



CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

SERIE AZUL

**Estado del arte de combinación de
algoritmos de cotejo de huellas
dactilares**

MSc. Miguel Angel Medina Pérez,
Dr. C. José Ruiz Shulcloper

RT_017

Diciembre 2009





CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

SERIE AZUL

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

**Estado del arte de combinación de
algoritmos de cotejo de huellas
dactilares**

MSc. Miguel Angel Medina Pérez,
Dr. C. José Ruiz Shulcloper

RT_017

Diciembre 2009



Índice

1	INTRODUCCIÓN	2
2	COMBINACIÓN DE ALGORITMOS DE COTEJO DE HUELLAS	3
2.1	SELECCIÓN DINÁMICA DEL ALGORITMO DE COTEJO	5
2.2	FUSIÓN DE ALGORITMOS DE COTEJO	6
2.2.1	FUSIÓN EN EL NIVEL DE DECISIÓN	6
2.2.2	FUSIÓN DE LOS VALORES DE SIMILARIDAD	7
2.2.2.1	FUSIÓN DE VALORES DE SIMILARIDAD BASADA EN LA CLASIFICACIÓN	8
2.2.2.2	FUSIÓN DE VALORES DE SIMILARIDAD BASADA EN LA COMBINACIÓN	9
2.2.3	FUSIÓN EN EL NIVEL DE RANKING	10
3	CONCLUSIONES	11
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	12

Estado del arte de combinación de algoritmos de cotejo de huellas dactilares

MSc. Miguel Ángel Medina Pérez, Dr. C. José Ruiz Shulcloper

Laboratorio Provincial de Criminalística de Ciego de Ávila, Carretera a Morón km 1, Ciego de Ávila, Cuba
migue@bioplantascu

RT_017 CENATAV

Fecha del camera ready: 25 de septiembre de 2009

Resumen: Un componente vital en los sistemas de reconocimiento automatizado de huellas lo constituye el algoritmo de cotejo. Por esta razón actualmente se investiga en la obtención de algoritmos de cotejo de mayor eficacia y eficiencia. Numerosos investigadores han abordado este problema a través de la combinación de algoritmos. Debido al valor que se le concede al tema, en este reporte hacemos una revisión de los esquemas de combinación de algoritmos de cotejo de huellas dactilares. Agrupamos taxonómicamente los esquemas y de cada uno explicamos básicamente sus fundamentos; ponemos varios ejemplos; mencionamos las formas de representación de huellas que utilizan y discutimos diferentes valoraciones. Finalmente ofrecemos un conjunto de conclusiones que en nuestra opinión son de gran importancia a la hora de combinar algoritmos de cotejo de huellas.

Palabras clave: huellas dactilares, combinación de algoritmos de cotejo

Abstract: A vital component in the automated fingerprint recognition systems is the matching algorithm. For this reason, current researches are carried out to obtain more accurate and efficient matching algorithms. Several researchers have faced this problem through the combination of algorithms. Due to the relevance of this topic, in this report we make a review of the combination of fingerprint matching algorithms. We group the combinations in taxonomy, and for each one we explain its basements; we put several examples; we mention the fingerprint representations that they use and discuss different opinions. Finally, we offer a set of conclusions that, in our opinion, are of great importance when combining fingerprint matching algorithms.

Keyword: Fingerprints, Combining matching algorithms

1 Introducción

En las últimas dos décadas ha cobrado cada vez más fuerza el uso de las técnicas de combinación de clasificadores con el objetivo fundamental de mejorar la eficacia de los clasificadores. Numerosos son los argumentos que justifican el por qué las combinaciones de clasificadores funcionan [1] y aunque persisten algunas diferencias de criterio, la verdad es que estas técnicas han sido empleadas de manera general en casi todas las áreas de aplicación donde se han utilizado técnicas de clasificación. Más aún, mucho antes de que apareciera la primera formalización matemática sobre el tema, el hombre utilizaba la combinación de criterios de

expertos a la hora de la toma de decisiones y quizás haya sido esta en gran medida la motivación principal para la combinación de clasificadores en problemas de reconocimiento de patrones. Un área que se ha beneficiado de estas técnicas es el reconocimiento automatizado de huellas (en este trabajo nos referimos a huellas dactilares).

El componente más importante en los sistemas de reconocimiento automatizado de huellas es el algoritmo de *cojeto de huellas*. El *cotejo de huellas* (o simplemente *cotejo*) es la acción de comparar dos huellas y devolver un valor de similaridad [2]. Debido al ruido y la distorsión introducida en los mecanismos de formación de las huellas, y la inexactitud a la hora de la extracción de los rasgos, la representación de las huellas usualmente presenta rasgos ausentes, falsos o ruidosos. Es por esto que, en gran medida, los algoritmos de cotejo están lastrados por los errores en las formas de representación de las huellas. Tiene sentido entonces combinar algoritmos basados en diferentes formas de representación con el objetivo de complementar la información que brinda cada una.

Dos aspectos que hacen de las técnicas de combinación de algoritmos de cotejo de huellas un problema complejo son: qué algoritmos combinar y cómo hacer la combinación. Una complicación adicional lo constituye lograr el mejor balance entre eficacia y eficiencia porque la combinación de mayor eficacia no garantiza que se clasifique una huella en un tiempo aceptable. Aunque en este reporte no damos respuesta a todas estas interrogantes, brindamos una revisión del estado del arte sobre el tema; que aporta a los investigadores un conjunto de argumentos que sirven como punto de partida en la búsqueda de las respuestas a las cuestiones antes planteadas.

En este reporte discutimos una taxonomía de los diferentes esquemas de combinación propuestos en la literatura con el objetivo de comprender mejor estos esquemas. Aunque son numerosos los trabajos presentados sobre el tema hicimos una selección de los más citados; y en otros casos, aunque no tan citados, seleccionamos aquellos que presentan combinaciones representativas de las categorías presentadas en la taxonomía.

2 Combinación de algoritmos de cotejo de huellas

En esta sección se caracteriza un conjunto de esquemas de combinación de algoritmos de huellas que aunque no abarcan todos los esquemas propuestos en la literatura, sí incluye los que consideramos son los más citados.

En la Fig. 1 se muestra la organización jerárquica de los esquemas que se describen en esta sección. Esta taxonomía se basa en la clasificación de los sistemas multibiométricos propuesta por C. Sanderson et al. en [3].

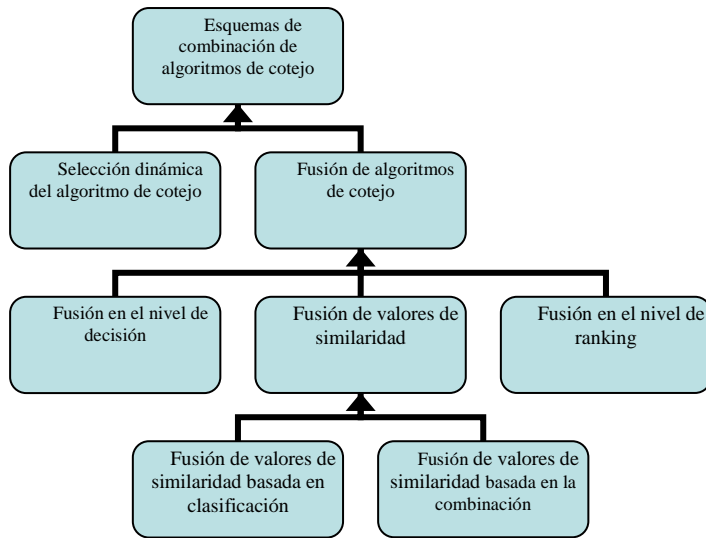


Fig. 1. Organización jerárquica de los esquemas de combinación de algoritmos de cotejo

En la Tabla 1 se muestra un subconjunto, ordenado cronológicamente, de los artículos citados en este reporte que combinan algoritmos de cotejo. Cada referencia se clasifica en una de los esquemas pertenecientes a la taxonomía que usamos en el trabajo. Por cada referencia se muestran también las diferentes formas de representación que utilizan.

En este trabajo nos referimos como comparación genuina a la comparación de huellas del mismo dedo; comparación impostora, a la comparación de huellas de dedos diferentes. El objetivo de los algoritmos de identificación consiste básicamente en buscar, dada una huella consulta, todas sus comparaciones genuinas contra una base de datos de millones de huellas. El objetivo de los algoritmos de verificación consiste esencialmente en determinar dadas dos huellas, si éstas proceden del mismo dedo. Visto de esta manera, muchos autores plantean que la identificación de huellas es la aplicación repetida de un algoritmo de verificación. En nuestra opinión, esta afirmación no es totalmente cierta por las siguientes razones:

- En los problemas de verificación usualmente las imágenes con las que se trabajan son de mejor calidad que las usadas en los problemas de identificación: las imágenes suelen contener información de la mayor parte de la tercera falange, no se usan las imágenes de huellas parciales; usualmente se cuenta con los puntos singulares lo cual facilita la alineación y comparación de huellas.
- En los problemas de verificación, a diferencia de los de identificación, las huellas se encuentran todas orientadas en la misma dirección así que los algoritmos necesitan ser tolerantes sólo a pequeñas variaciones de rotación.
- Los algoritmos de verificación requieren de la utilización de algoritmos de extracción de rasgos rápidos pero que en el contexto de los problemas de identificación no son totalmente funcionales por la baja calidad de las huellas.

Aunque estos no son todos los factores que diferencian los algoritmos de identificación y verificación, sí es verdad que son de los más importantes a tomar en cuenta a la hora de decidir qué algoritmos usar en cada caso.

Referencia	Selección dinámica	Fusión			
		en el nivel de decisión	de los valores de similaridad		en ranking
			basada en clasificación	basada en la combinación	
Maio et al. (1995) [4]		PF, D, M			
Jain et al. (1999) [5]				M	
Boer et al. (2001) [6]					FC, D, M
Ross et al. (2003) [7]				MC, M	
Marcialis y Roli (2003) [8]				FC, M	
Marcialis y Roli (2004) [9]				FC, M	
Giacinto et al. (2005) [10]	FC, M				
Qi et al. [11] (2005)				D, DD	
Fierrez-Aguilar et al. (2005) [12]				FC, M	
Zhao et al. (2006) [13]		M, D			
Singh et al. (2006) [14]		FLC, FC, M			
Gu et al. (2006) [15]				D, M	
Wang et al. (2007) [16]				DC, DD	
Zhang et al. (2007) [17]				D, DD, DC	
Feng (2008) [18]			FLC, D, F, PF, M		

Tabla 1. Tabla resumen de algunos de los artículos citados en este reporte que combinan algoritmos de cotejo, y las formas de representación de huellas que utilizan (los trabajos fueron ordenados por fecha de publicación). (D: Imágenes direccionales; PF: Puntos focales; FLC: Flujo de líneas de crestas; FC: FingerCode; MC: Mapa de rasgos de crestas; M: Minucias; DC: Descriptores en término de las crestas; DD: Descriptores en término de imágenes direccionales)

2.1 Selección dinámica del algoritmo de cotejo

Este tipo de esquemas selecciona el resultado de aquel algoritmo que tenga la mayor probabilidad de clasificar correctamente la huella consulta (huella que se desea clasificar). Un ejemplo de algoritmo que usa este tipo de esquemas es “Dynamic Score Selection (DSS)” [10]. DSS es usado en problemas de verificación y su objetivo es maximizar la separación entre las distribuciones de los valores de las comparaciones genuinas e impostoras.

Sea $M = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$ el conjunto de n algoritmos de cotejo para combinar. Cada algoritmo retorna un valor de similaridad s_j para la huella consulta. Básicamente DSS consta de los siguientes pasos:

1. Estimar la clase más probable ω de la huella consulta. $\omega \in \{genuina, impostora\}$
2. Seleccionar el valor de similaridad s_r basado en la clase estimada de la huella de

$$\text{manera tal que: } s_r = \begin{cases} \max_j(s_j) & \text{si } \omega = \textit{genuina} \\ \min_j(s_j) & \text{si } \omega = \textit{impostora} \end{cases}$$

En la Fig. 2 se muestra un ejemplo del desempeño ideal del esquema propuesto para dos algoritmos de cotejo. Para estimar la clase más probable de la huella consulta, para cada algoritmo de cotejo M_j ($j=1, \dots, n$) es calculada una medida del error esperado en la clasificación de cada huella como genuina o impostora. Esta medida parte del supuesto que las

comparaciones genuinas e impostoras siguen una distribución normal y a pesar de los buenos resultados obtenidos en los experimentos, no se hace referencia a ninguna prueba que confirme estos supuestos en la base de datos de experimentación. En el paso 1 este algoritmo hace uso de un grupo de parámetros estimados a partir de un conjunto de huellas de entrenamiento.

Los experimentos fueron hechos usando sólo dos algoritmos de cotejo: “String” [19], basado en minucias; “Filter” [20], basado en Fingerprintcode (el lector puede referirse a [21] para revisión de las diferentes formas de representación de huellas propuestas en la literatura).

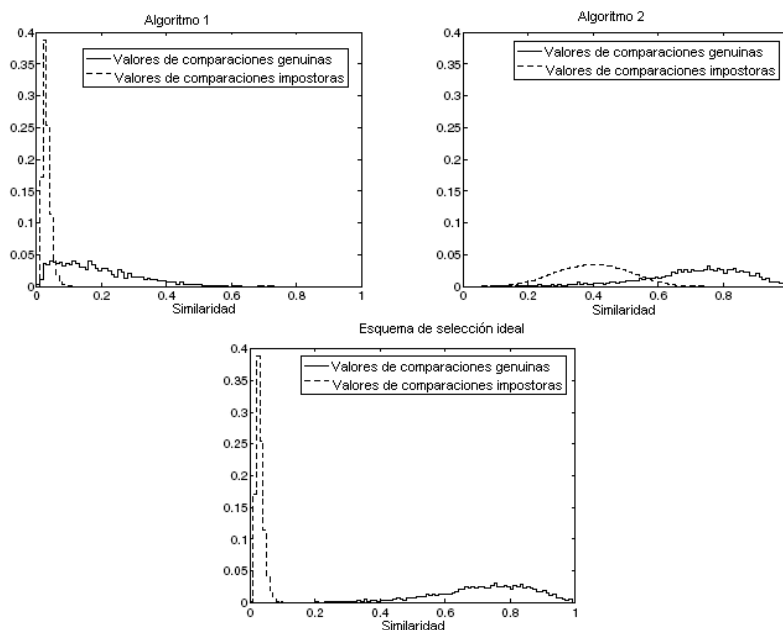


Fig. 2. Un ejemplo de la selección ideal usando dos algoritmos de cotejo (tomado de [10])

2.2 Fusión de algoritmos de cotejo

En este tipo de esquemas en lugar de seleccionar un algoritmo, todos son tomados en cuenta en el cálculo de la similaridad.

Esta categoría se divide en *fusión en el nivel de decisión*, *fusión de los valores de similaridad* y *fusión en el nivel de ranking*.

2.2.1 Fusión en el nivel de decisión

En este tipo de esquema cada algoritmo de cotejo individualmente decide la mejor clase (1 ó 0, genuina o impostora) basada en la huella que se desea clasificar. Se aplica fundamentalmente en problemas de verificación de huellas.

Dentro de este tipo de esquemas están los basados en la teoría Dempster-Shafer (DS) [13, 14, 22, 23]. Comparada con la teoría de probabilidades tradicional, un aspecto importante de la teoría DS es la combinación de evidencia obtenida de diversas fuentes y la modelación del conflicto en

esta evidencia [13]. Una revisión sobre el tema y su aplicación en la combinación de clasificadores se encuentra en [24]. Es importante notar que en [13] no se compara con ningún otro esquema de combinación. Sin embargo en [22] se hacen extensas experimentaciones en las que se incluye DS y se concluye que no hay una clara superioridad con respecto a la regla de la suma (esta regla se detalla en la sección 2.2.2.2); a una conclusión análoga se puede arribar a partir de los resultados experimentales que se muestran en [23]. La aplicación de este esquema asume un conjunto de propiedades en las distribuciones de las comparaciones genuinas e impostoras las cuales están lastradas en gran medida por la calidad del conjunto de huellas de entrenamiento, por ejemplo en [23] se muestra como la calidad de este esquema mejora al aumentar el conjunto de huellas de entrenamiento.

También pertenecen a esta categoría las reglas AND y OR. En un problema de verificación donde $M = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$ es el conjunto de n algoritmos de cotejo para combinar. Cada algoritmo retorna uno de los dos valores $\{1, 0\}$; donde el valor 1 es retornado si la comparación es genuina, y el valor 0 en el caso de ser impostora. La aplicación de la regla AND consiste en retornar el valor 1 si todos los algoritmos coinciden con que la comparación es genuina; de lo contrario retornar el valor 0. La combinación usando la regla OR consiste en retornar el valor 1 si al menos un algoritmo coincide con que la comparación es genuina; de lo contrario retornar el valor 0. Un ejemplo interesante de la aplicación de la regla AND se encuentra en [4]. En este trabajo se utilizan algoritmos de cotejo en cascada que comparan las huellas de lo general a lo particular. Parten de los puntos singulares (cantidad y disposición espacial) y, si estos coinciden, se comparan las huellas descritas por las imágenes direccionales. En caso de coincidir las imágenes direccionales se compararan las huellas descritas en función de las minucias. Finalmente, se determina que la comparación es genuina si las huellas coinciden en término de las tres representaciones. Según nuestra experiencia este enfoque es el que mejor refleja la manera en que los especialistas comparan las huellas. El inconveniente es que la determinación eficaz de los puntos singulares es altamente sensible a la calidad de la huella. Peor aún, en los problemas de identificación usualmente se trabaja con huellas parciales en las que generalmente no pueden ser ubicados todos los puntos singulares. De aquí que la mayor aplicación de este esquema sea en los problemas de verificación, donde los inconvenientes mencionados anteriormente se dan en menor medida.

A esta categoría también pertenece el voto mayoritario. Este consiste en retornar el valor 1 si la mitad más un algoritmo coinciden con que la comparación es genuina; en caso contrario se retorna 0. En la bibliografía consultada no hemos encontrado ningún ejemplo de aplicación del voto mayoritario en la combinación de algoritmos de cotejo de huellas. Esto quizás se deba a que la mayoría de los esquemas propuestos combinan solo dos algoritmos y en este caso no tiene sentido el uso del voto mayoritario.

2.2.2 Fusión de los valores de similaridad

Estos esquemas son los más populares. Trabajan directamente en la combinación de los valores de similaridad y se dividen en dos categorías: *fusión de valores de similaridad basada en la clasificación* y *fusión de valores de similaridad basada en la combinación*.

2.2.2.1 Fusión de valores de similitud basada en la clasificación

Este tipo de esquemas construye un vector usando los valores de similitud calculados a partir de cada algoritmo de cotejo individual. Este vector es entonces clasificado en una de las clases genuina o impostora (1 ó 0) (ver Fig. 3) usualmente por algún clasificador tradicional como son las máquinas de soporte vectorial (SVM, por sus siglas en inglés) y las redes neuronales. Estos esquemas son usualmente empleados en problemas de verificación porque el objetivo en los problemas de verificación consiste esencialmente en estimar si cada comparación de huellas es genuina o impostora. Aunque en menor medida, estos esquemas también han sido empleados en los problemas de identificación empleando clasificadores que retornan un grado de pertenencias a las clases genuina e impostora.

Una ventaja de este enfoque radica en que los resultados de los algoritmos de cotejo no tienen que normalizarse ni tienen que estar definidos en el mismo dominio. La mayor dificultad en el uso de estos esquemas está en que generalmente los clasificadores usados requieren de entrenamiento, lo cual los hace dependientes de la calidad del conjunto de huellas que se emplee con ese fin.

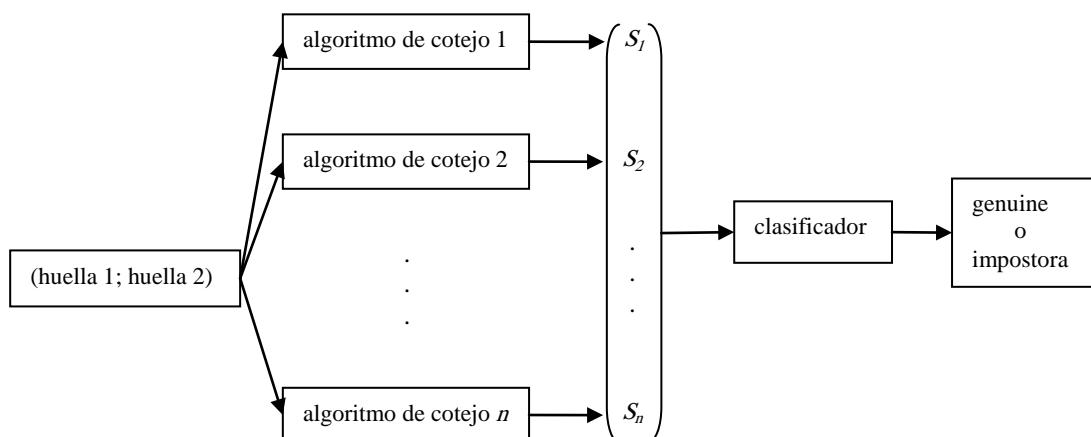


Fig. 3. Esquema general de la fusión de valores de similitud basada en la clasificación

Fierrez-Aguilar et al. en [22], luego de extensas experimentaciones, concluyen que las SVM no superan con claridad la regla de suma, aunque no exponen razones que justifiquen estos resultados. Los mayores problemas con el uso de este tipo de clasificadores está en decidir qué tipo de kernel usar; por otra parte, su eficacia es altamente dependiente de la calidad de las huellas que se usen para el entrenamiento del clasificador.

Feng [18] propone crear una tupla de 17 elementos con los resultados de aplicar algoritmos de cotejo basados en minucias, crestas, imágenes direccionales, imágenes de frecuencia y puntos singulares. Esta tupla es luego clasificada por una SVM. El uso de tantos algoritmos de cotejo basados en tan diversas formas de representación favorece la eficacia de la SVM; pero incrementa los requerimientos de espacio en memoria y los tiempos de comparación. Por esta razón, en cada aplicación se deba estudiar cuidadosamente los requerimientos de espacio, tiempo y eficacia de manera tal que la combinación resultante de algoritmos logre el mejor balance entre estos parámetros.

2.2.2.2 Fusión de valores de similaridad basada en la combinación

En este tipo de esquemas, los valores de similaridad retornados por cada algoritmo de cotejo son combinados para generar un solo valor. Para asegurar que esta combinación tenga sentido, los valores de similaridad deben estar representados en un dominio común. El lector puede remitirse a [25] para el análisis de diferentes formas de normalizar los valores de similaridad para su combinación en sistemas multi-biométricos.

Dentro de este tipo de esquemas, los más populares son las reglas: SUMA, MEDIA, PRODUCTO, MAXIMO, MINIMO [26]. Sea $M = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$ el conjunto de n algoritmos de cotejo para combinar. Cada algoritmo retorna un valor de similaridad s_j para el par de huellas que se comparan. Los esquemas de combinación anteriores consisten en calcular la suma, la media, el producto, el valor máximo y el mínimo respectivamente de los valores s_j .

A pesar de su simplicidad, la SUMA es posiblemente el más popular de los esquemas usados en la combinación de algoritmos de cotejo de huellas. Varios autores [15, 22] han comparado este esquema con otros más complejos como las SVM y han concluido que la regla de la SUMA es tan eficaz o más que estos pero no se ha hecho referencia a las posibles razones de estos resultados.

Numerosos son los ejemplos de aplicación de este esquema de fusión. Fierrez-Aguilar et al. [22] prueban numerosas de las posibles combinaciones entre los algoritmos participantes de la FVC2004. Gu et al. [15] combinan un algoritmo basado en minucias con otro basado en imágenes direccionales. Qi et al. [11] realizan la suma pesada para combinar algoritmos de cotejo de representaciones basadas en descriptores de minucias en términos de las imágenes direccionales, con algoritmos que utilizan imágenes direccionales. Ross et al. [7] realizan la combinación lineal de los resultados de cotejar huellas representadas en término de sus minucias, con los resultados de comparar mapas de rasgos de crestas. También utilizan la combinación lineal, Wang et al. [16] con formas de representación basadas en descriptores de minucias en términos de las crestas y de las imágenes direccionales.

Fierrez-Aguilar et al. [12] estudian la tolerancia de algoritmos basados en minucias y FingerCode ante imágenes de diferente calidad. Finalmente proponen la combinación lineal de ambos algoritmos pero incorporando la variación de estos pesos en dependencia de la calidad de las imágenes a comparar. Una solución análoga proponen Zhang et al. [17] pero usando imágenes direccionales y descriptores de minucias.

Otro de los esquemas populares en la combinación de valores de similaridad es la transformación logística [5, 8, 9]. Dados los valores de similaridad s_1 y s_2 retornados por dos algoritmos de cotejo, la combinación a través de la transformación logística es como sigue:

$$s_r = \frac{1}{1 + \exp[-(\alpha + \beta \cdot s_1 + \gamma \cdot s_2)]}$$

En las citas [5, 8, 9] se proponen diferentes algoritmos para el cálculo de los parámetros α , β y γ . En la representación gráfica de esta función (ver Fig. 4) se aprecia que la mayoría de los valores de esta función son muy cercanos a cero o muy cercanos a uno. O sea, las huellas que se comparan generalmente son muy parecidas o casi no se parecen. Lo que se pretende con esto es lograr una mayor separación entre las distribuciones de comparaciones genuinas e impostoras.

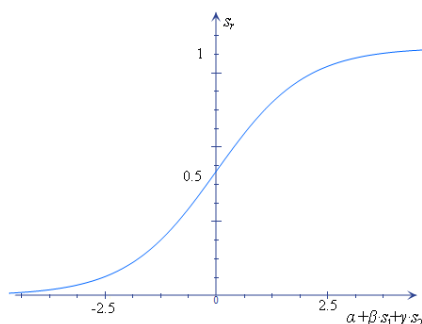


Fig. 4. Representación gráfica de la transformación logística

El mayor problema con esta transformación es la correcta estimación de los parámetros α , β y γ ; lo cual depende críticamente del algoritmo que se use para ello y de la calidad del conjunto de huellas que sea usado de entrenamiento.

Aunque en [5] la transformación logística es usada para combinar algoritmos basados en una misma forma de representación (minucias), lo usual en este y la mayoría de los esquemas de combinación es que sean usados para combinar algoritmos basados en diferentes formas de representación.

2.2.3 Fusión en el nivel de ranking

En los problemas de identificación usualmente se trabaja con la lista de huellas ordenada descendientemente por los valores de similaridad, que resulta de cotejar la huella consulta con toda la base de datos. La fusión en el nivel de ranking trabaja directamente con las listas de valores de similaridad obtenidas a partir de cada algoritmo de cotejo.

Ho et al. [27] describen tres esquemas de fusión en el nivel de ranking. Asuma que para cada huella consulta son aplicados n algoritmos de cotejo que ordenan por valores de similaridad todas las huellas de la base de datos. De esta manera, cada huella de la base de datos recibe n ubicaciones, una ubicación por cada lista resultante de aplicar cada algoritmo de cotejo.

En el “Highest Rank Method” se asigna a cada huella de la base de datos la mejor de las ubicaciones obtenidas. Por ejemplo, suponga que al cotejar una huella por dos algoritmos diferentes la huella I_j , en la base de datos, es ubicada en la posición 3 por un algoritmo, y en la 7 por el otro; en esta combinación se selecciona como ubicación resultante la posición 3. En caso de empate en las posiciones resultantes de la combinación, se selecciona aleatoriamente el orden de las huellas para romper el empate. Según los autores, la ventaja de este esquema es la habilidad de usar las potencialidades de cada algoritmo de cotejo. Para cualquier huella consulta, mientras haya un algoritmo que ubique las comparaciones genuinas cerca del primer lugar, dígase el lugar k , no importa cómo sea el desempeño de los demás algoritmos; las comparaciones genuinas estarán en posición no más lejos que $k \times n$ del principio, donde n es el número de algoritmos.

“Borda Count Method” usa la suma de las posiciones asignadas por cada algoritmo de cotejo; la posición resultante es hallada ordenando las huellas de manera ascendente con

respecto a dicha suma. Este método asume independencia acumulativa entre las contribuciones de cada algoritmo de cotejo. Según los autores, la mayor desventaja está en que no toma en cuenta las diferencias entre las capacidades de cada algoritmo de cotejo; o sea, todos los algoritmos son tratados igualmente, lo cual pudiera no ser deseable cuando se sabe que un algoritmo es más probable que no se equivoque que los otros.

“Logistic Regression Method” es una generalización del “Borda Count Method” donde la combinación se hace con la suma pesada de las posiciones y los pesos son calculados a través de regresión logística. Los autores en [27] comentan un grupo de problemas que hay que enfrentar para lograr estimar correctamente los pesos a través de regresión logística. Es conveniente mencionar, que la aplicación de este método requiere del uso de un conjunto de huellas de entrenamiento lo cual lo hace altamente dependiente de la calidad de este conjunto.

Un ejemplo de aplicación de este tipo de fusión se propone en [6]. En este trabajo se concluye que la combinación de los algoritmos basados en FingerCode, imágenes direccionales y minucias supera a cualquiera de estos algoritmos de manera individual.

3 Conclusiones

1. Se han propuesto numerosos esquemas de combinación de huellas pero los más populares son los más simples (SUMA, PROMEDIO, PRODUCTO). Algunos argumentos que desfavorecen el uso de esquemas más complejos (Dempster-Shafer, transformación logística, SVM, etc) están relacionados con la calidad del conjunto de entrenamiento:
 - a. ¿Cuándo se tiene suficiente cantidad de huellas en el conjunto de entrenamiento?
 - b. ¿Cuándo se puede afirmar que el conjunto de huellas de entrenamiento es representativo del dominio en que se está trabajando?
 - c. ¿Se satisfacen realmente todas las propiedades, por ejemplo las distribuciones de probabilidad, que se asumen del conjunto de entrenamiento y que en casi ningún artículo se prueban?

Fierrez-Aguilar et al. en [22], luego de hacer extensas experimentaciones, llegaron también a la conclusión de que no hay una clara superioridad de los esquemas más complejos comparados con la SUMA. Con esto no queremos decir que los esquemas más complejos no deben ser usados, sino que debe tenerse en cuenta la validez de todos sus presupuestos para su aplicación.
2. Casi todos los esquemas usan diferentes formas de representación de las huellas. Tener diferentes formas de representación garantiza tener más información y con esto la posibilidad de discriminar mejor entre las huellas.
3. La mayoría de los esquemas consta de pocos algoritmos de cotejo (2 ó 3). Según nuestra opinión, esto se debe a las limitaciones de tiempo y de espacio en memoria inherentes a los problemas de reconocimiento de huellas. O sea, mientras mayor sea la cantidad de algoritmos de cotejo mayor será el tiempo para cotejar una huella; si además el esquema usa diferentes formas de representación, entonces mayor será el espacio en memoria que use la base de datos de huellas.
4. Salvo pocas excepciones, los esquemas propuestos en la literatura usan formas de representación basadas en características locales en combinaciones con las basadas en

características globales (el lector puede referirse a [21] para revisión de las diferentes formas de representación de huellas propuestas en la literatura). Esto se corresponde con la opinión de los especialistas de que las huellas deben ser comparadas teniendo en cuenta tanto las características generales como las particulares.

Aunque realmente se han hecho extensas experimentaciones combinando algoritmos de cotejo, en gran parte de los artículos falta una justificación teórica de los resultados que se exponen. En nuestra opinión hay una cuestión de vital importancia para lograr buenas combinaciones y que será el motivo de nuestras futuras investigaciones: la combinación debe contribuir a reflejar mejor la manera en que los especialistas comparan las huellas.

Referencias bibliográficas

1. Kuncheva, L.I.: *Combining pattern classifiers: methods and algorithms*. Wiley-Interscience, Hoboken, N.J. (2004)
2. Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K., Prabhakar, S.: *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer-Verlag, New York (2003)
3. Sanderson, C., Paliwal, K.K.: *Information Fusion and Person Verification Using Speech and Face Information*. IDIAP Research Institute (2002)
4. Maio, D., Maltoni, D., Rizzi, S.: An Efficient Approach to On- Line Fingerprint Verification. VIII International Symposium on Artificial Intelligence, Mexico (1995) 132-138
5. Jain, A.K., Prabhakar, S., Shaoyun, C.: Combining multiple matchers for a high security fingerprint verification system. *Pattern Recognit. Lett.* **20** (1999) 1371-1379
6. de Boer, J., Bazen, A.M., Gerez, S.H.: Indexing Fingerprint Databases Based on Multiple Features. *ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, Veldhoven, The Netherlands (2001)
7. Ross, A.A., Jain, A.K., Reisman, J.: A Hybrid Fingerprint Matcher. *Pattern Recognit.* **36** (2003) 1661-1673
8. Marcialis, G.L., Roli, F.: Experimental Results on Fusion of Multiple Fingerprint Matchers. 4th International Conference on Audio and Video-Based Person Authentication AVBPA03, Vol. 2688. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg (2003) 814-820
9. Marcialis, G.L., Roli, F.: High Security Fingerprint Verification by Perceptron-Based Fusion of Multiple Matchers. In: Roli, F., Kittler, J., Windeatt, T. (eds.): 5th International Workshop on Multiple Classifier Systems MCS2004, Vol. 3077 (2004) 364-373
10. Giacinto, G., Roli, F., Tronci, R.: Score Selection Techniques for Fingerprint Multi-modal Biometric Authentication. In: Roli, F., Vitulano, S. (eds.): *ICIAP 2005*, Vol. 3617. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2005) 1018-1025
11. Qi, J., Yang, S., Wang, Y.: Fingerprint matching combining the global orientation field with minutia. *Pattern Recognit. Lett.* **26** (2005) 2424-2430
12. Fierrez-Aguilar, J., Chen, Y., Ortega-Garcia, J., Jain, A.K.: Incorporating Image Quality in Multi-algorithm Fingerprint Verification. *Lecture Notes in Computer Science* **3832** (2005) 213-220
13. Zhao, X., Wang, Y., Shi, Z.: Combining fingerprint matchers based on D-S evidence theory. 24th IASTED international conference on Signal processing, pattern recognition, and applications. ACTA Press, Innsbruck, Austria (2006) 76-80
14. Singh, R., Vatsa, M., Noore, A., Singh, S.K.: DS theory based fingerprint classifier fusion with update rule to minimize training time. *IEICE Electronics Express* **3** (2006) 429-435
15. Gu, J., Zhou, J., Yang, C.: Fingerprint recognition by combining global structure and local cues. *IEEE Trans. Image Process.* **15** (2006) 1952-1964

16. Wang, X., Li, J., Niu, Y.: Fingerprint matching using OrientationCodes and PolyLines. *Pattern Recognit.* **40** (2007) 3164-3177
17. Zhang, Y., Yang, X., Su, Q., Tian, J.: Fingerprint Recognition Based on Combined Features. *Lecture Notes in Computer Science* **4642** (2007) 281-289
18. Feng, J.: Combining minutiae descriptors for fingerprint matching. *Pattern Recognit.* **41** (2008) 342-352
19. Jain, A.K., Lin, H., Bolle, R.: On-Line Fingerprint Verification. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **19** (1997) 302-314
20. Jain, A.K., Prabhakar, S., Hong, L.: A multichannel approach to fingerprint classification. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **21** (1999) 348-359
21. Medina Pérez, M.A., Villuendas Rey, Y., Gutiérrez Rodríguez, A., García Borroto, M., Ruiz Shulcloper, J.: Estado del arte de formas de representación de las huellas digitales. Serie Azul Reconocimiento de Patrones. CENATAV, Ciudad de la Habana (2008) 1-26
22. Fierrez-Aguilar, J., Nanni, L., Ortega-Garcia, J., Cappelli, R., Maltoni, D.: Combining Multiple Matchers for Fingerprint Verification: A Case Study in FVC2004. In: Roli, F., Vitulano, S. (eds.): *ICIAP 2005*, Vol. 3617. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2005) 1035-1042
23. Nanni, L., Lumini, A.: A deformation-invariant image-based fingerprint verification system. *Neurocomputing* **69** (2006) 2336-2339
24. Kuncheva, L.I., Bezdek, J.C., Duin, R.P.W.: Decision templates for multiple classifier fusion: An experimental comparison. *Pattern Recognit. Lett.* **34** (2001) 299-314
25. Jain, A.K., Nandakumar, K., Ross, A.: Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognit.* **38** (2005) 2270-2285
26. Kittler, J., Hatef, M., Duin, R.P.W., Matas, J.: On Combining Classifiers. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **20** (1998) 226-239
27. Ho, T.K., Hull, J.J., Srihari, S.N.: Decision Combination in Multiple Classifier Systems. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **16** (1994) 66-75

RT_017, diciembre 2009

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2009

Editor: Lic. Lucía González Bayona

Diseño de Portada: DCG Matilde Galindo Sánchez

RNPS No. 2142

ISSN 2072-6287

Indicaciones para los Autores:

Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu

C E N A T A V

7ma. No. 21812 e/218 y 222, Rpto. Siboney, Playa;

Ciudad de La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

RT_017, diciembre 2009

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2009

Editor: Lic. Lucía González Bayona

Diseño de Portada: DCG Matilde Galindo Sánchez

RNPS No. 2142

ISSN 2072-6287

Indicaciones para los Autores:

Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu

C E N A T A V

7ma. No. 21812 e/218 y 222, Rpto. Siboney, Playa;

Ciudad de La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

