



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 formas de
representación de las huellas dactilares**

MSc. Miguel Angel Medina Pérez,
MSc. Yenny Villuendas Rey,
Lic. Andrés Gutiérrez Rodríguez,
MSc. Milton García Borroto,
Dr. C. José Ruiz Shulcloper

RT_016

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 formas de
representación de las huellas dactilares**

MSc. Miguel Angel Medina Pérez,
MSc. Yenny Villuendas Rey,
Lic. Andrés Gutiérrez Rodríguez,
MSc. Milton García Borroto,
Dr. C. José Ruiz Shulcloper

RT_016

Diciembre 2009



Índice

1	Introducción	2
2	Formas de representación de las huellas	3
2.1	Basadas en características globales	7
2.1.1	Basadas en imágenes direccionales	7
2.1.1.1	Basadas en partición de imágenes direccionales	9
2.1.1.2	Basadas en espacios KL	10
2.1.2	Puntos focales.	11
2.1.3	Basadas en el flujo de líneas de crestas.	12
2.1.4	Basadas en respuestas de filtros Gabor.	13
2.1.4.1	FingerCode	13
2.1.4.2	Mapa de rasgos de crestas.....	15
2.2	Basados en características locales	16
2.2.1	Minucias	16
2.2.2	Basadas en descriptores de minucias	17
2.2.2.1	Descriptores en términos de las crestas	18
2.2.2.2	Descriptores en términos de imágenes direccionales.....	20
2.2.2.3	Descriptores en términos de relaciones con otras minucias	20
2.3	Basadas en micro características	21
3	Conclusiones	22
	Referencias bibliográficas.....	22

Estado del arte de formas de representación de las huellas dactilares

MSc. Miguel Ángel Medina Pérez, MSc. Yenny Villuendas Rey, Lic. Andrés Gutiérrez Rodríguez,
MSc. Milton García Borroto, Dr. C. José Ruiz Shulcloper

Laboratorio Provincial de Criminalística de Ciego de Ávila, Carretera a Morón km 1, Ciego de Ávila, Cuba
migue@bioplantas.cu

RT_016 CENATAV

Fecha del camera ready: 25 de septiembre de 2009

Resumen: En este trabajo resumimos las principales formas de representación de las huellas. De cada forma de representación presentamos una caracterización, algunas de sus ventajas y desventajas, y citamos varios artículos con algoritmos para su cálculo. Además presentamos una taxonomía de las diferentes formas de representación y finalmente ofrecemos conclusiones de importancia para la elaboración de sistemas de reconocimiento de huellas.

Palabras clave: huellas dactilares, representación de huellas, extracción de rasgos

Abstract: In this work, we summarize the main fingerprint representations. For each fingerprint representation, we present a characterization, some advantages and disadvantages, and we make reference to several papers that contains algorithms to compute each representation. We also present taxonomy for the fingerprint representations and finally we offer important conclusions for building fingerprint recognition systems.

Keyword: Fingerprints, Fingerprints Representation, Feature Extraction

1 Introducción

Las *huellas dactilares* son las marcas producidas por el contacto de los dedos con determinadas superficies. Estas marcas reflejan los diferentes *dibujos papilares* formados por las *crestas* y *surcos papilares* (ver Fig. 1). Los dibujos papilares tienen la característica de que se forman en el sexto mes de vida intrauterina del ser humano y no desaparecen hasta tiempo después de la muerte de la persona (perennes); no existen dos personas con dedos de iguales dibujos papilares (diversos); no se modifican de manera natural durante la vida de una persona (inmutables). Estas características hacen de las huellas una característica importante en la identificación de personas. Aunque los especialistas en criminalística suelen diferenciar con el nombre de *impresiones* aquellas huellas que son formadas de manera voluntaria sobre el papel y de las cuales se conoce su identidad, en este trabajo se usará el término huella en el contexto más general.



Fig. 1. Clases generales de huellas

Debido a la complejidad y la cantidad de huellas que existen, el hombre se ha dado a la tarea de crear sistemas informáticos que permitan la identificación de estas de manera automática. El componente más importante en estos sistemas es el algoritmo de *cotejo de huellas*. El *cotejo de huellas* (o simplemente *cotejo*) es la acción de comparar dos huellas y devolver un valor de similaridad [1]. En la literatura especializada se ha mostrado que los algoritmos de cotejo de mejores resultados no son aquellos que comparan las huellas directamente [1] sino los que comparan otras *formas de representación* de dichas huellas.

Son muchas las formas de representación propuestas en la literatura, cada una trata de captar de la mejor manera posible algunas características particulares de las huellas y no hay un consenso general sobre cuál es la mejor forma de representación. De aquí que el objetivo principal de este trabajo sea analizar el estado del arte de las diferentes formas de representación de las huellas.

En este reporte se hace un estudio de las diferentes formas de representación de las huellas en el que se explica de manera general en qué consisten; se señalan sus principales ventajas y desventajas; se presentan trabajos recientes con nuevas propuestas de algoritmos para calcular las formas de representación. Al respecto algo que constituye una novedad en este trabajo es que se presenta una taxonomía de las diferentes formas de representación mucho más abarcadora que las presentes en la literatura consultada. Finalmente se ofrecen las conclusiones a las que se arribaron durante la confección de este trabajo.

2 Formas de representación de las huellas

El problema de la representación de las huellas consiste en determinar el espacio de rasgos en el cual las imágenes pertenecientes a un mismo dedo forman un grupo compacto y aquellas que pertenecen a diferentes dedos ocupan una porción diferente del espacio (baja variación intraclase y alta variación interclases) [1].

En esta sección se caracterizan un grupo de formas de representación de las huellas que aunque no abarcan todos los esquemas propuestos en la literatura, sí incluye los que consideramos son los más citados.

En la Fig. 2 se muestra la organización jerárquica de las formas de representación que se describen en esta sección.

En la Tabla 1 se muestra un subconjunto de los artículos a los que se hace referencia en este trabajo donde se usa alguna(s) forma(s) de representación de las huellas. En la tabla también se muestra si la forma de representación fue usada para la clasificación de una de las cinco clases generales que se muestran en la Fig. 1, o si fueron usada para el cotejo de huellas.

Tanto la Fig. 2 como la Tabla 1 brindan información importante a la que puede referirse el lector para el análisis de las diferentes formas de representación.

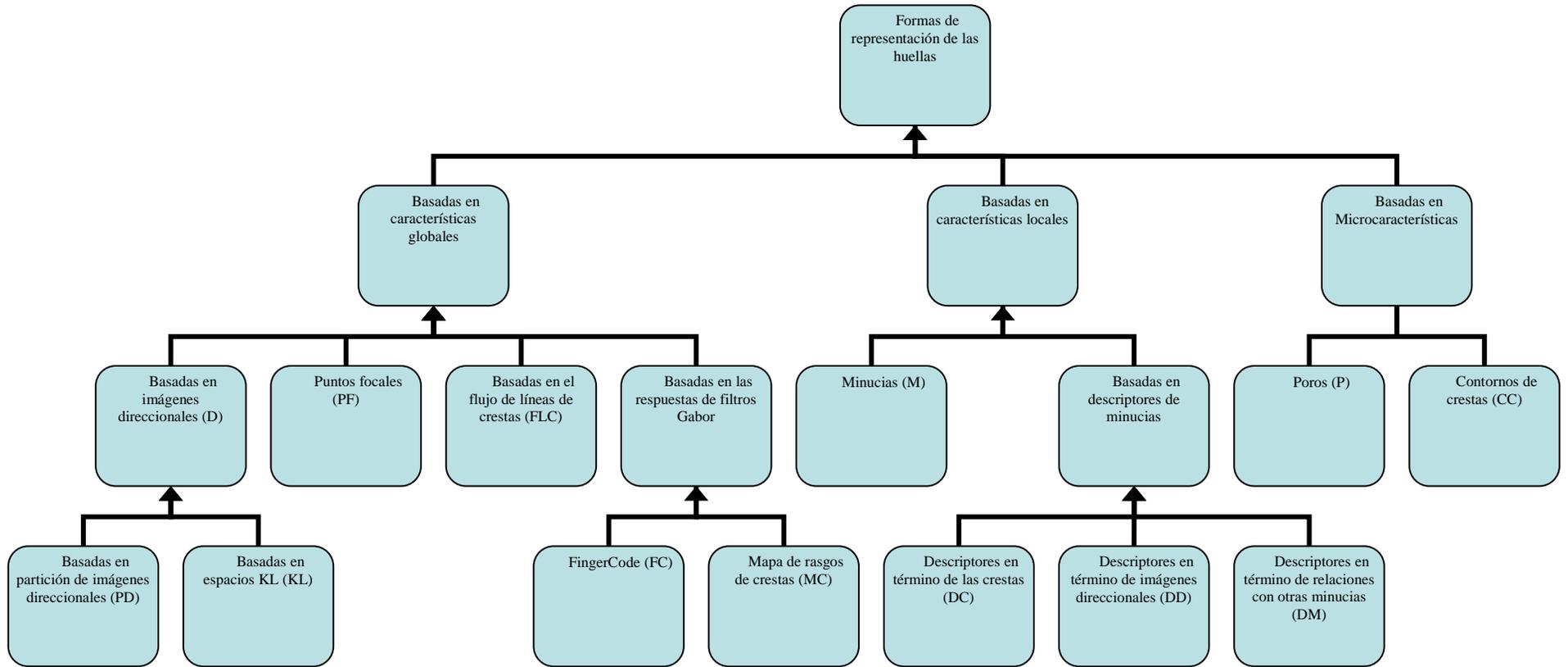


Fig. 2. Organización jerárquica de las formas de representación de las huellas. Las siglas que se especifican son de utilidad para que el lector correlacione la información mostrada en la Tabla 1 con la de esta jerarquía.

Referencia	Formas de Representación												
	D	PD	KL	PF	FLC	FC	MC	DC	DD	DM	M	P	CC
Maio y Maltoni (1996) [2]		G											
Jain et al. (1997) [3]								C					
Cappelli et al. (1999) [4]		G											
Cappelli et al. (1999) [5]			G										
Hong y Jain (1999) [6]				G	G								
Luo et al. (2000) [7]								C					
Ratha et al. (2000) [8]										C			
Prabhakar y Jain (2001) [9]						C					C		
Senior (2001) [10]					G								
Marcialis et al. (2003) [11]		G				G							
Ross et al. (2003) [12]							C				C		
Tico y Kuosmanen (2003) [13]									C				
Cheng et al. (2004) [14]	C							C			C		
Qi et al. (2005) [15]	C								C				
Xie et al. (2005) [16]					C								
Marana y Jain (2005) [17]					C						C		
Marcialis y Roli (2005) [18]						C					C		
Gu et al. (2006) [19]	C										C		
Singh et al. (2006) [20]					C	C					C		
Jain et al. (2006) [21]												C	C
Ji y Yi (2007) [22]	G												
Wang et al. (2007) [23]								C	C				
Zhang et al. (2007) [24]								C	C				
Li et al. (2008) [25]	G			G									
Feng (2008) [26]									C	C			

Tabla 1. Un resumen del uso de las formas de representación de las huellas. G: Clasificación de clases generales de huellas; C: Cotejo de huellas; las siglas utilizadas para las formas de representación son definidas en la Fig. 2.

2.1 Basadas en características globales

Las formas de representación basadas en características globales tratan de extraer información que describa los patrones generales de los dibujos papilares, es por esto que estas formas de representación son usadas generalmente por clasificadores de patrones globales; aunque en ocasiones son usadas también por clasificadores para el reconocimiento de las huellas, fundamentalmente combinadas con representaciones basadas en características locales.

2.1.1 Basadas en imágenes direccionales

Una imagen direccional \mathbf{D} , también conocida como imagen de orientación, se define como una imagen $n \times m$, donde $\mathbf{D}[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$ representa la dirección local de crestas en el píxel $[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$. La dirección local de crestas en $[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$ es el ángulo $\theta_{\mathbf{x}, \mathbf{y}}$ de las crestas que atraviesan una pequeña vecindad centrada en $[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$ con respecto al eje horizontal.

La dirección local de crestas es usualmente especificada para una región o bloque en lugar de para cada píxel; la imagen es dividida en un conjunto de $w \times w$ bloques disjuntos y una dirección local de crestas es definida por cada bloque (esto reduce costos computacionales y permite además hacer estimados a partir de interpolación). Cada elemento $\theta_{i,j}$, correspondiente al bloque $\mathbf{D}[\mathbf{i}, \mathbf{j}]$, denota el promedio de las direcciones de las crestas en una vecindad del píxel $[\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_j]$ (ver Fig. 3). Como las crestas son consideradas sin orientación, $\theta_{i,j}$ es un ángulo sin orientación definido en $[0^\circ, 180^\circ)$. Una magnitud adicional $r_{i,j}$ es usualmente asociada a cada elemento $\mathbf{D}[\mathbf{i}, \mathbf{j}]$ para denotar la confiabilidad o consistencia de la dirección $\theta_{i,j}$. El valor de $r_{i,j}$ es usualmente bajo para regiones ruidosas y seriamente afectadas, y es elevado para regiones de gran calidad en las huellas.

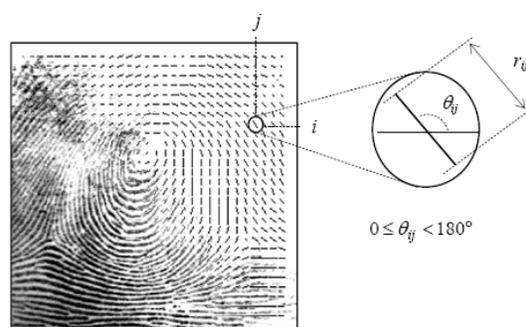


Fig. 3. Huella y parte de la imagen direccional correspondiente hallada a partir de una matriz con bloques de 17×17 píxeles. Cada elemento denota la dirección local de las crestas de la huella; la longitud del segmento es proporcional a su confiabilidad (imagen tomada de [1]).

Varias técnicas han sido propuestas para calcular las imágenes direccionales, vea [1] para una revisión más profunda.

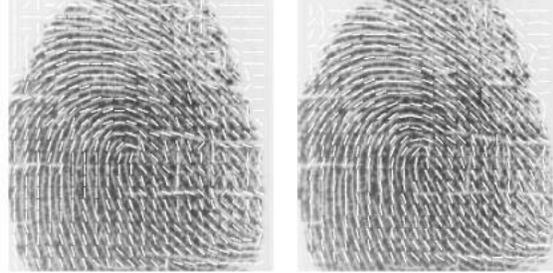


Fig. 4. Imagen direccional y la correspondiente imagen mejorada usando los algoritmos propuestos en [3] (tomadas de [3]).

La imagen direccional \mathbf{D} , calculada a partir de las huellas de escasa calidad puede contener varios elementos no confiables debido a pequeñas rayas o empastelamiento. En esta situación un paso de regularización o suavizamiento es muy útil en el mejoramiento de \mathbf{D} (por ejemplo, la aplicación de un filtro 3×3 promedio). Para esto cada elemento perteneciente a \mathbf{D} es codificado por el vector:

$$\mathbf{d}_{i,j} = [r_{i,j} \cdot \cos 2\theta_{i,j}, r_{i,j} \cdot \sin 2\theta_{i,j}],$$

donde $2\theta_{i,j}$ se usa en lugar de $\theta_{i,j}$ para contrarrestar el problema de la circularidad de los ángulos: la dirección promedio entre 5° y 175° no es 90° (como la media aritmética sugiere) sino 0° . Con esta codificación el promedio de ángulos en una ventana local de $w \times w$, se realiza a través del promedio de manera separada de las dos componentes x e y :

$$\bar{\mathbf{d}} = \left[\frac{1}{w^2} \cdot \sum_{[i,j] \in V} r_{i,j} \cdot \cos 2\theta_{i,j}, \frac{1}{w^2} \cdot \sum_{[i,j] \in V} r_{i,j} \cdot \sin 2\theta_{i,j} \right],$$

donde V es el conjunto de bloques en la vecindad. Vea un ejemplo del mejoramiento de la imagen direccional en la Fig. 4.

A modo de conclusión se puede decir que las imágenes direccionales resumen de manera eficaz la información contenida en los patrones globales de los dibujos papilares y pueden ser halladas de manera confiable a partir de imágenes ruidosas. Además, las direcciones locales en áreas dañadas pueden ser restauradas a través de procesos de interpolación. Por estas razones, muchos de los métodos de clasificación usan las imágenes direccionales; más aún, muchas otras formas de representación de las huellas se hallan a partir de estas imágenes.

No parece haber un consenso en la literatura sobre cuál es el mejor método para hallar las imágenes direccionales. Por esto en la actualidad se siguen dedicando esfuerzos en la creación algoritmos que permitan calcularlas mejor a partir de imágenes ruidosas [27-32].

Las formas de representación basadas en imágenes direccionales son numerosas pero consideramos que las más populares se dividen en dos grupos: *Basadas en partición de imágenes direccionales* y *Basadas en espacios KL*.

2.1.1.1 Basadas en partición de imágenes direccionales

Esta forma de representación fue propuesta por Maio y Maltoni en [2]. La idea básica consiste en dividir la imagen direccional en regiones homogéneas y a partir de esta partición construir un grafo relacional que resuma las características globales de las huellas (ver Fig. 5).

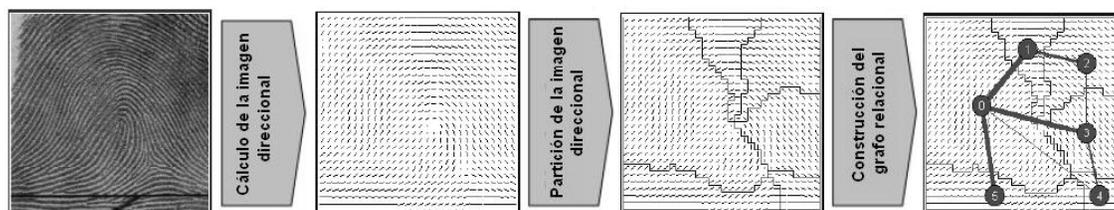


Fig. 5. Construcción del grafo relacional a través de la partición de una imagen direccional (imagen original tomada de [33]).

La partición de la imagen direccional se realiza a través del uso de un algoritmo de agrupamiento que trata de minimizar la varianza de las direcciones de los elementos dentro de las regiones. Para la construcción del grafo relacional se crea un nodo por cada región y un arco por cada par de regiones adyacentes. Los nodos y arcos son luego etiquetados para obtener una estructura que resume los rasgos topológicos de la huella y que es invariante a la rotación y al desplazamiento [33].

Lograr obtener particiones similares a partir de imágenes direccionales similares es un problema complejo. En tal dirección se han propuestos varios algoritmos y los mejores resultados son los reportados por Cappelli et al. en [4]. La idea básica de este algoritmo consiste en realizar una partición “guiada” de la imagen direccional con el objetivo de reducir drásticamente los grados de libertad durante el proceso de partición y consecuentemente conferir estabilidad a la solución. Para guiar el proceso de partición de la imagen direccional se usa un conjunto de máscaras dinámicas derivadas de las clases más generales de dibujos papilares. Durante el proceso de partición cada máscara es modificada para que se adapte mejor a la imagen direccional, de acuerdo a una función de costo y como resultado se obtiene un vector de costos que es usado posteriormente para la clasificación de patrones globales (Ver Fig. 6).

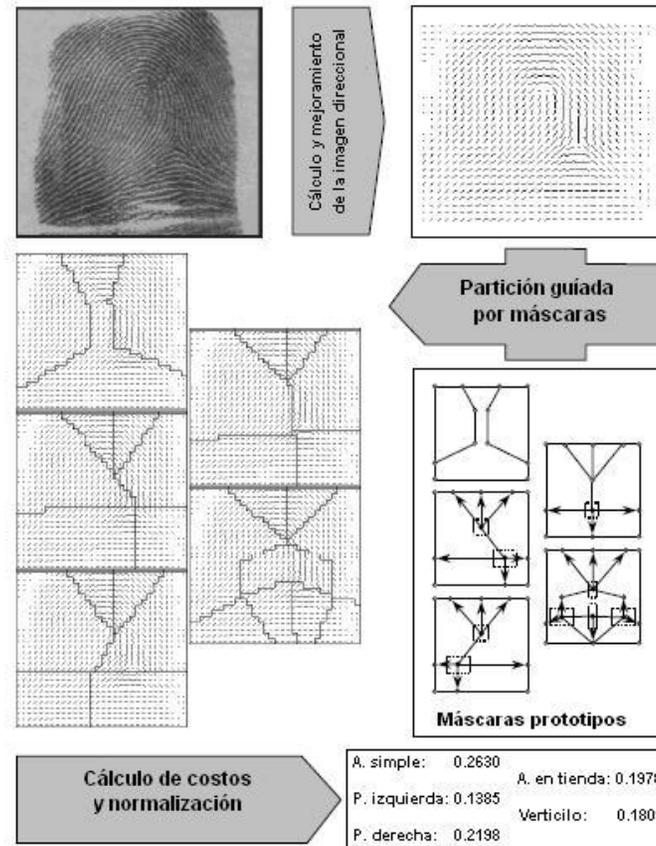


Fig. 6. Partición de una huella del tipo presilla a través del uso de las máscaras dinámicas (imagen original tomada de [4]).

2.1.1.2 Basadas en espacios KL

La transformada Karhunen-Loève (KL) [34], además de ser usada para la extracción de rasgos, puede ser empleada también para la clasificación de huellas según sus patrones globales. Cappelli, Maio y Maltoni en [5] introducen una generalización de la transformada KL llamada MKL (que fue planteada en un contexto aún más general en [35]) para la representación y clasificación de las huellas. La idea básica de esta estrategia consiste en encontrar, para cada clase, uno o más subespacios KL adecuados para representar la huella. Estos subespacios son creados de acuerdo a un criterio de optimización que trata de minimizar el error de reconstrucción medio por mínimos cuadrados sobre un conjunto de entrenamiento representativo. El número de subespacios por cada clase es fijado a priori de acuerdo a la “complejidad” de la clase; en particular, más subespacios son creados para clases más complejas (ejemplo: verticilos). Por ejemplo, en la Fig. 7, tres subespacios KL (S_1, S_2, S_3) han sido

calculados a partir de un conjunto de entrenamiento que contiene objetos de dos clases A y B : los subespacios S_1 y S_2 fueron obtenidos a partir de los objetos en A , y S_3 fue obtenido de los que están en B . Dado un nuevo vector x , las distancias a los tres subespacios (d_1, d_2 y d_3) contiene información valiosa para su clasificación.

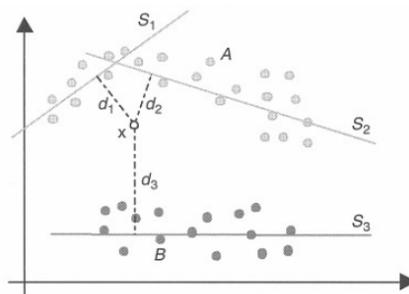


Fig. 7. Un ejemplo bidimensional de la transformada MKL [35], donde dos subespacios (S_1 y S_2) y un subespacio (S_3) son usados para representar las clases A y B , respectivamente (imagen tomada de [36]).

Esta forma de representación requiere de la determinación del núcleo de la huella, de aquí que una incorrecta localización de dicho punto focal afecte la información extraída.

2.1.2 Puntos focales

Dentro del área del dibujo se encuentran los puntos focales, los cuales se utilizan para clasificar las huellas. Estos puntos se llaman el delta y el núcleo.

El delta es el sitio en la primera bifurcación, cresta abrupta, empalme de dos crestas, punto, fragmento o, en una cresta, cualquier sitio que esté más cerca del centro de divergencia de dos crestas limitantes, situado en su punto de divergencia o inmediatamente delante del mismo.

El núcleo, tal como lo indica su nombre, es el centro aproximado de la huella dactilar. Este se sitúa sobre la cresta del lazo más interno, o dentro de dicho lazo.

Los especialistas de dactilografía siguen un conjunto de reglas para la localización exacta de los puntos focales. Para estos especialistas es de vital importancia la precisión en la localización de los puntos focales porque a partir de ellos realizan tareas como el conteo de crestas el cual se puede alterar si no se tiene la información exacta sobre los puntos. Los algoritmos propuestos en la literatura para calcular los puntos focales de manera automática no obtienen la localización exacta de estos puntos sino una aproximación (Ver Fig. 8).

Existen un gran número de métodos para hallar los puntos focales y la mayoría trabaja sobre las imágenes direccionales. En [1] se propone la clasificación de estos en las siguientes estrategias:

1. Métodos basados en el índice de Poincaré.
2. Métodos basados en características locales de las imágenes direccionales.
3. Métodos basados en particiones.
4. Otros.

Los métodos basados en el índice de Poincaré son los más comunes en la literatura y varias también son las propuestas para hallar este índice.

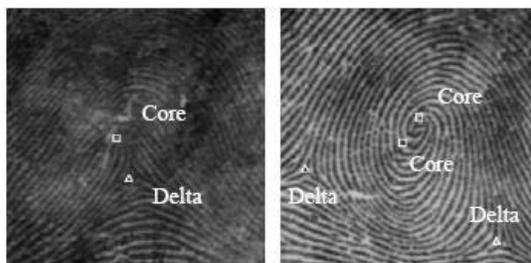


Fig. 8. Detección de puntos focales usando el algoritmo propuesto en [6] (imagen tomada de [6]).

Hallar los puntos focales es una tarea compleja, especialmente si la huella es de pobre calidad. Otro problema de esta representación es que, mientras los puntos focales pueden ser útiles para describir impresiones rodadas; estos no son adecuados para la representación de impresiones planas, debido a que el delta frecuentemente no aparece en este tipo de imágenes. A esto súmele que en los sistemas de identificación es común el uso de huellas parciales y estas no siempre contienen todos los puntos focales. A pesar de los problemas antes mencionados, esta forma de representación de las huellas, cuando puede ser hallada de manera eficaz, permite clasificar de manera simple los dibujos tomando en cuenta el número y la posición de los puntos focales.

El cálculo de los puntos focales sigue siendo un tema abordado en trabajos recientes a través de diversas perspectivas, consulte [37-40] para más información.

2.1.3 Basadas en el flujo de líneas de crestas

El flujo de líneas de crestas es usualmente representado como un conjunto de curvas que corren paralelas a las líneas de crestas; estas curvas no necesariamente coinciden con las crestas y surcos de las huellas, pero exhiben la misma orientación local [1].

Las líneas de crestas son usualmente extraídas directamente de la imagen direccional, o binarizando la huella original y aplicando una operación de afinamiento. Candela et al. en [41] trazan el flujo de líneas de crestas a través del dibujo de curvas con orientaciones locales extraídas a partir de la imagen direccional. Jain et al. en [3] primero aplican dos máscaras de convolución sobre la huella para acentuar los valores máximos de intensidades de niveles de gris a lo largo de la dirección de la normal asociada a la dirección local de la cresta. Luego determinan qué píxeles pertenecen a una cresta en dependencia de que los respectivos valores de intensidades de niveles de grises en ambas imágenes convolucionadas superen un umbral determinado. Por último, aplican un algoritmo de afinamiento para obtener el flujo de líneas de cresta. En la Fig. 9 se muestra el resultado de aplicar el algoritmo propuesto por Jain et al. sobre una huella.

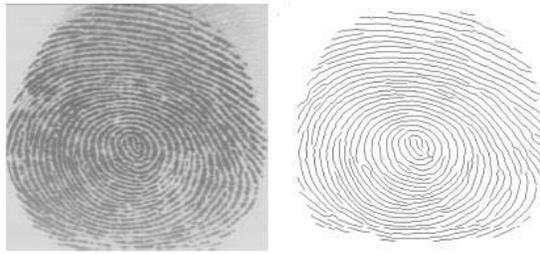


Fig. 9. Flujo de líneas de crestas obtenido como resultado de aplicar el algoritmo propuesto en [3] (imagen tomada de [3]).

La estructura de las crestas en imágenes de poca calidad no está siempre bien definida, lo cual puede traer como consecuencia la extracción incorrecta del flujo de las crestas. Para atenuar este problema, en [6] se propone un algoritmo de verificación de crestas que permite refinar flujo de crestas.

La determinación del flujo de líneas de crestas es un paso importante en muchos métodos de detección de minucias. En [1] aparecen más de 25 citas referentes a la determinación del flujo de líneas de crestas así como algoritmos para mejorar el flujo de líneas de crestas obtenido a partir de una huella de baja calidad.

Otros trabajos recientes encaminados a extraer el flujo de crestas en imágenes de poca calidad son [16, 42-44].

Dos ejemplos de formas de representación basadas en el flujo de línea de crestas son *Rasgos de líneas fiduciarias* y *Puntos salientes de crestas*. Estas fueron propuestas por Senior en [10] donde se reportan resultados que son objeto de comparación en una gran cantidad de trabajos.

2.1.4 Basadas en respuestas de filtros Gabor

Las huellas tienen crestas y valles localmente paralelos, así como frecuencia y orientación bien definidas [45]. El uso adecuado de filtros de Gabor puede eliminar ruido, preservar la verdadera estructura de crestas y valles, y proveer información contenida en una orientación en particular de la huella. Como representantes de estas formas de representación se muestran en las próximas sesiones: *FingerCode*, por ser la más citada de este tipo; y *Mapa de rasgos de crestas*, porque constituye una extensión de *FingerCode* que suprime sus desventajas primarias.

2.1.4.1 FingerCode

Jain et al. [46] propusieron una representación de las huellas basada en respuestas de filtros de Gabor que captura los rasgos globales y locales de la huella en un vector de rasgos de longitud fija denominado *FingerCode*. Esta técnica hace uso de los rasgos de textura presentes en la huella para calcular el vector de rasgos. En [46] la extracción de rasgos se realiza como sigue (ver Fig. 10):

1. Se localiza un punto central a través de la búsqueda del núcleo más elevado en la huella. Para esto usan un algoritmo basado en el cálculo del índice de Poincaré.

2. Se define la región de interés de la huella como el círculo alrededor del punto central y se divide esta región en sectores.
3. La intensidad de los píxeles en cada sector es normalizada a una media y varianza constante.
4. La huella normalizada es filtrada usando 4 filtros de Gabor con diferente orientación (0° , 45° , 90° y 135°) para producir 4 imágenes filtradas. Una huella convolucionada con un filtro de orientación 0° acentúa aquellas crestas paralelas a las abscisas y alisa las crestas en otras direcciones. Los filtros aplicados en otras direcciones trabajan de manera análoga.
5. Se calcula la desviación standard de los valores de intensidades de gris en cada sector para formar el vector de rasgos FingerCode.

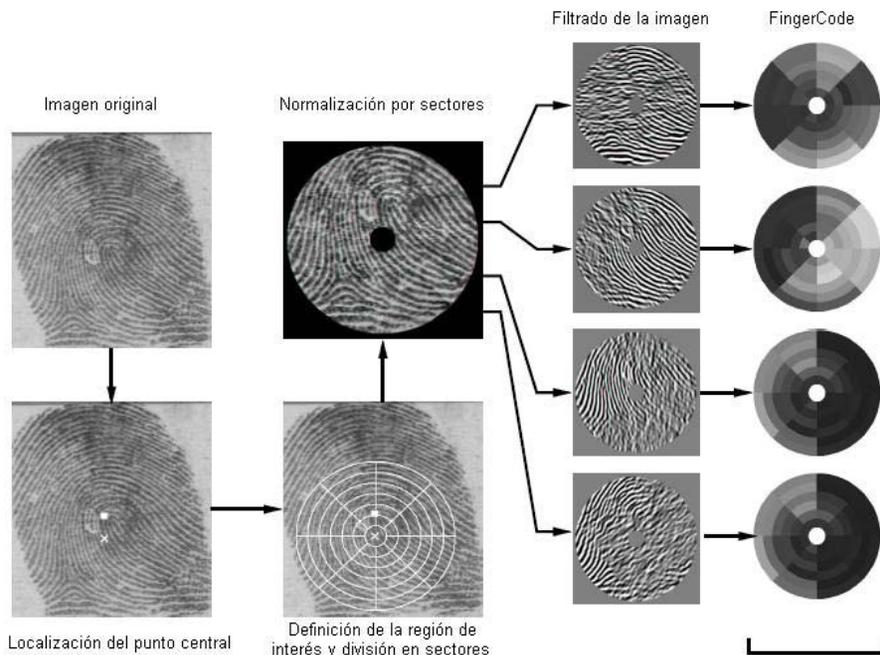


Fig. 10. Extracción del FingerCode a partir de una huella (imagen original tomada de [46]).

En [45] se plantea que al menos 4 filtros direccionales se requieren para capturar toda la información global de las crestas en una huella; pero que se requiere de 8 filtros para capturar la información local.

Ross en [47] plantea las siguientes desventajas del FingerCode:

1. Esta representación depende críticamente de la correcta localización del núcleo, lo cual es una tarea compleja además de que en ocasiones el núcleo ni siquiera se encuentra en la huella.
2. La alineación de las huellas para el cotejo es basada en un solo punto de referencia y es, por tanto, poco robusta con respecto a los errores en la localización dicho punto.

3. La división de la huella en sectores no cubre toda la huella. Por otra parte, si el núcleo se encuentra cerca de la frontera de la huella, la región de interés abarcará una pequeña parte de la huella (ver Fig. 11(c)).

2.1.4.2 Mapa de rasgos de crestas

Ross en [12, 47] propone una representación (Mapa de rasgos de crestas) basada en respuestas de filtros de Gabor con el objetivo de superar las desventajas de FingerCode. Los pasos para calcular esta forma de representación son, de manera general, los mismos seguidos para calcular el FingerCode con las siguientes diferencias:

1. A diferencia del procedimiento seguido en [46], el filtrado se hace en una huella mejorada en lugar de la huella original. La huella mejorada contiene menos ruido que la huella original.
2. En lugar de usar una división de la huella en sectores circulares, se usa una división en bloques cuadrados (ver Fig. 11(b)). La división abarca toda la huella, y todas las celdas tienen las mismas dimensiones. Además, la división no se basa en la detección de ningún punto característico.
3. Para el cotejo, las huellas son alineadas usando la información en conjunto de todas las minucias; esto es más robusto que usando solo el núcleo.
4. En ausencia de información confiable de las minucias, usan una técnica basada en correlación de mapas de rasgos de crestas para la alineación de las huellas.

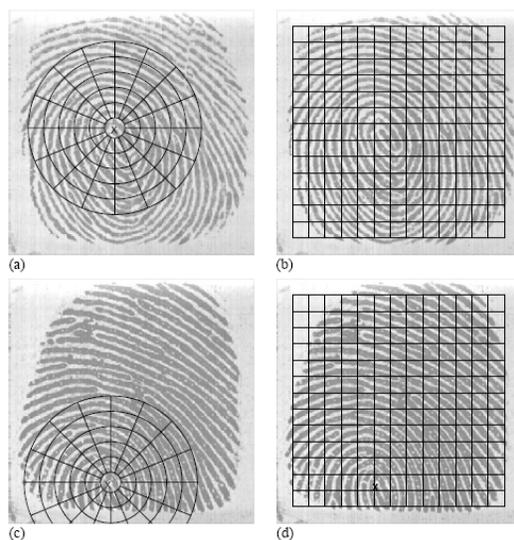


Fig. 11. División de una huella en sectores circulares y en bloques cuadrados (imagen tomada de [12]). La división en bloques cuadrados, a diferencia de la división en sectores circulares, no es afectada por la localización de núcleo. (a) División en sectores circulares (80 sectores) alrededor del núcleo. (b) División en bloques cuadrados (169 celdas) sobre toda la huella. (c) División en sectores circulares alrededor del núcleo detectado cerca de la frontera de la huella. (d) División en bloques cuadrados de la huella mostrada en (c).

2.2 Basados en características locales

Las crestas papilares, una vez formadas, dan lugar a variados dibujos que se denominan atendiendo a las formas que adoptan. Estas configuraciones constituyen las características locales que son el basamento de estas formas de representación.

Dentro de este grupo se encuentran las *Minucias* que es la forma de representación más usada en los sistemas de verificación o identificación. También se incluyen en este grupo las *Basadas en descriptores de minucias*, que gozan en la actualidad de una creciente popularidad.

2.2.1 Minucias

Minucia significa “detalle pequeño”; en el contexto de las huellas, se refiere a las diferentes maneras en las que las crestas pueden ser discontinuas (ver Fig. 12).

La mayoría de los sistema de reconocimiento automatizado de huellas se basan en el cotejo de minucias; fundamentalmente terminaciones, inicios y bifurcaciones. Las minucias de manera general son representadas como $((x, y), \theta)$ donde (x, y) denota la posición y $\theta \in [0^\circ, 180^\circ)$ la dirección de las crestas en el caso de inicio o terminación; o la dirección de la bifurcación.

Las minucias son analizadas en su conjunto, es decir, interrelacionadas entre sí, ya que la disposición de las mismas no se repite en dos personas diferentes. De aquí que la disposición de las minucias es la que ofrece valor identificativo individual a los dibujos papilares.

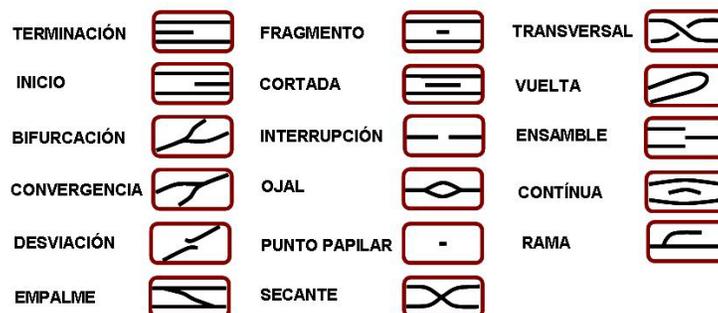


Fig. 12. Forma general y denominación de las minucias utilizadas en nuestro país en los informes periciales (Imagen suministrada por especialistas del Laboratorio de Criminalística de Ciego de Ávila).

La extracción de minucias confiables es una tarea extremadamente importante y un gran número de investigaciones se han desarrollado en tal sentido hasta la actualidad. Aunque diferentes entre sí, la mayoría de los métodos propuestos requieren de la conversión de las huellas en escala de grises a imágenes binarias. Algunos procesos de binarización se benefician de un mejoramiento a priori de la huella; por otra parte, algunos algoritmos de mejoramiento producen directamente salidas binarias. Las imágenes obtenidas a partir del proceso de binarización son usualmente sometidas a una etapa de afinamiento que permite reducir el grosor de las líneas de crestas a un píxel. Finalmente, un recorrido simple de la huella permite la

detección de los píxeles que corresponden a minucias (ver Fig. 13). Relacionado a este tema en [1] aparecen más de 30 citas.

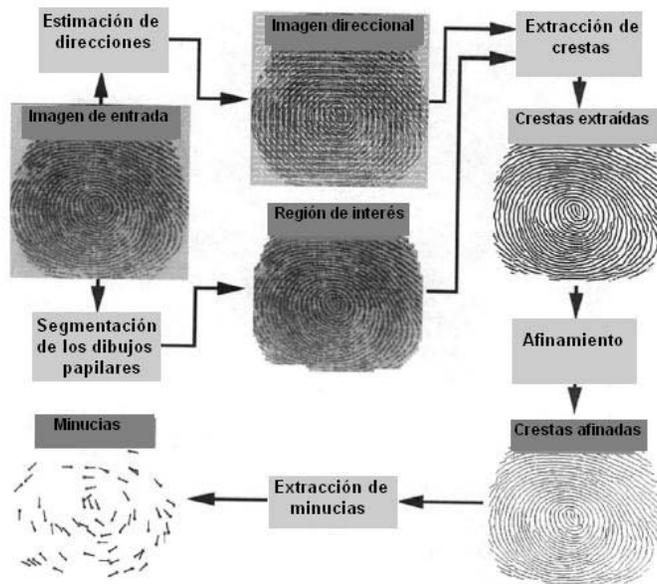


Fig. 13. Extracción de minucias según el algoritmo propuesto en [3] (Imagen tomada de [48]).

Otros autores han propuesto métodos de extracción de minucias que funcionan directamente sobre imágenes en escala de grises sin la binarización y el afinamiento (en [1] aparecen más de 5 citas). La opción de trabajar directamente sobre imágenes en escala de grises es motivada por las siguientes consideraciones:

- una cantidad significativa de información pudiera perderse durante el proceso de binarización;
- la binarización y afinamiento son procesos lentos computacionalmente;
- el afinamiento pudiera introducir un gran número de minucias falsas;
- en ausencia de un paso de mejoramiento previo, la mayoría de las técnicas de binarización no obtienen resultados satisfactorios cuando son aplicadas a imágenes de baja calidad.

Una etapa de post-procesamiento es usualmente útil para la eliminación de falsas minucias detectadas en regiones altamente corruptas o introducidas por algún paso previo, como el afinamiento. En [1] se puede encontrar la valoración de más de una decena de estos algoritmos.

2.2.2 Basadas en descriptores de minucias

La representación de las huellas basada en minucias tiene como inconvenientes [3]:

- existe traslación relativa, rotación y deformaciones no lineales entre conjuntos de minucias obtenidos a partir de imágenes diferentes del mismo dedo;
- falsas minucias están presentes en ambos conjuntos;

- algunas minucias están perdidas.

Estos problemas provocan que la correspondencia entre minucias sea muy ambigua [26]. Para reducir esta ambigüedad, se puede añadir información distintiva adicional a las minucias. Esta información adicional es generalmente llamada *descriptores*.

El Reconocimiento de Patrones basado en descriptores ha recibido gran interés en los años recientes. Una extensa evaluación del rendimiento de descriptores se realiza en [49].

En la literatura sobre el reconocimiento de las huellas, un conjunto significativo de clasificadores para el reconocimiento de las huellas usan formas de representación basadas en descriptores de minucias [3, 7, 8, 13, 19, 23, 24, 26, 50, 51].

Estas formas de representación se dividen en las siguientes categorías [26]: *descriptores en términos de las crestas*, *descriptores en términos de imágenes direccionales* y *descriptores en términos de relaciones con otras minucias*.

2.2.2.1 Descriptores en términos de las crestas

Estas formas de representación consisten en asociar a cada minucia parte de la información contenida en la cresta a la que pertenece.

Durante la etapa de extracción de minucias en [3], cuando una minucia es extraída y almacenada, la cresta en la que reside también es almacenada. Para almacenar la cresta se hallan *puntos de muestreo* a un intervalo igual a la media de las distancias entre crestas. Luego se almacena la distancia de estos puntos al eje de las abscisas cuyo origen coincide con la minucia y la dirección es la misma que la minucia (ver Fig. 14). Esta información es usada en [3] para estimar las transformaciones de posición entre las imágenes previo al cotejo.

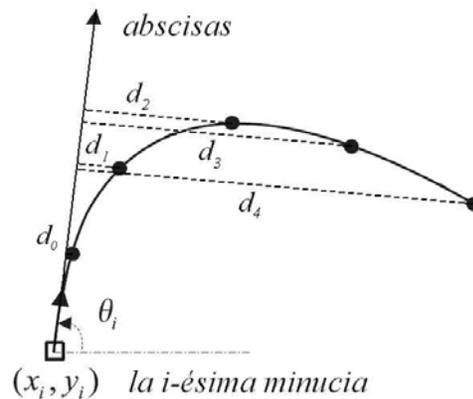


Fig. 14. Descriptor basado en las crestas propuesto por Jain et al. en [3]. d_i : distancia del punto de muestreo i al eje de las abscisas.

En [7], se consideran segmentos de rectas entre cada punto de muestreo y su minucia asociada. La información que se extrae es la longitud de los segmentos de recta (ver Fig. 15) y el ángulo formado por cada segmento de recta y la dirección de la minucia asociada.

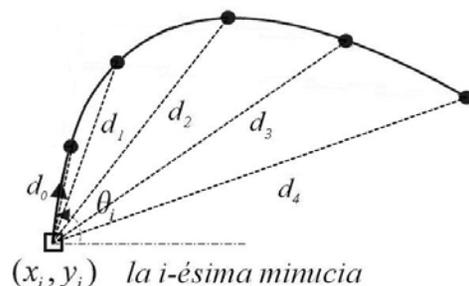


Fig. 15. Parte de la información contenida en el descriptor basado en las crestas propuesto por Luo et al. en [7]. En la figura se muestran los segmentos de recta entre los puntos de muestreo y la minucia correspondiente pero no se muestra el ángulo formado por estos segmentos y la dirección de la minucia. d_i : longitud del i -ésimo segmento de recta.

En [23] se introduce una forma de representación, *PolyLines*, similar a la propuesta en [3]. En este caso los autores representan las crestas por líneas poligonales cuyos segmentos de recta son los formados por pares de puntos de muestreo consecutivos. En este caso los autores proponen la extracción de más información: longitud de cada segmento de recta, variación del ángulo entre segmentos de rectas consecutivos, y la curvatura de la cresta parcial en cada punto de muestreo (ver Fig. 16).

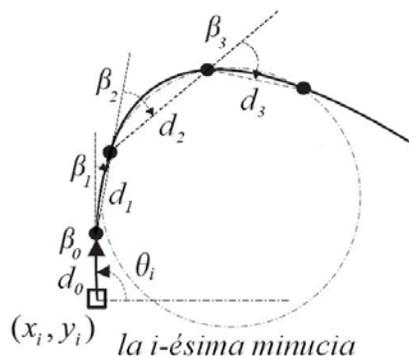


Fig. 16. Descriptor basado en crestas propuesto por Wang et al. en [23]. d_i : distancia del punto de muestreo $i - 1$, o la minucia en caso que $i = 0$, al punto i . β_i : variación del ángulo entre dos segmentos de recta consecutivos. En la figura β_0 es un número muy cercano a cero. La circunferencia que se muestra es la utilizada para hallar la curvatura en el penúltimo punto de muestreo.

Jiang y Yau en [51] plantean como una deficiencia de este tipo de formas de representación el alto costo de almacenamiento debido a la cantidad de puntos de muestreo presentes en cada cresta.

2.2.2.2 Descriptores en términos de imágenes direccionales

Este tipo de descriptores usan la información de la orientación de puntos de muestreo alrededor de cada minucia.

Posiblemente el trabajo más popular sobre descriptores de minucias basados en la imagen direccional es el propuesto por Tico y Kuosmanen en el 2003 [13]. En este trabajo los autores proponen ubicar los puntos de muestreo sobre L circunferencias de radio r_l ($1 \leq l \leq L$) concéntricas alrededor de cada minucia. Sobre cada circunferencia se sitúan K_l puntos de muestreo $\mathbf{p}_{k,l}$ ($1 \leq k \leq K_l$) distribuidos uniformemente en la circunferencia. Usando la dirección de la minucia (θ) como referencia, los puntos en cada círculo son ordenados en sentido contrario a las manecillas del reloj (ver Fig. 17). Los vectores de rasgos son invariantes a la rotación y se construyen a través del cálculo de las distancias entre la orientación de cada punto de muestreo y la minucia en cuestión.



Fig. 17. Una representación del descriptor de minucia propuesto en [13].

Inspirados en el trabajo de Tico y Kuosmanen [13] se han propuesto otros descriptores de minucias en términos de imágenes direccionales [15, 23, 24, 50], cuyas diferencias básicas radican en la cantidad de puntos de muestreo y la disposición alrededor de la minucia.

2.2.2.3 Descriptores en términos de relaciones con otras minucias

Estos descriptores enriquecen la información de cada minucia al relacionarla con otras minucias en cierta vecindad. Feng en [26] divide esta categoría en dos: *descriptores de longitud fija* [26, 51-53] y *descriptores de longitud variable* [8, 54].

En [52] se define una tupla de rasgos de 8 componentes las cuales representan el número de cierto tipo de minucia en una vecindad de determinada minucia. El problema con este descriptor es la dificultad que representa la identificación de diferentes tipos de minucias. En [51] y [53] ordenan cierto número fijo de minucias que se encuentra en una vecindad con respecto a una distancia o ángulo en un sistema de coordenadas polares definido por la minucia central (la

minucia que se está describiendo), así la tupla de rasgos se forma por las relaciones entre las minucias vecinas y la minucia central. Dentro de las desventajas que Feng en [26] atribuye a estos últimos descriptores está que el orden de las minucias vecinas es sensible a muchos factores como oclusión, minucias falsas, ausencia de minucias, posición o ángulo inexacto de la minucia. Como ventaja de este descriptor está que la similaridad entre dos tuplas de rasgos se puede calcular de manera muy rápida.

Los descriptores de longitud variable consisten en las minucias cuya distancia de la minucia central es menor que cierto umbral. La similaridad entre dos descriptores de este tipo se calcula a través de un algoritmo de cotejo local de minucias. Feng en [26] plantea que aunque el costo computacional de comparar dos descriptores de este tipo es mayor que el de comparar dos descriptores de longitud fija, el primero es más flexible que el segundo al lidiar con problemas como la oclusión, minucias falsas, ausencia de minucias, posición o ángulo inexacto de la minucia.

2.3 Basadas en micro características

Las micro características incluyen el ancho de las crestas, los poros, los contornos de las crestas, las crestas incipientes, pliegues, cicatrices y otros detalles permanentes; que ayudan también en la identificación de las personas a través de las huellas pues muchos de estas son también perennes, inmutables y diversas.

Con la aparición de scanner de alta resolución (≥ 1000 dpi) la extracción de muchas de estas características se ha materializado (ver Fig. 18) y varias son ya las investigaciones encaminadas a la extracción de rasgos y la identificación automatizada de personas a través de micro características [21, 55, 56].

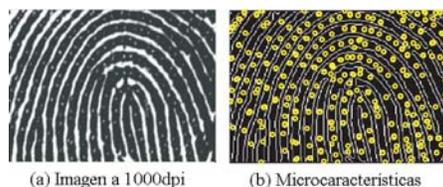


Fig. 18. Microcaracterísticas extraídas por Jain et al. en [21] (imagen tomada de [21]). (a) Parte de una huella obtenida por un scanner de alta resolución. (b) Poros y contornos de crestas extraídos de la huella (a).

El mayor inconveniente con este tipo de representación es que son altamente sensibles de la buena calidad de la piel de la persona que produce la huella. No obstante, el uso de estas formas de representación en conjunto con las basadas en características locales y globales incrementa considerablemente la eficacia de los algoritmos de cotejo. Por otra parte, las micro características son de invaluable valor para identificar huellas latentes reveladas en el lugar del hecho. En ocasiones, estas huellas son tan pequeñas que los especialistas descartan su valor identificativo en término de las minucias. Sin embargo, la calidad de estas huellas a veces permite distinguir micro características como los poros lo cual le da el valor identificativo a la huella aunque no tenga suficiente minucias.

3 Conclusiones

El estudio de las diferentes formas de representación de las huellas y la categorización en diferentes taxonomías nos permitió arribar a las siguientes conclusiones:

- Seleccionar qué algoritmo utilizar para calcular una forma de representación resulta complejo porque la mayoría de los autores proponen algoritmos con ninguna o rara vez escasas comparaciones. Incluso hay casos en que un mismo conjunto de autores utiliza en diferentes trabajos diversos algoritmos para hallar la misma forma de representación y no explican el por qué de esta selección.
- No existe un consenso generalizado de cual es la mejor forma de representación ni existe una forma de representación que resuma toda la información contenida en las huellas; es por esto que la combinación adecuada de estas obtienen en muchos casos resultados superiores al uso de cualquier forma de representación de manera individual.
- Los mejores resultados reportados en la literatura se obtienen a partir de la combinación de formas de representación basadas en características globales con las basadas en características locales y las basadas en micro características.

Referencias bibliográficas

1. Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K., Prabhakar, S.: Handbook of Fingerprint Recognition. Springer-Verlag, New York (2003)
2. Maio, D., Maltoni, D.: A Structural Approach to Fingerprint Classification. 13th International Conference on Pattern Recognition, Vienna (1996)
3. Jain, A.K., Lin, H., Bolle, R.: On-Line Fingerprint Verification. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence **19** (1997) 302-314
4. Cappelli, R., Lumini, A., Maio, D., Maltoni, D.: Fingerprint Classification by Directional Image Partitioning. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence **21** (1999) 402-421
5. Cappelli, R., Maio, D., Maltoni, D.: Fingerprint Classification Based on Multi-space KL. Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies (1999) 117-120
6. Hong, L., Jain, A.K.: Classification of Fingerprint Images. 11th Scandinavian Conference on Image Analysis, Kangerlussuaq, Greenland (1999)
7. Luo, X., Tian, J., Wu, Y.: A minutiae matching algorithm in fingerprint verification. 15th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 4, Barcelona, Spain (2000) 833-836
8. Ratha, N.K., Bolle, R.M., Pandit, V.D., Vaish, V.: Robust fingerprint authentication using local structural similarity. Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Palm Springs, CA, USA (2000) 29-34
9. Prabhakar, S., Jain, A.K.: Decision-Level Fusion in Fingerprint Verification. Lecture Notes in Computer Science **2096** (2001) 88-98
10. Senior, A.: A Combination Fingerprint Classifier. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence **23** (2001) 1165-1174
11. Marcialis, G.L., Roli, F., Serrau, A.: Fusion of Statistical and Structural Fingerprint Classifiers. Lecture Notes in Computer Science **2688** (2003) 310-317
12. Ross, A.A., Jain, A.K., Reisman, J.: A Hybrid Fingerprint Matcher. Pattern Recognit. **36** (2003) 1661-1673

13. Tico, M., Kuosmanen, P.: Fingerprint matching using an orientation-based minutia descriptor. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **25** (2003) 1009-1014
14. Cheng, J., Tian, J., Chen, H.: Fingerprint Minutiae Matching with Orientation and Ridge. *Lecture Notes in Computer Science* **3072** (2004) 351-358
15. Qi, J., Yang, S., Wang, Y.: Fingerprint matching combining the global orientation field with minutia. *Pattern Recognition Letters* **26** (2005) 2424-2430
16. Xie, X., Su, F., Cai, A.: Ridge-Based Fingerprint Recognition. *Lecture Notes in Computer Science* **3832** (2005) 273-279
17. Marana, A.N., Jain, A.K.: Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform. XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. *IEEE Computer Society* (2005) 112-119
18. Marcialis, G.L., Roli, F.: Fusion of multiple fingerprint matchers by single-layer perceptron with class-separation loss function. *Pattern Recognition Letters* **26** (2005) 1830-1839
19. Gu, J., Zhou, J., Yang, C.: Fingerprint recognition by combining global structure and local cues. *IEEE Transactions on Image Processing* **15** (2006) 1952-1964
20. 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
21. Jain, A.K., Chen, Y., Demirkus, M.: Pores and Ridges: Fingerprint Matching Using Level 3 Features. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **29** (2006) 15-27
22. Ji, L., Yi, Z.: SVM-based Fingerprint Classification Using Orientation Field. *Third International Conference on Natural Computation, Vol. 2* (2007) 724-727
23. Wang, X., Li, J., Niu, Y.: Fingerprint matching using OrientationCodes and PolyLines. *Pattern Recognition* **40** (2007) 3164-3177
24. Zhang, Y., Yang, X., Su, Q., Tian, J.: Fingerprint Recognition Based on Combined Features. *Lecture Notes in Computer Science* **4642** (2007) 281-289
25. Li, J., Yau, W.-Y., Wang, H.: Combining singular points and orientation image information for fingerprint classification. *Pattern Recognition* **41** (2008) 353-366
26. Feng, J.: Combining minutiae descriptors for fingerprint matching. *Pattern Recognit.* **41** (2008) 342-352
27. Wang, Y., Hu, J., Phillips, D.: A Fingerprint Orientation Model Based on 2D Fourier Expansion (FOMFE) and Its Application to Singular-Point Detection and Fingerprint Indexing. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **29** (2007) 573-585
28. Wang, Y., Hu, J., Schroder, H.: A Gradient Based Weighted Averaging Method for Estimation of Fingerprint Orientation Fields. *Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA'05)* (2005) 29
29. Zhu, E., Yin, J., Hu, C., Zhang, G.: A systematic method for fingerprint ridge orientation estimation and image segmentation. *Pattern Recognition* **39** (2006) 1452-1472
30. Wang, Y., Jiankun, H., Han, F.: Enhanced gradient-based algorithm for the estimation of fingerprint orientation fields. *Applied Mathematics and Computation* **185** (2007) 823-833
31. Li, J., Yau, W.-Y., Wang, H.: Constrained nonlinear models of fingerprint orientations with prediction. *Pattern Recognition* **39** (2006) 102-114
32. Jiang, X.: Extracting image orientation feature by using integration operator. *Pattern Recognition* **40** (2007) 705-717
33. Lumini, A., Maio, D., Maltoni, D.: Inexact Graph Matching for Fingerprint Classification. *Machine Graphics & Vision* **8** (1999) 231-248
34. Jolliffe, I.T.: *Principle Component Analysis*. Springer-Verlag, New York (1986)
35. Cappelli, R., Maio, D., Maltoni, D.: Multi-Space KL for Pattern Representation and Classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **23** (2001) 977-996
36. Ratha, N., Bolle, R. (eds.): *Automatic Fingerprint Recognition System*. Springer-Verlag, New York (2004)

24. MSc. Miguel Ángel Medina Pérez, MSc. Yenny Villuendas Rey, Lic. Andrés Gutiérrez Rodríguez, MSc. Milton García Borroto, Dr. C. José Ruiz Shulcloper
37. Wang, L., Dai, M.: An effective method for extracting singular points in fingerprint images. *AEU - International Journal of Electronics and Communications* **60** (2006) 671-676
38. Huang, C.-Y., Liu, L.-m., Douglas Hung, D.C.: Fingerprint analysis and singular point detection. *Pattern Recognition Letters* **28** (2007) 1937-1945
39. Park, C.-H., Lee, J.-J., Smith, M.J.T., Park, K.-H.: Singular point detection by shape analysis of directional fields in fingerprints. *Pattern Recognition* **39** (2006) 839-855
40. Areekul, V., Suppasriwasueth, K., Jirachawang, S.: The New Focal Point Localization Algorithm for Fingerprint Registration. 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), Vol. 4 (2006) 497-500
41. Candela, G.T., Grother, P.J., Watson, C.I., Wilkinson, R.A., Wilson, C.L.: PCASYS - A Pattern-level Classification Automation System for Fingerprints. (1995)
42. Ma, R., Qi, Y., Zhang, C., Wang, J.: A novel approach to fingerprint ridge line extraction. *International Symposium on Communications and Information Technology*, Vol. 1 (2005) 2-5
43. Ma, R., Qi, Y., Zhang, C., Wang, J.: Fingerprint Ridge Line Extraction Based on Tracing and Directional Feedback. *Lecture Notes on Artificial Intelligence* **3801** (2005) 1033-1038
44. Ji, L., Yi, Z., Shang, L., Pu, X.: Binary Fingerprint Image Thinning Using Template-Based PCNNs. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **37** (2007) 1407-1413
45. Prabhakar, S.: Fingerprint Classification and Matching Using Filterbank. *Computer Science & Engineering*, Vol. Doctor of Philosophy. Michigan State University, Michigan, USA (2001) 240
46. Jain, A.K., Prabhakar, S., Hong, L.: A multichannel approach to fingerprint classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **21** (1999) 348-359
47. Ross, A.A.: Information Fusion in Fingerprint Authentication. *Computer Science & Engineering*, Vol. Doctor of Philosophy. Michigan State University, Michigan, USA (2003) 170
48. Jain, A.K., Prabhakar, S., Shaoyun, C.: Combining multiple matchers for a high security fingerprint verification system. *Pattern Recognit. Lett.* **20** (1999) 1371-1379
49. Mikolajczyk, K., Schmid, C.: A Performance Evaluation of Local Descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **27** (2005) 1615-1630
50. Qi, J., Shi, Z., Zhao, X., Wang, Y.: A Robust Fingerprint Matching Method. *Seventh IEEE Workshops on Application of Computer Vision (WACV/MOTION'05)*, Vol. 1 (2005) 105-110
51. Jiang, X., Yau, W.Y.: Fingerprint Minutiae Matching Based on the Local and Global Structures. 15th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 2, Barcelona, Spain (2000) 1038-1041
52. Hrechak, A.K., McHugh, J.A.: Automated fingerprint recognition using structural matching. *Pattern Recognit.* **23** (1990) 893-904
53. Jea, T.Y., Govindaraju, V.: A minutia-based partial fingerprint recognition system. *Pattern Recognit.* **38** (2005) 1672-1684
54. Chen, X., Tian, J., Yang, X.: A new algorithm for distorted fingerprints matching based on normalized fuzzy similarity measure. *IEEE Transaction on Image Processing* **15** (2006) 767-776
55. Stosz, J.D., Alyea, L.A.: Automated system for fingerprint authentication using pores and ridge structure. *SPIE Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans*, Vol. 2277 (1994) 210-223
56. Kryszczuk, K., Drygajlo, A., Morier, P.: Extraction of Level 2 and Level 3 features for fragmentary fingerprints. 2nd COST275 Workshop, Vigo, Spain (2004) 83-88

RT_016, 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

