

Efectos de la Variabilidad Temporal en el Reconocimiento de Iris

Pedro Tomé González, Fernando Alonso Fernández, Javier Ortega García

Grupo de Reconocimiento Biométrico - ATVS
Escuela Politécnica Superior - Universidad Autónoma de Madrid
Avda. Francisco Tomas y Valiente, 11 - Campus de Cantoblanco
28049 Madrid, España - <http://atvs.ii.uam.es>
{pedro.tome, fernando.alonso, javier.ortega}@uam.es

Abstract. En este artículo evaluamos los efectos del paso del tiempo entre adquisiciones en reconocimiento de iris. Para los experimentos usamos un sistema de reconocimiento de libre distribución y la base de datos BioSecurID, que contiene 8128 imágenes de iris de 254 individuos adquiridos en cuatro sesiones consecutivas. Los resultados muestran que la separación temporal entre muestras comparadas tienen impacto sobre las tasas de reconocimiento. Se observa una importante degradación de la Tasa de Falso Rechazo, lo que significa que aumenta la variabilidad entre clases. Todas la imágenes de la base de datos han sido adquiridas en similares condiciones controladas, así pues, las diferencias de rendimiento no son causadas por el proceso de adquisición, sino por una reducción en la similitud de las plantillas de iris cuando se adquieren en diferentes instantes.

Key words: Biometría, procesamiento de imágenes, reconocimiento de patrones, reconocimiento de iris, separación temporal.

1 Introducción

La autenticación biométrica ha recibido una considerable atención en los últimos años debido a la creciente demanda del reconocimiento automático de personas. El término *biometría* se refiere al reconocimiento automático de un individuo basado en su anatomía (por ejemplo, huellas dactilares, cara, iris, geometría de mano, oreja, huella palmar) o en las características de comportamiento (por ejemplo, la firma, forma de andar, la dinámica de tecleo), que no pueden ser robados, extraviados o copiados [1]. Entre todas las técnicas biométricas, el reconocimiento de iris ha sido tradicionalmente considerado como uno de los sistemas de identificación más fiables y precisos [2].

Uno de los inconvenientes de un sistema biométrico es la variabilidad en los datos capturados. Los datos biométricos adquiridos de una persona durante la autenticación pueden ser muy diferentes de los datos que se utilizaron para generar la plantilla durante el registro, lo cual afecta el proceso de comparación [1]. En este artículo, evaluamos los efectos de la separación en el tiempo entre adquisiciones en el reconocimiento de iris. Nuestro objetivo es determinar en qué medida las tasas de reconocimiento se degradan cuando se incrementa el tiempo entre las muestras adquiridas. Los experimentos aquí

presentados muestran que la Tasa de Falso Rechazo empeora drásticamente. Los experimentos muestran que esta degradación en las tasas de error no es causado por las variaciones en la interacción usuario-sensor, sino por una reducción en la similitud entre las plantillas de iris a lo largo del tiempo.

2 Sistema de reconocimiento

Hemos usado para los experimentos el sistema de reconocimiento¹ desarrollado por Libor Masek [3, 4]. Consiste en la siguiente secuencia de pasos descritos a continuación: segmentación, normalización, codificación y comparación de plantillas.

2.1 Segmentación y Normalización

Para la tarea de segmentación del iris, el sistema utiliza la transformada circular de Hough con el fin de detectar las fronteras de la pupila y del iris. Los límites del iris se modelan como dos círculos concéntricos. El rango de valores de radios de búsqueda se establece manualmente. También se impone un valor máximo a la distancia entre centros de los círculos. En el sistema se anula la utilización del detector de pestañas permitiendo solo la detección de los párpados. Los párpados se modelan como una recta en la parte superior e inferior, y se detectan haciendo uso de la transformada lineal de Hough. La detección de pestañas se basa en una umbralización del histograma. Puede verse un ejemplo en la Figura 1.

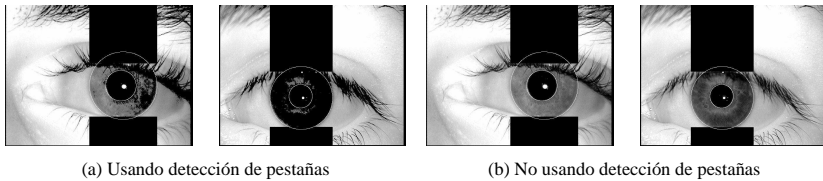


Fig. 1. Ejemplo de eliminación de párpados y pestañas.

Para la normalización de la región del iris, se utiliza una técnica basada en el "modelo de goma" desarrollado por Daugman. El centro de la pupila se considera el punto de referencia, trazando los vectores radiales pasan a través de la región de iris. Dado que la pupila puede ser no concéntrica al iris, se reescala la separación radial entre los puntos de muestreo en función del ángulo alrededor del círculo utilizado. La normalización produce un array 2D con dimensión horizontal correspondiente a la resolución angular y dimensión vertical correspondiente a la resolución radial, además de otro array de máscara de ruido de idénticas dimensiones para evitar las reflexiones debidas a las pestañas y párpados detectados en la fase de segmentación. En la Figura 2, se muestra un ejemplo de los pasos de la normalización.

¹ El código puede descargarse libremente desde www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/sourcecode.html

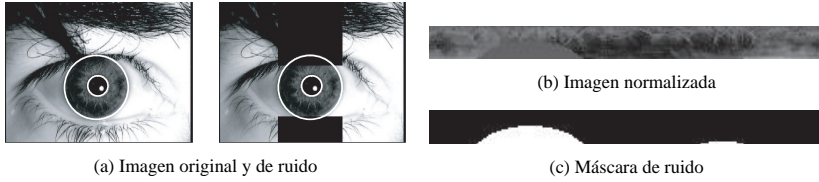


Fig. 2. Ejemplo de los pasos de normalización.

2.2 Codificación de características y Comparación de plantillas

La extracción de características se implementa convolucionando la imagen de iris normalizada con un filtro Log-Gabor 1D. El patrón normalizado 2D del iris se divide en una serie de señales 1D y a continuación, estas señales se convolucionan con el filtro Log-Gabor. Las filas del patrón normalizado 2D se toman como señales de 1D, correspondiéndose cada una a un anillo circular de la región de iris. Esto es así porque se considera que la máxima independencia en iris se produce en la dirección angular [3].

La salida del filtrado se cuantifica en fase en cuatro niveles siguiendo el método de Daugman [5], con cada filtro, produciendo dos bits de datos. La salida de la cuantificación en fase es un código de grises, de modo que al desplazarse de un cuadrante a otro, sólo hay 1 bit de cambio. Esto reducirá al mínimo el número de bits en desacuerdo para patrones del mismo iris ligeramente desalineados, proporcionando mayor precisión en el reconocimiento [3]. El proceso de codificación produce una plantilla binaria con un número de bits de información, y la correspondiente máscara de ruido, que representa las zonas corruptas dentro de los patrones de iris.

Para la comparación entre plantillas (matching), la métrica elegida para el reconocimiento es la distancia de Hamming (HD), ya que son necesarias las comparaciones a nivel de bit. La distancia de Hamming empleada incorpora el enmascaramiento de ruido, de modo que sólo los bits significativos se utilizan en su cálculo. La fórmula viene dada por

$$HD = \frac{\sum_{j=1}^N X_j (\mathbf{XOR}) Y_j (\mathbf{AND}) Xn'_j (\mathbf{AND}) Yn'_j}{N - \sum_{k=1}^N Xn_k (\mathbf{OR}) Yn_k} \quad (1)$$

donde X_j e Y_j son los dos bits a comparar de cada plantilla, Xn_j e Yn_j son las correspondientes máscaras de ruido para X_j e Y_j , y N es el número de bits representado por cada plantilla.

Con el fin de dar cuenta de las incoherencias rotacionales, cuando se calcula la distancia de Hamming de dos modelos, una plantilla se desplaza a nivel de bit a izquierda y derecha, calculándose una serie de valores de la distancia de Hamming a partir de sucesivos cambios [5]. Este método corrige desajustes rotacionales en el modelo normalizado del iris causados por diferencias en rotación de imágenes. De entre los valores de distancia calculada se adopta el menor valor calculado.



Fig. 3. LG Iris Access 3000.

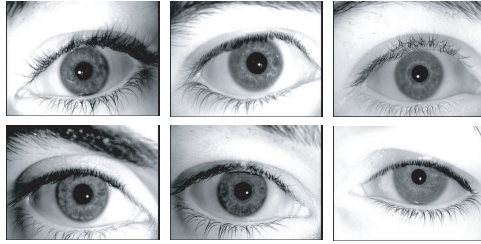


Fig. 4. Ejemplos de iris de la base de datos BioSecurID.

3 Experimentos

3.1 Base de datos y protocolo experimental

Para los experimentos en este documento, usamos las bases de datos BioSec-Baseline [6] y BioSecurID [7]. La base de datos BioSec se compone de 200 usuarios adquiridos en dos sesiones de adquisición, normalmente separadas un periodo de tiempo de entre una y cuatro semanas. La base de datos BioSecurID está formada por 254 usuarios distribuidos en cuatro sesiones de adquisición, normalmente separados de entre una a cuatro semanas entre sesiones consecutivas. Para ambas bases de datos se capturaron un total de cuatro imágenes de iris de cada ojo, cambiando de ojo entre adquisiciones consecutivas. Por tanto, el número total de imágenes del iris es: $200 \text{ usuarios} \times 2 \text{ sesiones} \times 2 \text{ ojos} \times 4 \text{ iris} = 3200$ imágenes de iris para la base de datos BioSec-Baseline, y $254 \text{ usuarios} \times 4 \text{ sesiones} \times 2 \text{ ojos} \times 4 \text{ iris} = 8128$ imágenes de iris para la base de datos BioSecurID. Consideramos cada ojo como un usuario distinto, por lo tanto, tendremos 400 usuarios en la base de datos BioSec y 508 usuarios en la base de datos BioSecurID. La utilización de gafas no se permitió en la adquisición, mientras que el uso de lentes de contacto si estaba permitido.

Ambas bases de datos utilizan el mismo sensor LG Iris Access 3000 (ver Figura 3), el cual genera una imagen de 640 píxeles de ancho y 480 de alto. La adquisición se hizo en un ambiente de oficina, bajo la supervisión de un operador que dio las instrucciones y/o orientaciones necesarias. En cuanto a las condiciones ambientales, se utilizó una iluminación neutral y se colocó al individuo en una silla fija frente al sensor.

La base de datos BioSec se ha utilizado para ajustar los parámetros del sistema de verificación, es decir, la gama de radios de los círculos que modelan los contornos de pupila e iris, así como la distancia máxima permitida entre los centros de ambas circunferencias. Una vez afinado el sistema, se ha utilizado para las pruebas la base de datos BioSecurID. En la Figura 4, se muestran ejemplos de imágenes de iris de BioSecurID. La detección de pestañas no se utiliza en nuestros experimentos. Aunque las pestañas son muy oscuras en comparación con la región circundante, existen otras zonas de la región del iris que son igualmente oscuras. Por lo tanto, el umbral para aislar las pestañas también elimina regiones importantes de iris, tal y como mostramos en la Figura 1, lo que hace que esta técnica sea contraproducente. No obstante, en nuestras bases de datos la oclusión de las pestañas no es muy prominente, por lo que no se utilizó esta técnica para aislar las pestañas.

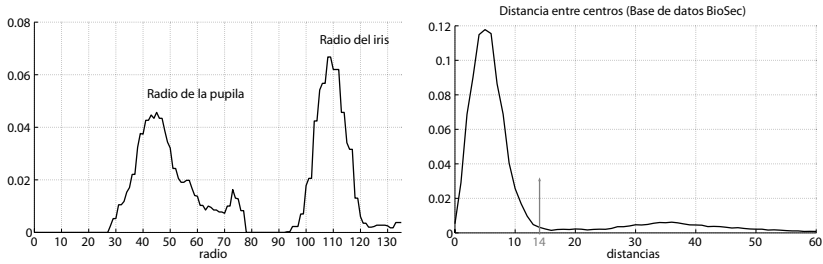


Fig. 5. Distribución de radios de la base de datos BioSec (izquierda) y distribución de distancia entre centros de circunferencias de pupila e iris (derecha).

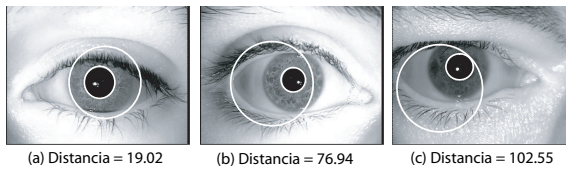


Fig. 6. Ejemplos de imágenes de iris mal segmentadas.

Para la evaluación del rendimiento en verificación, se llevan a cabo los siguientes experimentos en la base de datos BioSecurID: *i*) matchings entre iris de la misma sesión (*evaluación intra-sesión*); y *ii*) matchings entre iris de la primera sesión contra cada uno de las otras sesiones (*evaluación inter-sesión*). Para la evaluación *intra-sesión*, el protocolo experimental es el siguiente. Se obtienen matchings genuinos (o de usuario) mediante la comparación de cada una de las cuatro imágenes de un usuario con el resto de imágenes del mismo usuario, pero evitando las comparaciones simétricas. Los matchings de impostor se obtienen mediante la comparación de la primera imagen de un usuario con las cuatro imágenes de iris del resto de los usuarios, evitando comparaciones simétricas. Este proceso se repite para cada una de las cuatro sesiones diferentes, por lo que se obtienen cuatro conjuntos de *scores*, uno por cada sesión. Para la evaluación *inter-sesión*, el protocolo experimental es el siguiente. Para un determinado usuario, todas las imágenes de la primera sesión se consideran como las plantillas de registro en el sistema. Se obtienen los matchings genuinos (o de usuario) mediante la comparación de las plantillas correspondientes a las imágenes de la segunda (tercera, cuarta) sesión del mismo usuario. Los matchings de impostor se obtienen mediante la comparación de una plantilla seleccionada al azar de un usuario con una plantilla seleccionada de forma aleatoria del conjunto de imágenes de iris de la segunda (tercera, cuarta) sesión de los demás usuarios. Como resultado, se obtienen tres conjuntos de *scores*.

3.2 Resultados y debate

En la Figura 5 (izquierda) representamos la distribución de radios de las circunferencias que modelan los contornos del iris para la base de datos BioSec. Basándonos en este

Comparaciones Intra-Sesión			Comparaciones Inter-sesión		
	USUARIO	IMPOSTOR		USUARIO	IMPOSTOR
Sesión 1	2036	1213984	Sesión 1 vs. Sesión 2	5310	219981
Sesión 2	2019	1209327	Sesión 1 vs. Sesión 3	5316	218573
Sesión 3	2015	1204666	Sesión 1 vs. Sesión 4	5319	221377
Sesión 4	2007	1201569			

Table 1. Número de comparaciones disponibles en los experimentos.

histograma, podemos establecer un rango de 90 a 130 píxeles para la circunferencia externa y de 28 a 78 píxeles para la circunferencia interna. También está representado en la Figura 5 (derecha) la distribución de la distancia entre los centros de las circunferencias de pupila e iris, así como ejemplos de imágenes que en las que falla la extracción cuando superan el valor umbral establecido de valor 14 (Figura 6). Con estas limitaciones, para la base de datos BioSec obtenemos 2631 imágenes de iris correctamente extraídas de las 3200 disponibles, lo que corresponde a una tasa de acierto de aproximadamente el 82.32%. Para BioSecurID, obtenemos 6223 imágenes de iris correctamente extraídas de las 8128 disponibles, lo que corresponde a una tasa de acierto de aproximadamente el 76.56%. Hemos de considerar que los datos obtenidos son coherentes con los de [3], donde una tasa de acierto es de alrededor el 83% para la base de datos CASIA utilizando el mismo sistema. Como resultado de ello, no es posible utilizar todas las imágenes de ojos de la base de datos BioSecurID para la realización de los experimentos. El número de matchings disponibles se resumen en la Tabla 1.

	FRR - INTRA-SESIÓN				FRR - INTER-SESIÓN		
	Sesión 1	Sesión 2	Sesión 3	Sesión 4	S1 versus S2	S1 versus S3	S1 versus S4
FAR=0.01	9.8723	8.469	10.074	11.2606	22.429	25.809	24.262
FAR=0.1	6.9008	6.835	7.593	7.2995	16.7797	18.764	18.227
FAR=1	5.2063	5.0220	5.4839	5.3812	11.4783	13.497	14.0158

Table 2. Resultados para los experimentos de intra-sesión y inter-sesión. Se informa de los FRR en tres puntos específicos de FAR (en %).

Los resultados de verificación los experimentos intra- e inter-sesión están descritos en la Tabla 2. Se describe la Tasa de Falsa Rechazo (FRR) en tres puntos específicos de la Tasa de Falsa Aceptación (FAR). En la Figura 7, también están representadas las distribuciones de error Falso Rechazo (FR) y Falsa Aceptación (FA). Se observa que los índices de error se incrementan considerablemente en los experimentos *inter-sesión* con respecto a los de *intra-sesión* (se observa un aumento de más del doble). Esto revela que separación temporal entre muestras tiene impacto sobre las tasas de reconocimiento. De la Figura 7, cabe señalar que la degradación se produce en la FRR, no en la FAR, lo que significa que el sistema sigue siendo lo suficientemente robusto a los accesos impos-

tores a través del tiempo, pero aumenta la variabilidad intra-clase. Estos resultados se reflejan en la Tabla 3, donde se dan la media y desviación estándar de las distribuciones de *scores* genuinos (o de usuario) e impostor, junto con la representación de dichas distribuciones. Curiosamente, se observa que sólo la media de la distribución de *scores* genuinos se ve afectada, pero no su desviación estándar. También dan en la Tabla 3 la distancia de Fisher (FD) entre las distribuciones de *scores* genuinos e impostores, que se define como $FD = (\mu_G - \mu_I)^2 / (\sigma_G^2 + \sigma_I^2)$, donde μ_G y σ_G (μ_I y σ_I) son la media y la varianza de la distribución de *scores* genuinos (distribución de *scores* de impostor) [8]. Se observa una significativa reducción en la FD para los experimentos inter-sesión con respecto a los de intra-sesión.

Observando los experimentos intra-sesión de la Tabla 2, se puede observar que no hay ninguna tendencia en las tasas de error entre las distintas sesiones. Esto también puede ser observado en las distribuciones de *scores* de la Tabla 3 (arriba). Por otro lado, se observa a partir de los experimentos de inter-sesión que a medida que el tiempo entre muestras se incrementa se produce un aumento de las tasas de error. En particular, son claras las diferencias observadas entre las líneas “s1-s2” de la Figura 7 y las demás. No obstante, parece que una vez que ha pasado un mínimo de tiempo entre las muestras, las tasas de error al parecer no están aumentado. Esto se observa en la Figura 7, donde puede verse una pequeña separación entre las líneas marcadas “s1-s3” y “s1-s4”.

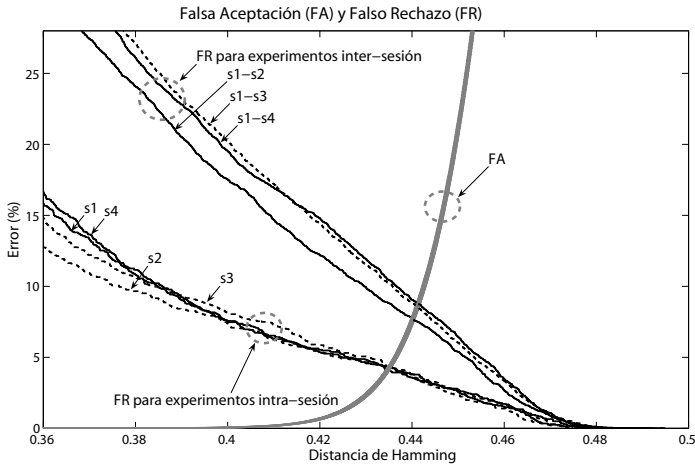


Fig. 7. FA y FR para los experimentos de intra-sesión y inter-sesión.

Ahora estudiamos las diferencias observadas las distribuciones de *scores* entre los experimentos intra- e inter-clase. Representamos en la Figura 8 la distribución de los dos términos de la distancia de Hamming (Ecuación 1): el denominador (parte izquierda de la Figura 8) representa el número de bits significativos entre las dos plantillas binarias comparadas, mientras que el numerador (parte derecha de Figura 8) es el número de bits distintos entre ellas. Se observa claramente que cuando aumenta la separación temporal, aumenta el número de bits diferentes entre muestras. En otras palabras, la similitud entre

dos plantillas del iris se reduce si se adquieren en diferentes momentos (en nuestros experimentos, la distancia mínima es de una a cuatro semanas). Sin embargo, como se ha observado antes, una vez que ha pasado un mínimo de tiempo entre las muestras, la similitud no se reduce más.

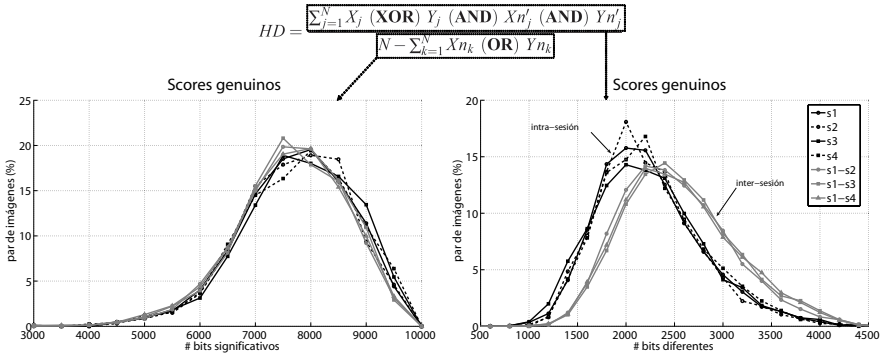
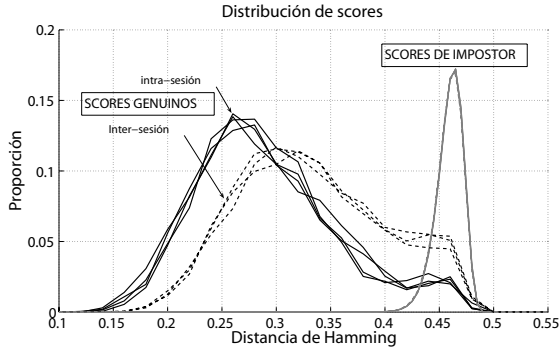


Fig. 8. Scores genuinos. Distribución de dos términos de la distancia de Hamming (Ecuación 1) para los experimentos de intra-sesión y inter-sesión experiments.

Las bases de datos utilizadas en nuestros experimentos han sido adquiridas bajo la supervisión de un operador, con iluminación neutral y una pose frontal del contribuyente. Como resultado de ello, no se espera encontrar diferencias significativas entre imágenes de iris de diferentes sesiones debido al proceso de adquisición. Esto es coherente con la Figura 8 (izquierda), donde el número de bits significativos entre las plantillas de iris se mantiene constante con el tiempo. Analizando la distribución de varios parámetros geométricos de la base de datos BiosecurID, tales como (Figura 9): radio de la pupila y el iris, área del iris y tamaño de la máscara de ruido, no se encuentran diferencias notables para las diferentes sesiones, por lo tanto, significa que el proceso de adquisición en sí no tiene efectos sobre las diferencias observadas anteriormente en las tasas de error.

4 Conclusiones

En este artículo se estudian los efectos de la separación temporal entre muestras de adquisición en reconocimiento de iris. En nuestros experimentos se utiliza un sistema de reconocimiento de iris de libre disposición y la base de datos BiosecurID. Esta base de datos contiene imágenes de iris de 254 usuarios adquiridos en cuatro sesiones, separadas de una a cuatro semanas entre sesiones consecutivas, lo que permite evaluar la variabilidad del tiempo. Observamos que el tiempo de separación entre muestras de iris tiene impacto en las tasas de reconocimiento. Se observa un aumento de más del doble en la Tasa de Falso Rechazo. Por el contrario, no se observó ningún efecto sobre la Tasa de Falsa Aceptación. Esto significa que el sistema sigue siendo lo suficientemente



EXPERIMENTOS INTRA-SESIÓN						EXPERIMENTOS INTER-SESIÓN					
	μ_G	σ_G	μ_I	σ_I	FD		μ_G	σ_G	μ_I	σ_I	FD
Sesión 1	0.29	0.067	0.46	0.012	6.11	S1-S2	0.33	0.067	0.46	0.013	3.62
Sesión 2	0.29	0.064	0.46	0.012	6.63	S1-S3	0.34	0.068	0.46	0.013	3.24
Sesión 3	0.29	0.068	0.46	0.012	6.07	S1-S4	0.34	0.068	0.46	0.013	3.24
Sesión 4	0.30	0.066	0.46	0.013	6.05						

Table 3. Resultados para los experimentos de intra-sesión e inter-sesión. Distribución de la distancia de Fisher (FD) entre *scores* genuinos y de impostor. Las distribuciones de la media y la desviación estándar de los *scores* genuinos (impostor) se denotan como μ_G y σ_G (μ_I y σ_I) respectivamente.

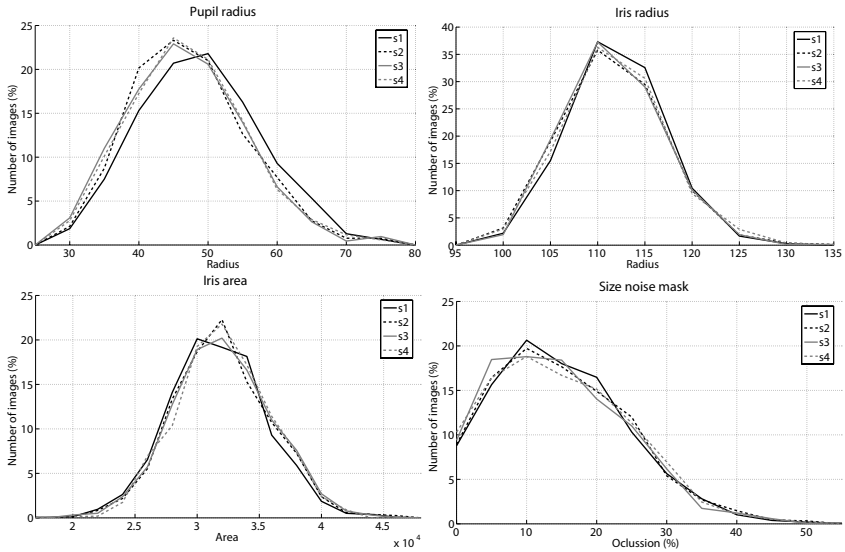


Fig. 9. Distribución de varios parámetros geométricos de las cuatro sesiones (s1 a s4) de la base de datos BiosecurID.

robusto a los accesos impostores a través del tiempo, pero aumenta la variabilidad intra-clase.

La base de datos utilizada en este artículo han sido adquirida bajo condiciones de supervisión, por lo que esta diferencia en el rendimiento a través del tiempo no es causada por el proceso de adquisición (p.e. diferentes interacciones con el sensor). Se demuestra en nuestros experimentos que la similitud entre las plantillas del iris se reduce con el tiempo, a pesar de que son adquiridas bajo similares condiciones controladas.

Las evaluaciones de tecnología existente no han tenido en cuenta los efectos temporales en el reconocimiento de iris [9]. Los resultados obtenidos en este documento nos motivan a la realización de nuevos experimentos utilizando otros algoritmos de reconocimiento y dispositivos de adquisición [10]. También, para hacer frente a este problema, se están estudiando técnicas para actualizar la plantilla y/o el uso de múltiples plantillas [11].

5 Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el proyecto MCYT español TEC2006-13141-C03-03. El autor F. A.-F. agradece a la Consejería de Educación de la Comunidad de Madrid y al Fondo Social Europeo por financiar sus estudios de Doctorado.

References

1. Jain, A., Ross, A., Pankanti, S.: Biometrics: A tool for information security. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security* **1** (2006) 125–143
2. Jain, A., Bolle, R., Pankanti, S., eds.: *Biometrics - Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Publishers (1999)
3. Masek, L.: Recognition of human iris patterns for biometric identification. MSc thesis, School of Computer Science and Software Engineering, Univ. Western Australia (2003)
4. Masek, L., Kovesi, P.: Matlab source code for a biometric identification system based on iris patterns. School of Computer Science and Software Engineering, Univ. Western Australia (2003)
5. Daugman, J.: How iris recognition works. *Proceedings of International Conference on Image Processing* **1** (2002) 22–25
6. Fierrez, J., Ortega-García, J., Torre-Toledano, D., Gonzalez-Rodriguez, J.: BioSec baseline corpus: A multimodal biometric database. *Pattern Recognition* **40**(4) 1389–1392 (2007)
7. Galbally, J., Fierrez, J., Ortega-García, J., Freire, M., Alonso-Fernandez, F., Siguenza, J., Garrido-Salas, J., Anguiano-Rey, E., Gonzalez-de-Rivera, G., Ribalda, R., Faundez-Zanuy, M., Ortega, J., Cardeñoso-Payo, V., Vitoria, A., Vivaracho, C., Moro, Q., Igarza, J., Sanchez, J., Hernaez, I., Orrite-Uruñuela, C.: BiosecurID: a Multimodal Biometric Database. *Proc. MADRINET Workshop (November 2007)* 68–76
8. Marcialis, G., Roli, F.: Fusion of multiple fingerprint matchers by single-layer perceptron with class-separation loss function. *Pattern Recognition Letters* **26** (2005) 1830–1839
9. Newton, E., Phillips, P.: Meta-analysis of third party evaluations of iris recognition. *NISTIR* 7440 (2007)
10. K.W. Bowyer, Hollingsworth, K., Flynn, P.: Image understanding for iris biometrics: a survey. *Computer Vision and Image Understanding* **110** (2008) 281–307
11. Uludag, U., Ross, A., Jain, A.: Biometric template selection and update: a case study in fingerprints. *Pattern Recognition* **37** (2004) 1533–1542