

Reconocimiento Biométrico de la Palma de la Mano Basado en el Promediado de Filtros de Correlación Simples

Everardo Santiago Ramírez^a, José Ángel González Fraga^a, Everardo Gutiérrez López^b, y Sergio Omar Infante Prieto^c

^aUniversidad Autónoma de Baja California, Facultad de Ciencias.
Carr. Ensenada-Tijuana 3917, Col. Playitas, Ensenada, B.C., México, 22860.
everardo.santiagoramirez,angel_fraga@uabc.edu.mx

^bUbilogix, S. de R.L. de C.V.
Álvaro Obregón Núm. 110-4, Ensenada, Baja California, C. P. 22800.
everardo@ubilogix.com

^cUniversidad Autónoma de Baja California, Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño.
Carr. Ensenada-Tijuana 3917, Col. Playitas, Ensenada, B.C., México, 22860.
sinfante@uabc.edu.mx

2013 Published by *DI²U_{100ci}* @ <http://www2.uaz.edu.mx/web/www/publicaciones>
Selection and peer-review under responsibility of the Organizing Committee of the CCOMP-2013, www.cicomp.org

Resumen

Este artículo presenta un algoritmo biométrico para reconocer personas en base a la información contenida en la palma de la mano usando la técnica de correlación. Cada imagen de entrenamiento se segmenta en cuatro regiones iguales y donde cada una permanece en su posición original. Mediante el promediado de estas regiones se construye un filtro de correlación para cada persona, la cual se almacena en una base de datos. Dada una imagen de la palma de la mano a reconocer, ésta se correlaciona con cada uno de los filtros de correlación. Si se encuentra alguna coincidencia, entonces se devuelve la identidad asociada a dicho filtro. El algoritmo propuesto fue evaluado con un conjunto de datos que contiene 500 clases diferentes de imágenes de la palma de la mano, alcanzando una tasa de identificación y detección igual a 98.48 %.

Palabras clave: Filtros de correlación, Reconocimiento biométrico, Imágenes palmares.

1. Introducción

El reconocimiento de la palma de la mano es una modalidad biométrica que usa la estructura física de la palma de la mano de una persona para

finde identificación [1]. La palma de la mano es la parte que va de la muñeca hasta el inicio de los dedos. Esta parte muestra protuberancias largas y estrechas conocidas como crestas, las cuales son separadas por espacios conocidos como valles. También presenta sur-

cos y arrugas. Este conjunto de características es único y permanente para cada persona, por lo que permite realizar una identificación de forma confiable.

Existen varios enfoques para el reconocimiento de la palma de la mano. Los más comunes se basan en la huella palmar, la cual se representa a través de la información de la impresión de surcos de fricción [2, 3]. En una imagen binaria de la huella palmar, los surcos de fricción (líneas negras) se producen por las crestas. Mientras que los espacios en blanco son causados por los valles y surcos. Wen-xin et al. [4] presentan un método basado en la extracción de características mediante la aplicación de la transformada de Fourier (TF) sobre las imágenes de la palma de la mano. Estas características se usan como índices para las plantillas en la base de datos, y también para determinar el grado de acoplamiento con una imagen a reconocer. El método fue evaluado con una base de datos de 500 clases, 12 imágenes de la palma de la mano por clase, alcanzando una exactitud de identificación de 92.50 %. Otro método basado en el dominio de las frecuencias, es el que presentan Imtiaz y Anowarul-Fattah [5]. La imagen se segmenta en varias bandas espaciales de pequeña anchura. El reconocimiento se realiza extrayendo las características espectrales dominantes de cada una de esas bandas usando la transformada de Coseno discreto. Este método fue evaluado sobre dos bases de datos, obteniendo una exactitud de reconocimiento de 99.97 % y 99.92 %, respectivamente. En la referencia [6], los autores emplean filtros de correlación del tipo OTSDF, donde la estrategia consiste en diseñar el filtro con subregiones de imágenes de entrenamiento. La estrategia logró una exactitud de reconocimiento de 99.94 % en el mejor de los casos. En [7], el autor presenta una estrategia basada en la combinación de imágenes multispectrales, y se emplean los algoritmos de análisis de componente principales y análisis lineal discriminante para realizar el reconocimiento. Dicho algoritmo alcanzó tasas de reconocimiento que van del 98.20 % al 99.57 %.

Los enfoques previamente mencionados se basan en imágenes de la huella palmar, por lo que necesitan de una buena estrategia de extracción de características para obtener desempeños aceptables. Sin embargo, no aprovechan de manera conjunta la información proporcionada por las crestas, valles, arrugas y la textura de la superficie de la palma de la mano. De ahora en adelante, se referirá a la imagen de la palma de la mano como imagen palmar. La propuesta presentada en este trabajo se basa en la premisa de que el uso en conjunto de toda la información contenida en la imagen palmar, proporcionará a los algoritmos mayor robustez para dis-

criminar una clase auténtica de clases impostoras, aún y cuando las crestas no sean distinguibles completamente. Este artículo presenta un algoritmo basado en filtros de correlación. Cada imagen palmar de entrenamiento se segmenta en cuatro regiones, donde cada región permanece en su posición original. Mediante el promediado de estas regiones se construye un filtro de correlación para cada persona. A la señal promedio se le aplica la TF. Luego un factor de no linealidad, la Ley-k, como se describe en [8]. Por último, el filtro se almacena en una base de datos. Una imagen palmar de prueba se compara con la base de datos, y en caso de que se encuentre alguna coincidencia se devuelve la identidad asociado a dicho filtro. El resto de este artículo está organizado de la siguiente manera. En la Sección 2 se presentan conceptos básicos del filtrado de retina y del proceso de correlación. El algoritmo propuesto se presenta en la Sección 3. Mientras que en la Sección 4 se presentan los resultados experimentales, así como la discusión de los mismos. Finalmente, en la Sección 5 se presenta la conclusión de este trabajo.

2. Conceptos básicos

Una ventaja de los filtros de correlación es que pueden ser entrenados con muestras que representan las distorsiones que se espera presente el objeto objetivo. Sin embargo, una de las distorsiones más difíciles de representar es la causada por los cambios en iluminación, pues esta es muy variable y difícil de predecir. Varios trabajos de investigación han abordado este problema cuyo reto principal es mejorar la imagen sin pérdida de detalles.

En esta sección se describe brevemente el filtrado de retina para la mejora de imágenes con variaciones en iluminación. También se describe brevemente el proceso de filtrado de correlación.

2.1. Filtrado de retina

Se implementó el filtrado de retina descrito en [9] con el fin de lidiar con problemas de iluminación tanto en las imágenes de entrenamiento como en las imágenes de prueba sin perder detalles de las crestas.

El filtrado de retina imita el funcionamiento de la retina humana mediante la combinación de dos funciones no lineales adaptativas. Sea $I(x, y)$ una imagen palmar normalizada. La primera función no lineal es un filtro pasa bajas dado por

$$F_1(x, y) = I(x, y) \otimes G_1(x, y) + \frac{\bar{I}_{en}}{0.1} \quad (1)$$

donde $F_1(x, y)$ es el factor de adaptación, \otimes denota la operación de convolución, \bar{I}_{en} es la media de la imagen de entrada y $G_1(x, y)$ es un filtro pasa bajo Gaussiano:

$$G_1(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} \exp\left(\frac{-x_2 + y_2}{2\sigma_1^2}\right) \quad (2)$$

Después, $I(x, y)$ es procesada de acuerdo al factor de adaptación $F_1(x, y)$:

$$I_{la1}(x, y) = \text{máx}(I(x, y)) + F_1(x, y) \frac{I(x, y)}{I(x, y) + F_1(x, y)} \quad (3)$$

donde $\text{máx}(I(x, y)) + F_1(x, y)$ es el factor de normalización. $\text{máx}(I(x, y))$ es el valor máximo de intensidad en la imagen de entrada.

La segunda función no lineal trabaja de forma similar. La imagen adaptada a la luz está dada por:

$$I_{la2}(x, y) = \text{máx}(I_{la1}(x, y)) + F_2(x, y) \frac{I_{la1}(x, y)}{I_{la1}(x, y) + F_2(x, y)} \quad (4)$$

con

$$F_2(x, y) = I_{la1}(x, y) \otimes G_2(x, y) + \frac{\bar{I}_{la1}}{0.1} \quad (5)$$

y

$$G_2(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_2^2} \exp\left(\frac{-x_2 + y_2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (6)$$

La constante 0.1 en las ecuaciones (1) y (5) difieren del trabajo original. El valor se determinó experimentalmente, ya que fue el valor que mejor recuperó la información de los bordes en la imagen.

2.2. Filtrado por correlación

El reconocimiento de patrones por correlación está basado en la selección o creación de una señal de referencia $h(x, y)$, denominado filtro de correlación, para luego determinar el grado de similitud entre el filtro y la señal de prueba $s(x, y)$ [10].

La aplicación de un filtro de correlación a una imagen de prueba produce un plano de correlación $g(x, y)$, al aplicar las siguientes operaciones:

$$g(x, y) = s(x, y) \otimes h(x, y) = F^{-1} \{S(k, l)H^*(k, l)\} \quad (7)$$

donde $S(k, l)$ y $H(k, l)$, corresponden a las transformadas de Fourier de $s(x, y)$ y $h(x, y)$, $*$ y F^{-1} son el complejo conjugado y la transformada inversa de Fourier. Si son similares, $g(x, y)$ mostrará un pico agudo y alto. En caso contrario, el pico será muy pequeño o simplemente no se producirá.

Existen varios tipos de filtros de correlación a los cuales se les puede incorporar invariencias como desplazamiento, tolerancia a ruido y a ligeras variaciones

en iluminación, rotación, pose y escala. El filtro de correlación más simple es el filtro de acoplamiento [11], el cual está dado por:

$$H^*(k, l) = F \{f(x, y)\} \quad (8)$$

donde $f(x, y)$ es la imagen de referencia. El filtro de acoplamiento es robusto para reconocer imágenes afectadas por ruido blanco aditivo. Sin embargo, es muy sensible a distorsiones causadas por la iluminación.

En la literatura han surgido varios enfoques de filtros de correlación que buscan una mayor robustez a alguna distorsión en específico y/o producir un pico alto y agudo.

3. Algoritmo de reconocimiento biométrico de la palma de la mano

El algoritmo propuesto consta de dos etapas principales. La primera consiste en el registro de la plantilla biométrica del usuario en la galería. Considerando el argot biométrico, las plantillas biométricas corresponden a los filtros correlación. Al conjunto de todas las plantillas se le denomina galería. Esta primera etapa se realiza solo en el registro del usuario o cuando se desea realizar una actualización de las plantillas biométricas. La segunda etapa consiste en el reconocimiento de alguna imagen palmar.

La primera etapa supone que las imágenes palmares fueron detectadas y extraídas previamente. Cada plantilla biométrica se construye con el siguiente algoritmo:

Algoritmo 1. Construcción de plantilla biométrica.

Entradas: Conjunto de imágenes palmares de la misma clase $p_1(x, y), p_2(x, y), \dots, p_n(x, y)$.

Salida: Plantilla biométrica $H^k(k, l)$ almacenado en la galería G .

1. Inicializar $h(x, y)$.
2. Para $i = 1$ hasta n .
3. $p'_i(x, y) \rightarrow$ Aplicar filtrado de retina a $p_i(x, y)$ como se describió en la subsección 2.1.
4. $s_j(x, y) \rightarrow$ Segmentar $p'_i(x, y)$.
5. Sumar a $h(x, y)$ cada segmento $s_j(x, y)$.
6. Promediar $\bar{h}(x, y) = \frac{1}{n}h(x, y)$.
7. Aplicar la TF $H(k, l) = F \{\bar{h}(x, y)\}$.
8. Aplicar la no linealidad $H^k(k, l) = |H(k, l)|^k \exp(-i * \phi_{H(k, l)})$.
9. Almacenamos $H^k(k, l)$ en G .

La palma de la mano es un objeto no rígido, sujeto a variaciones en forma. Con la segmentación de la imagen se obtiene un conjunto de clasificadores débiles. De esta forma, es posible reconocer una imagen que presenta ligeros cambios de forma, ya que se espera que las regiones no deformadas se acoplen con su correspondiente clasificador débil. Por otra parte, el promediado enfatiza aquellas características comunes entre los clasificadores débiles.

Una imagen palmar puede ser identificada mediante el siguiente algoritmo:

Algoritmo 2. Identificación de la palma de la mano.

Entradas:

- Imagen palmar a identificar $p_r(x, y)$.
- Umbral de reconocimiento r_{th} .

Salida: Id o “Desconocido”.

1. Se inicializa vector de puntuaciones v_p .
2. Aplicamos el filtrado de retina a p_r .
3. Aplicamos la TF a la imagen de prueba $p_r(x, y)$, tal que $P_R(k, l) = F \{p_r(x, y)\}$.
4. Aplicamos el factor de no linealidad: $P_R^k(k, l) = |P_R(k, l)|^k \exp(-i * \phi_{P_R(k, l)})$.
5. Para cada $H_i^k(k, l) \in G$.
6. $g(x, y) = F^{-1} \{P_R^k(k, l)H_i^{k*}(k, l)\}$.
7. Se examina $g(x, y)$ en busca de un pico: $pico = \max\{g(x, y)\}$.
8. Se calcula agudeza del pico: $pico_{psr} = PSR(g(x, y))$.
9. Si $pico_{psr} > r_{th}$:
10. Se agrega $pico_{psr}$ a v_p .
11. Si v_p no está vacío entonces $Id \in \max\{v_p\}$.
12. En caso contrario, se devuelve “Desconocido”.

La imagen de prueba se compara con cada una de las plantillas biométricas. Aquellas comparaciones que producen un $pico_{psr}$ mayor o igual que el umbral de reconocimiento r_{th} se agregan a un vector de puntuaciones v_p . Al final, la identidad del individuo corresponde a la plantilla cuyo valor del $pico_{psr}$ es el más alto en v_p .

El valor PSR [10] representa la agudeza del pico de correlación. Este valor indica a cuántas desviaciones estándar sobre la media está dicho pico:

$$pico_{psr} = \frac{pico - \mu_{r(x,y)}}{\sigma_{r(x,y)}} \quad (9)$$

donde $\mu_{r(x,y)}$, $\sigma_{r(x,y)}$ son la media y la desviación estándar de la región $r(x, y)$ en la salida de correlación $g(x, y)$ pero excluyendo la región del pico.

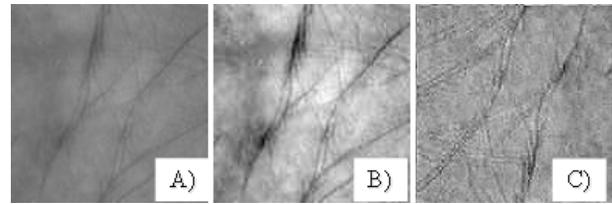


Figura 1. A) Imagen original, B) imagen con iluminación mejorada mediante el filtrado de retina y C) Plantilla biométrica sintetizada.

4. Resultados experimentales

El algoritmo propuesto fue evaluado usando la base de datos de imágenes palmares espectrales de la Hong Kong Polytechnic University (PolyU) [12]. Este conjunto de datos fue recolectado de 250 personas. A cada una se le recolectó 12 imágenes de cada mano, considerando cada mano como una clase, se obtuvieron un total de 500 clases diferentes. Solo se emplearon las imágenes en los espectros rojo (R: Red), verde (G: Green) y azul (B: Blue) para construir imágenes RGB manteniendo la dimensión original de píxeles. Cada imagen RGB construida se transformó a escala de grises.

La galería G para la tarea de identificación fue creada usando el Algoritmo 1. Para cada plantilla biométrica se usaron cuatro imágenes diferentes de la misma clase. A cada imagen se le aplicó el filtrado de retina configurando las ecuaciones (2) y (6) con $\sigma_1 = 0.5$ y $\sigma_2 = 1$, respectivamente. En la Figura 1A) se muestra una imagen que contiene valores de intensidad bajos. Esto dificulta aprovechar las diferentes características de la palma de la mano. En la Figura 1B) se muestra la misma imagen cuya iluminación mejoró sin mucha pérdida de características mediante el filtrado de retina. Luego, cada imagen fue segmentada en cuatro partes iguales. Finalmente, al filtro de correlación (sintetizado y mostrado en la Figura 1C)) resultante del promediado de las señales se le aplicó la TF y la no linealidad con un factor $k = 0.5$.

Mediante el uso de un valor PSR umbral $r_{th} = 10$ se puede realizar una perfecta discriminación entre las dos clases. De esta manera, las imágenes de prueba que corresponden a la misma clase que la plantilla biométrica producen valores PSR mayores o iguales que r_{th} (Línea segmentada roja). Mientras que las imágenes de las clases falsas producen valores PSR menores que r_{th} (Líneas continuas verdes).

En un primer experimento se correlacionaron, mediante el Algoritmo 2, 6000 imágenes palmares de prueba con la plantilla biométrica de la clase 1. Las Figuras 3 y 4 presentan los resultados de las clases 200 y 500, respectivamente. Como se puede observar en dichas figuras (al igual que en la Figura 2), las primeras dos

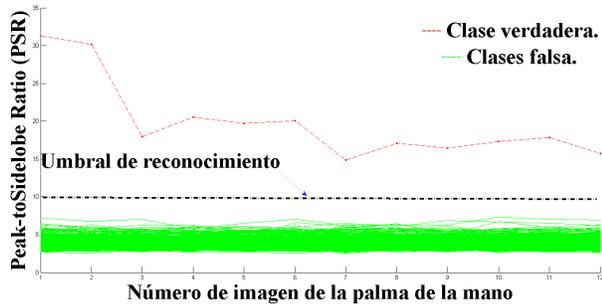


Figura 2. Resultado en valores *PSR* de la correlación de la plantilla biométrica de la clase 1 con el conjunto de prueba.

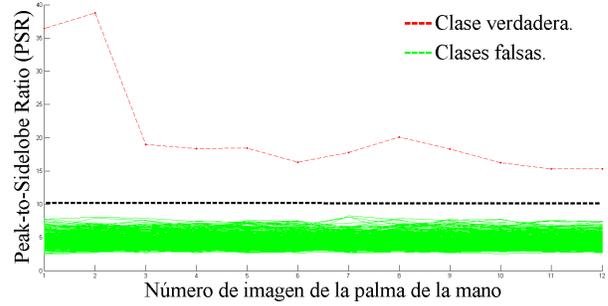


Figura 4. Resultado en valores *PSR* de la correlación de la plantilla biométrica de la clase 500 con el conjunto de prueba.

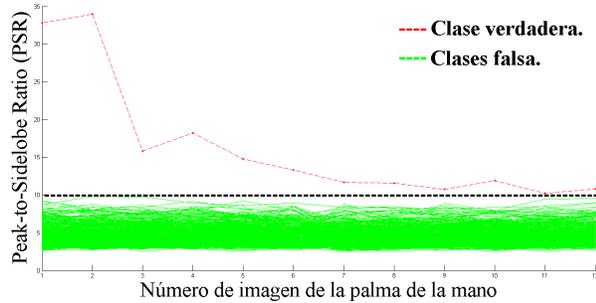


Figura 3. Resultado en valores *PSR* la plantilla biométrica de la clase 200 con el conjunto de prueba.

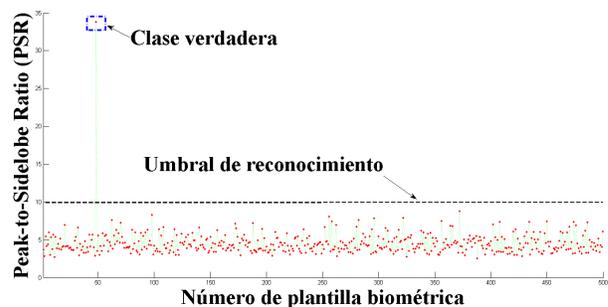


Figura 5. Resultado en valores *PSR* de la correlación de una imagen de la palma de la mano perteneciente a la clase 50 con la galería *G*.

imágenes de la palma de la mano producen valores *PSR* altos debido a que forman parte de la plantilla biométrica. Para el resto de las imágenes, su valor *PSR* es menor pero sigue siendo mayor o igual que r_{th} .

En el segundo experimento se hizo una evaluación intensiva usando la métrica conocida como Tasa de Identificación y Detección (TID) del protocolo de evaluación FERET [13]:

$$TID(r_{th}, 1) = \frac{|p_j(x, y) : rank\{p_j(x, y)\} = \Upsilon picop_{sr} \geq r_{th}|}{|P_G|} \quad (10)$$

donde $p_j(x, y)$ es la imagen de prueba, $rank$ corresponde al paso 11 del Algoritmo 1 y P_G que es el conjunto de prueba que contiene imágenes palmares de personas registradas en la galería *G*. Una imagen de prueba es detectada e identificada cuando se identifica correctamente y su valor $picop_{sr}$ es mayor o igual que el umbral de reconocimiento r_{th} .

El conjunto P_G contiene 500 clases \times 12 imágenes/clase = 6000 imágenes palmares a identificar. Cada imagen fue correlacionada con 500 plantillas biométricas almacenadas en la galería. La Figura 5 muestra el resultado de correlacionar una imagen de prueba (de la misma clase que la plantilla biométrica en el registro 50) con la galería. Como se puede observar, se produce un valor *PSR* mayor que el del resto con la plantilla en el registro 50. Esto indica que la plantilla biométrica contiene la suficiente información para reconocer correctamente

imágenes de su misma clase.

El algoritmo propuesto es capaz de identificar y detectar correctamente una imagen palmar en el 98.48 % de las veces.

5. Conclusiones

Se ha propuesto un algoritmo para el reconocimiento biométrico de la palma de la mano mediante filtros de correlación. Se concluye lo siguiente: a) Se puede identificar a una persona, empleando únicamente cuatro imágenes palmares en el diseño del filtro, b) La segmentación de las imágenes de entrenamiento y el promediado de dichos segmentos, proporciona mayor robustez al algoritmo frente superficies de la palma de la mano deformadas, c) A base de experimentos se determinó que el factor de no linealidad $k=0.5$ hace que el algoritmo discrimine mejor la clase verdadera de las clases falsas, y d) Las imágenes con variaciones en iluminación mejoran manteniendo la información de bordes aplicando el filtrado de retina.

Como trabajo futuro se propone el desarrollo de un algoritmo que mediante una imagen obtenida de una cámara, detecte y extraiga la región palmar para la creación de una plantilla biométrica o realizar el reconocimiento en tiempo real.

Agradecimientos

Este trabajo fue parcialmente apoyado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) mediante la beca escolar No. 344833/239152 para el primer autor.

Referencias

- [1] Subcommittee on Biometrics and Identity Management, "Biometrics glossary," National Science and Technology Council (NSTC), Technical report, September 2006.
- [2] Subcommittee on Biometrics and Identity Management, "Palm print recognition," National Science and Technology Council (NSTC), Technical report, August 2006.
- [3] D. Zhang, W. Zuo and F. Yue, "A Comparative Study of Palmprint Recognition Algorithms," *ACM Comput. Surv.*, Vol. 44(1), pp. 2:1-2:37, January 2012.
- [4] L. Wen-Xin, D. Zhang and X. Zhuo-qun, "Palmprint Recognition Based on Fourier Transform," *Journal of Software*, Vol. 13-5, pp. 879-886, January 2002.
- [5] H. Imtiaz and S. Fattah, "A DCT-based feature extraction algorithm for palm-print recognition," *IEEE International Conference on Communication Control and Computing Technologies*, pp. 657-660, October 2010.
- [6] A. Kong, D. Zhang and M. Kamel, "A survey of palmprint recognition," *Pattern Recognition*, Vol. 42(7), pp. 1408 - 1418, July 2009.
- [7] J. Cui, "Multispectral fusion for palmprint recognition," *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, Vol. 124(17), pp. 3067 - 3071, September 2013.
- [8] B. Javidi, W. Wang and G. Zhang, "Composite Fourier-plane nonlinear filter for distortion-invariant pattern recognition," *Optical Engineering*, Vol. 36, pp. 2690-2696, May 1997.
- [9] N.-S. Vu and A. Caplier, "Illumination-robust face recognition using retina modeling," *IEEE international conference on Image processing*, pp. 3253-3256, November 2009.
- [10] B. V. K. Vijaya-Kumar, A. Mahalanobis and R. Juday, *Correlation pattern recognition*. Pennsylvania: Cambridge University Press, 2005, p. 130-147.
- [11] A. VanderLugt, "Signal detection by complex spatial filtering," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 10, p.p. 139-145, April 1964.
- [12] D. Zhang, G. Zhenhua, L. Guangming, Z. Lei and Z. Wang-meng, "An Online System of Multi-spectral Palmprint Verification," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 59, pp. 480-490, February 2010.
- [13] P.-J. Phillips, P. Grother and R. Micheals, *Evaluation methods in face recognition*, New York: Springer, 2005, p. 329-348.