segmentación del iris, en (Wildes, 1997) se utilizaron operaciones de filtrado e histogramas simples. Primero, aislando el iris por medio de filtros gaussianos de paso bajo, seguidos de un sub-muestreo espacial. Luego, la segmentación se ejecutó utilizando un procedimiento muy similar a la *transformada generalizada de Hough*<sup>1</sup>. Entre otras aproximaciones para la localización del iris se destaca la de Kim et al. (2004), donde segmentaron todos los componentes del ojo (pupila, parpados, iris) usando un método de estimación paramétrico, detectando los límites del iris con los valores de la distribución de intensidad de la imagen, la cual aparece como una mezcla de las tres distribuciones gaussianas (oscuro, intermedio y brillante), cuyos parámetros se estiman usando el algoritmo EM (esperanza-maximización). Por otra parte, en (Cui, Wang, & Sun, 2003) y (Miyazawa, Ito, Aoki, Kobayashi, & Nakajima, 2008) se utilizó un algoritmo basado en la apariencia para la detección del iris. Primero se detecta la pupila, la cual se asume como una parte más oscura que el iris (particularmente en ojos claros) y luego se aprueba o no la existencia de iris en la imagen utilizando SVM

<sup>1</sup>. La Transformada de Hough es un algoritmo empleado en reconocimiento de patrones en imágenes que permite encontrar ciertas formas dentro de una imagen, como líneas y círculos

---

(Máquina de Soporte de Vectores) con 12 vectores que irradiaban desde el centro de la pupila, los cuales se ingresaban a una red RBF (Función de Base Radial).

En cuanto a la extracción de características, el modelo laminar de Daugman (1993) o el modelo de círculos virtuales de *Boles* (Boles W & Boashash B, 1998) permite transformar la región del iris de modo que tenga dimensiones fijas con el fin de permitir posteriores comparaciones (proceso de normalización). En la etapa de extracción de características se obtienen los rasgos descriptivos del patrón del iris y se establece un factor medible con el objetivo de compararlo con el patrón adquirido inicialmente. En esta etapa se aplican técnicas como la codificación mediante wavelets (Cova W. & Caballero R., 2006), los filtros de Gabor y filtros log Gabor (Ibrahim Ali A., 2008). En Daugman (2003) las imágenes transformadas del iris se codificaron después de que se aplicaran los filtros bidimensionales de wavelets tipo Gabor y la posterior compactación de los coeficientes, donde los bits más significativos conformaron el código denominado *IrisCode*, con un tamaño de 256 bytes. Estos brindaron información de alta resolución sobre la orientación y frecuencia espacial de la estructura del iris. Greco & Kallenborn (2003) hacen uso de una FFT (Transformada rápida de Fourier) para la extracción de la información, aunque consideraron que la transformada Wavelet podría arrojar mejores resultados. Ellos utilizaron una conversión en espiral logarítmica a intervalos de 50 píxeles, donde los picos que se observaron en las bandas más externas fueron producidos por los párpados. Por otra parte, en (Kim et al., 2004), se toma la información de baja y media frecuencia debido a que se considera que la información de alta frecuencia del iris era sensible a los ruidos. Los componentes de baja frecuencia se usaron en dirección radial y los de frecuencia baja a media en dirección angular, permitiendo mayor robustez frente al ruido. Ma et al. (2002) reporta la utilización de un sistema de filtros bidimensionales de Gabor para representar la imagen del iris, con un total de 20 filtros localizados a diferentes frecuencias y direcciones, lo que produjo un total de 160 imágenes. A partir de éstas se extrajeron los atributos para conformar los vectores que representaban los respectivos iris, aplicando un método llamado ADD (desviación absoluta promedio).

Finalmente, en la discriminación y reconocimiento de patrones se utilizan técnicas para medir la distancia entre dos patrones del iris, siendo la distancia de Hamming uno de los algoritmos de mayor utilización (Terissi L. et al., 2006). Daugman (2003) convierte la fase de reconocimiento de patrones, dividida generalmente en identificación y/o autenticación del iris, en una prueba estadística de independencia de muestras. Su método calculó la distancia Hamming de cada vector (*IrisCode*) con todos los demás, aplicando una operación XOR entre dos códigos diferentes, indicando si son el mismo patrón o son diferentes. Mientras que Wildes (1997) utilizó una técnica de registro de imágenes para verificar la correspondencia entre ellas. Usó los valores de píxeles de la imagen de entrada y los datos. También compensó la variabilidad producida por la escala, la rotación y los saltos en la imagen. Calculó el nivel de emparejamiento obtenido de la integración de las diferencias de píxel en todas las bandas de frecuencia disponibles utilizando el discriminante lineal de Fischer. Boles & Boashash (1998) elaboraron modelos del iris usando las mismas constantes de normalización, y con el número y localización de puntos de los cruces por cero, obteniendo de esta forma una medida de disimilaridad, escogiendo el iris que arrojase el valor mínimo como el patrón correcto. Por su parte Kim et al. (2004) utilizaron una medida de similitud basada en los coeficientes de correlación cruzada normalizada entre las dos curvas simplificadas, reconstruidas a través de la interpolación entre un conjunto de puntos, utilizando un clasificador K-NN para llevar a cabo el reconocimiento. Greco & Kallenborn, (2003), Khaw, (2002) y otros autores, hacen uso del método de reconocimiento propuesto por Daugman el cual se basa en la prueba estadística sobre las distancias de Hamming, por sus cualidades de precisión, rapidez y robustez.

Aunque superar los resultados de Daugman es una tarea ardua, existen distintas aproximaciones cuyas prestaciones permiten vislumbrar desarrollos algorítmicos que podrían competir con este método, como son la combinación de clasificadores basados en redes neuronales, SVM y lógica difusa, entre otros (Lopez & Gonzales, 2005).

## B. Base de datos

En el proceso de investigación se encontraron diferentes bases de datos utilizadas en los sistemas de identificación por medio del iris ocular, tales como IST ICE, UBIRIS, Phoenix Iris, CASIA. Cada una de ellas tiene particularidades propias, pero se hizo la selección de CASIA-irisV3 por los siguientes argumentos:

- Tamaño de la imagen de pequeñas dimensiones en comparación con las demás bases de datos, entre 320x280 píxeles y 640 x 480 píxeles, lo cual permite mejorar el rendimiento en cuanto a tiempo para el procesamiento de la imagen por parte del algoritmo.
- Imágenes en escala de grises de 8 bits, esto permite omitir este procedimiento en el algoritmo implementado. Las imágenes pertenecientes a la base de datos Phoenix son a color, lo que ocasiona una etapa extra de procesamiento.
- Uso de cámaras que implementan infrarrojos de aplicación cercana para la captura de la imagen del ojo, lo cual ayuda a eliminar problemas de luminosidad y mejoran la exposición de detalles en la superficie del iris.
- Buena cantidad de imágenes disponibles para el estudio, provenientes de diferentes usuarios, incluyendo varias imágenes para cada ojo por cada usuario. Contiene más de 22034 imágenes de iris de más de 700 sujetos y 1500 ojos (CASIA, 2010).

Dependiendo de las características de las imágenes, la base de datos CASIA-irisV3 se divide en: a) CASIA-Iris-Interval, adecuada para el estudio de texturas detalladas de las imágenes del iris ya que dispone, en el sistema de adquisición de imágenes, de una matriz de LED circular que ilumina el iris, permitiendo la obtención de imágenes claras. Estas imágenes tienen una dimensión de 320x280 píxeles; b) CASIA-Iris-Lamp, en la cual las imágenes son tomadas por el mismo usuario, lo cual produce cambios de iluminación que generan deformación elástica de la pupila del iris, siendo una base de datos apropiada para pruebas de normalización no lineal del iris. Las imágenes son de 640x480 píxeles; c) CASIA-Iris-Twins, con imágenes de iris de 100 pares de gemelos tomadas con una resolución 640 x 480 píxeles, la cual sirve para comprobar las diferencias existentes en la imagen del iris de gemelos.

## C. Procedimiento aplicado

Las etapas del proceso de reconocimiento del iris implementadas en este estudio son indicadas en la Fig. 1. Cada una de ellas se implementaron en MATLAB y se describen a continuación:

1. *Etapas de captura de la imagen del ojo:* como se mencionó anteriormente, la imagen del ojo se toma directamente de una de las sub divisiones de la base de datos CASIA-irisV3.
2. *Etapas de segmentación:* en esta etapa se realiza la detección de bordes de la imagen, se identifican los círculos de la pupila y del iris, se realiza la segmentación de los párpados y se aplican filtros para aislar las pestañas de la imagen. Para la detección de bordes se utilizó la función "Edge" de MATLAB, especificando como método de detección de bordes el de Canny e indicando el valor de umbral y de sigma necesarios en la detección, los cuales se fijaron de manera experimental en 0,01 y 6, respectivamente. Para ubicar la circunferencia del iris se aplicó la transformada circular de Hough sobre el mapa de bordes detectado. Con el fin de filtrar la cantidad de resultados que se pueden presentar, a esta función se le entregó un rango del radio del iris de 80 a 130 píxeles (Daugman, 2003), el cual es adecuado para la base de datos de CASIA-irisV3. La matriz de Hough resultante se utiliza para obtener el radio y las coordenadas del centro del círculo que segmenta al iris. Una vez obtenido el círculo del iris se procede a obtener el círculo de la pupila, pero solamente teniendo en cuenta el segmento de la imagen comprendida por el iris. Esto permite reducir la carga computacional al no utilizar la imagen completa. En este caso, el rango de radios de la pupila se limita entre 20 y 50 píxeles. Al completar esta etapa, seis parámetros son almacenados: las coordenadas (x, y) de ambos círculos y sus respectivos radios. El aislamiento de los párpados se hace por medio de una función (Masek, 2003) que hace uso de la transformada de Hough, pero en esta ocasión, usando el mapa de gradientes solo horizontalmente para detectar la línea casi horizontal formada por los párpados. Este proceso se implementó en MATLAB con la transformada de Radon, que es una forma de la transformada de Hough con una carga computacional mucho menor. Para el aislamiento de las pestañas, se utilizó una técnica de umbralización con aplicación de filtros, debido a que las pestañas son mucho más oscuras en comparación con el resto de la imagen. Al realizar el aislamiento de los párpados y las pestañas se crea una matriz de iguales dimensiones a la de la imagen del ojo que contendrá el ruido detectado en la imagen (máscara de ruido). Estas zonas de ruido no serán tenidas en cuenta y, por lo tanto, no afectarán a la plantilla que se creará

posteriormente.

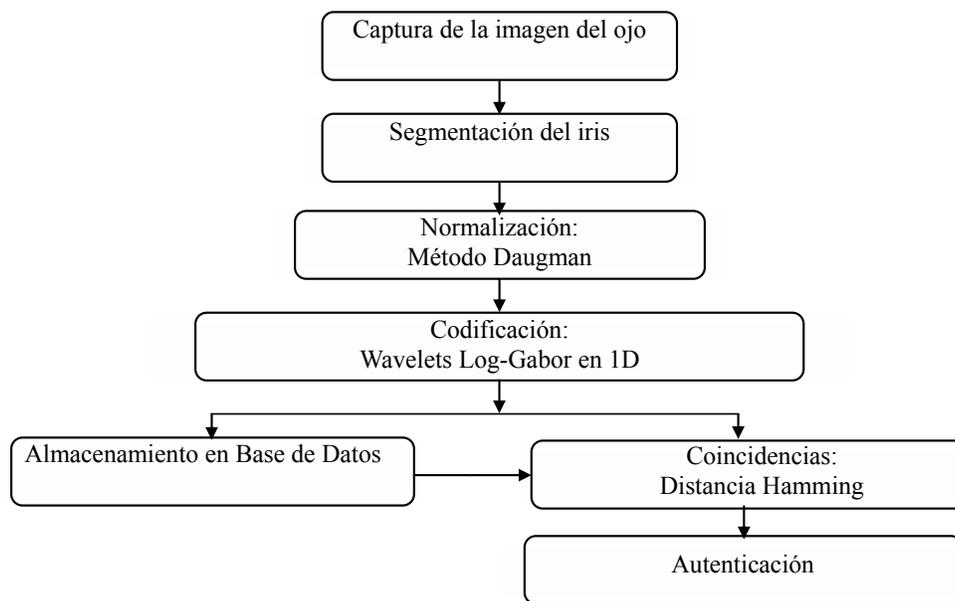


Fig. 1. Diagrama de bloques del algoritmo implementado en MATLAB para el reconocimiento de imágenes del iris

- Etapa de normalización:* en esta etapa es necesario calcular el desplazamiento del centro de la pupila respecto al centro del iris, obtener los radios alrededor de la pupila hasta el borde del iris, calcular la ubicación cartesiana de cada punto alrededor de la región circular del iris y finalmente, extraer los valores de intensidad en la representación polar normalizada a través de interpolación. En esta etapa se utiliza un algoritmo (Masek L., 2003) que implementa el método laminar propuesto por Daugman para compensar el problema que se presenta cuando los centros de la pupila y el iris no son concéntricos, el cual ha demostrado tener un muy buen desempeño en otras investigaciones (Chitte P.P. et al., 2012). El proceso de normalización implica “desenvolver” la imagen del iris detectado, convirtiendo la imagen de coordenadas cartesianas a polares (Masek L., 2003). En este modelo el centro de la pupila se considera como el punto de referencia y se utiliza una fórmula de re-mapeo para realizar la conversión de coordenadas. Se selecciona una cantidad determinada de puntos a lo largo de cada línea radial (resolución radial), y así mismo se define la cantidad de líneas radiales que van a través de la región del iris (resolución angular). Según trabajos previos (Peters T., 2009), la resolución radial se toma en 20 bandas, dado que es el valor óptimo para mejorar los resultados al calcular la distancia de Hamming y la resolución angular se toma en 240 píxeles por ser la medida óptima para la base de datos de CASIA-irisV3. De esta manera, independientemente del tamaño o forma que tenga la región del iris, siempre se crea una plantilla con un número constante de puntos o datos (20\*240 píxeles). Finalmente, se aplica una igualación del histograma para mejorar el contraste de la imagen y distribuir de manera más uniforme la luminosidad de la misma, lo cual facilitará la extracción de características y comparación de patrones en la imagen. Este mismo procedimiento se aplica para normalizar la máscara de ruido.
- Etapa de extracción y codificación de características:* En esta etapa, el arreglo de dos dimensiones (2D) de la etapa anterior (20\*240 píxeles) se codifica para generar la plantilla de bits que representará a cada una de las imágenes del iris. Para ello, cada una de las filas del arreglo 2D (una fila representa un anillo de la región del iris) se considera como si fuera un arreglo de 1D. Se toman las filas en vez de las columnas debido a que la máxima independencia de patrones se da en la dirección angular, la cual tiene correspondencia con las filas (Kulkarni S., et al., 2012). La codificación de la imagen del iris se logra realizando una convolución de cada uno de los arreglos de 1D con un filtro Log-Gabor de 1D, el cual opera de manera simultánea como un filtro en espacio y frecuencia. La salida del filtro Log-Gabor de 1D es cuantizada en fase utilizando cuatro niveles de cuantización (Masek L., 2003), por lo cual es necesario utilizar dos bits de datos para codificar cada fase. Dados los parámetros de resolución angular y radial determinados en este trabajo, finalmente se obtiene una plantilla que contiene 9600 bits de información (20\*240\*2 bits). La codificación de la máscara de ruido se realiza de la misma manera.
- Etapa de coincidencias entre plantillas:* Para el hallazgo de coincidencias se utiliza un algoritmo que calcula la distancia de Hamming entre dos plantillas como medida de reconocimiento (Masek L., 2003). La distancia de Hamming entre dos plantillas se calcula mediante la siguiente expresión:

$$HD = \frac{\|(plantilla A \otimes plantilla B) \cap (máscara A \oplus máscara B)\|}{\|(máscara A \oplus máscara B)\|} \quad (1)$$

El numerador de la ecuación denota la cantidad de bits que difieren de las plantillas A y B, mientras que el denominador indica la plantilla de ruido total dada por las máscaras A y B, es decir las áreas que no serán consideradas. Mediante la operación XOR ( $\oplus$ ), las posiciones que coinciden entre las plantillas A y B (o entre las máscaras A y B) son marcadas como 1's y las posiciones que difieren con 0's. De esta manera se obtiene la distancia de Hamming como medida porcentual de la diferencia entre las dos plantillas ingresadas (Terissi et al. 2006).

Para reducir las inconsistencias rotacionales de la imagen, al momento de calcular la diferencia entre dos plantillas, una plantilla es rotada bit a bit, y para cada caso se obtiene un valor de la Distancia de Hamming (HD). De estas distancias solo se toma la de menor valor, debido a que ésta corresponde a la mejor coincidencia entre las dos plantillas. Las rotaciones bit a bit se realizan de manera horizontal y corresponden a la rotación de la imagen de la región del iris por un ángulo que depende de la resolución angular usada (Fig. 2). El número de bits desplazados durante cada rotación está dado por el doble de la cantidad de filtros usados, debido a que cada filtro genera dos bits de información por cada pixel de la región normalizada. En este trabajo solo son necesarias dos rotaciones, debido a que únicamente se utiliza un filtro en el proceso de codificación de las imágenes. Una rotación se define como una rotación a la derecha y otra a la izquierda, desplazando dos bits por cada rotación.



Fig. 2. Proceso de rotación de plantillas para el cálculo de la distancia de Hamming. a) Cálculo sin rotación b) Cálculo con rotación a la izquierda c) Cálculo con rotación a la derecha. En cada rotación se desplazan dos bits debido a que solo se utiliza un filtro para la codificación. Fuente (Daugman, 2004)

6. *Etapa de almacenamiento en la base de datos:* Para esta etapa se desarrolló un algoritmo al que se le entregan tres parámetros: la imagen del iris a procesar, la clase o número de usuario a almacenar, y la sesión del usuario. De esta manera, con el parámetro clase o número de usuario se verifica si el usuario existe en la base de datos. En caso afirmativo, se comprueba la cantidad de sesiones o imágenes que tiene dicho usuario y se le asigna un consecutivo a la nueva plantilla (nueva imagen del iris). De lo contrario, si la clase o usuario no existe, se crea el directorio y se le asigna a la plantilla el primer valor del consecutivo. La cantidad de clases y sesiones en cada clase se almacenan en un archivo de extensión ".txt". Este archivo de respaldo se utiliza tanto en las tareas de almacenamiento, para saber la posición y la etiqueta de la nueva plantilla a almacenar, como en la búsqueda de coincidencias en la base de datos. Durante la creación de un nuevo usuario, se recomienda registrar como mínimo cinco imágenes de cada ojo del usuario. De esta manera se dispone de distintas imágenes con distintas variaciones (luminosidad, dilatación de pupila, otros), lo cual puede facilitar la posterior identificación del usuario.
7. *Etapa de búsqueda de coincidencias:* En esta etapa se creó un algoritmo que realiza un barrido por todas las clases o números de usuarios y sesiones existentes, utilizando el archivo .txt que contiene información sobre la cantidad de clases y sesiones registradas en la base de datos. Durante el barrido, el algoritmo realiza el cálculo de la distancia de Hamming entre la plantilla a identificar y cada una de las plantillas almacenadas en la base de datos. La búsqueda se suspende si alguna de las distancias de Hamming está por debajo del umbral de coincidencia establecido. En este caso se indica que el usuario ha sido identificado.

# Resultados

## A. Interfaz gráfica de usuario

La Fig. 3 contiene una imagen de la interfaz gráfica de usuario implementada con la herramienta GUIDE de MATLAB versión 2012A.

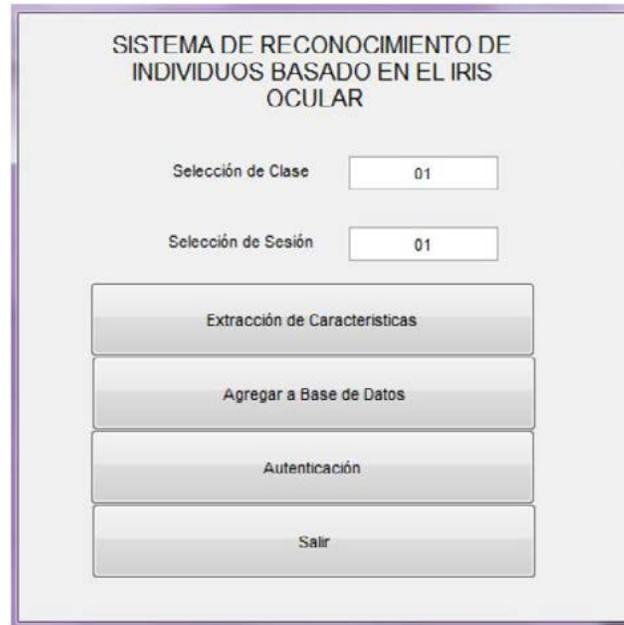


Fig. 3. Interfaz gráfica de usuario implementada con el GUIDE de MATLAB

La información que introduce el usuario en los campos de clase y sesión es utilizada por el sistema al momento de ingresar una nueva plantilla a la base de datos. Cuando el usuario elige la opción “*Extracción de Características*”, menú mostrado en la figura 3, la aplicación extrae las características de una imagen suministrada por el usuario y, posteriormente, en una ventana emergente, se muestra información sobre la imagen original seleccionada, la imagen segmentada, el arreglo polar normalizado y la plantilla binaria del iris (Fig. 4).

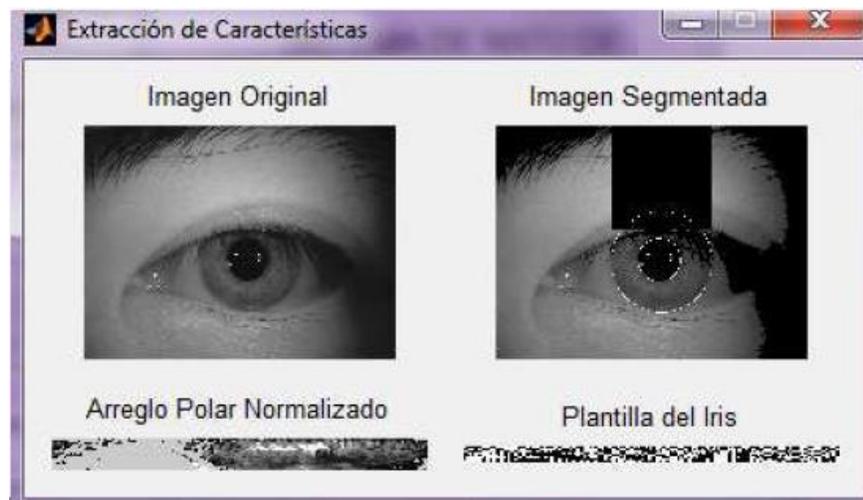


Fig. 4. Información de la imagen original, la imagen segmentada, el arreglo polar normalizado y la plantilla binaria del iris

Con la opción "Agregar a Base de Datos", la imagen seleccionada por el usuario se ingresa a la base de datos en el directorio dado por la clase y sesión definida anteriormente. Al finalizar, se muestra un mensaje para indicar que la imagen se ha ingresado en la base de datos.

La opción "Autenticación" permite identificar una imagen ingresada por el usuario y ser comparada con todas las plantillas incluidas en la base de datos. En el caso de encontrar una o más coincidencias, se muestra la imagen con mejor medida de coincidencia junto a la imagen ingresada, indicando que el usuario ha sido identificado (Fig. 5). En el caso de no encontrar coincidencias se indica en un mensaje que el usuario no se ha podido identificar.



Fig. 5. Autenticación de usuarios

## B. Segmentación del iris

En la Tabla 1 se indica el porcentaje de segmentación exitosa (SE) y no exitosa (SNE) para cada una de las tres sub divisiones de la base de datos de CASIA-irisV3, caracterizadas por presentar diferentes condiciones de luz y de captura de la imagen del ojo. El mejor porcentaje de SE (81%) es obtenido con la sub división CASIA-Iris-Lamp, mientras que la sub división CASIA-Iris-Twins presentó el porcentaje más bajo de SE (63,5%).

Tabla 1. Porcentaje de segmentación exitosa (SE) y no exitosa (SNE) en imágenes de la base de datos CASIA-irisV3

CASIA-Iris-Interval	200	158	42	79%
CASIA-Iris-Lamp	900	732	168	81%
CASIA-Iris-Twins	200	127	73	63,5%

## C. Calculo de coincidencias y búsqueda en la base de datos

Al realizar las pruebas de funcionamiento del algoritmo se identificó que todas las plantillas de diferente iris arrojaban valores (distancia de Hamming) superiores a 0,36, y los valores de coincidencia para imágenes del mismo iris generalmente eran inferiores a 0,34. Por lo tanto, el umbral de coincidencia se estableció por debajo de valores de 0,34. Con esta condición, imágenes que generen valores de coincidencia menores a iguales 0.34

se consideran que pertenecen a un mismo individuo, mientras que imágenes que generen valores de coincidencia mayores a 0.34 se consideran que pertenecen a individuos distintos.

En la Tabla 2 se indican valores obtenidos para la distancia de Hamming calculada en las siguientes condiciones: a) imagen comparada con 10 imágenes diferentes del mismo ojo; b) imagen comparada con 10 imágenes de ojos diferentes; c) imagen del ojo de un gemelo comparado con 10 imágenes diferentes del ojo del otro gemelo. De la Tabla 2 se observa que el valor de la distancia Hamming se encuentra por debajo de 0,34 para imágenes del mismo iris, excepto en el último caso donde la distancia fue mayor y por lo tanto la identificación no fue exitosa. Así mismo, se observa que para imágenes de diferente iris la distancia Hamming siempre es mayor al criterio de 0,34, por lo que existe un riesgo muy bajo de que la identidad de una persona pueda ser suplantada por alguien más. Incluso se observa que ni siquiera en los casos de gemelos idénticos la información del iris es igual.

Tabla 2. Distancia de Hamming entre imágenes de iris iguales y distintos

Imágenes del mismo iris	Imágenes de iris diferente	Imágenes de iris entre gemelos
0,2894	0,3742	0,3621
0,3153	0,3757	0,3750
0,3036	0,3783	0,3700
0,2954	0,3743	0,3681
0,3088	0,3785	0,3673
0,3039	0,3783	0,3618
0,3084	0,3818	0,3522
0,3234	0,3721	0,3671
0,2948	0,3682	0,3671
0,3799	0,3764	0,3466

En la Tabla 3 se resumen los resultados de comparación de plantillas de todas las pruebas realizadas, indicando el porcentaje de falsa aceptación de coincidencias (FAC). Se observa que el porcentaje de FAC es 0% para el caso de imágenes de iris diferente, lo cual indica que no se generó una falsa identificación positiva para un usuario que no estuviera incluido en la base de datos. Por otra parte, al comparar imágenes provenientes del mismo iris se presenta un porcentaje de falsa negación de coincidencias (FNC) del (38%).

Tabla 3. Porcentajes de falsa aceptación de coincidencias (FAC) y falsa negación de coincidencias (FNC)

	Imágenes de iris diferente	Imágenes del mismo iris
No. Imágenes	10	10
No. Comparaciones	2000	100
FAC %	0%	N.A
FNC %	N.A	38%

## Discusión

De las tres subdivisiones de la base de datos de CASIA-irisV3, principalmente se utilizó la CASIA-Iris-Lamp, la cual contiene un mayor número de imágenes que presentaron un alto porcentaje de segmentación exitosa (Tabla 1). Sin embargo, CASIA-Iris-Interval también presentó un alto porcentaje de segmentación exitosa (79%). El éxito de estos dos grupos de datos se debe al gran contraste que presentan las imágenes en comparación con los

datos de gemelos (CASIA-Iris-Twins). Además, las imágenes pertenecientes al grupo de gemelos presentan ojos donde el iris se encuentra muy obstruido por la presencia de los párpados debido a los rasgos asiáticos prominentes de los sujetos de esta base de datos.

En los casos de segmentación no exitosa, la causa principal es debida a que algunas imágenes tenían pequeñas variaciones de intensidad, lo cual no permite evidenciar claramente los círculos del iris y la pupila cuando se crea el mapa de borde. Otro de los inconvenientes encontrados está relacionado con el sistema de captura, que es diferente para cada base de datos, y por tanto, los parámetros de rangos de los radios y umbrales se deben ajustar de manera diferente para una mejor segmentación en cada sistema de captura. Un punto crítico es la escogencia del rango de los radios para el iris y la pupila, debido a que, aunque la distancia del foco de la cámara con el objetivo sea la misma, no todos los ojos tienen el mismo tamaño. Así mismo, el tamaño del iris es distinto y además la dilatación de la pupila puede variar mucho de una imagen a otra, incluso si pertenece a la misma persona. Por estas razones es que el rango de posibles radios para el iris y la pupila se define de manera amplia: de 20 a 50 píxeles para la pupila y de 80 a 130 píxeles para el iris.

Aunque el porcentaje de falsa negación de coincidencias (FNC) fue del 38% al comparar imágenes provenientes del mismo iris, esto se pudo compensar cuando se ingresaron cinco imágenes de cada ojo del usuario. De esta manera, se garantiza que por lo menos una de las imágenes provenientes del mismo ojo entrega una medida de la distancia de Hamming por debajo del valor de umbral, según el criterio establecido. En este proyecto, además de realizar la prueba con un solo usuario, también se realizaron pruebas ingresando cinco imágenes por cada ojo para diez usuarios diferentes, obteniendo resultados totalmente satisfactorios.

Las pruebas de funcionamiento del algoritmo indicaron que un umbral de coincidencia por debajo de valores de 0,34 era adecuado para determinar la coincidencia entre plantillas, utilizando como medida la distancia de Hamming. Estudios realizados indican que el valor de umbral utilizado en el cálculo de la distancia de Hamming define la confiabilidad del sistema ante cualquier decisión que pueda tomar. Según Daugman (2004) para "un umbral de 0,34 la posibilidad de falsa identificación positiva es de 1 entre 690000" (p.27).

## Conclusiones

En este trabajo se describe el proceso de implementación de un algoritmo en MATLAB que es capaz de realizar la extracción de las características del iris para su posterior identificación o almacenamiento en bases de datos. El desarrollo del proyecto permitió comprobar la versatilidad de MATLAB como herramienta de trabajo tanto en el procesamiento de imágenes como en la implementación de interfaces gráficas de usuario. Las librerías que incluye el programa MATLAB facilitaron la implementación de métodos y transformadas matemáticas tales como la transformada circular de Hough, el detector de bordes de Canny y los filtros Log-Gabor en 1D, entre otros.

La evaluación de la etapa de segmentación del iris propuesto, sobre 1300 imágenes provenientes de la base de datos de CASIA-irisV3, ha permitido comprobar un gran desempeño del algoritmo en términos de la debida localización y detección del iris. Debido a que los resultados de efectividad obtenidos en esta etapa del algoritmo no son del 100%, se recomienda ingresar cinco imágenes por cada ojo del usuario para garantizar una posterior identificación efectiva del mismo. Sin embargo, los tiempos de ejecución son bastante elevados y teniendo en cuenta que en un futuro se desea migrar hacia un sistema embebido, se deberán realizar mejoras para optimizar los tiempos de procesamiento de la imagen. Con base en la revisión del estado del arte, se concluye que una resolución apropiada para las plantillas del iris es de 240 píxeles en resolución angular y de 20 bandas en resolución radial. De esta manera se crean plantillas de 9600 bits que pueden almacenar suficiente información del iris para su identificación.

---

En cuanto al algoritmo de búsqueda al interior de la base de datos, se utilizó la técnica de barrido convencional, teniendo en cuenta la información de la cantidad de clases o usuarios y sesiones almacenada por cada caso. El algoritmo realiza el cálculo de la Distancia de Hamming para cada plantilla incluida en la base de datos y en caso de encontrar una coincidencia, abandona la búsqueda e indica que ha identificado al usuario.

## Referencias

- Boles W., Boashash B. (1998). A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE Xplore Digital Library*, 46(4), 1185-1188.
- Chitte P.P., Rana J.G., Bhambare R.R., More V.A., Kadu R.A., Bendre M.R. (2012). IRIS Recognition System Using ICA, PCA, Daugman's Rubber Sheet Model Together. *International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering*, 2(1), 16-23
- Cova W., Caballero R. (2006). *Sobre wavelets e imágenes*. CUDAR, Universidad Tecnológica Nacional, Argentina.
- Cui, J., Wang, Y., & Sun, S. (2003). *Citeseerx beta*. Recuperado de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.122.3259&rep=rep1&type=pdf>
- Daugman J. (1993). High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11), 1148-1161.
- Daugman, J. (2003). The importance of being random: statistical principles of iris recognition. *Pattern Recognition*, 279-291.
- Daugman, J. (2004). How iris recognition works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(1), 21-30.
- Greco, J., Kallenborn, D., & Enchiva, M. (2003). *Statistical pattern recognition of the iris*. Recuperado el 16 de Octubre de 2012, de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.164.6755&rep=rep1&type=pdf>
- Jain A.K., Pankanti S., Prabhakar S., Hong L., Ross, A. (2004). Biometrics: a grand challenge. *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, (2), 935-942
- Khaw, P. (2002). *Iris Recognition Technology for Improved Authentication*. Recuperado el 16 de Octubre de 2012, de [dhttp://www.sans.org/reading\\_room/whitepapers/authentication/irisrecognition-technology-improved-authentication\\_132](http://www.sans.org/reading_room/whitepapers/authentication/irisrecognition-technology-improved-authentication_132)
- Kim, Choi, & Marks, R. (2004). Iris recognition using Wavelets features. *Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology*, 38 (2), 147-156.
- Kulkarni S., Hegadi R., Kulkarni, U. (2012). A novel approach for iris encryption. *IJCA Proceedings on International Conference and workshop on Emerging Trends in Technology (ICWET 2012)*, icwet(5), 12-19,
- Ibrahim Ali A. (2008). Iris recognition using Gabor filters. *Al-Taqani*, 21(6), 1-10.
- Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences (CASIA) (2010). Biometrics Ideal Test. Recuperado de <http://biometrics.idealtest.org/>
- Lopez, & Gonzales. (2005). Estado del arte: reconocimiento automático del iris humano. *Scientia et Technica*, 3(25).
- Ma L., Wang Y., Tan T. (2002). Iris recognition based on multichannel Gabor filtering. *Proceedings of the International Conference on Asian Conference on Computer Vision*, Melbourne, Australia, 1-5.
- Masek Libor (2003). *Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification*. (Thesis, Bachelor of Engineering degree). The University of Western, Australia. Recuperado de <http://people.csse.uwa.edu.au/pk/studentprojects/libor/LiborMasekThesis.pdf>
- Miyazawa, Ito, Aoki, Kobayashi, & Nakajima. (2008). An Effective Approach for Iris Recognition Using Phase-Based Image Matching. *IEEE Xplore Digital Library*, 30(10), 1741-1756.
- Mottalli M. L. (2008). *Implementación de un sistema de identificación de personas en tiempo real por reconocimiento de iris*. (Tesis de Licenciatura). Licenciatura en Ciencias de la Computación, Universidad de Buenos Aires, Argentina. Recuperada del sitio <http://www-2.dc.uba.ar/grupinv/imagenes/archivos/tesisMottalli2008.pdf>

- Peters T. (2009). *Effects of Segmentation Routine and Acquisition Environment on Iris Recognition*. (Thesis, Master of Science in Computer Science and Engineering). University of Notre Dame, Indiana, USA. Recuperado del sitio <http://www3.nd.edu/~flynn/papers/PetersT122009.pdf>
- Sanchiz R. (2011). *Segmentación de iris mediante contornos activos*. (Tesis de Grado, Ingenieros de Telecomunicación). Universidad Carlos III de Madrid, España. Recuperado del sitio <http://e-archivo.uc3m.es/handle/10016/12094>
- Tejedor G. Jesús (2009). *Análisis comparativo de algoritmos en segmentación de iris*. Universidad Carlos III de Madrid, España. Recuperado de [http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/7601/PFC\\_Jesus\\_Tejedor\\_Gomez.pdf?sequence=1](http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/7601/PFC_Jesus_Tejedor_Gomez.pdf?sequence=1)
- Terissi L., Cipollone L., Baldino P. (2006). Sistema de reconocimiento de iris. *Revista Argentina de trabajos estudiantiles*, 9, 77-83
- Wildes R. (1997) Iris recognition: an emerging biometric technology. *Proceedings of the IEEE*, 85(9), 1348-1363