

# Sistema de Reconocimiento de Iris

Lucas D. Terissi<sup>†</sup>, Lucas Cipollone y Patricio Baldino

Laboratorio de Sistemas Dinámicos y Procesamiento de la Información

FCEIA, Universidad Nacional de Rosario

Riobamba 245 bis, 2000 Rosario, Argentina

<sup>†</sup>E-mail: lterissi@fceia.unr.edu.ar

**Resumen**—Los Sistemas de Reconocimiento de Iris se han convertido en un estándar en identificación biométrica debido a las características únicas, estables y accesibles de la textura del iris humano. En este trabajo se describe un sistema de reconocimiento de iris utilizando una cámara digital convencional. Nuevas técnicas son propuestas para los algoritmos de las etapas de segmentación, codificación y comparación de patrones. Una Interface Gráfica de Usuario ha sido implementada y una base de datos de iris ha sido compilada para evaluar la performance del sistema.

**Abstract**—Iris Recognition Systems have become a standard for biometric identification using the unique, stable and accessible features of the iris texture. In this paper a low cost iris recognition system based on a digital camera is described. New techniques are proposed for the segmentation, coding and pattern comparison stages of the recognition algorithms. A Graphical User Interface has been implemented and an iris database has been compiled to test the performance of the system.

## I. INTRODUCCIÓN

Con el motivo de satisfacer una creciente demanda en cuanto a sistemas de seguridad, la identificación personal basada en características biométricas ha estado recibiendo gran atención durante las últimas décadas. Los sistemas biométricos tienen como objetivo la exacta identificación de cada individuo utilizando diferentes características fisiológicas o de comportamiento, tales como huellas digitales, rostro, patrón de escritura, iris, retina, geometría de la mano, etc. Debido a las características únicas, estables y accesibles del patrón de iris, la identificación personal basada en el patrón de iris se ha convertido en una de las técnicas más confiables [1], [2], [3], [4], [5], [6]. Recientemente, han sido desarrollados varios sistemas de reconocimiento de iris (comerciales y no comerciales). Uno de los sistemas de reconocimiento de iris comerciales más exitosos es distribuido por Iridian Technologies [7] el cual utiliza algoritmos patentados desarrollados por Daugman [1], [2], [8]. La compañía ha desarrollado el sistema de reconocimiento el cual incluye el software de adquisición de imágenes, preprocesamiento, codificación, comparación y cifrado de los datos para una segura transmisión y almacenamiento. Entre los sistemas de reconocimiento de iris no comerciales más notables se pueden mencionar los propuestos por Wildes [6], Boles y Boashash [3], Sanchez *et al.* [9] y Ma *et al.* [4], [5], donde se proponen diferentes algoritmos de segmentación, codi-

ficación y comparación. En los sistemas comerciales y no comerciales existentes, las imágenes del iris son adquiridas utilizando equipamiento costoso (cámaras de video especiales, frame grabber, sistema de iluminación, etc.).

En este trabajo, se propone un sistema de reconocimiento de iris utilizando una cámara digital convencional. Se describen nuevos algoritmos para las etapas de segmentación, codificación y comparación. Los algoritmos fueron implementados en una interface gráfica de usuario y la performance del sistema es evaluada utilizando una base de imágenes de iris compilada por los autores. Los resultados experimentales muestran tasas de error bajas, comparables con las presentadas en [1], [2], [8], [6], [3], [9], [4], [5].

## II. FUNDAMENTOS DEL RECONOCIMIENTO DE IRIS

Un sistema de reconocimiento de iris típico se representa esquemáticamente en la Fig. 1.

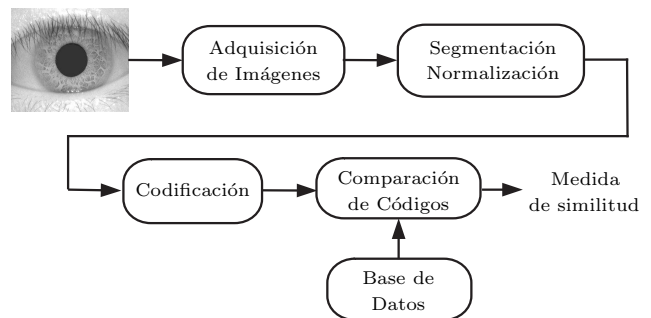


Fig. 1. Diagrama en bloques del sistema de reconocimiento de patrón de iris.

En la primer etapa, se adquiere la imagen del iris de la persona a ser reconocida. Luego, la imagen digital es procesada para localizar el iris en la misma y normalizar su tamaño. En tercer lugar, la información contenida en el patrón de iris es extraída y un código asociado con el iris es generado. Finalmente, en la etapa de comparación, se decide, en base al porcentaje de similitud obtenido, si los códigos comparados fueron generados por el mismo iris, o sea, por la misma persona, o no.

En general, los sistemas de reconocimiento de personas pueden ser utilizados en dos modos de funcionamiento diferentes, *Autenticación* e *Identificación*, Fig. 2. En el primero, el código de iris se compara con el código asociado a la identidad proclamada por la persona, y se decide si estos códigos han sido generados por el mismo iris o no.

Este trabajo fue realizado en el marco del Proyecto Final de la carrera de Ingeniería Electrónica de los autores, UNR, bajo la supervisión del Dr. Juan Carlos Gómez (Senior Member, IEEE), Laboratorio de Sistemas Dinámicos y Procesamiento de la Información, FCEIA, UNR. (<http://www.fceia.unr.edu.ar/~jcgomez>).

En el segundo, el código de iris ha reconocer es comparado con una base de datos para comprobar la identidad de la persona.

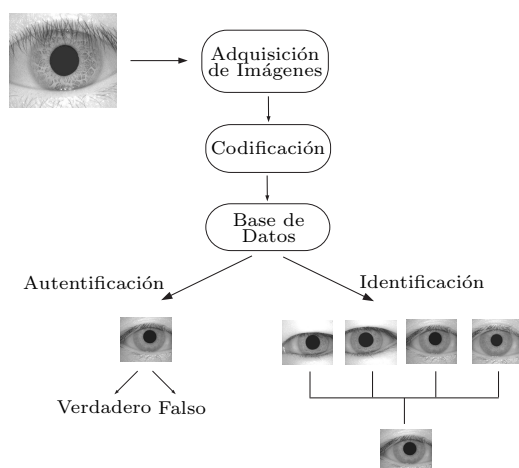


Fig. 2. Sistema de reconocimiento. Autenticación e Identificación.

### III. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

La primera etapa del sistema de reconocimiento de personas basado en los patrones del iris es la adquisición de imágenes. Esta es una etapa muy importante ya que la performance de todo el sistema es afectada directamente por la calidad de la imagen adquirida. Para que el sistema de reconocimiento pueda funcionar adecuadamente, las imágenes adquiridas deben:

- Tener la suficiente de resolución, *i.e.*, la imagen del iris debe tener una apropiada cantidad de pixels.
- Estar bien enfocadas para que distingan los detalles del patrón de iris.
- Tener una buen contraste lo cual requiere un nivel conveniente de iluminación, no demasiado alto para no molestar al usuario.

Existen distintos sistemas de adquisición de imágenes, la mayoría de ellos utilizan cámaras de video y sistemas de iluminación sofisticados. En este trabajo se propone un sistema de adquisición de imágenes de bajo costo basado en una cámara digital convencional.

En la Fig. 3 se representa un esquema del sistema de adquisición propuesto. La lente plano-convexa ha sido agregada al sistema óptico de la cámara de manera de adquirir imágenes del ojo bien enfocadas y con la suficiente resolución a una distancia entre 10cm y 15cm.

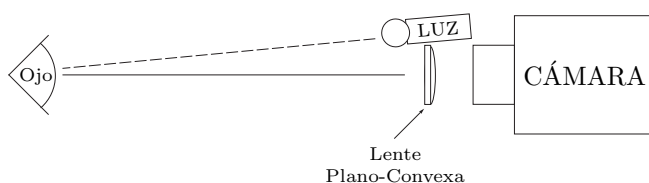


Fig. 3. Esquema del sistema de adquisición propuesto.

Para evaluar la performance del sistema ha sido compilada una base de datos con imágenes del iris. La base de datos, denominada NURID (National University of Rosario Iris Database), está compuesta por 350 imágenes en escala de grises, correspondientes a 7 imágenes de uno de los ojos de 50 personas. En la Fig. 4 se muestra una imagen de esta base de datos.

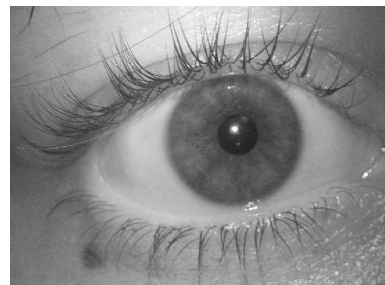


Fig. 4. Imagen de la base de datos NURID.

### IV. PREPROCESAMIENTO

Como se puede observar en la Fig. 4, la imagen digital utilizada por el sistema de reconocimiento no sólo contiene el iris, sino también las regiones que lo rodean. Además, la imagen del iris suele estar obstruida por los párpados, pestañas y reflexiones producidos por el sistema de iluminación.

Por otra parte, el tamaño del iris generalmente varía en diferentes imágenes debido a la contracción/dilatación del iris causada por diferentes niveles de iluminación, diferentes distancias ojo/cámara, rotación del ojo y otros factores. Por estos motivos es necesario aplicar un procesamiento a las imágenes antes de utilizarlas en la etapa de codificación, el cual puede ser dividido en dos etapas, *viz.*,

- Segmentación: donde se localiza la imagen del iris.
- Normalización: por la cual se obtiene una imagen del iris que es independiente del tamaño de la pupila y permite la comparación entre diferentes iris.

#### A. Segmentación

La etapa de segmentación es muy importante ya que si el iris no es correctamente localizado las etapas posteriores utilizarán datos erróneos, por lo tanto el código generado contendrá errores y el rendimiento del sistema será muy bajo.

El iris es la región anular comprendida entre la esclera y la pupila, ver Fig. 4. La región del iris puede ser modelada como dos círculos no concéntricos, el exterior representa el borde iris/esclera, y el interior el borde iris/pupila. Los párpados, los cuales generalmente obstruyen el iris, pueden ser modelados como curvas segmento-lineales.

El algoritmo propuesto para localizar estas figuras geométricas utiliza dos técnicas muy conocidas en el procesamiento de imágenes, *viz.*, el operador de Canny [10], [11], para la detección de bordes, y la Transformada de Hough [12], para la identificación de curvas paramétricas. El iris es segmentado utilizando el siguiente método.

1. Para localizar el borde exterior del iris se genera un mapa de bordes aplicando el operador de Canny a la imagen adquirida, considerando solamente los bordes en la dirección vertical para que los bordes producidos por los párpados no influyan en la detección.
2. Para localizar el borde interior del iris se aprovecha el reflejo en la pupila producido por el sistema de iluminación. La ubicación de este reflejo es estimada buscando, dentro de una ventana que contiene circunscrito el borde exterior del iris, ver Fig. 5 (b), los píxeles con intensidad mayor a un determinado umbral. Luego, se genera una nueva imagen que contiene el reflejo, ver Fig. 5 (c), y por lo tanto contiene el borde interior del iris. Finalmente, se utiliza el operador de Canny y la Transformada de Hough para calcular los parámetros del círculo.

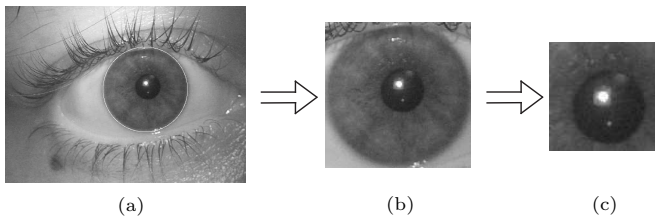


Fig. 5. Proceso de segmentación de la pupila. (a) Imagen con el iris segmentado. (b) Ventana para ubicar el reflejo. (c) Recuadro sobre el reflejo.

3. La localización de los párpados se realiza utilizando el operador de Canny considerando solamente los bordes horizontales, y la Transformada de Hough para determinar los parámetros correspondientes. Estas curvas segmento-lineales se buscan en una ventana que circunscribe el iris, ver Fig. 5 (b). Como puede observarse en la Fig. 6, se utiliza la mitad superior y la mitad inferior para detectar el párpado superior e inferior, respectivamente. El algoritmo propuesto selecciona automáticamente el número de segmentos de rectas utilizados para representar cada uno de los párpados.



Fig. 6. Detección de párpados. (a) Superior. (b) Inferior.

En la Fig. 7 puede observarse el resultado final de la etapa de segmentación.

### B. Normalización

Una vez localizado el iris en la imagen adquirida se genera una nueva imagen donde la región del iris es independiente del tamaño del mismo y permite la comparación con otros iris. La etapa de normalización producirá imágenes de iris que tienen las mismas dimensiones. De esta manera dos imágenes del mismo iris, adquiridas bajo diferentes condiciones, tendrán las mismas características espaciales. Para llevar a cabo esta tarea, el al-

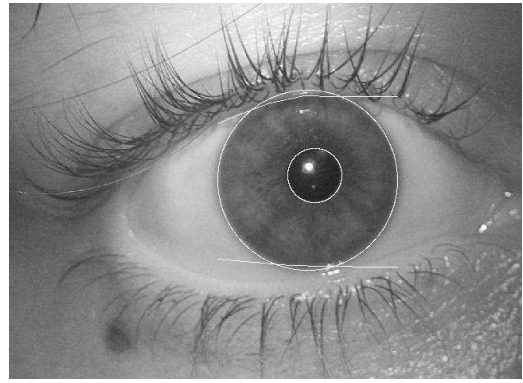


Fig. 7. Iris segmentado.

goritmo propuesto utiliza el método propuesto por Daugman [1], el cual es utilizado por la mayoría de los investigadores. Este método transforma la región anular del iris en una región rectangular de dimensiones constantes. En la Fig. 8 se representa esta transformación, donde  $I_0(x, y)$  es la imagen original e  $I_n(X, Y)$  es la imagen normalizada, denominada iris normalizado.

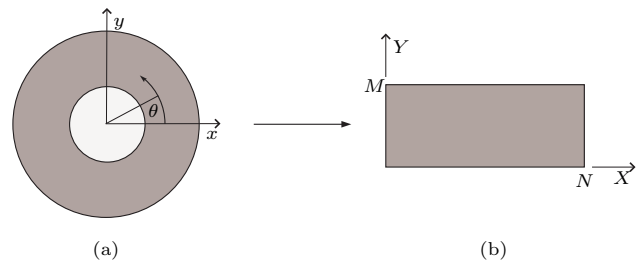


Fig. 8. Normalización. (a) Imagen original  $I_0(x, y)$ . (b) Imagen normalizada  $I_n(X, Y)$

Además de generar la imagen normalizada del iris, en esta etapa se genera otra imagen denominada *plantilla de ruido*. La *plantilla de ruido* tiene las mismas dimensiones que el iris normalizado, y en ésta se indican las regiones del iris normalizado donde el patrón de iris es obstruido por los párpados, ver Fig. 9. La *plantilla de ruido*, Fig. 9 (c), es utilizada como máscara en la etapa de comparación para evitar comparar regiones donde el iris es obstruido por los párpados.

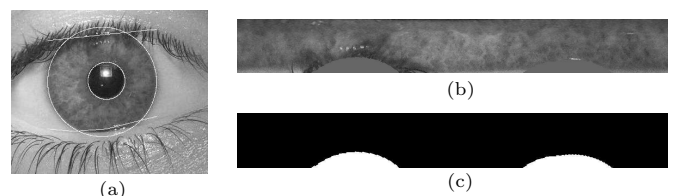


Fig. 9. Normalización. (a) Imagen segmentada. (b) Iris normalizado. (c) Plantilla de ruido.

## V. CODIFICACIÓN Y RECONOCIMIENTO

Una vez que el iris ha sido localizado y sus correspondientes plantillas han sido generadas, en las etapas de segmentación y normalización, respectivamente, se procede a la codificación y comparación de la información biométrica para realizar el reconocimiento. El objetivo de la etapa de codificación es extraer la información biométrica contenida en el patrón de iris y generar un código asociado "único". En la etapa de comparación, se computa una medida de diferencia entre los códigos comparados, y en base a esta medida se decide si los códigos han sido generados por el mismo iris o no.

En la literatura han sido propuestos diferentes métodos de codificación del patrón de iris. La mayoría hacen uso de filtros Gabor [13], los cuales han probado ser muy eficientes en el análisis de texturas en imágenes. En [1], [2], [8], Daugman propone un método de codificación donde la imagen normalizada del iris es filtrada mediante un filtro Gabor bi-dimensional, y luego cada pixel de la imagen resultante se representa mediante dos bits. Un enfoque diferente es propuesto en [5] donde, mediante un análisis multidimensional utilizando wavelets Gabor, se localizan cambios abruptos en los niveles de intensidad de cada una de las filas de la imagen normalizada, y con esta información se genera un vector característico asociado al iris analizado.

En este trabajo se propone un método de codificación en el cual se utiliza una serie de filtros Log-Gabor unidimensionales. En primer lugar, como puede observarse en la Fig. 10, la imagen del iris normalizado es descompuesta en un grupo de señales unidimensionales  $S_i$  (una por cada fila de la imagen). Luego, cada una de estas señales es filtrada mediante el filtro Log-Gabor, obteniéndose un grupo de señales filtradas  $S_i^F$ . Finalmente, cada muestra de las señales  $S_i^F$  es codificada con dos bits teniendo en cuenta la ubicación de su fase en el plano complejo, como se indica en la Fig. 11.

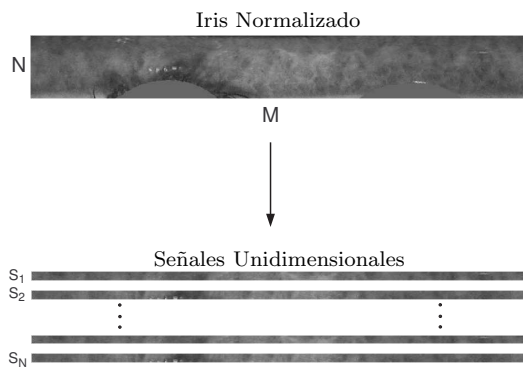


Fig. 10. Descomposición de la imagen normalizada del iris en señales unidimensionales.

La utilización de los filtros Log-Gabor en el análisis de imágenes ha sido introducida en [14] donde se argumenta que estos filtros permiten una representación más compacta de imágenes cuando el ancho de banda de las mismas es mayor a una octava. Este parece ser el caso de las

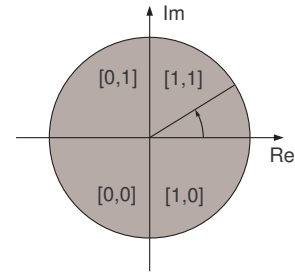


Fig. 11. Codificación de Fase.

imágenes del iris, donde la información de su textura tiene un ancho de banda superior a una octava. En base a resultados experimentales, en este trabajo ha sido utilizado un filtro Log-Gabor de aproximadamente dos octavas de ancho de banda.

El código obtenido mediante este proceso puede representarse como una matriz de  $(M \times 2N)$ , donde  $M$  y  $N$  son la cantidad de filas y columnas del iris normalizado, respectivamente.

Como medida de diferencia entre códigos ha sido utilizada la distancia de Hamming ( $HD$ ). Para evitar la utilización de zonas del iris normalizado donde el patrón de iris es obstruido por los párpados en el cómputo de la  $HD$ , los códigos son enmascarados con sus *plantillas de ruido* asociadas (ver sub-sección IV-B). La distancia de Hamming entre dos códigos,  $codeA$  y  $codeB$ , se calcula mediante la siguiente operación.

$$HD = \frac{\|(codeA \otimes codeB) \cap (maskA \oplus maskB)\|}{\|(maskA \oplus maskB)\|}, \quad (1)$$

donde los símbolos  $\otimes$ ,  $\oplus$ , and  $\cap$  denotan los operadores XOR, OR y AND, respectivamente, y el operador  $\|\bullet\|$  computa la cantidad de bits iguales a 1. El numerador de la ecuación (1) corresponde a la cantidad de bits en que  $codeA$  y  $codeB$  difieren. Mediante la operación  $(codeA \otimes codeB)$  se obtiene una matriz con 1's en las ubicaciones donde  $codeA$  y  $codeB$  son iguales, y 0's donde difieren. El término  $(maskA \oplus maskB)$  corresponde a la *plantilla de ruido total*, donde  $maskA$  y  $maskB$  denotan las *plantillas de ruido* asociadas a  $codeA$  y  $codeB$ , respectivamente. Mediante la operación AND se excluyen de la comparación los bits de  $codeA$  y  $codeB$  asociados con regiones en que la imagen del iris es obstruida por los párpados. En el denominador de la ecuación (1) se computa la cantidad de bits comparados entre  $codeA$  y  $codeB$ , de esta manera, la distancia de Hamming obtenida es una medida porcentual de la diferencia entre los códigos comparados.

Generalmente, existe cierta rotación entre diferentes imágenes adquiridas de un mismo iris. Esta rotación en la imagen original se corresponde con un desplazamiento de columnas en el iris normalizado. Para considerar estas inconsistencias angulares en la etapa de comparación, uno de los códigos es desplazado hacia la derecha y la izquierda una cierta cantidad de veces, y para cada rotación una distancia de Hamming es calculada. La menor de estas



distancias de Hamming es adoptada como medida de diferencia, ya que ésta corresponde a la mejor alineación entre los códigos comparados.

El método de reconocimiento propuesto se basa en un test de independencia estadística, el cual solamente falla cuando son comparados dos patrones (códigos binarios) generados por un mismo iris [8]. Debido a la gran cantidad de grados de libertad, el sistema puede identificar una persona con un grado de confianza extremadamente alto.

En la Fig. 12 se observan curvas típicas de la distribución de probabilidades de la distancia de Hamming al comparar códigos generados por el mismo iris<sup>1</sup> y de la distribución de probabilidades de la distancia de Hamming al comparar códigos generados por iris diferentes<sup>2</sup>. Para realizar el reconocimiento se puede definir un umbral de decisión  $X$ . Si la distancia de Hamming obtenida es menor que el umbral  $X$ , se decide que los códigos comparados fueron generados por el mismo iris, en caso de ser mayor se decide que fueron generados por iris diferentes. Como puede observarse en la Fig. 12, las distribuciones inter-clase e intra-clase, generalmente, se encuentran solapadas. Por ello, el área bajo la distribución inter-clase a la izquierda del umbral  $X$ , representa la probabilidad de una falsa identificación, mientras que el área bajo la distribución intra-clase a la derecha del umbral  $X$ , representa la probabilidad de un falso rechazo. Éstas probabilidades de error se denominan Tasa de Falsa Identificación (TFI) y Tasa de Falso Rechazo (TFR), respectivamente.

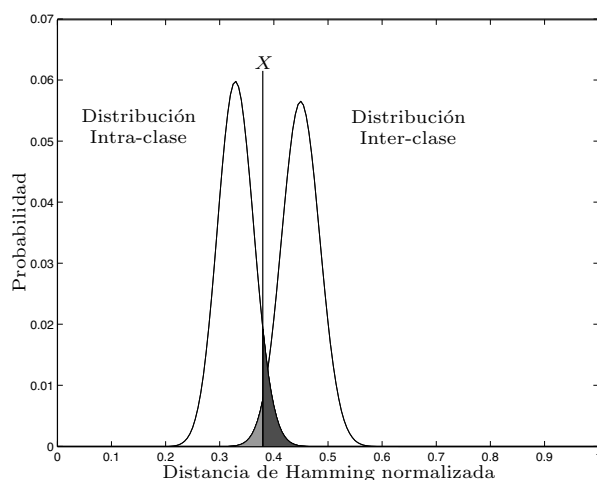


Fig. 12. Distribuciones de probabilidades inter-clase e intra-clase típicas de la distancia de Hamming.

El grado de separación existente entre ambas distribuciones puede calcularse mediante el coeficiente de decisión (“decidability”) definido como [8]

$$d = \frac{|\mu_I - \mu_D|}{\sqrt{\frac{\sigma_I^2 + \sigma_D^2}{2}}} \quad (2)$$

donde  $(\mu_I; \sigma_I)$  y  $(\mu_D; \sigma_D)$  son la media y el desvío estándar

<sup>1</sup>Usualmente denominada distribución intra-clase.

<sup>2</sup>Usualmente denominada distribución inter-clase.

de las distribuciones intra-clase e inter-clase, respectivamente.

El coeficiente de decisión se utiliza para determinar los parámetros del filtro Log-Gabor y las dimensiones del iris normalizado que optimizan el rendimiento del sistema de reconocimiento.

## VI. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Para evaluar la performance del sistema de reconocimiento de iris propuesto han sido utilizadas dos bases de datos, la base de datos NURID (ver sección III) y la base de datos CASIA [15], ésta última fue cedida gratuitamente por la Chinese Academy of Sciences y ha sido utilizada para evaluar el rendimiento de varios sistemas de reconocimiento de iris [5]. Debido a limitaciones de espacio, en este trabajo solamente se presentan los resultados experimentales obtenidos con la base de datos NURID.

En la Tabla I se muestran los valores del coeficiente de decisión para diferentes dimensiones del iris normalizado, donde se observa que la adopción del iris normalizado de 32 por 224 pixels optimiza el rendimiento del sistema de reconocimiento.

TABLA I  
COEFICIENTE DE DECISIÓN PARA DIFERENTES DIMENSIONES DEL IRIS NORMALIZADO.

	96	128	160	192	224	256
8	2,1545	3,1498	3,8289	4,9255	3,7538	4,4871
12	2,2459	3,3864	3,931	4,1704	3,9691	4,6967
16	2,3952	3,5375	4,2228	4,3104	4,1035	4,7373
20	3,0431	3,8380	4,4275	4,7742	4,9342	5,0134
24	3,0832	3,8462	4,4172	4,8143	5,0161	5,0363
28	3,1292	3,8753	4,4456	4,7788	4,9308	4,9607
32	3,0956	3,8985	4,4887	4,8749	<b>5,0395</b>	5,0191

En la Fig. 13 se representan las distribuciones de probabilidades de la distancia de Hamming inter-clase (superior) e intra-clase (inferior). La mejor aproximación de la distribución inter-clase es mediante una distribución binomial con media  $\mu = 0.48789$  y desvío estándar  $\sigma = 0.030796$ . La media cercana a 0.5 y el desvío estándar relativamente pequeño muestran la independencia estadística existente entre códigos generados por iris diferentes.

En la Tabla II se muestran las Tasas de Falsa Identificación y de Falso Rechazo obtenidas para diferentes valores del umbral de decisión  $X$ . Se puede observar que a medida que un error disminuye el otro crece, por lo tanto existe una solución de compromiso en cuanto a la adopción del umbral  $X$ . En aplicaciones donde la correcta identificación de las personas es el principal objetivo, es deseable tener una menor TFI a costa de un aumento en la TFR. En la implementación de la Interface Gráfica de Usuario, descrita en la sección siguiente, se adoptó el umbral de decisión  $X = 0.32$ , donde se tiene una TFI=1.32 × 10<sup>-7</sup>% y una TFR=5.93%.

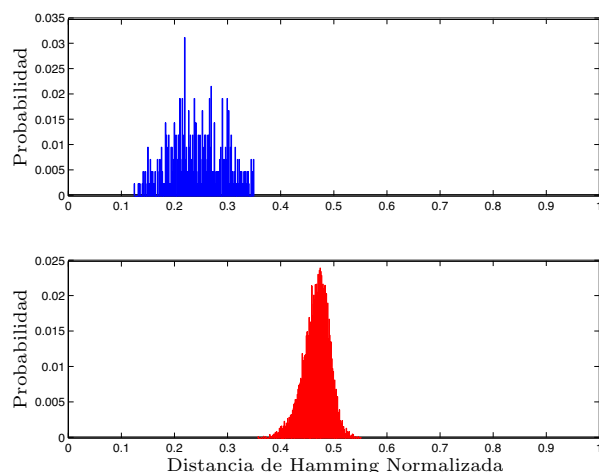


Fig. 13. Distribuciones de probabilidades de la distancia de Hamming Intra-clase (superior) e inter-clase (inferior) correspondientes a la base de datos NURID.

TABLA II

TASAS DE FALSA IDENTIFICACIÓN Y FALSO RECHAZO PARA DIFERENTES VALORES DEL UMBRAL DE DECISIÓN  $X$ .

$X$	.28	.30	.32	.35	.38
<b>FMR (%)</b>	5.9e-13	2.9e-10	1.3e-7	1.1e-4	2.2e-2
<b>FRR (%)</b>	22.3	9.74	5.93	1.80	0.47

## VII. INTERFAZ GRÁFICA DE USUARIO

En este trabajo ha sido implementada una Interfaz Gráfica de Usuario (GUI) que permite, a un usuario no especialista, el uso de los algoritmos desarrollados de manera sencilla y práctica. La GUI incluye los modos de funcionamiento, Autenticación e Identificación, descritos en la sección II.

La interfaz ha sido desarrollada y compilada con la herramienta Graphical User Interfaces (GUI) de Matlab [16], la cual provee de un ambiente de desarrollo para la creación de interfaces gráficas.

En la Fig. 14 se muestra la pantalla inicial de la GUI donde el usuario puede seleccionar los modos de Autenticación o Identificación.

## VIII. CONCLUSIONES

En este trabajo ha sido descrita la implementación de un sistema de reconocimiento de personas de bajo costo basado en el patrón de iris, utilizando una cámara digital convencional para la adquisición de las imágenes. Han sido propuestas nuevas técnicas para las etapas de adquisición, segmentación, codificación y comparación de patrones. Una base de datos de imágenes de iris ha sido compilada para probar el funcionamiento del sistema de reconocimiento. Los resultados experimentales muestran que el sistema propuesto tiene una alta confiabilidad debido a sus bajas tasas de error, las cuales son comparables con las obtenidas mediante otros métodos propuestos en la literatura. Los algoritmos de reconocimiento han sido implementados en una interfaz gráfica de usuario para facilitar el uso de los mismos a usuarios no especializados.

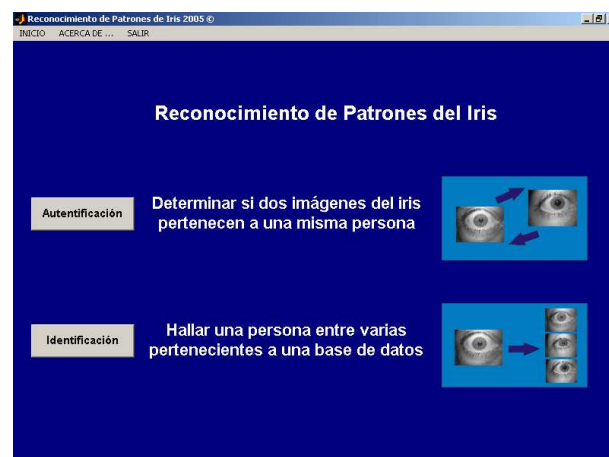


Fig. 14. Pantalla inicial: Selección de los modos de Autenticación e Identificación.

## REFERENCIAS

- [1] J. G. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence," *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, November 1993.
- [2] —, "Demodulation by complex-valued wavelets for stochastic pattern recognition," *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 1–17, January 2003.
- [3] W. W. Boles and B. Boashash, "A human identification technique using images of the iris and wavelet transform," *IEEE Transactions On Signal Processing*, vol. 45, no. 4, April 1998.
- [4] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, "Personal identification based on iris texture analysis," *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 12, December 2003.
- [5] —, "Efficient iris recognition by characterizing key local variations," *IEEE Transactions On Image Processing*, vol. 13, no. 6, June 2004.
- [6] R. P. Wildes, "Iris recognition: An emerging biometric technology," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 9, September 1997.
- [7] Iridian Technologies, "Moorestown, NJ," <http://www.iridiantech.com/>, 2005.
- [8] J. G. Daugman, "How iris recognition works," *IEEE Transactions On Circuits And Systems For Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 21–30, January 2004.
- [9] C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, and D. de Martin-Roche, "Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform," *IEEE AESS Systems Magazine*, October 2002.
- [10] J. F. Canny, "Finding edges and lines in images," M. S. thesis, Mass. Inst. Technologies, 1983.
- [11] —, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, pp. 679–698, 1986.
- [12] R. C. González and R. E. Woods, *Tratamiento Digital de Imágenes*. Wilmington, Delaware: Addison-Wesley / Diaz de Santo, 1996.
- [13] D. Gabor, "Theory of communication," *J. Institute of Electrical Engineer*, vol. 93, pp. 429–459, 1946.
- [14] D. Field, "Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 4, no. 12, pp. 2379–2394, December 1987.
- [15] Chinese Academy of Sciences - Institute of Automation (CASIA), "Database of 756 greyscale eye images," <http://www.sinobiometrics.com> Version 1.0, 2003.
- [16] The MathWorks, "Developers of MATLAB, Simulink, and Stateflow for technical computing," <http://www.mathworks.com/>, 2002.