

Tipo de artículo: Artículo original

Temática: Reconocimiento de patrones

Recibido: 13/10/2017 | Aceptado: 14/09/2018

Fusión de plantillas de minucias y su impacto en el cotejo de impresiones dactilares

Minutiae template fusion and its impact on fingerprint matching

David Estévez Bresó*, Alfredo Muñoz Briseño

Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada. C.P. 12200, Siboney, Playa. La Habana, Cuba

*Autor para correspondencia: destevev@cenatav.co.cu

Resumen

En este trabajo se introduce un nuevo algoritmo de fusión de plantillas de minucias obtenidas de impresiones dactilares, el cual primeramente encuentra correspondencias iniciales entre las minucias con un eficaz algoritmo del estado del arte (MCC). A partir de un novedoso proceso se escogen las correspondencias que dan como resultado la transformación geométrica que mejor alinea las plantillas de minucias. Para esto se introduce una nueva heurística que va refinando el resultado, a partir de encontrar la transformación “factible” que más correspondencias involucre. Así se propone un algoritmo que se basa en medir el efecto provocado, en términos de las distancias entre minucias correspondientes, al incorporar una nueva correspondencia al cálculo de la transformación. La propuesta es de gran utilidad en los casos en los que existen varias tomas con oclusiones de un mismo dedo o cuando las impresiones capturadas tienen áreas disjuntas. El impacto positivo del algoritmo de fusión en la eficacia de la identificación de impresiones, es comprobado utilizando dos algoritmos diferentes de cotejo. Los resultados fueron obtenidos en la base de datos FVC 2004 DB1_A y en dos variaciones de esta.

Palabras claves: alineamiento de puntos, fusión de plantillas de minucias.

Abstract

In this work, a new minutiae template fusion algorithm, obtained from fingerprints is proposed. This algorithm finds initial correspondences between minutiae, using an accurate state of the art algorithm (MCC). Correspondences that give as result the geometric transformation that best aligns the minutia templates are chosen, using a novel process. For this, a new heuristic that refines the result by finding the “feasible” transformation that involve more correspondences, is introduced. In this way, a new algorithm that is based on measuring the provoked effect in terms of distances between correspondent minutiae when a new correspondence is added to the transformation computation, is proposed. The approach is very useful when there are many occluded impressions of the same finger, or when the captured impressions have disjoint areas. The positive impact of the proposed algorithm in the accuracy of the fingerprint identification is tested by using two different matching algorithms. The results were obtained database FVC 2004 DB1-A and in two variants of this database.

Keywords: minutiae based template fusion, point set registration

Introducción

Las impresiones dactilares son las marcas producidas por el contacto de la punta de los dedos con una superficie y están constituidas por los patrones de crestas presentes en la dermis de la piel. Debido a su fácil captura y a sus propiedades de unicidad, la identificación de personas por sus impresiones dactilares constituye una de las técnicas biométricas más utilizadas en la actualidad. Las minucias representan las posiciones en las que las crestas terminan o se bifurcan en una impresión, estas constituyen los rasgos más empleados para realizar una identificación de impresiones tanto por peritos como por sistemas automáticos.

En la práctica, los sistemas de reconocimiento automático de impresiones dactilares no son capaces de emplear la máxima información discriminativa, debido a la mala calidad de las impresiones y errores introducidos en las etapas de extracción de rasgos y cotejo. Además, algunos dispositivos de captura son pequeños, con lo que tiende a disminuir el área de solapamiento entre dos impresiones obtenidas del mismo dedo. Los factores antes mencionados tienen un impacto negativo en la eficacia del reconocimiento. Una de las formas de enfrentar este problema es aumentando el poder discriminativo de las plantillas biométricas mediante la fusión de múltiples muestras del mismo dedo, conociéndose que el impacto en la eficacia del reconocimiento aumenta en la medida en que se logre incorporar el máximo posible de información complementaria a la fusión [Maltoni et al. \(2009\)](#).

Existen dos variantes bien definidas entre los distintos enfoques de fusión de múltiples plantillas [Peralta et al. \(2016\)](#): fusión al nivel de los rasgos y fusión al nivel de la función de similitud. En este trabajo se adopta la primera variante, que consiste en fusionar la información biométrica disponible sobre una identidad en una plantilla única y tiene la ventaja de evitar la realización de múltiples comparaciones por cada sujeto. Adicionalmente, la fusión de minucias brinda varias ventajas sobre otros enfoques que mezclan rasgos más abstractos, la principal es que la plantilla resultante puede ser interpretada fácilmente por los peritos, al ser las minucias los rasgos más empleados para la identificación manual.

El tema de la fusión de plantillas de minucias ha sido abordado por varios autores. La idea general consiste en encontrar la transformación geométrica entre dos conjuntos de minucias y a partir de ahí definir una estrategia de fusión. [Toh et al. \(2001\)](#); [Wei-Yun et al. \(2004\)](#) comparan tres variantes de transformaciones para alinear dos conjuntos de minucias (afín, proyectiva y topológica) y se concluye que la transformación afín es la más efectiva. Se muestra que el empleo de la plantilla fusionada permite disminuir el número de falsos rechazos. Por otro lado, [Jiang and Ser \(2002\)](#) asignan una medida de calidad a las minucias de acuerdo a la frecuencia de aparición y se descartan las minucias de baja calidad. [Lee et al. \(2003\)](#) utilizan, además de las correspondencias entre minucias, un mapa de distancias que contiene información de las crestas con el fin de alinear múltiples plantillas. [Moon et al. \(2004\)](#) usa una modificación del algoritmo ICP para determinar la transformación, mientras que [Ryu et al. \(2005\)](#) emplea un enfoque bayesiano. [Uz et al. \(2009\)](#) propone un método basado en

la construcción de una jerarquía de triangulaciones, teniendo en cuenta minucias de varios tipos de calidad. Una desventaja de estos métodos es que no se apoyan, para el cálculo de la transformación, en los valores de similitud que puede proporcionar un algoritmo de cotejo de minucias.

En este trabajo se propone un algoritmo que fusiona múltiples plantillas de minucias de un mismo dedo. Para esto, se calculan las correspondencias iniciales entre las minucias de las plantillas utilizando un algoritmo de cotejo muy eficaz y eficiente de la literatura, lo cual constituye una ventaja inicial sobre otras propuestas. Luego se realiza un eficiente proceso de optimización para encontrar el subconjunto de correspondencias que mejor alinea las dos plantillas mediante una transformación rígida. Dicho proceso utiliza un criterio de rechazo de correspondencias, el cual usa las distancias angulares entre las minucias y se apoya en los valores de similitud proporcionados por el algoritmo de cotejo, lo cual es el aporte fundamental del trabajo. Finalmente, se emplea una heurística de fusión que logra generar plantillas de mayor valor identificativo. Las evidencias son dadas en los resultados experimentales expuestos. En las siguientes secciones se explica la propuesta detalladamente.

Descripción del método propuesto

Dadas dos plantillas de minucias $M = \{m_1, \dots, m_p\}$ y $M' = \{m'_1, \dots, m'_q\}$, donde cada minucia está dada por una tripleta $m_i = (x_i, y_i, \theta_i)$, el proceso de fusión utilizado en este trabajo tiene tres pasos fundamentales:

- Obtención de correspondencias locales de minucias: En este paso se encuentra un conjunto de correspondencias unívocas entre las minucias de las plantillas M y M' , con la forma $C = \{c_1, \dots, c_n\}$, donde $c_k = \{(m_i, m'_j)_k, s_k(ij)\}$ y $s_k(ij)$ representa el valor de similitud local del par $(m_i, m'_j)_k$, para $i \in \{1, \dots, p\}$, $j \in \{1, \dots, q\}$, con $m_i \in M$, $m'_j \in M'$, $k = \overline{1, n}$ y $n \leq \min(p, q)$.
- Consolidación y cálculo de la transformación geométrica óptima: En este paso se calcula el subconjunto coherente de C de mayor tamaño. Además, a partir de este se computa la transformación geométrica que permite alinear mejor las minucias de las plantillas M y M' .
- Fusión de minucias: Se aplica la transformación a las minucias de M y se utiliza una estrategia para fusionar minucias cercanas.

Obtención de correspondencias locales

Para obtener el conjunto de correspondencias C se pueden utilizar varios algoritmos encontrados en la literatura. En principio, es posible hacer uso de cualquier propuesta que calcule la similitud entre un par de minucias dadas. A partir del estudio de la literatura, se determinó que el algoritmo que más se ajusta a los requerimientos propuestos es el de [Cappelli et al. \(2010\)](#). Dicho algoritmo, utiliza una estructura llamada MCC

(del inglés *Minutia Cylinder Code*) la cual codifica la interacción de una minucia con sus vecinas en un radio r preestablecido. La propuesta de Cappelli fue utilizada atendiendo a que es eficiente, pues los MCC pueden ser calculados y cotejados de manera sencilla, utiliza vectores de tamaño fijo, reporta muy buena eficacia y está ampliamente validada por la comunidad científica.

Este rasgo codifica relaciones espaciales y direccionales entre cada minucia y sus vecinas, en un radio determinado. Para esto, el área alrededor de cada minucia m_i es dividida en celdas de cada una de las cuales se obtienen cubos de igual altura cuyas posiciones en el eje Z se encuentran entre $-\pi$ y π grados. La unión de todos los cubos generados por cada celda conforma un cilindro con una altura de 2π grados. Por cada cubo se calcula un valor numérico que depende de dos factores. El primero es la distancia euclidiana de todas las minucias vecinas m_t a la celda, en un radio dado. El segundo viene dado por la diferencia de orientación de cada m_t con respecto a la minucia central m . En este último factor también interviene la altura en la que se encuentre el cubo dentro del cilindro. Así, cada cubo codifica de manera diferente esta relación, en dependencia de su posición en el eje Z . El cotejo entre dos vectores se realiza utilizando una sencilla medida de correlación.

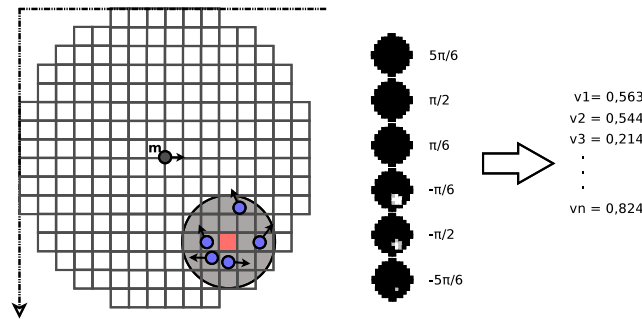


Figura 1. Construcción del MCC de una minucia.

En la figura 1 se muestran las minucias que intervienen en el cálculo del valor de una celda en específico, en un cilindro de seis cubos de altura. En este ejemplo se observan, codificados en escala de grises, los valores de los cubos para cada una de las seis posiciones en el eje Z del cilindro. A partir de estos valores se obtiene un vector de tamaño fijo n . En este trabajo se realizó una implementación propia del algoritmo referido, la cual obtiene valores de similitud muy parecidos a los reportados en el trabajo original. Además, se utilizaron los mismos valores propuestos por los autores para los umbrales que intervienen en el cálculo de los cilindros.

Con el objetivo de obtener el conjunto de correspondencias C , dados dos conjuntos de minucias M y M' , se evalúa la similitud de cada $m \in M$ con cada $m' \in M'$ utilizando la propuesta descrita, y se aplica el algoritmo Húngaro el cual permite establecer las correspondencias unívocas de mayor similitud global.

Consolidación y cálculo de la transformación

Dados dos conjuntos de minucias pareadas, el cálculo de la transformación puede plantearse como un problema de optimización ortogonal, el cual puede ser solucionado de manera óptima mediante el algoritmo de [Kabsch \(1976\)](#). El problema en \mathbb{R}^2 se describe formalmente a continuación.

Sea $C = \{c_1, \dots, c_n\}$ el conjunto de correspondencias entre M y M' . Al considerar solo las coordenadas, las minucias pueden verse como puntos en el plano real. Se asume que dichos puntos pueden estar sujetos a errores de medición. Se desea determinar la matriz de rotación de ángulo ϕ , $R = \begin{pmatrix} \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{pmatrix}$ y el vector de traslación $d = [d_x, d_y]^T$ que permiten transformar el punto $m_i \in M$ en el punto $m'_j \in M'$ para cada par (m_i, m'_j) . Se puede notar que, debido a la existencia de errores, en general no existe una transformación exacta $T = (R, d)$. Una posible solución para este problema es calcular la transformación rígida que minimice la desviación de la media cuadrática (del inglés *Root Mean Square Deviation* o RMSD) entre los dos conjuntos, lo cual puede formularse como un problema de mínimos cuadrados como sigue:

$$\min_{R \in \Omega, d \in \mathbb{R}^2} \sum_{k=1}^n \|R \cdot m_{i_k} + d - m'_{j_k}\|^2 \quad (1)$$

donde $\Omega = \{R \mid R^T \cdot R = R \cdot R^T = I_2, |R| = 1\}$ es el conjunto de las matrices de rotación en \mathbb{R}^2 .

El problema planteado en la ecuación 1 es lineal con respecto a d pero no con respecto a R , esto último debido a la condición de ortogonalidad de R . Si introducimos los centroides $\bar{m} = \frac{1}{n} \sum_k m_{i_k}$ y $\bar{m}' = \frac{1}{n} \sum_k m'_{j_k}$, y las matrices $A = [m_1 - \bar{m}, \dots, m_n - \bar{m}]$ y $B = [m'_1 - \bar{m}', \dots, m'_n - \bar{m}']$, la ecuación 1 se convierte en

$$\min_{R \in \Omega} \|R \cdot A - B\|_F^2, \quad (2)$$

donde $\|Z\|_F^2 = \sum_{ij} z_{ij}^2$ denota la norma de Frobenius de la matriz Z . De ahí que el problema de encontrar la transformación óptima queda reducido a un problema clásico de mínimos cuadrados, del cual se conoce se soluciona eficientemente mediante la descomposición SVD de la matriz $D = B \cdot A^T$. El método descrito se conoce como algoritmo de Kabsch y su implementación se ilustra en el algoritmo 1.

Dada la transformación T , se define $T(M) = \{T(m_1), \dots, T(m_p)\}$, donde $T(m_i) = ((R \cdot (x_i, y_i)^t + d)^t, \theta_i - \phi)$. Se define además $T(C) = \{T(c_1), \dots, T(c_n)\}$, donde $T(c_k) = ((T(m_i), m'_j)_k, s_k(ij))$.

En la práctica se debe considerar que el conjunto C esta compuesto por presuntas correspondencias. Esto es debido a que para establecer este conjunto se debe emplear algún algoritmo de cotejo de minucias, los cuales pueden proporcionar correspondencias falsas en dependencia del nivel de distorsión, la cantidad de minucias

Algorithm 1: Algoritmo de Kabsch en \mathbb{R}^2

Input: $C = \{(m_i, m'_j)_k, s_k(i, j)\} | k = \overline{1, n}\}$: Conjunto de correspondencias

Output: $T = (R, d)$: Transformación

- 1 Calcular: $\bar{m} = \frac{1}{n} \sum_k m_{i_k}, \bar{m}' = \frac{1}{n} \sum_k m'_{j_k}$
 - 2 Calcular: $A = [m_1 - \bar{m}, \dots, m_n - \bar{m}], B = [y_1 - \bar{m}', \dots, m'_n - \bar{m}']$
 - 3 Calcular: $D = B \cdot A^T$
 - 4 Descomponer: $D = U \cdot S \cdot V^T$ (Descomposición SVD de D)
 - 5 **return** $R = U \cdot \text{diag}(1, \det(U \cdot V^T)) \cdot V^T, d = \bar{m}' - R \cdot \bar{m}$
-

falsas y el nivel de solapamiento de los conjuntos M y M' . Por esto, para establecer un alineamiento robusto entre los dos conjuntos empleando el algoritmo 1, es necesario minimizar la existencia de los valores atípicos (correspondencias falsas). Además deben existir al menos tres paresos verdaderos, pues esto es una condición necesaria para que exista una única transformación en el plano. En este trabajo se le denomina consolidación de las correspondencias locales al proceso de clasificar cada correspondencia de C en verdadera o falsa.

Para realizar la consolidación se propone un algoritmo que se basa en medir el efecto provocado, en términos de la distancia entre minucias correspondientes, al incorporar una nueva correspondencia al cálculo de la transformación. Si se denota por $C_T \subset C$ al conjunto de las correspondencias que participa en el cálculo de T y se asume que $C_T = \{c_1, \dots, c_{l-1}\} \cup \{c_l\}$, donde $\{c_1, \dots, c_{l-1}\}$ es un conjunto de correspondencias verdaderas, entonces c_l se clasificará como verdadera si y solo si T es una transformación factible. El criterio de factibilidad propuesto esta compuesto por las siguientes condiciones:

1. Las distancias euclidiana y angular de la nueva correspondencia transformada $T(c_l) = \{(T(m_i), m'_j)_l, s_l(i, j)\}$ no sobrepasa los umbrales definidos: $D_e(T(m_i), m'_j) \leq thr_\delta$ y $D_\theta(T(m_i), m'_j) \leq thr_\theta$, donde:

$$D_e(m_i, m'_j) = \sqrt{(x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2}, \quad (3)$$

$$D_\theta(m_i, m'_j) = \text{mín}(2\pi - |\theta_i - \theta'_j|, |\theta_i - \theta'_j|). \quad (4)$$

2. Las distancias máximas entre todas correspondencias verdaderas transformadas no sobrepasa los umbrales preestablecidos: $\max_{(m_i, m'_j) \in T(C_T)} D_e(T(m_i), m'_j) \leq thr_\delta$ y $\max_{(m_i, m'_j) \in T(C_T)} D_\theta(T(m_i), m'_j) \leq thr_\theta$.

La condición 1 garantiza la coherencia de la nueva correspondencia mientras que la condición 2 asegura que la nueva correspondencia, aún siendo coherente, no hace que las ya clasificadas como buenas dejen de serlo, producto de la nueva transformación. La condición 2 asume que C_T está ordenado en orden decreciente de similitud, pues significa que siempre se le da prioridad a participar en la transformación a las correspondencias

de mayor similitud. Esta heurística alcanza una aproximación a la transformación óptima en $O(n)$.

Algorithm 2: Algoritmo de consolidación y cálculo de la transformación

Input: C : Correspondencias, ordenadas en orden decreciente de similitud

Output: $T(C)$, T , C_T

```

1  $C_T = \text{BuscarSubconjuntoInicial}(C)$ 
2 if  $C_T \neq \emptyset$  then
3   foreach  $c \in C$  do
4      $C_T = C_T \cup c$ 
5      $T = \text{Kabsh}(C_T)$ 
6     if no  $\text{EsFactible}(T)$  then
7        $C_T = C_T - c$ 
8     end
9   end
10 end
11 else
12    $T = \text{TransformacionIdentidad} // M$  y  $M'$  no se corresponden
13 end
14 return  $C_T$ ,  $T = \text{Kabsh}(C_T)$ ,  $T(C)$ 

```

El método de consolidación propuesto se describe en el algoritmo 2. La idea es encontrar en primer lugar un subconjunto de tres correspondencias C_T que proporcione una transformación factible (línea 1). Si tal subconjunto es no vacío (líneas 2-9) se comprueba iterativamente si se mantiene la condición de factibilidad para las correspondencia restantes, incorporando a C_T solo aquellas que no afectan la condición de factibilidad. En caso de no existir al menos tres correspondencias verdaderas se concluye que M y M' no se corresponden.

Fusión

Una vez obtenido el conjunto de correspondencias C' se procede a fusionar M y M' en una única plantilla M_f , como ilustra el algoritmo 3. Primeramente, para cada $c_k = \{(m_i, m'_j)_k, s_k(ij)\} \in C'$ se procede a calcular la minucia promedio $m_p = (x_p, y_p, \theta_p)$ entre $T(m_i) = (x_t, y_t, \theta_t)$ y $m'_j = (x_j, y_j, \theta_j)$, donde:

$$x_p = \frac{x_t + x_j}{2}, \quad y_p = \frac{y_t + y_j}{2}, \quad \theta_p = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{\sin(2\theta_t) + \sin(2\theta_j)}{\cos(2\theta_t) + \cos(2\theta_j)} \right).$$

Así, se genera una nueva minucia que es añadida a la plantilla M_f (líneas 1-5). Posteriormente, se encuentran todas las minucias $m_i \in M$ y $m'_j \in M'$ que no formen parte de ninguna correspondencia c_k y que cumplan

que $T(m_i)$ y m'_j encuentren a una distancia menor que un umbral thr_δ . Dicha distancia está dada por:

$$dist_m(m_t = (x_t, y_t, \theta_t), m'_j = (x_j, y_j, \theta_j)) = \begin{cases} D_e(m_t, m'_j), & \text{si } |\theta_t - \theta_j| \leq thr_\theta \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}$$

De esta manera, $T(m_i)$ y m'_j son promediadas y añadidas a M_f (líneas 6-13). Finalmente, son añadidas todas las minucias de M y M' que no hayan sido seleccionadas en los pasos anteriores (líneas 14-23). En el caso de las pertenecientes a M , se les aplica primero la transformación T . En el proceso de fusión se asume que C_T es un

Algorithm 3: Fusión de dos plantillas de minucias

Input: C' : Conjunto de correspondencias, T : Transformación geométrica, M y M' : plantillas de minucias

Output: M_f : Plantilla de minucias fusionada

```

1  $M_f = \{\emptyset\}$ 
2 foreach  $c_k = \{(m_i, m'_j)_k, s_k(ij)\} \in C'$  do
3    $m_p = prom(T(m_i), m'_j)$ 
4    $M_f = M_f \cup \{m_p\}$ 
5 end
6 foreach  $m_i \in M$  do
7   foreach  $m'_j \in M'$  do
8     if  $m_i$  y  $m'_j$  no están incluidas en ningún  $c_k \in C'$  and  $dist_m(T(m_i), m'_j) < thr_\delta$  then
9        $m_p = prom(T(m_i), m'_j)$ 
10       $M_f = M_f \cup \{m_p\}$ 
11     end
12   end
13 end
14 foreach  $m_i \in M$  do
15   if  $T(m_i) \notin M_f$  then
16      $M_f = M_f \cup \{T(m_i)\}$ 
17   end
18 end
19 foreach  $m'_j \in M'$  do
20   if  $m'_j \notin M_f$  then
21      $M_f = M_f \cup \{m'_j\}$ 
22   end
23 end
24 return  $M_f$ 

```

conjunto de correspondencias correctas. Además, se asume que las minucias que se encuentren muy cercanas y con una orientación similar una vez transformadas las plantillas al mismo marco geométrico, también son

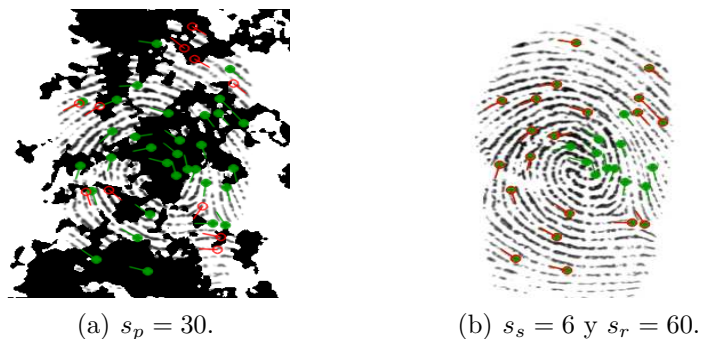


Figura 2. Ruidos artificiales introducidos en las impresiones: (a) manchas aleatorias , y (b) minucias eliminadas.

correspondencias correctas. Los valores para los umbrales utilizados en este trabajo son $thr_\delta = 10$ y $thr_\Theta = 15$.

Evaluación experimental

En las evaluaciones experimentales se utilizó la base de datos FVC 2004 DB1_A, la cual está compuesta por 800 impresiones provenientes de 100 dedos (8 impresiones por dedo) [Maio et al. \(2004\)](#). Las imágenes fueron capturadas con un sensor óptico "V300" de CrossMatch con un tamaño de 640×480 píxeles. Esta base de datos fue escogida atendiendo a que presenta impresiones con varios tipos de ruidos y distorsiones, pues no se exigió una calidad mínima requerida en el enrolamiento. Como resultado se obtuvieron imágenes con zonas ocluidas o en las que no fueron detectados puntos característicos, lo cual es muy común en casos reales. La extracción de minucias se realizó con una versión modificada de la biblioteca VeriFinger 4.2 [SDK \(2004\)](#). A partir de esta base de datos se generaron dos variantes, referidas en lo adelante como FVC 2004 DB1_A_S y FVC 2004 DB1_A_M. En la primera fueron añadidas manchas aleatorias artificialmente generadas en las tres primeras tomas de cada impresión, las cuales ocupan un porcentaje s_p de la superficie total. En la segunda, se computaron una cantidad s_s de coordenadas semillas en posiciones aleatorias de las impresiones, y se eliminaron las minucias en un radio de s_r píxeles alrededor de cada semilla.

Las variantes definidas fueron utilizadas para simular situaciones en las que, por diferentes motivos, las imágenes tienen oclusiones que impiden la localización de varias minucias. En la figura 2, pueden verse las minucias originales extraídas de una impresión sin ruido (en color verde), y las que realmente se extraen con las dos variantes de ruidos artificiales (en color rojo). Las manchas añadidas de manera aleatoria (figura 2(a)), generan gran cantidad de minucias falsas y alteran la posición de las minucias no ocluidas. Para ilustrar el impacto de la fusión, se realizaron experimentos en los que se compara la eficacia de dos algoritmos de cotejo de la literatura ([Cappelli et al. \(2010\)](#); [Hernández-Palancar et al. \(2014\)](#)), cuando se realiza la fusión de dos o tres

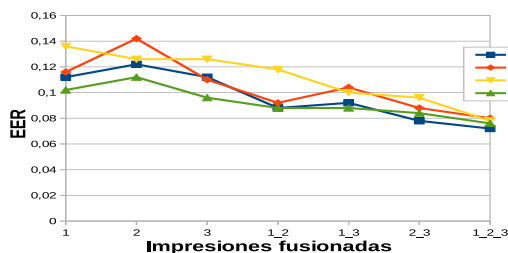
impresiones y cuando solamente se utiliza una impresión sin fusionar. Así se comprueba la validez de la fusión bajo distintos paradigmas de cotejo. Los algoritmos escogidos se encuentran entre los que más eficacia reportan.

En el protocolo experimental definido, las tres primeras tomas de cada impresión se utilizan para realizar la fusión y las restantes 5 son usadas sin alteraciones. Para calcular los valores de falsos rechazos se realizaron comparaciones entre una de las tres primeras tomas de cada impresión o una fusión de estas según el caso, contra las restantes 5, para un total de 500 comparaciones. Para calcular los valores de falsos positivos, se realizaron comparaciones entre una de las tres primeras tomas de cada impresión o la fusión de estas, contra las cuartas tomas de las restantes, para un total de 4950 comparaciones. El protocolo utilizado no es el estándar propuesto en la competencia FVC 2004 [Maio et al. \(2004\)](#), debido a que el propósito de los experimentos es el de medir el impacto del uso de la fusión en varios contextos diferentes de cotejo. En las siguientes figuras, se grafican los valores de EER (del inglés *Equal Error Rate*) para cada base de datos y algoritmo, utilizando cada una de las primeras 3 impresiones de cada dedo de manera independiente (con leyendas “1”, “2” y “3”), y realizando todas las combinaciones de fusiones posibles entre estas (“1_2”, “1_3”, “2_3” y “1_2_3”). Además, fueron computados para diferentes valores en los umbrales de ruido en las dos bases de datos definidas. La comparación con otros enfoques no fue posible pues no existen protocolos o bases de datos estándares para probar soluciones a este tipo de problemas.

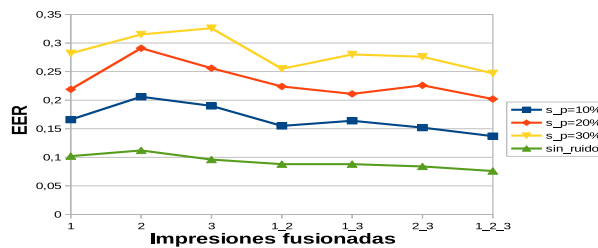
En la figura 3 pueden verse como casi todas las variantes de fusión arrojan resultados superiores a los obtenidos cuando se utiliza una sola impresión. También se observó que la presencia de una gran cantidad de minucias falsas o espurias entre las plantillas, puede deteriorar la eficacia de la fusión. Esto se debe a que la gran mayoría de las minucias espurias no se promedian con ninguna otra, por lo que son añadidas a la plantilla final. Si se fusionan dos plantillas con muchas minucias espurias, el resultado tendrá una cantidad mayor de estas que las plantillas que intervienen en la fusión. Por ello la fusión en las plantillas pertenecientes a la FVC 2004 DB1_A_S, tuvo una influencia menor en los valores de eficacia alcanzados pues la introducción de las manchas en las imágenes produce una gran cantidad de minucias falsas (figura 2(a)).

Conclusiones y trabajos futuros

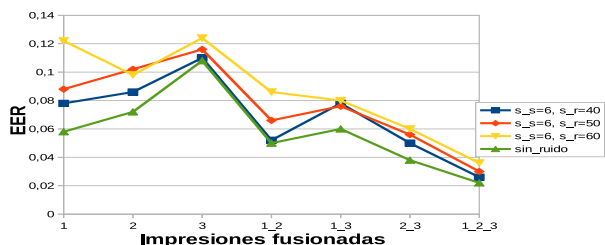
En este trabajo se introdujo un novedoso algoritmo de fusión de plantillas, que aunque tiene algunos puntos de contacto con propuestas anteriores, presenta mejoras considerables. Una de estas es el uso de un algoritmo de cotejo que brinda una lista de correspondencias inicial mucho más fiable que en otros enfoques. Por otro lado, la etapa de consolidación y cálculo de la mejor transformación, constituye una de las mayores fortalezas de la propuesta. En dicha etapa, se logran identificar las correspondencias que mejor alinean a las impresiones, en la mayoría de los casos. El proceso de determinación de la mejor transformación es eficiente pues itera una



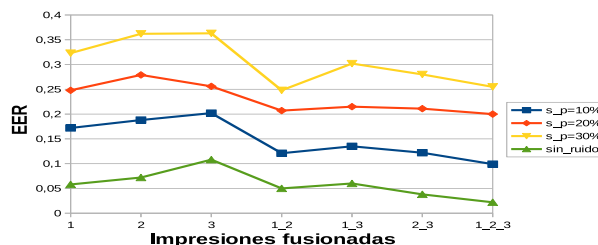
(a) FVC 2004 DB1.A.S



(b) FVC 2004 DB1.A.M



(c) FVC 2004 DB1.A.S



(d) FVC 2004 DB1.A.M

Figura 3. EER obtenidos con algoritmos de [Hernández-Palancar et al. \(2014\)](#) (a-b) y [Cappelli et al. \(2010\)](#) (c-d).

vez sobre las posibles minucias correspondientes, a diferencia de otras propuestas que hacen uso de costosos algoritmos de optimización. En este trabajo, también se muestra la validez y el impacto positivo que tiene el uso de la fusión de plantillas de manera general en la comparación de impresiones dactilares. La fusión propuesta puede ser mejorada en trabajos futuros al incorporar un proceso de eliminación de minucias falsas. También se puede utilizar una transformación no rígida, con lo que se mejoraría el proceso de fusión. Además, usando la plantilla obtenida, es posible reconstruir la imagen de las impresiones, lo cual pudiera servir para incorporar otros rasgos como los contadores de crestas o el mapa de orientación a las plantillas fusionadas, incrementando la eficacia de los algoritmos de identificación que hagan uso de estos rasgos.

Referencias

- Raffaele Cappelli, Matteo Ferrara, and Davide Maltoni. Minutia Cylinder-Code: A new representation and matching technique for fingerprint recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(12):2128–2141, 2010.
- José Hernández-Palancar, Alfredo Muñoz-Briseño, and Andrés Gago-Alonso. Using a triangular matching approach for latent fingerprint and palmprint identification. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 28(7):1–20, 2014.

- Xudong Jiang and Wee Ser. Online fingerprint template improvement. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(8):1121–1126, 2002.
- W. Kabsch. A solution for the best rotation to relate two sets of vectors. *Acta Crystallographica Section A*, 32(5):922–923, 1976.
- Dongjae Lee, Kyoungtaek Choi, Sanghoon Lee, and Jaihie Kim. Fingerprint Fusion Based on Minutiae and Ridge for Enrollment. In *AVBPA 2003*, pages 478–485, 2003.
- Dario Maio, Davide Maltoni, Raffaele Cappelli, Jim L Wayman, and Anil K Jain. Fvc2004: Third fingerprint verification competition. *Biometric Authentication*, 24(3):1–7, 2004.
- Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K. Jain, and Salil Prabhakar. *Handbook of fingerprint recognition*. London, second edition, 2009.
- Y.S. Moon, H.W. Yeung, K.C. Chan, and S.O. Chan. Template synthesis and image mosaicking for fingerprint registration: an experimental study. *2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 5:1–4, 2004.
- Daniel Peralta, Isaac Triguero, Salvador García, Francisco Herrera, and Jose M Benitez. DPD-DFF: A dual phase distributed scheme with double fingerprint fusion for fast and accurate identification in large databases. *Information Fusion*, 32:40–51, 2016.
- W.C. Ryu, Y. Han, and H. Kim. Super-template generation using successive Bayesian estimation for fingerprint enrollment. *Audio and Video-based Biometric Person Authentication*, pages 710–719, 2005.
- Neurotechnologija Verifinger 4.2 SDK. <http://www.neurotechnologija.com/vfsdk.html>, 2004.
- K A Toh, W Y Yau, XD Jiang, T P Chen, J Lu, and E Lim. Minutiae data synthesis for fingerprint identification applications. *Proceedings of International Conference on Image Processing*, 2(1):262–265, 2001.
- Tamer Uz, George Bebis, Ali Erol, and Salil Prabhakar. Minutiae-based template synthesis and matching for fingerprint authentication. *Computer Vision and Image Understanding*, 113(9):979–992, 2009.
- Yau Wei-Yun, K a Toph, and Chen Tai-Peng. Fingerprint templates combination. In *Simobiometrics*, pages 449–460. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004.