

Evidencia de mejora en los sistemas de reconocimiento basados en iris, utilizando esquemas adaptados de fusión de imágenes

Juan M. Colores-Vargas¹, Mireya S. García-Vázquez¹,
Alejandro A. Ramírez-Acosta² y Héctor M. Pérez-Meana³

¹ Centro de Investigación y Desarrollo de Tecnología Digital (CITEDI-IPN)
Avenida del Parque 1310, Tijuana, B.C. México 22510

² MIRAL R&D, Palm Garden, Imperial Beach, USA 91932

³ Sección de Graduados de Mecánica y Eléctrica (ESIME-IPN), DF., México

¹{colores, mgarciav}@citedi.mx, ²ramacos10@hotmail.com, ³hmperezm@ipn.mx

Paper received on 22/09/12, Accepted on 23/10/12.

Resumen. Actualmente las investigaciones sobre el desarrollo de sistemas de reconocimiento basados en iris se enfocan en los sistemas que operan bajo esquemas de adquisición no cooperativos y/o controlados, los cuales debido a su naturaleza de adquisición son limitados en información biométrica y por ende necesitan de métodos muy sofisticados para generar altos índices de reconocimiento. En este artículo se presenta el trabajo donde se propone utilizar técnicas de fusión para captar mayor información biométrica a partir de video-iris, mediante la conformación de plantillas biométricas digitales que integren las características de un grupo de marcos del video, incrementando los índices de reconocimiento del iris en un sistema no-cooperativo. Se analizan siete técnicas de fusión sobre un subconjunto de marcos de la base de datos MBGC.v2, los resultados hacen evidente la utilidad de las técnicas de fusión al lograr una mayor extracción de información biométrica. El método de fusión por PCA, presenta el mejor desempeño al mejorar los valores de reconocimiento en fusión a las distancias Hamming en aproximadamente 83% de los experimentos.

Palabras Clave: Fusión, Iris, MBGC, PCA, Reconocimiento.

1 Introducción

Actualmente los sistemas comerciales de reconocimiento funcionan bajo esquemas y principios propuestos en las décadas de los 80s y 90s ([1-2]) básicamente operan; adquiriendo imágenes o video del ojo de la persona, posteriormente dicha información es procesada para acceder a la textura del iris, la cual se utiliza para

generar un código digital asociado que es empleado como identificador. Los sistemas biométricos basados en iris, se diseñan para operar particularmente en entornos controlados y bajo condiciones de adquisición con participación activa del usuario. Esta participación en algunos casos puede ser indeseable pero necesaria para lograr adquirir información con calidad idónea para el reconocimiento, ya que influye directamente en el desempeño de los sistemas [3].

De manera general, los sistemas de reconocimiento biométricos basados en el iris, se constituyen de cuatro etapas principales mostradas en la figura 1 [1-2]. En la primera etapa (*adquisición de imagen*), se adquiere la imagen o video del ojo de la persona a ser reconocida. Es importante adquirir información que presente un buen contraste y enfoque que permita distinguir los detalles en la región del iris. Una vez adquirida la imagen digital, se envía a la siguiente etapa (*pre-procesamiento*). En la etapa de pre-procesamiento se realizan dos tareas: la segmentación y la normalización. La segmentación consiste en calcular los parámetros que determinan la ubicación y tamaño de la región del iris dentro de la imagen digital. La normalización tiene como objetivo, transformar la textura segmentada en una plantilla digital con dimensiones estandarizadas; ésta permitirá invarianza frente a variaciones en el proceso de adquisición.

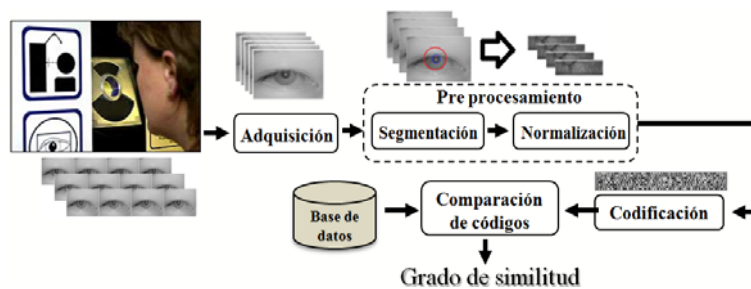


Fig. 1. Diagrama básico del sistema de reconocimiento biométrico del iris.

En la siguiente etapa (*codificación*), la textura normalizada del iris es procesada para extraer la información biométrica presente en la plantilla digital de base, permitiendo reconocer una persona de otra. El resultado es un código asociado “único” llamado plantilla digital biométrica. Cuando una identificación o verificación es requerida, se repite cada una de las etapas, comparando la plantilla digital biométrica contra las plantillas digitales biométricas almacenadas en la base de datos (*comparación de código*). Una decisión exitosa será definida mediante una medida de similitud de códigos que establece la correlación entre ambas plantillas comparadas, usualmente se basa en el porcentaje de similitud obtenido, si las plantillas digitales biométricas comparadas fueron generadas por el mismo iris, o sea, por la misma persona.

Actualmente las áreas más activas de investigación se han enfocado hacia el desarrollo de sistemas biométricos “no-cooperativos”, es decir, que limitan el tiempo de exposición y el comportamiento participativo del usuario en la etapa de adquisición. La naturaleza de la etapa de adquisición en estos sistemas induce ruido, afectando de manera severa la calidad de las imágenes o video del iris [4]. Para lograr un sistema de tales magnitudes, es necesario el re-diseño de las etapas críticas del sistema de reconocimiento:

- *Sistema de adquisición:* un sistema no-cooperativo deberá permitir incrementar la distancia de adquisición y disminuir el tiempo de exposición entre el usuario y la cámara, es decir, realizar la adquisición de la información biométrica del usuario, estando éste en movimiento. Este tipo de sistema es más susceptible a los efectos de desenfoque y a las distorsiones proyectivas; afectando la textura del iris a un grado tal que no es posible analizar la textura del iris para identificar a una persona (ver Fig. 2a).
- *Pre-procesamiento:* En un sistema no-cooperativo, es realista suponer que debido a las condiciones variantes del sistema de adquisición se van a presentar una serie de características como obstrucciones, desenfoque, reflexiones o distorsiones proyectivas que causaran el incorrecto funcionamiento de los algoritmos de segmentación hechos para sistemas cooperativos (ver Fig. 2b).

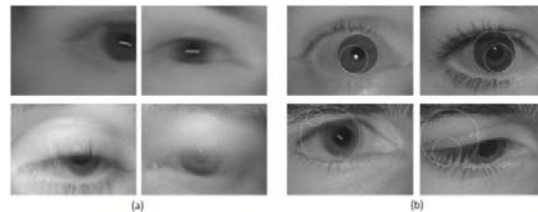


Fig. 2. Factores de error presentes en un sistema de reconocimiento no-cooperativo. (a) Imágenes de baja calidad en la etapa de adquisición, (b) Resultados fallidos del algoritmo de segmentación de un sistema cooperativo.

Colores et al. [5] exponen una propuesta de arquitectura, donde se logra obtener un sistema de reconocimiento basado en iris con un error del 2.48%, el cual es un valor muy bueno en este tipo de sistemas. La propuesta consiste en la introducción de 2 nuevas etapas en el sistema de reconocimiento: una etapa de evaluación de calidad para eliminar aquellos marcos distorsionados o carentes de información biométrica y una etapa de evaluación de la segmentación la cual es útil a fin de validar el proceso o retroalimentar información que optimice los algoritmos de segmentación.

En este artículo, se plantea el uso del video-iris y la explotación de la información en los marcos que le componen, utilizando técnicas de fusión de imágenes. La fusión servirá para formar una plantilla digital representativa que reúna todas las características de la región del iris de un conjunto de marcos del video iris, adquiridos de la misma escena pero en diferentes instantes de tiempo. La plantilla digital teóricamente debe contener mayor información biométrica que permita reconocer mejor a un usuario, reduciendo las tasas de error para sistemas no-cooperativos. Aunque existen diversos métodos de fusión [6], el objetivo principal de este artículo es experimentar y analizar métodos de fusión a fin de determinar el más idóneo para ser incluido como etapa dentro del sistema de reconocimiento no-cooperativo. El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se explica detalladamente el principio de operación de los métodos de fusión de imágenes evaluados. La sección 3 presenta la metodología de evaluación y los resultados de la evaluación de 7 métodos de fusión, y finalmente en la sección 4 se exponen las conclusiones y el trabajo futuro.

2 Métodos de fusión de imágenes

Un método de fusión de imágenes es un procedimiento a partir del cual, un conjunto de imágenes dadas son mezcladas para obtener una nueva imagen que contiene la máxima información posible de todas ellas. Los métodos de fusión pueden dividirse en aquellos que actúan en las imágenes a nivel de los píxeles (pixel-pixel) y los métodos basados en el análisis multi-resolución.

- Métodos pixel-pixel: las técnicas incluyen las operaciones aritméticas básicas, las operaciones lógicas y las operaciones probabilísticas.
- Métodos multi-resolución: consisten en representar diferentes niveles de detalles de una imagen, conformando una pirámide de copias filtradas de una original, en cada escala de la pirámide la imagen es reducida en dimensión para obtener diferente tipo de información en la imagen. La idea fundamental de estos sistemas consiste en obtener una representación más conveniente de la señal original sin pérdida de la información, de forma que pueda posteriormente reconstruirse.

2.1 Fusión por media ponderada

El método de fusión por media ponderada se basa en una combinación lineal de los píxeles, asignando más peso al píxel que tenga un nivel de detalle mayor, es decir, al píxel más nítido [7]. De manera que se definen dos matrices de pesos W_1 y W_2 , donde $0 \leq W_1, W_2 \leq 1$ y $W_1(x, y) + W_2(x, y) = 1$, obteniendo así, una imagen resultante dada por la siguiente ecuación 1.

$$I(x, y) = W_1(x, y)I_1(x, y) + W_2(x, y)I_2(x, y) \quad (1)$$

Para determinar las matrices de pesos, se usa la información procedente de los bordes de las imágenes, obtenidos mediante la aplicación de filtros pasa-altas que reflejan los cambios abruptos en las intensidades de los píxeles respecto a su entorno (*bordes*). Por otra parte, las bajas frecuencias de una imagen son aquellos píxeles con poca variación en su intensidad respecto a su entorno, es decir, las zonas homogéneas.

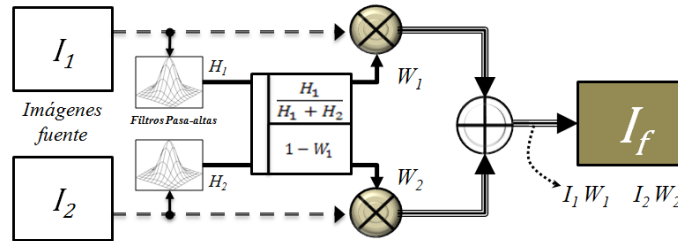


Fig. 3. Esquema de fusión de imágenes I_1 e I_2 , mediante la fusión por media ponderada [7].

El filtrado se ejecuta a través de un filtro Kernel pasa-altas Gaussiano procedente de la aplicación del concepto de la segunda derivada, dicho filtro es aplicado a las imágenes de entrada mediante la operación de convolución definida por la ecuación 2.

$$H(x, y) = |h * I(x, y)| \rightarrow h = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$W_1(x, y) = \frac{H_1(x, y)}{H_1(x, y) + H_2(x, y)} \quad (3)$$

$$W_2(x, y) = 1 - W_1(x, y) \quad (4)$$

Así, si H_1 contiene la información de bordes de la imagen I_1 y H_2 la de la imagen I_2 , en ambos casos por aplicación de la máscara definida previamente, podemos definir los pesos mediante las ecuaciones 3 y 4 (ver Fig. 3).

2.2 Fusión por análisis de componentes principales

El método por análisis de las componentes principales (PCA), permite reducir la dimensión del espacio donde se procesan las imágenes, reduciendo así la carga computacional [8]. El método consiste en transformar un conjunto de datos X de dimensión $n \times m$ en otro conjunto Y con menor dimensión $n \times l$ con la menor pérdida de información útil posible, es decir, $l \leq \min\{n, m\}$. En la figura 4 se muestra el esquema básico donde se fusionan dos imágenes I_1 y I_2 y se definen las matrices de pesos W_1 y W_2 , para obtener una imagen I_f resultante dada por la ecuación 5.

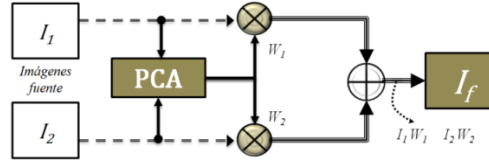


Fig. 4. Esquema de fusión de I_1 e I_2 , mediante fusión por PCA [8].

Para determinar las matrices de pesos, las matrices I_1 e I_2 de tamaño $M \times N$ son reacomodadas como vectores columna I_{k1} e I_{k2} , el promedio entre las dos imágenes es un vector columna definido por Ψ utilizado para normalizar cada imagen I_k y obtener así $X_k = \{X_1, X_2\}$ definida por la ecuación 6.

$$I_f(x, y) = W_1(x, y)I_1(x, y) + W_2(x, y)I_2(x, y) \quad (5)$$

$$X_k = I_k - \Psi \quad (6)$$

$$C = \frac{1}{2} (X_1^T X_1 + X_2^T X_2) \quad (7)$$

Posteriormente se obtiene un conjunto de vectores ortogonales U que describen las imágenes de entrada y que son los eigenvectores de la matriz de covarianza C de X_k (ec. 7). El número de eigenvectores λ_i de U pueden reducirse si existen eigenvalores asociados cuyo valor sea despreciable, de manera que sólo se toman los más significativos para obtener una matriz que represente cualquier imagen en un espacio de dimensión menor a la original. La matriz reducida de eigenvectores U se utiliza para calcular los coeficientes W_1 y W_2 que se modelan en las ecuaciones 8 y 9.

$$W_1 = U^T X_1 \quad W_2 = U^T X_2 \quad (8)(9)$$

2.3 Fusión por descomposición en pirámide Laplaciana

Se conoce también como pirámide de diferencias pasa-bajas [9], el concepto es similar al de fusión por media ponderada, se procesan los detalles de la imagen obtenidos al aplicar filtros pasa-altas (filtro Laplaciano) sobre la imagen. En adición el método utiliza filtros pasa-bajas (filtro Gaussiano) sobre diferentes escalas de la imagen, para obtener cada vez menor cantidad de detalles denominados coeficientes de aproximación (pirámide Gaussiana). Posteriormente se calculan los coeficientes de detalle (pirámide Laplaciana) obteniendo la diferencia entre los coeficientes de detalle y la imagen original. Sea una imagen I , el primer nivel de su pirámide Gaussiana se define como una copia de la imagen original, mientras que el nivel k -ésimo se define por la ecuación 10 y el nivel k -ésimo de la pirámide Laplaciana es definido en la ecuación 11, la notación $\downarrow 2$ y $\uparrow 2$ denota un sub-muestreo y sobre-muestreo de la imagen en un factor de 2. La matriz w , define un filtro Kernel pasa-bajas definido por la ecuación 12, aplicado mediante la operación de convolución.

$$G_k(x, y) = [w * G_{k-1}(x, y)]_{\downarrow 2} \quad (10)$$

$$\tilde{L}_k(x, y) = G_k(x, y) - 4w * [G_{k-1}(x, y)]_{\uparrow 2} \quad (11)$$

$$w = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Para la reconstrucción a partir de ambas pirámides, se utiliza la ecuación 13, donde \hat{G}_0 es la reconstrucción de la imagen original I . Para fusionar dos imágenes, se efectúa todo el procedimiento descrito sobre cada imagen, la fusión consiste en mezclar los coeficientes de aproximación y detalle de diversas maneras. Los coeficientes de detalle G_k se fusionan en todos los niveles, mientras que los de aproximación \tilde{L}_k solo se combinan en el último nivel.

$$\hat{G}_k(x, y) = \tilde{L}_k(x, y) + 4w * [\hat{G}_{k+1}(x, y)]_{\uparrow 2} \quad (13)$$

Zhang y Blum [10] propusieron un método de combinación denominado “selección por medida de actividad”, donde los coeficientes son considerados de manera separada; los de aproximación se combinan utilizando la media aritmética y los coeficientes de detalle eligiendo el mayor valor absoluto (ver ec. 14 y 15). Los coeficientes de detalle proporcionan información más relevante en las imágenes; bordes, líneas o límites de regiones. De manera que al elegir el mayor valor absoluto estamos seleccionando el coeficiente con mayor actividad, es decir, información.

$$G_k^C(x, y) = \frac{G_k^A(x, y) + G_k^B(x, y)}{2} \quad (14)$$

$$\tilde{L}_k^C(x, y) = \begin{cases} \tilde{L}_k^A(x, y) & \text{si } |\tilde{L}_k^A(x, y)| > |\tilde{L}_k^B(x, y)| \\ \tilde{L}_k^B(x, y) & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (15)$$

2.4 Fusión por descomposición en pirámide FSD

Este método definido por sus siglas en ingles FSD que describen los procesos que se ejecutan [11]; filtrado, resta y reducción de tamaño (*filter, subtract, decimate*). Estas operaciones se ejecutan también en el método de fusión por pirámide Laplaciana, pues la pirámide FSD es una variación de la misma.

$$L_k(x, y) = G_k(x, y) - w * G_k(x, y) \quad (16)$$

$$\hat{G}_k(x, y) = L_k(x, y) + w * (L_k(x, y) + [4\hat{G}_{k+1}(x, y)]_{\uparrow 2}) \quad (17)$$

La variación se encuentra en el cálculo del nivel *k-esimo* de la pirámide Laplaciana, que es computacionalmente más eficiente (ec.16), sin embargo esta variación restringe el uso de la ecuación 13 utilizada en la fusión por pirámide Laplaciana, pues produce pérdidas en el detalle de la imagen. De tal manera que resulta necesario definir una reconstrucción diferente la cual es definida por la ecuación 17. La fusión de imágenes emplea la misma metodología utilizada en la fusión por pirámide Laplaciana (ecuaciones 14 y 15), la media aritmética combina los coeficientes de aproximación y el mayor valor del absoluto combina los coeficientes de detalle.

2.5 Fusión por descomposición en pirámide de contraste

Se conoce también como la pirámide de razón en paso bajo [12], se basa en la modificación del método por pirámide Laplaciana. La variación permite fusionar imágenes y representar con menor cantidad de anomalías perceptibles al ojo humano. Se sabe que el ojo humano es más sensible al contraste (detecta cambios en orden del 5%) que al brillo (detecta cambios en orden del 50%). Por ello, el método utiliza razones de cambio en lugar de las diferencias. De tal modo que la pirámide Gaussiana se re-define mediante la ecuación 18, la cual describe el nivel *k-esimo* de la pirámide y la reconstrucción se define por la ecuación 19.

$$R_k(x, y) = G_k(x, y) / 4w * [G_{k-1}(x, y)]_{\uparrow 2} \quad (18)$$

$$\hat{G}_k(x, y) = R_k(x, y) * 4w * [\hat{G}_{k+1}(x, y)]_{\uparrow 2} \quad (19)$$

La fusión de coeficientes emplea una metodología similar al método por pirámide Laplaciana en la mezcla de coeficientes de aproximación (ver ecuación 14). Sin embargo, para la mezcla de coeficientes de detalle no se toma el máximo absoluto si no que se aplica un criterio descrito por la ecuación 20,

$$R_k^C(x, y) = \begin{cases} R_k^A(x, y) & \text{si } |R_k^A(x, y) - 1| > |R_k^B(x, y) - 1| \\ R_k^B(x, y) & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (20)$$

2.6 Fusión por descomposición en pirámide de gradiente

La pirámide de gradiente surge también como una variación a la pirámide Laplaciana. En particular, este método se basa en formar no solo una sino cuatro pirámides

Gaussianas obtenidas mediante el filtrado a diferentes orientaciones (horizontal, vertical y diagonales). El nivel k -ésimo con orientación l de la pirámide del gradiente se define mediante la ecuación 21

$$D_{k,l}(x,y) = d_l * [G_k(x,y) + wG_k(x,y)] \quad (21)$$

G_k es el nivel k -ésimo de la pirámide Gaussiana, d_l es el filtro gradiente para la orientación l y w es el filtro tipo Kernel Gaussiano descrito por la ecuación 22, y los filtros gradiente están definidos mediante las ecuaciones (23-26).

$$w = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$d_1 = [1 \quad -1] \quad (23)$$

$$d_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$d_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$d_4 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

Para la reconstrucción de la imagen a partir de las pirámides del gradiente se utiliza la ecuación 27. La fusión de coeficientes se lleva a cabo empleando la misma metodología descrita por las ecuaciones 15 y 16, utilizadas en el método de fusión por pirámide Laplaciana.

$$\tilde{I}_k(x,y) = [1 + w] * \sum_{l=1}^4 \left(-\frac{1}{8} d_l * D_{k,l}(x,y) \right) \quad (27)$$

2.7 Fusión por descomposición en pirámide DWT

El método de fusión por transformada discreta de Wavelets (DWT) propuesto por Mallat et al.[13], se basa en la teoría de la pirámide del Gradiente. Para este método solo es necesario almacenar una pirámide Gaussiana y generar solo cuatro pirámides correspondientes a los coeficientes de aproximación y detalle en orientación horizontal y vertical. La representación por Wavelets tiene la ventaja de no generar información redundante dado que las funciones Wavelets son ortogonales y la señal original se puede reconstruir a partir de la descomposición de Wavelets con un algoritmo inverso.

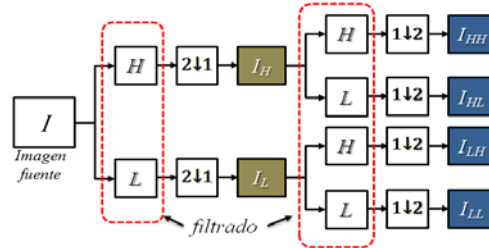


Fig. 5. Esquema de descomposición de una imagen mediante Transformada Discreta Wavelets.

Podemos definir el nivel k -esimo de las pirámides de Wavelets mediante las ecuaciones (28-31). Donde la notación $(1 \downarrow 2)$ se refiere a eliminar la mitad de las filas de la imagen y la notación $(2 \downarrow 1)$ se refiere a eliminar la mitad de las columnas de la imagen. Los filtros Kernel pasa-altas y pasa-bajas son definidos sobre las ecuaciones (29-32). La pirámide se forma aplicando esta descomposición de modo recursivo sobre los coeficientes de aproximación. La figura 5 muestra un nivel de descomposición de la pirámide.

$$LL_k(x, y) = [w_L * [w_L * I_k(x, y)]_{2 \downarrow 1}]_{1 \downarrow 2} | W_L = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$LH_k(x, y) = [w_H * [w_L * I_k(x, y)]_{2 \downarrow 1}]_{1 \downarrow 2} | W_H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$HL_k(x, y) = [w_L * [w_H * I_k(x, y)]_{2 \downarrow 1}]_{1 \downarrow 2} | W_L = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$HH_k(x, y) = [w_L * [w_H * I_k(x, y)]_{2 \downarrow 1}]_{1 \downarrow 2} | W_H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (31)$$

Para realizar la reconstrucción se aplican las mismas transformaciones sobre las cuatro sub-imágenes, ecuaciones 32-35.

$$LL_k^{-1}(x, y) = w_{L^{-1}}^T * [w_{L^{-1}} * LL_k(x, y)]_{1 \uparrow 2} | W_{L^{-1}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$LH_k^{-1}(x, y) = w_{H^{-1}}^T * [w_{L^{-1}} * LH_k(x, y)]_{1 \uparrow 2} | W_{H^{-1}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$HL_k^{-1}(x, y) = w_{L^{-1}}^T * [w_{H^{-1}} * HL_k(x, y)]_{1 \uparrow 2} | W_{L^{-1}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$HH_k^{-1}(x, y) = w_{H^{-1}}^T * [w_{H^{-1}} * HH_k(x, y)]_{1 \uparrow 2} | W_{H^{-1}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

Por último, la imagen reconstruida se obtiene a partir de la ecuación 36.

$$\hat{I} = LL_k^{-1}(x, y) + LH_k^{-1}(x, y) + HL_k^{-1}(x, y) + HH_k^{-1}(x, y) \quad (36)$$

3 Resultados experimentales

3.1 Base de datos y experimentos

Con el propósito de evaluar el rendimiento de los siete métodos de fusión, la base de datos MBGC.v2 [14] fue seleccionada pues presenta diversos factores de ruido, los cuales se presentan en los sistemas no-cooperativos que son parte del objeto de estudio en este artículo. La base se conforma por 986 videos del ojo capturados con una cámara LG2200 EOU con iluminación cercana infra-roja (NIR). Algunas de las características principales de los videos son: formato MPEG-4, una resolución de los marcos de 480x640 pixeles y una profundidad de 8 bits en escala de grises (valores de intensidad entre 0-255).

A partir de la base de datos se genero un pequeño subconjunto de 100 marcos provenientes de 10 videos (*10 marcos de cada video seleccionados de manera aleatoria*). Es importante señalar que los marcos seleccionados fueron analizados para verificar que cumplieran con los parámetros de calidad de imagen y calidad segmentación expuestas por Colores et al. [5]. La segmentación del iris en los marcos seleccionados se llevo a cabo mediante los algoritmos de segmentación de Libor Masek [16]. Además de los 100 marcos, fueron elegidos 2 marcos adicionales de cada video para fines de comparación biométrica, estos fueron elegidos respecto al criterio de mayor energía [15] (referencia 1) y mejor calidad subjetiva (referencia 2).

3.2 Resultados

Como se menciona en la primera sección, el proceso de reconocimiento se basa en el valor de la distancia Hamming, dicho valor refleja la correlación entre plantillas digitales biométricas. Es decir, la distancia Hamming tendrá un valor pequeño cuando se comparan plantillas digitales generadas a partir del mismo iris (*comparación Intra-clase*) o de otro modo tendra a un valor cercano a 1 (*comparación Inter-clase*).

Dado que el objetivo en este artículo trata la reducción de la distancia Hamming, se realizaron 200 comparaciones Intra-clase (*100 comparaciones para cada marco de referencia*) y se implementaron y aplicaron los métodos de fusión descritos en la sección 2 sobre combinaciones entre pares de imágenes de la base de datos. De modo que para cada método se re-calcularon las comparaciones Intra-Clase con el propósito de determinar el método que pudiera incrementar los índices de reconocimiento gracias a la reducción de los valores de la distancia Hamming.

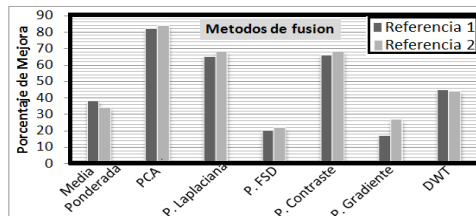


Fig. 6. Porcentaje de reducción de la Distancia Hamming al implementar métodos de fusión.

La figura 6 muestra los resultados porcentuales de mejora respecto a las distancias Hamming (reducción) para cada método analizado, es claramente apreciable que el método de fusión basado en el análisis de componentes principales PCA tiene un mejor desempeño respecto a los otros métodos, este logra reducir los valores de distancia Hamming en aproximadamente el 83% de los experimentos.

En la figura 7, se representan de manera detallada la reducción en los valores de las distancias Hamming al implementar el método de fusión por PCA. En la gran mayoría de experimentos se redujo considerablemente el valor de la distancia Hamming, lo cual proyecta una posible reducción en las tasas de error de reconocimiento al implementarse como un nuevo modulo en un sistema de reconocimiento del iris bajo un esquema de adquisición no-cooperativo.

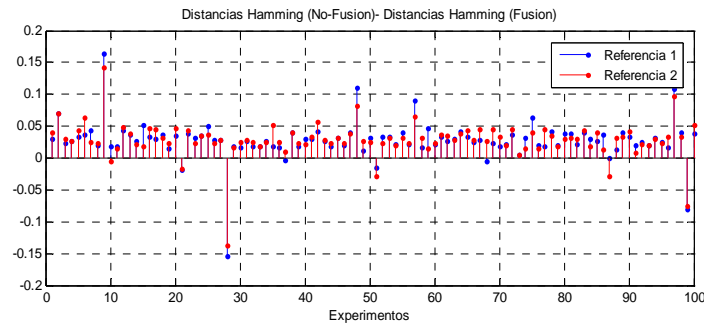


Fig. 7. Variación entre las distancias Hamming obtenidas de las comparaciones Intra-Clase, antes y después de implementar la fusión de imágenes por PCA.

4 Conclusiones

En este artículo se evalúa de manera experimental el rendimiento de los diferentes métodos de fusión de imágenes sobre una aplicación para fusionar plantillas digitales biométricas del iris. El objetivo de la fusión es conjuntar información de múltiples marcos provenientes de un video adquiridos bajo un esquema de adquisición no-cooperativo. En este artículo se ha constatado que los métodos de fusión pueden emplearse para reducir las distancias de comparación Hamming, la disminución de estos valores está relacionada a la disminución de las tasas de error del sistema no-cooperativo de reconocimiento del iris completo. Los experimentos muestran que al utilizar la fusión de imágenes por PCA, se logra reducir las distancias Hamming en el 83% de los casos. De manera que, los resultados sugieren que al agregar un modulo de fusión a la arquitectura del sistema no-cooperativo de reconocimiento del iris, se podría aumentar el rendimiento del sistema. Por lo anterior podemos decir que nuestra propuesta puede formar parte de lo proporcionado por García et al [17], para aplicaciones de reconocimiento del iris a distancia y en ambientes no controlados.

Referencias

1. Daugman, J.: How Iris Recognition Works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14, pp.21-30 (2004)
2. Wildes, R.: Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology. *Proceedings of the IEEE*, 85-9, pp.1348-1363 (1997)
3. Gamassi, M.; Lazzaroni, M.; Misino, M.; Piuri, V.: Quality assessment of biometric systems: a comprehensive perspective based on accuracy and performance measurement. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 54, pp.1489-1496 (2005)
4. Vatsa, M.; Singh, R.; Gupta, P.: Comparison of Iris Recognition. *International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing*, pp.354-358 (2004)
5. Colores-Vargas, J.; García-Vázquez, M.; Ramírez-Acosta, A.; Nakano, M; Pérez-Meana, H.: Iris recognition system based on video for unconstrained environments. *Scientific Research and Essays*.7-35, pp. 3114-3127 (2012)
6. Mitchell, H.; Singh, R.; Gupta, P.: Multifocus Method for Controlling Depth of Field. *Grafica Obscura*. (1994)

7. Haeberli, P.; Singh, R.; Gupta, P.: Image Fusion: Theories, Techniques and Applications. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg* 2010.
8. Pajares, G.; De la Cruz, J.: Visión por Computador: Imágenes Digitales y Aplicaciones. *Madrid: RA-MA*. (2001)
9. Burt, P.; Kolczynski, R.: Enhanced image capture through fusion, *Proc. Fourth Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 173–182. (1993)
10. Zhang, Z.; Blum, R.: A categorization of Multiscale-Decomposition-Based Image Fusion Schemes with a Performance Study for a Digital Camera Application. *Proc. IEEE* , 87-8, 1315–1326.(1999)
11. Anderson, H.: A filter-subtract-decimate hierarchical pyramid signal analyzing and synthesizing technique. *U.S. Patent* 4.718 104. (1987)
12. Toet, A.; van Ruyven, J.; Valetton, J.: Merging thermal and visual images by a contrast pyramid. *Optical Engineering* , 28-7, 789-792.(1989)
13. Mallat, S.: A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 11, 674–693. (1989)
14. Multiple Biometric Grand Challenge. face.nist.gov/mbgc/.
15. Colores-Vargas, J.; García, M.; Ramírez, A.: Measurement of defocus level in iris images using convolution kernel method. *Lect. Notes Comput.* 6256:164-170.(2010)
16. Libor Masek, (2003). Recognition of human iris patterns for biometric identification. Master's thesis, University of Western Australia.
17. García-Vázquez, M.; Ramírez-Acosta, A.: Avances en el Reconocimiento del Iris: Perspectivas y Oportunidades en la Investigación de Algoritmos Biométricos. *Computación y Sistemas Vol. 16 No. 3, ISSN 1405-5546*.(2012)