

RNPS No. 2142 ISSN 2072-6287 Versión Digital

REPORTE TÉCNICO Reconocimiento de Patrones

Métodos de estimación del campo de orientación de impresiones dactilares a partir de aproximación de funciones

> Mitchell Valdés Bobes y José Hernández Palancar

RT_087

septiembre 2016







RNPS No. 2142 ISSN 2072-6287 Versión Digital

REPORTE TÉCNICO Reconocimiento de Patrones

Métodos de estimación del campo de orientación de impresiones dactilares a partir de aproximación de funciones

Mitchell Valdés Bobes y José Hernández Palancar

RT_087

septiembre 2016



Tabla de contenido

1	Intr	oduc	ción	2					
2	Estimación y reconstrucción del campo de orientación								
	2.1	Mo	delos propuestos en la literatura	4					
	2.1	.1	Aproximación de funciones por bases ortogonales [30]	7					
	2.2	Esti	imación y reconstrucción del campo de orientación	9					
	2.3	Mé	Métodos de mejoramiento del campo de orientación basados en interpolación						
	2.3	8.1	FOMFE	10					
	2.3	3.2	Modelación del campo de orientación utilizando bases de polinomios de legendre	12					
	2.3	3.3	DCT	15					
	2.4	Apl	licación en la reconstrucción de las crestas de una impresión dactilar	17					
3	Cor	nclusi	iones	19					
R	eferen	cias l	bibliográficas	20					

Mitchell Valdés Bobes y José Hernández Palancar

Equipo de Investigaciones de Biometría, CENATAV - DATYS, La Habana, Cuba {mvaldes, jpalancar}@cenatav.co.cu

RT_087, Serie Azul, CENATAV - DATYS Aceptado: 7 de septiembre de 2016

Resumen. Las impresiones dactilares se han convertido en una de las principales formas de averiguar o comprobar la identidad de una persona. Esto se debe principalmente a que son inmutables y únicas para cada ser humano. La mayor parte de los sistemas de identificación se basa en las características que se extraen de la imagen de la impresión, para realizar el cotejo con las almacenadas en una base de datos. La extracción de estas características, resulta problemática, cuando estas imágenes se encuentran dañadas o tienen mala calidad. En estos casos la estimación correcta del campo de orientación adquiere una importancia vital, para la clasificación, el mejoramiento de la calidad y la extracción de características locales y globales de las impresiones. Existen casos donde se puede estimar el campo de orientación solo para un área reducida, es importante poder extenderlo para el resto de la imagen puesto que así adquirimos rasgos adicionales para el cotejo. Dentro de los métodos de estimación del campo de orientación se hace énfasis en los que están basados en aproximación de funciones, debido a las ventajas prácticas que estos presentan para el trabajo de reconstrucción del campo de orientación. En este trabajo se presentan los principales métodos de este tipo, se comparan entre ellos y se presentan conclusiones y consideraciones para trabajo futuro.

Palabras clave: huella dactilar, calidad, orientación, aproximación, bases ortogonales.

Abstract. Fingerprints have become one of the major biometric characteristics to find out or check someone identity. This is mainly because they are immutable and unique for each human being. Most of fingerprint identification systems are based on the characteristics extracted from the image, to make the comparison with the ones stored in a database. The extraction of such those characteristics can become problematic when the images are damaged or have a poor quality. In such cases the correct estimation of the orientation field has an enormous importance, to the classification of the fingerprints, the enhancement of the fingerprint images and the extraction of local and global characteristics of the impressions. There are some cases when the orientation field can only be estimated for a small area of a fingerprint, in this cases it's reconstruction for all the image is very important so it can provide additional features for the comparison. The scope of this work is to address the methods based on approximation using orthogonal functional basis. This is because of their many practical advantages on its application to the reconstruction of partial Orientation Fields. In this work are presented the most important of those methods, several comparisons are made, and we discuss the conclusions of this research.

Keywords: fingerprint images, quality, orientation, approximation, orthogonal basis.

1 Introducción

En 1892 [1] fue identificado el primer criminal, debido a las huellas dejadas con la punta de sus dedos en la escena del crimen. Desde ese entonces a la fecha, las impresiones dactilares se han convertido en uno de los rasgos más utilizados para averiguar o verificar la identidad de una persona. Si bien en un principio esta identificación se realizaba de forma manual por un perito, la aparición y el desarrollo de los sistemas de cómputo, han permitido que este proceso se realice de forma cada vez más automatizada. A estos sistemas se les conoce como Sistemas de Identificación Automática de Impresiones Dactilares o AFIS (Automatic Fingerprint Identification System). En la actualidad la investigación forense criminal es una de las áreas que más se vale del uso de las impresiones dactilares, pero su empleo no está limitado a esta esfera. Estos sistemas se pueden desplegar en cualquier sector que precise de la verificación de la identidad, los ejemplos del sector bancario y el control de acceso son solo algunos de los que pudiéramos citar.

Debido al gran tamaño de las bases de datos, la comparación manual de las impresiones por un perito, ya no es considerado un escenario realista. Por tanto, es absolutamente necesario que los sistemas automáticos sean confiables y eficientes.

Existen tres niveles de características para describir una impresión dactilar **Fig.1**. El primero es de carácter global y los dos restantes son a un nivel local. Las características de nivel global o topológico están determinadas por la forma que toman las crestas en la impresión [2] (arcos, presillas, verticilos, etc.). De estos patrones se pueden obtener ciertos puntos característicos de las impresiones llamados puntos singulares [2], (cores y deltas) que se encuentran en las áreas de alta curvatura de las crestas. Si bien estos puntos característicos son muy útiles para la indexación y clasificación de las impresiones, no son suficientes para lograr realizar el cotejo con eficacia.

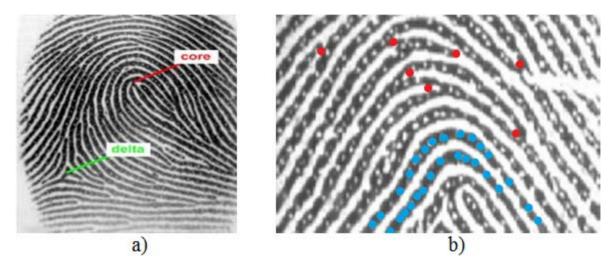


Fig. 1. En la figura se muestran los tres niveles de características: a) Las Características Globales, los puntos singulares, que están determinados por la forma que tiene el patrón de crestas de la impresión. b) Los dos niveles de características locales en rojo las minucias y en azul las características más finas, en este caso los poros.

El segundo nivel está conformado por un conjunto de características locales de las crestas, estas son conocidas como minucias. Se han identificado hasta 150 tipos de minucias distintas aunque en la práctica solo se utilizan las terminaciones y las bifurcaciones de las crestas. Las minucias son ampliamente reconocidas por ser estables y robustas a las condiciones de la impresión [22]. Si bien la representación utilizando las minucias de una impresión tienen un gran poder discriminativo, su extracción de forma automática puede ser problemática en impresiones de baja calidad [23]. El tercer nivel, está compuesto por las características locales de las crestas a un nivel más fino, como son los

poros, los puntos, etc. [23]. Estas características cada vez reciben más atención debido a su contribución a incrementar la eficacia en las comparaciones.

Se conoce como orientación local de una cresta en un punto al ángulo que forma dicha cresta en una vecindad (arbitraria y lo suficientemente pequeña) con el eje horizontal [23]. En lugar de calcular la orientación para cada pixel de forma individual, la dirección se calcula solo en determinadas posiciones, representándose en una matriz a la que se denomina Campo de Orientación de la impresión dactilar [23].

El Campo de Orientación describe de forma adecuada el patrón de las crestas de la impresión **Fig.2**. Es por tanto, útil para extraer las características de tipo global de las impresiones. Se han propuesto diferentes métodos basados en el campo de orientación, para estimar de la posición y el tipo de los puntos singulares [16, 21]. Estimar correctamente la topología de la impresión, es decir la orientación local, también es determinante para lograr una clasificación correcta de la misma a partir del tipo de dibujo [30, 40].



Fig. 2. Ejemplo de una impresión y su correspondiente campo de orientación.

En general la extracción de minucias es una tarea compleja, las dificultades se acrecientan al trabajar con huellas latentes. La presencia de ruido en la imagen, así como cicatrices o quemaduras en la punta de los dedos (u otras deformaciones que alteren el patrón de las crestas papilares), puede llevar a la aparición de minucias falsas o a que no se detecten algunas minucias verdaderas. Para superar estas dificultades, se han propuesto métodos de mejoramiento de la calidad de las impresiones [24, 25, 26, 27], generalmente estos métodos están basados en filtrado de la imagen y los filtros más utilizados son los de Gabor. Uno de los parámetros que se le debe suministrar a estos filtros es la orientación del mismo. Cuando se aplican correctamente se logra mejoramiento ostensible en la calidad de la imagen. Se observa que la estimación correcta de la orientación tiene un impacto directo en el mejoramiento de imagen y por ende en la extracción correcta de minucias. Como otra de las aplicaciones del campo de orientación, que motivan su estudio, se tiene, los descriptores de minucias basados en orientación, propuesto por algunos autores [28, 29], para mejorar la eficiencia y la eficacia del cotejo de impresiones.

Existen varios métodos para extraer el campo de orientación a partir de la imagen de la impresión dactilar. Estos se pueden clasificar en dos grandes grupos: los métodos que trabajan en el dominio de la frecuencia [14], los que trabajan en el domino espacial [15, 16, 17, 38]. En general estos métodos de extracción son eficientes en términos computacionales pero el campo de orientación resultante depende mucho de la calidad de la imagen. En los casos donde la imagen es de alta calidad, el campo extraído por estos métodos es fiel a la orientación real de las crestas. Sin embargo, cuando estamos en presencia

de impresiones de baja calidad, o de elementos que modifiquen la huella original, como cicatrices o quemaduras en el dedo que la originó, los métodos locales no son del todo fiables. Por esta razón ha sido necesario desarrollar modelos matemáticos que permitan adicionar información con el objetivo de lograr una estimación más acertada. El problema de la calidad de la imagen es aún mayor cuando se trabaja con impresiones latentes.

Con el objetivo de lograr estimaciones más fiables del campo de orientación, se han propuesto en la literatura diversos modelos matemáticos. Un grupo importante de estos es el de los basados en la aproximación de funciones. La idea es utilizar una base de funciones ortogonales para aproximar, utilizando una función continua, el campo de orientación inicial obtenido directamente de la imagen. Una de las principales ventajas de estos métodos radica en su elevada eficiencia computacional en comparación con los basados en modelos probabilísticos. Por otra parte, resultan de gran interés para la reconstrucción de campos de orientación incompletos debido a que permiten interpolar las orientaciones faltantes en áreas relativamente extensas en las que la imagen no brinda información útil.

La mayor parte de los trabajos recientes de estimación del campo de orientación, se enfocan en la obtención de este para impresiones latentes [36, 40, 41]. Si bien estos métodos resultan herramientas poderosas para el procesamiento automático de huellas, no son objetivos de este trabajo. Esta investigación se centra en los métodos basados en interpolación. Como se verá en los epígrafes siguientes, esto se debe a las características que poseen que los hacen deseables para atacar el problema de la reconstrucción del campo de orientación, en áreas de la impresión donde es imposible calcularlo de forma directa.

En la sección 2.1 se mostrarán los principales enfoques propuestos para la estimación del campo de orientación en impresiones dactilares. En la sección 2.2 se explicará la diferencia entre Estimación y Reconstrucción del campo de orientación. En la sección 2.3 se abundará en los detalles de los principales métodos de estimación y reconstrucción del campo de orientación, basados en interpolación. Posteriormente en la sección 2.4 se presentará una aplicación práctica de estos métodos en la reconstrucción de las crestas de una impresión dactilar. Finalmente se presentarán las conclusiones.

2 Estimación y reconstrucción del campo de orientación

2.1 Modelos propuestos en la literatura

El problema de la estimación campo de orientación puede interpretarse como un problema de etiquetado, donde a cada bloque de la imagen se le asigna una etiqueta, en este caso la orientación dominante en el bloque. En dependencia la información que se utilice para realizar el etiquetado, los métodos de estimación se pueden clasificar en dos grupos: los métodos locales y los métodos globales.

Los métodos locales, intentan resolver este problema utilizando la información disponible en el bloque en el que se trabaja, es decir, realizar el etiquetado de forma no contextual. Los métodos locales de estimación del campo de orientación se pueden clasificar a su vez en dos grandes grupos: los que trabajan en el domino espacial [5, 16] y lo que lo hacen en el dominio espectral [14].

Los métodos que trabajan en el dominio espacial utilizan operadores diferenciales, por ejemplo, los métodos basados en gradientes. Estos operadores tienen en común la característica de ser mal condicionados, lo que implica que pequeños errores en los datos inducen grandes errores en la estimación Fig. 3.a. Por otra parte, los métodos que trabajan en el dominio espectral, utilizan operadores basados en la transformada de Fourier, estos operadores son bien condicionados, pero no pueden lidiar con la ambigüedad en la estimación, esta ambigüedad puede ser ocasionada por el ruido o la falta de información en las imágenes de las impresiones Fig. 3.b.

Los métodos locales no resuelven el problema de estimar la orientación en impresiones de baja calidad o con falta de información. Para resolver este problema ha sido necesario desarrollar modelos que incorporen la información contextual de la impresión, es decir métodos que no solo tomen en cuenta la información presente en un bloque. También resulta útil introducir la información que aportan

las relaciones entre las orientaciones de bloques vecinos, así como el conocimiento que se tiene a priori de la estructura de las crestas de las impresiones en general. De acuerdo a como se codifica esta información en los modelos, estos se pueden clasificar en dos grandes grupos: los modelos probabilísticos y los modelos deterministas.

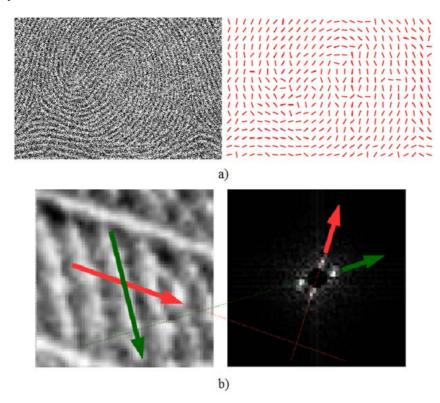


Fig. 3. Dificultades de los métodos locales de estimación: a) El efecto del ruido presente en la imagen produce campos de orientación podo fiables cuando se utilizan operadores diferenciales. b) Los operadores basados en al transformada de Fourier son incapaces de decidir entre varias orientaciones presentes en un bloque.

Los métodos probabilísticos parten de asumir que la impresión dactilar y por ende su campo de orientación es una realización de una variable aleatoria. Estos métodos utilizan el enfoque bayesiano para obtener un estimador puntual de la distribución a posteriori, dada una realización del campo de orientación. Como es usual en otras tareas de procesamiento de imágenes se emplean los Campos Aleatorios de Markov (MRF) [27, 33, 34] como modelo general para la distribución a priori del campo de orientación. Un caso particular son los métodos basados en algoritmos de aprendizaje [35, 36, 37, 40, 41], estos pueden ser considerados como parte del enfoque probabilístico. Si bien al utilizar estos métodos se han obtenido muy buenos resultados, su principal desventaja está en la elevada complejidad computacional de los mismos.

Los modelos determinísticos también los podemos clasificar en dos grandes grupos: los basados en puntos singulares y los basados en aproximación de funciones. Los métodos basados en los puntos singulares descienden del modelo propuesto por Sherlock y Monro [31] conocido como el modelo de ceros y polos (Zero-Pole model). Este modelo utiliza la posición y el tipo de los puntos singulares para estimar el campo de orientación. La idea del modelo es representar la imagen como el plano complejo $\mathbb C$ y considerar la función racional:

$$p(z) = \sqrt{e^{2i\theta_{\infty}} \frac{(z - c_1) \dots (z - c_m)}{(z - d_1) \dots (z - d_m)}}.$$
 (1)

Donde c_i y d_i son las coordenadas de las ubicaciones de los cores y los deltas los ceros y los polos de la función racional $q(z) = \frac{(z-c_1)...(z-c_m)}{(z-d_1)...(z-d_m)}$ respectivamente.

Los autores determinan de forma empírica que lejos de las vecindades de los puntos singulares la orientación tiende a un valor constante denotado por θ_{∞} . A partir de la expresión anterior el campo de orientación se estima de acuerdo a la siguiente expresión:

$$\theta(z) = (\arg(p(z))) \bmod \pi. \tag{2}$$

Una mejora del modelo Zero-Pole fue introducida por Vizcaya y Gerhardt [32], utilizando un modelo de aproximación lineal a trozos alrededor de los puntos singulares para ajustar la influencia de los ceros y los polos:

$$\theta(z) = \theta_{\infty} + \frac{1}{2} \left[\sum g_{dk} \arg(z - z_{dk}) - \sum g_{ck} \arg(z - z_{ck}) \right]. \tag{3}$$

Donde g_{dk} y g_{ck} , los términos de corrección del modelo alrededor de los deltas y los cores son modelados como una serie de funciones lineales a pedazos. Un trabajo similar es el presentado por Zhou y Gu [18] donde proponen modelar los términos g_{dk} y g_{ck} a través de polinomios complejos de hasta orden 6. Huckemann et al. [15] proponen un modelo unificado, basado en diferenciales cuadráticos, donde el Zero-Pole y sus generalizaciones pueden ser obtenidos como casos particulares.

Los modelos mostrados basados en los puntos singulares dependen de que la posición y el tipo de los puntos singulares haya sido previamente determinada. Esta es su principal limitación, y los hace poco útiles en aplicaciones que requieran alto grado de automatización, por ejemplo, la extracción automática de minucias. Otra desventaja que presentan que carecen de poder discriminativo, puesto que el campo estimado para dos impresiones con puntos singulares ubicados en la misma posición es idéntico, así como su incapacidad para representar el campo de orientación de impresiones sin puntos singulares. Sin embargo, estos modelos, pueden resultar muy útiles para el desarrollo de sistemas interactivos donde usuarios entrenados puedan suministrar la información requerida por el modelo para realizar la estimación.

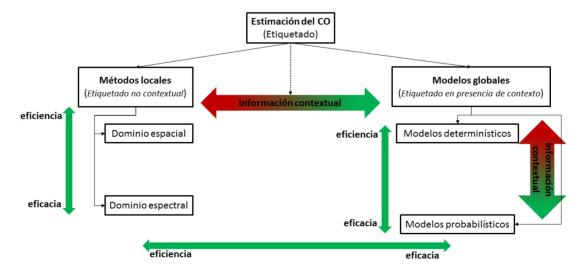


Fig. 4. Taxonomía propuesta de los métodos de estimación y reconstrucción del campo de orientación.

Los modelos basados in interpolación, o aproximación de funciones introducen la información contextual a partir de las restricciones impuestas, debido a que no necesitan la interacción con el

usuario, son más adecuado para las tareas que precisan estimación automática del campo de orientación. Al estudio de este tipo de modelos se dedicará la siguiente sección.

2.1.1 Aproximación de funciones por bases ortogonales [30]

El problema de modelar el Campo de Orientación puede ser planteado de la siguiente manera: Dados los datos de entrada, es decir una estimación inicial del campo de orientación que representan el campo de orientación de la impresión; encontrar la función f que mejor modele dichos datos. Esta función debe tener ciertas características deseables (i.e continuidad, suavidad, etc.), con esto se logra la reducción del ruido presente en la estimación inicial, conservándose (en cierta medida) las características topológicas del patrón de crestas de la impresión.

Si se consideran las funciones reales f definidas en un espacio R provisto de una medida, μ tal que $\mu(R) < \infty$. Todas las la funciones se suponen medibles y definidas en casi todo R.

Definición 1. Una función f se llama de cuadrado integrable en R cuando la integral existe (i.e es finita).

$$\int f^2(x)d\mu. \tag{4}$$

El conjunto de todas las funciones de cuadrado integrable en R se designa con $L^2(R,\mu)$ o, simplemente L^2 .

Sean $f, g \in L^2$, se tiene:

- 1) $f \cdot g \in L^2$, se desprende directamente de la designaldad $|f(x)g(x)| \leq \frac{1}{2}[f^2(x) + g^2(x)]$.
- 2) $f + g \in L^2$, como $[f(x) + g(x)]^2 \le f^2(x) + 2|f(x) + g(x)| + g^2(x)$, y cada una de las funciones en el miembro derecho de la desigualdad es de cuadrado integrable.
- 3) $\alpha \in \mathbb{R}, f \in L^2$ entonces $\alpha f \in L^2$, en efecto $\int [\alpha f(x)]^2 d\mu = \alpha^2 \int f^2(x) d\mu \leq \infty$.

Se define el producto escalar en L^2 como:

$$\langle f, g \rangle = \int f(x)g(x)d\mu$$
 (5)

Está claro que se cumplen todas las condiciones de la definición de un producto escalar:

- 1) $\langle f, g \rangle = \langle g, f \rangle$
- 2) $\langle f_1 + f_2, g \rangle = \langle f_1, g \rangle + \langle f_2, g \rangle$
- 3) $\langle \alpha f, g \rangle = \alpha \langle f, g \rangle$
- 4) $\langle f, f \rangle > 0$ si $f \neq 0$

Definición 2. Se llama espacio L^2 al espacio euclídeo, cuyos elementos son las clases de funciones equivalentes de cuadrado integrable, en el que las operaciones de adición y multiplicación por escalares se definen de la manera habitual y el producto escalar mediante: $\langle f, g \rangle = \int f(x)g(x)d\mu$

En lo adelante se considerarán las funciones de L^2 definidas en un conjunto medible R con medida μ tal que $\mu(R) < \infty$.

Definición 3. Un conjunto de funciones $\varphi_1(x), ..., \varphi_n(x)$ se dice es linealmente independiente si $\sum_{i=1}^n c_i \varphi_i = 0 \Rightarrow c_i = 0 \forall i = 1, ..., n$.

Definición 4. Dos funciones $f(x), g(x) \in L^2$, se dicen ortogonales si y solo si:

$$\langle f, g \rangle = \int f(x)g(x)d\mu = 0.$$
 (6)

A todo conjunto de funciones $\{\varphi_k\}$ tal que: $\langle \varphi_i, \varphi_j \rangle = 0, \forall i \neq j$ se le llama conjunto *ortogonal*. Si además se cumple que $\langle \varphi_i, \varphi_i \rangle = 1$, se dice que $\{\varphi_k\}$ es un conjunto *ortonormal*. Por ejemplo las funciones trigonométricas son un conjunto ortonormal en $[-\pi, \pi]$; y los polinomios de Legendre lo son en el intervalo [-1,1].

Si L^2 contiene un conjunto finito completo de funciones linealmente independientes, entonces $L^2 = \overline{M}\{\varphi_k\}$, es isomorfo a un espacio Euclidiano n-dimensional. En ese caso se dice que L^2 es n-dimensional. En otro caso se dice que L^2 es de dimensión infinita.

Sea $e_1, e_2, ..., e_n$ una base ortonormal en un espacio Euclidiano \mathbb{R}^n , entonces todo vector $x \in \mathbb{R}^n$ puede ser escrito de la forma:

$$x = \sum_{k=1}^{n} c_k e_k \,. \tag{7}$$

Con

$$c_k = \langle x, e_k \rangle. \tag{8}$$

Definición 5. Sea $f \in L^2$, los números $c_k = \langle f, e_k \rangle$ se llaman coeficientes de Fourier de f relativos al conjunto ortonormal $\{\varphi_k\}$ y la serie $\sum_{k=1}^{\infty} c_k e_k$, que puede o no converger, se llama serie de Fourier de f relativa al conjunto ortonormal $\{\varphi_k\}$.

Lema 1. Los coeficientes de Fourier minimizan la distancia en el sentido de la norma L^2 entre f y la suma $S_n = \sum_{k=1}^n \alpha_k \varphi_k$. Demostración en [30].

Definición 6. Un conjunto ortonormal se dice es cerrado si cumple la identidad de Parseval, es decir:

$$||f||^2 = \sum_k c_k^2 \,. \tag{9}$$

Teorema 1. En L^2 todo conjunto ortonormal completo es cerrado, y viceversa. Demostración en [30]

Teorema 2 (**Teorema de Riesz-Fisher**). Sea $\{\varphi_k\}$ un conjunto arbitrario en L^2 y los escalares $c_1, ..., c_n, ...$, tales que la serie $\sum c_k^2$ converge. Entonces existe una función $f \in L^2$ tal que $c_k = \langle f, \varphi_k \rangle$ y $\sum c_k^2 = \langle f, f \rangle = ||f||^2$. Demostración en [30].

Se puede suponer que se parte de la extracción inicial del campo de orientación Θ (muchos autores [3, 7, 19] utilizan el método local basado en gradientes [15] para realizar la estimación inicial del campo de orientación de la imagen). La orientación extraída está en el rango $[0, \pi[$, para evitar los problemas de la periodicidad de la orientación, así como de las discontinuidades que pudieran aparecer en los extremos del intervalo, se propone trabajar con el campo de orientación correspondiente al doble de los ángulos originales, es decir 2Θ [3, 7, 15, 19].

Si se considera el campo vectorial $\mathbf{V}_{2\Theta} = (v_c, v_s) = (\cos(2\theta), \sin(2\theta))$, ambas componentes se pueden considerar como funciones reales de varias variables. Es conocido que f puede ser representada su serie de Fourier, en general:

$$f(x) = \sum_{i=0}^{\infty} c_i \varphi_i(x) . \tag{10}$$

En la práctica es necesario truncar esta serie por lo que se expresaría como:

$$f(x) = \sum_{i=0}^{\infty} c_i \varphi_i(x) + \varepsilon.$$
 (11)

Donde k es el orden de la expansión, $\{\varphi_i\}$ el conjunto de funciones base, c_n los coeficientes de Fourier de f respecto a la base $\{\varphi_i\}$ y ε cierto error. Sabemos por el **Lema 1** que los coeficientes de Fourier minimizan la distancia en el sentido de la norma L^2 entre f y la suma $S_n = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi_i$.

No es práctico calcular los coeficientes de Fourier de acuerdo a la fórmula: $c_i = \langle f, \varphi_i \rangle$. Por tanto los métodos que se exponen en este trabajo se enfocan tanto en la selección de la base φ_i como en la estimación por métodos numéricos de los coeficientes.

2.2 Estimación y reconstrucción del campo de orientación

La calidad de las imágenes de las impresiones dactilares juega un papel fundamental en la estimación de campo de orientación. Como se ha observado, la presencia de ruido o áreas de mala calidad, llevan a una estimación inicial incorrecta y crea la necesidad de introducir información adicional para corregir los campos obtenidos. De acuerdo a como se distribuyen las áreas de mala calidad en una impresión se pueden distinguir dos problemas distintos: la **estimación** y la **reconstrucción** del campo de orientación **Fig. 5**.

En lo adelante se entenderá por estimación del campo de orientación al proceso de obtener la orientación real para cada bloque a partir de la corrección de un campo inicial ruidoso y completo. Este es el caso de las imágenes que se encuentran afectadas por ruido en su totalidad o de las impresiones latentes encontradas en escenas del crimen. Por otra parte, se entenderá como reconstrucción al proceso de la obtención del campo de orientación para áreas de la impresión sobre las que no se tiene información o la información presente es tan poco fiable que se asume como ruido y se elimina. La reconstrucción de la orientación es especialmente importante al lidiar con impresiones parciales y tiene una aplicación directa en la reconstrucción de las crestas como se verá más adelante.

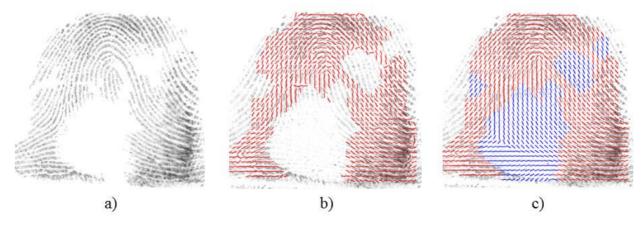


Fig. 5. a) Imagen de una impresión con áreas para las que no se tiene información. b) Campo de orientación estimado para las áreas que contienen información confiable. c) Campo de orientación reconstruido en las áreas sobre las que no se tiene información.

Para realizar la estimación es necesario partir de un campo de orientación completo, el caso de la reconstrucción se está ante un problema con datos faltantes. En ambos casos los métodos locales son de poca utilidad cuando la imagen no brinda información fidedigna, es necesario aplicar modelos que permitan inferir el patrón de crestas en estas áreas.

Cuando se intenta resolver el problema de reconstruir las orientaciones faltantes en áreas extensas de una impresión los métodos probabilísticos presentan problemas, al lidiar con datos faltantes. Esto se debe a que trabajan con una vecindad explicita y esta pudiera no existir en el escenario descrito. Esto los hace brindar soluciones pobres para el problema de reconstrucción. Por otra parte, los métodos basados en interpolación introducen la información contextual a partir de las propias restricciones del modelo, por tanto, esto los hace más adecuados para reconstruir grandes áreas de una impresión a partir de información parcial **Fig. 6**.

En el caso de las impresiones latentes, generalmente no se dispone de orientaciones fiables, o no existen medios para determinar cuáles orientaciones son fiables y cuáles no. En este escenario no es recomendable el uso de los métodos de interpolación. El enfoque que parece más propicio es el de corregir las orientaciones de tal forma que se minimice una cierta función de energía. Esta forma de codificar la información contextual la proporciona la estimación MAP-MRF. Es por esto que para la estimación automática del campo de orientación en huellas, es recomendable el empleo de métodos basados en modelos probabilísticos.

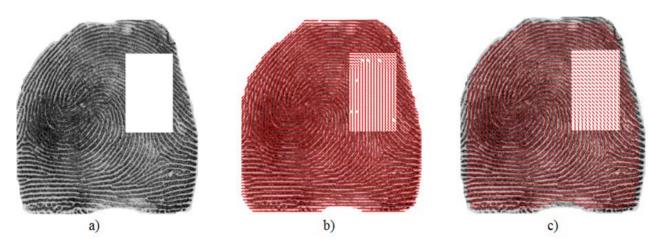


Fig. 6. a) Imagen de una impresión a la que se le elimino artificialmente una parte. b) Campo de orientación reconstruido utilizando un método probabilístico de diccionarios [25]. c) Campo de orientación reconstruido utilizando un método de interpolación basado en la base de Legendre [7].

2.3 Métodos de mejoramiento del campo de orientación basados en interpolación

2.3.1 FOMFE

Uno de los modelos más importantes y citados en la literatura es el propuesto por Wang et al. [3] Fingerprint Orientation Model Based on 2D Fourier Expansion (FOMFE). En este trabajo se plantea que debido a la forma que tienen las impresiones es natural conformar $\Phi = \{\varphi_k\}$ utilizando un conjunto de funciones seno y coseno [3] para representar f en su serie de Fourier. Por tanto para una función bivariada en una porción del plano real $A = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2, -l \le x \le l, -h \le y \le h\}$, su serie de Fourier tiene la siguiente forma [4]:

$$f(x,y) = \sum_{i=1}^{k} c_k \varphi_k(x,y) + \varepsilon(x,y) = \sum_{m=0}^{k} \sum_{n=0}^{k} \Phi(mvx, nwy, \beta_{mn}) + \varepsilon(x,y).$$
 (12)

Donde $m, n \in \mathbb{N}$, $v = \frac{\pi}{l}$, $w = \frac{\pi}{h}$, son las frecuencias fundamentales, y:

$$\Phi(mvx, nwy, \beta_{mn}) = \lambda_{mn} [a_{mn} \cos(mvx) \cos(nwy) + b_{mn} \sin(mvx) \cos(nwy) + c_{mn} \cos(mvx) \sin(nwy) + d_{mn} \sin(mvx) \sin(nwy)]$$
(13)

$$\lambda_{mn} = \begin{cases} 1/_4, & m = n = 0\\ 1/_2, & (m > 0, n = 0) \lor (m = 0, n > 0) \cdot\\ 1, & (m > 0) \land (n > 0) \end{cases}$$

Como se puede deducir de la expresión anterior, cada parámetro $\beta_{mn} = \{a_{mn}, b_{mn}, c_{mn}, d_{mn}\}$ está compuesto por los cuatro parámetros de Fourier q deben ser estimados. Expresado matricialmente puede verse como:

$$V_c = P(x)B_cQ^T(y),$$

$$V_s = P(x)B_sQ^T(y).$$
(14)

Donde $V_c = \{\cos(V_{2\theta}(x,y))\}\ y\ V_s = \{\sin(V_{2\theta}(x,y))\}\ son los parámetros de entrada, <math>B_c y\ B_s$ matrices que contienen los coeficientes de Fourier y P(x) y Q(y) corresponden a los puntos coordenados en el retrato de fase [3]. De esta forma el problema específico a resolver por el método FOMFE es estimar las matrices de coeficientes $B_c y\ B_s$ que generen el retrato de fase (i.e campo vectorial), que mejor ajuste los datos originales. Para resolverlo este puede ser planteado como un problema clásico de mínimos cuadrados:

$$\min_{\alpha} \|\Lambda \alpha - b\|^2$$

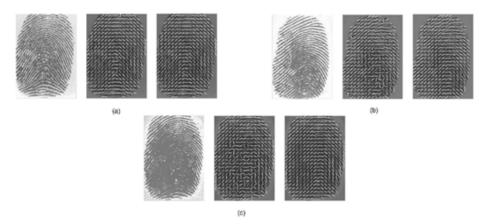


Fig. 7. Resultado de estimar el campo de orientación con un método local (izquierda) y con FOMFE (derecha) para imágenes con distintos grados de calidad. a) Imagen de buena calidad. b) Imagen levemente afectada por ruido. c) Imagen de mala calidad, afectada fuertemente por el ruido.

En el caso de FOMFE, la matriz de diseño Λ puede ser construida a partir de las $(2k+1)^2$ funciones base como muestran los autores en [3]. Una de las ventajas que tiene este método para su implementación, en términos de eficiencia, es que la matriz de diseño Λ solo depende de las coordenadas del plano que se tomen para realizar la evaluación. Esto quiere decir que para imágenes de iguales dimensiones, Λ no varía, por lo que puede ser pre-calculada ahorrando con esto tiempo de cómputo.

El vector de observaciones b se obtiene de los datos y se le aplica un peso, por ejemplo para estimar V_c , se construye de la siguiente forma: $b = \{\omega(x_i, y_j) \cdot v_c(x_i, y_j)\}\$ donde $\omega(x_i, y_j) \in \{0,1\}$, en dependencia si el punto (x_i, y_j) , pertenece al fondo o al área ocupada por la impresión dactilar. De esta forma se evita que el ruido presente en el fondo, influya de forma negativa en la estimación.

Existen diferentes técnicas para resolver el problema de mínimos cuadrados, los autores proponen la factorización QR de la matriz Λ . Esto es válido debido a que Λ es de rango completo para la mayoría de casos a los que se enfrenta el método [5].

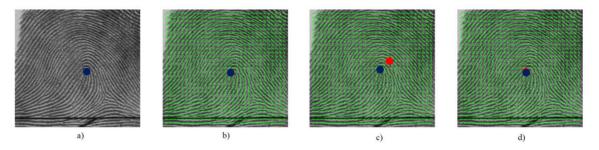


Fig. 8. Efecto del orden de la expansión. a) Imagen Original. b) Campo estimado con un método local. c) Campo estimado con el método FOMFE de orden 2. d) Campo estimado con el método FOMFE de orden 6. Nótese que la detección correcta del punto singular se ve afectada para cuando el orden es bajo (en rojo la posición estimada y en azul la posición real del punto singular).

Uno de los principales problemas a los que se enfrenta este método, y en general todos los métodos de interpolación, está en cómo escoger el factor k que determina el orden de la expansión polinomial. A medida que k disminuye se logra una aproximación más suave del patrón de crestas de la impresión, sin embargo el método tiende fallar en las áreas de alta curvatura, como las presentes alrededor de los puntos singulares. Por otra parte, si se aumenta el orden de la expansión, si bien se logra una aproximación más cercana a la realidad, se tiende a modelar el ruido que se quería eliminar en primer lugar ${\bf Fig.~8}$.

Como hemos observado los autores proponen un modelo para la estimación del campo de orientación de impresiones dactilares, que no depende de la posición de los puntos singulares. Adicionalmente en su trabajo se propone extender el uso del modelo para estimar la posición de dichos puntos. Otra aplicación propuesta para FOMFE es la indexación de las impresiones a partir de los coeficientes del sistema. Como principal limitación del modelo está el hecho de que es imposible detectar automáticamente el orden de expansión polinomial que devuelva el mejor resultado para determinada impresión o determinada estimación inicial.

2.3.2 Modelación del campo de orientación utilizando bases de polinomios de legendre

Ram et al. [7] proponen el uso de otra base, en este caso los polinomios de Legendre (nombrados así en honor del matemático francés Andrien-Marie Legendre (1752-1883)). Los polinomios de Legendre son las soluciones de la ecuación diferencial de Legendre y pueden ser obtenidos a partir de la fórmula de Rodrigues [5]:

$$\varphi_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \frac{\partial^n}{\partial x^n} [(x^2 - 1)]^n \,. \tag{15}$$

Sea $\{\varphi_n\}_{n=1}^{\infty}$, el conjunto de los polinomios de Legendre, la propiedad de ortogonalidad puede ser expresada como $\langle \phi_n, \phi_m \rangle = 0$, $\forall m \neq n$, es bien conocido que:

$$\langle \varphi_n, \varphi_m \rangle = \int_{-1}^1 \varphi_n(x) \varphi_m(x) dx = \frac{2\delta_{nm}}{2n+1}.$$
 (16)

Donde, δ_{nm} es la función delta de Kronecker: $\delta_{nm} = 0 \Leftrightarrow n = m$ por lo tanto es claro que el sistema $\{\varphi_n\}_{n=1}^{\infty}$, es ortogonal en [-1,1]. De hecho, una derivación alternativa de los polinomios de Legendre se obtiene llevando a cabo el proceso de ortonormalización de Gram-Schmidt en el conjunto $\{1,x,x^2,...\}$ con respecto a un producto interno.

La fórmula de Rodrigues no proporciona una forma práctica para calcular los polinomios de Legendre, sin embargo, los autores proponen de un método iterativo, que mejora considerablemente la velocidad de cómputo. Partiendo del hecho de que $\varphi_0(x) = 1$ y $\varphi_1(x) = x$:

$$\varphi_{n+1} = \frac{2n+1}{n+1}\varphi_n - \frac{n}{n+1}\varphi_{n-1}. \tag{17}$$

Otra ventaja de que tienen los polinomios de Legendre que los convierte en una opción atractiva a la hora de escoger la base polinomial con la que se va a trabajar; es que resulta relativamente simple generalizar a dimensiones superiores. En el caso particular de las estimación del campo de orientación, se busca una base capaz de generar funciones bivariadas con valores reales. Esta base puede ser obtenida a partir de los polinomios univariados de Legendre de la siguiente forma [6]:

$$\varphi_{nm}(x,y) = \varphi_{n-m}(x)\varphi_m(y). \tag{18}$$

Pudiera pensarse que una base más simple como la de los monomios $\Phi = \{1, x, y, xy, ..., x^{n-k}y^k\}$ pudiera ser más adecuada para el problema que se intenta resolver; debido a que en términos computacionales los polinomios de Legendre son más costosos para calcular y evaluar. El problema de este enfoque se encuentra en la falta de estabilidad de las soluciones. Utilizar la base de los monomios lleva a la aparición de sistemas de ecuaciones mal condicionados, esto quiere decir que la solución de los mismos es altamente sensible a perturbaciones, tanto en los datos como en la matriz de diseño. Una forma de resolver este problema es el uso de bases formadas por polinomios ortogonales, que como ya hemos observado es una propiedad que cumple la base de polinomios de Legendre.

Los polinomios trigonométricos propuestos por Wang et al. [3] también cumplen la propiedad de ser ortogonales. La aproximación por serie de Fourier resuelve el problema del número de condición de la matriz de diseño, su desventaja está en el elevado costo computacional que requiere evaluar las funciones trigonométricas. Por otra parte, los polinomios de Legendre pueden calcular a partir de fórmulas recursivas [6] lo que los hace bastante más eficientes desde el punto de vista computacional. Los autores muestran en la Tabla 1. que el método propuesto requiere una menor cantidad de parámetros a ser estimado, lo que constituye otra ventaja significativa sobre FOMFE.

Tabla 1. Cantidad de parámetros a estimar en FOMFE y Legendre en dependencia del orden de expansión.

Orden	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Legendre	12	20	30	42	56	72	90	110	132
FOMFE	50	98	162	242	338	450	578	722	882

En general se tiene: $f(x,y) \approx \sum_{j=0}^{n} a_j \phi_j(x,y)$ donde $\Phi = [\phi_0, ... \phi_n]$ es un vector fila que contiene al conjunto de las funciones base y x = (x,y). Si se define la matriz del sistema como:

$$V = \begin{pmatrix} \Phi(x_1) \\ \vdots \\ \Phi(x_i) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_1(x_1) & \cdots & \phi_n(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_1(x_i) & \cdots & \phi_n(x_i) \end{pmatrix}$$
(19)

y los vectores $a = [a_1, ..., a_n]^T$ y $f = [f(x_1), ..., f(x_j)]^T$, como los vectores de parámetros y de observaciones respectivamente. Los autores proponen el uso del método de mínimos cuadrados para modelar los datos. Debido que a que todas las regiones de la imagen no aportan la misma cantidad de

información, se utiliza una máscara de segmentación para excluir el fondo [7]. De acuerdo a lo anterior se puede plantear la solución en el sentido mínimo cuadrático como:

$$\mathcal{F} = \sum_{j=1}^{i} w_j [\Phi(x_j) a^T - f(x_j)]^2.$$
 (20)

Como el número de ecuaciones es mucho mayor que el de funciones bases (incógnitas), se propone el uso de la técnica de pseudoinversa para estimar la solución [8, 9]. Si se define W como una matriz diagonal que contenga los pesos asignados para cada coordenada; el vector α puede ser obtenido como:

$$\alpha = (V^T W V)^{-1} V^T W f. \tag{21}$$

En el caso concreto de interpolar el campo de orientación, es necesario estimar los coeficientes para V_c y V_s , correspondientes al coseno y al seno del doble del ángulo. Si denotamos por f_c y f_s a los vectores que contienen a las observaciones registradas en V_c y V_s respectivamente, el campo de orientación regularizado \hat{O} puede calcularse como:

$$a = (V^T W V)^{-1} V^T W f_s,$$

$$b = (V^T W V)^{-1} V^T W f_c,$$

$$\hat{O}(x_j) = \frac{1}{2} \arctan \frac{\Phi(x_j) a^T}{\Phi(x_i) b^T}.$$
(22)

Al igual que en el método FOMFE, los valores de los pesos contenidos en la matriz W se obtienen de la segmentación de la impresión, donde w = 1 si pertenece a la región ocupada por la impresión dactilar y w = 0 si pertenece al fondo. Es importante recalcar que los valores de x = (x, y) deben ser normalizados al rango de [-1,1] pues este es en el que los polinomios de Legendre cumplen la propiedad de ortogonalidad.

Si bien la solución obtenida es óptima en el sentido mínimo cuadrático, los autores plantean que para evaluar la fidelidad del nuevo campo de orientación obtenido, debe realizarse una comparación directa de los valores de orientación originales. Los vectores obtenidos a partir de los parámetros estimados no necesariamente generan las orientaciones cercanas a la realidad.

Para realizar esta comparación y estimar cuan parecido es el nuevo campo de orientación obtenido, se adoptó el método propuesto por Rao y Jain en [12] y modificado por Ford y Strickland en [13]. El método propone minimizar la siguiente medida de fidelidad entre dos campos de orientación:

$$\min_{a,b} \sum_{j=1}^{i} w_j \left[\sin \left(\arctan \frac{\Phi(\mathbf{x}_j) a^T}{\Phi(\mathbf{x}_j) b^T} - 2O(\mathbf{x}_j) \right) \right]^2. \tag{23}$$

Como todos los métodos de interpolación, el problema de escoger el grado de la expansión, también está presente en este método. De nuevo se tiene que un orden polinomial bajo da como resultado una aproximación más suave pero muy imprecisa en regiones cercanas a los puntos singulares y uno más elevado logra una representación más fiel pero modela el ruido que se quiere suavizar.

Para intentar resolver el problema anteriormente mencionado los autores proponen un método en dos etapas. En la primera de las mismas se utiliza el método de la pseudoinversa para obtener una primera aproximación de los datos con un orden polinomial predeterminado.

La segunda etapa consiste en minimizar la función de costo en la expresión anterior para ello se propone el uso del algoritmo LMA (Levenberg-Marquard-algorithm) [10, 11]. LMA es una técnica iterativa que encuentra mínimos locales para funciones multivariadas que estén expresadas como la

suma de cuadrados de varias funciones reales no lineales. Si la solución inicial está localizada lejos del mínimo local, el algoritmo tiene una lenta, pero garantizada convergencia, sin embargo si la solución inicial se encuentra relativamente ceca del mínimo local, la convergencia es extremadamente rápida. En su trabajo los autores muestran que solo con cinco iteraciones de LMA se logra una mejora substancial de campo de orientación [7].

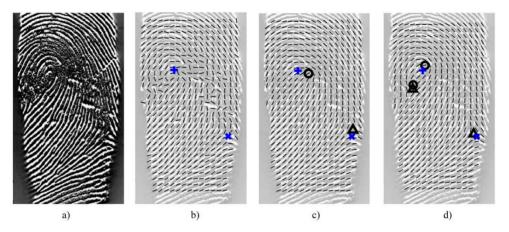


Fig. 9. Se muestra los campos de orientación estimados para una impresión aplicando distintos métodos: a) Imagen Original b) Método Local basado en gradientes, c) FOMFE, d) Método Propuesto. El método basado en la expansión polinomial en la base de Legendre da mejores resultados, lo que lleva a una mejor localización de los puntos singulares.

Si bien, este método presenta semejanzas importantes con FOMFE, presenta tres beneficios sustanciales que no se deben pasar por alto:

- Ventajas en términos de eficiencia de los polinomios de Legendre sobre las funciones trigonométricas.
- Como resultado de la estrategia de optimización empleada por los autores, se logra una mayor fidelidad y regularización del campo de orientación, especialmente en las vecindades de los puntos singulares.
- Posee la habilidad de representar el campo de orientación de una impresión dactilar con un número significativamente menor de parámetros.

2.3.3 DCT

Liu et al. [19] proponen el uso de la transformada discreta del coseno (DCT) para modelar el patrón de crestas de las impresiones. La DCT representa una señal como una combinación lineal de funciones coseno oscilando a diferentes frecuencias. Esta es una variante de la transformada discretea de Fourier, que reemplaza el análisis complejo por números reales, a través de una extensión simétrica de la señal [19]. La DCT es apropiada para la representación de comportamientos tanto suaves como periódicos [20].

Sea $\Omega = \{1 \le m \le P, 1 \le n \le Q\}$, las funciones base de la DCT en las frecuencias (u, v) se calculan como:

$$\varphi_{uv} = \frac{C_u C_v}{\sqrt{PQ}} \cos\left(\frac{(2m+1)u\pi}{2P}\right) \cos\left(\frac{(2n+1)v\pi}{2Q}\right).$$

$$0 \le m \le P - 1, \ 0 \le n \le Q - 1$$

$$0 \le u \le U - 1, \ 0 \le v \le V - 1$$
(24)

$$C_{j} = \begin{cases} 1, & si \ j = 0 \\ \sqrt{2}, & otro \ caso \end{cases} \quad j = u, v$$

Los valores de U, V representan el orden de la expansión de la DCT, los autores se consideran U = V = M. Los vectores bases de la DCT son generados por la evaluación de las funciones base en los puntos coordenados del campo de orientación. La representación de una función bidimensional en la base DCT se es la siguiente:

$$f(m,n) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha_{uv} \varphi_{uv}(m,n) + \epsilon = \Phi \alpha + \epsilon.$$
 (25)

Donde $\Phi = [\varphi_{00}, \varphi_{01}, ..., \varphi_{M-1,M-1}]$ es el vector que contiene a la colección de las M^2 funciones base y $\alpha = [\alpha_{00}, \alpha_{01}, ..., \alpha_{M-1,M-1}]$, por tanto los coeficientes contenidos en α , pueden ser calculados resolviendo el problema de mínimos cuadrados: $\min_{\alpha} ||f - \Phi\alpha||$.

Los autores no especifican que estrategias utilizan para encontrar la solución, pero se pueden aplicar, estrategias similares a las propuestas para los métodos anteriores. En nuestra implementación del método se utilizó la factorización QR.

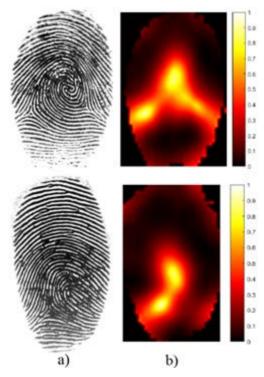


Fig. 10. Resultado de aplicar filtrado complejo sobre una imagen, los valores de respuesta más altos corresponden a la localización de los puntos singulares.

Como en los casos anteriores, orden de la expansión polinomial que se escoge es un problema. Para intentar resolverlo, los autores proponen combinar la expansión de orden bajo con la de orden alto asignando pesos a cada de la siguiente forma:

$$f(m,n) = f_1(m,n) + w(m,n)f_h(m,n).$$
(26)

Donde $f_l(m, n)$ y $f_h(m, n)$ representan la orientación del bloque (m, n) modelada con orden bajo y elevado respectivamente, y w(m, n) es el peso asignado a $f_h(m, n)$ en dicho bloque. La idea es que el

valor de w(m,n) sea bajo en casi toda la impresión dactilar, salvo en las áreas cercanas a los puntos singulares. El problema de estimar los puntos singulares es complejo y depende en gran medida de la estimación correcta del campo de orientación. Para sobreponerse esta dificultad los autores proponen el método de "Filtrado Complejo" del campo de orientación [21].

El método de estimación a partir de la DCT es muy similar a FOMFE, y es superado por Legendre en términos computacionales, debido a ventajas intrínsecas de la base de Legendre sobre las bases trigonométricas. Sin embargo, el enfoque propuesto, se revela efectivo debido a que aprovecha las ventajas, tanto de la expansión polinomial de alto orden como de bajo orden.

2.4 Aplicación en la reconstrucción de las crestas de una impresión dactilar

En muchos escenarios prácticos debido a problemas en el enrolamiento la las impresiones registradas pueden ser incompletas. Resulta de interés reconstruir las crestas de las impresiones en las áreas que sobre las que no se tiene información. Un paso fundamental para lograrlo es la correcta reconstrucción del campo de orientación. Es importarte aclarar que extraer minucias es imposible en las áreas reconstruidas, las crestas reconstruidas se pueden utilizar como un rasgo extendido para el cotejo de impresiones.

Una idea que ha intrigado a los investigadores es si pudiera reconstruirse la imagen de una impresión dactilar a partir de un patrón de minucias previamente almacenado. En esta dirección Ross et al. [37] presenta un método que utiliza tripletas de minucias para reconstruir el campo de orientación y a partir de este el patrón de crestas de una impresión.

Feng y Jain [38] consideran representar la imagen de una impresión como como una imagen de fase, la cual consiste en una fase continua y una fase espiral (correspondiente a las minucias); los autores proponen un algoritmo para reconstruir la fase continua a partir de las minucias. Una etapa importante de este método es la reconstrucción del campo de orientación de la impresión dactilar, partiendo únicamente de la posición y las orientaciones almacenadas para cada minucia.

El algoritmo propuesto es relativamente simple: a cada bloque se le asigna una orientación que se calcula utilizando la minucia más cercana en cada uno de los 8 sectores (ver **Fig. 11.**). Se trabaja con el valor del duplo de las orientaciones α_k para hacerlas equivalentes a $\alpha_k + \pi$. Luego las componentes seno y coseno para cada una de las minucias seleccionadas se suman de acuerdo a:

$$u = \sum_{k=1}^{K} \cos(2\alpha_k) w_k.$$

$$v = \sum_{k=1}^{K} \sin(2\alpha_k) w_k.$$
(28)

Donde w_k es una función de peso, los autores proponen el reciproco de la distancia euclidiana entre el centro del bloque y la minucia correspondiente. La orientación del bloque se calcula: $\Theta(m,n) = \frac{1}{2} \operatorname{atan}\left(\frac{v}{u}\right)$.



Fig. 11. Las minucias utilizadas para estimar la orientación del punto central están denotadas por los cuadrados de color sólido.

Cappelli et al. [39], propone una solución al mismo problema utilizando prototipos para cada tipo de minucia y filtrado de Gabor de forma iterativa para extenderlos y generar una imagen sintética de las impresión original **Fig. 12.**

Sin embargo, las minucias utilizadas en estos métodos solo proporcionan el conocimiento de la posición y la orientación de estas sobre la imagen de la impresión. Es natural preguntarse si se pudieran lograr resultados similares utilizando orientaciones correctas sobre las crestas de impresión, no necesariamente minucias.

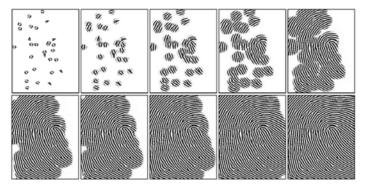


Fig. 12. Ejemplo del funcionamiento del método propuesto por Cappelli et al, en cada iteración se expanden los prototipos correspondientes a cada minucia hasta recrear una imagen del patrón de crestas de la impresión original.

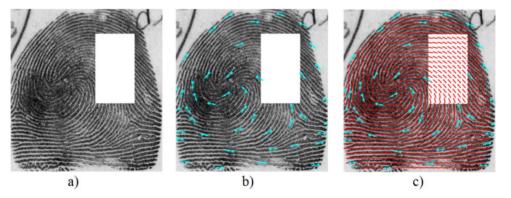


Fig. 13. Reconstrucción del campo de orientación a partir unas pocas orientaciones correctas marcadas de forma manual sobre la imagen.

Explorando esta idea fue propuesto por nuestro equipo un algoritmo que combina los métodos anteriores presentados. Para reconstruir el campo de orientación de una impresión completa a partir de unas pocas orientaciones marcadas de forma manual, se empela el algoritmo presentado por Feng y Jain [38], debido a la baja complejidad computacional y de implementación que presenta **Fig. 13**. En una segunda etapa, a partir del campo de orientación reconstruido se utiliza una técnica como la descrita por Cappelli et al [39] para reconstruir las crestas de la impresión para áreas de las que no había información disponible. Esta segunda etapa se realiza aplicando filtrado de Gabor de forma iterativa. Este método es capaz de reconstruir de forma realista las crestas de una **Fig. 14**.

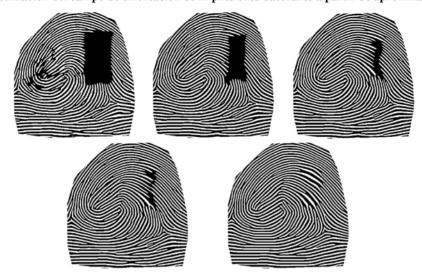


Fig. 14. Resultado de aplicar de filtrado de Gabor forma iterativa sobre la imagen binarizada de una impresión.

3 Conclusiones

Como conclusiones de este trabajo se puede señalar la importancia que tiene la estimación correcta del campo de orientación de una impresión dactilar. Es conocido que para los casos de impresiones con mala calidad o con áreas dañadas, realizar la extracción directamente de la imagen da como resultado un campo de orientación impreciso y fuertemente afectado por el ruido. Por estas razones los modelos para realizar la rectificación del campo de orientación adquieren una importancia vital para la extracción de las características, tanto globales como locales de la impresión.

El enfoque principal de este trabajo han sido los modelos deterministas, específicamente, los basados en aproximación de funciones. Estos métodos tienen como ventajas principales sobre los modelos basados en puntos singulares, el hecho de que no necesitan información suministrada por el usuario, más allá de la que se puede extraer de forma automática de imagen de la impresión, además de que son más eficientes desde el punto de vista computacional.

Se presentó además, la diferencia entre los problemas de estimación y reconstrucción del campo de orientación. Se mostró la ventaja de utilizar los modelos deterministas basados en interpolación polinomial para reconstruir las orientaciones en campos iniciales incompletos.

Como principal desventaja se ha observado que se establece un compromiso entre utilizar un orden polinomial bajo y uno elevado. Con un orden bajo se logra una mayor cancelación de ruido, pero se tiende a suavizar demasiado las áreas de alta curvatura i.e puntos singulares. Por otra parte, un orden polinomial alto, garantiza una mayor fidelidad de la estimación a los datos originales, especialmente en vecindades de las singularidades, pero se enfrenta al problema del sobre ajuste de los datos, es decir se tiende a modelar el ruido que se quería cancelar en un principio, otros problemas está en que se eleva la cantidad de parámetros a estimar. De los tres métodos estudiados a profundidad, dos proponen estrategias para lidiar con el problema de escoger el orden de la expansión polinomial óptimo.

Como trabajo futuro se propone el desarrollo de un modelo general de estimación y reconstrucción del campo de orientación, que pueda incorporar el conocimiento previo acerca de una impresión dada. Algunas ideas referentes a métodos de este tipo se han planteado en trabajos de que utilizan modelos de regularización y optimización multi-objetivo [42] que extienden y mejoran los resultados del método por optimización mínimos cuadrados. Así como el estudio de métodos que permitan estimar el valor de óptimo de la expansión polinomial para un caso particular.

Referencias bibliográficas

- 1. Lambourne, G: The Fingerprint Story. Harrap London, (1984).
- 2. Levi, G., Sirovich, F.: Structural descriptions of fingerprint images Information Sciences: An International Journal 4 Issue 3-4, (1972) 327-355
- 3. Y. Wang, J. Hu, D. Phillips: A fingerprint orientation model based on 2Dfourier expansion (FOMFE) and its application to singular-point detection and fingerprint indexing, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29 (4) (2007) 573–585.
- 4. L. Perko: Differential Equations and Dynamical Systems. Springer-Verlag, (1991)
- 5. M. Kass, A. Witkin, Analyzing oriented patterns, Computer Vision, Graphics, and Image Processing 37 (3) (1987) 362–385
- 6. G.Y. Yang, H.Z. Shu, C. Toumoulin, G.N. Han, L.M. Luo: Efficient Legendre moment computation for grey level images, Pattern Recognition 39 (1) (2006) 74–80
- 7. S. Ram, H. Bischof, J. Birchbauer: Modelling fingerprint ridge orientation using Legendre polynomials, Pattern Recognition 43 (2010) 342–357
- 8. P. George: Interpolation and Approximation by Polynomials, Canadian Mathematical Society, 2003
- 9. R. Penrose: On best approximate solution of linear matrix equations, Proceedings of the Cambridge Philosophical Society 52 (52) (1956) 17–19
- 10. J. Nocedal, S.J. Wright: Numerical Optimization, second ed., Springer, Berlin, (2006)
- 11. C.T. Kelley: Iterative methods for optimization, Frontiers in Applied Mathematics, (1999)
- 12. A.R. Rao, R. Jain: Analyzing oriented textures through phase portraits, in: Proceedings of 10th International Conference on Pattern Recognition, vol. 1, (1990) 336–340
- 13. R.M. Ford, R.N. Strickland: Nonlinear models for representation, compression, and visualization of fluid flow images and velocimetry data, in: Proceedings of IEEE Workshop on Visualization and Machine Vision, IEEE Computer Society (1994) 1–12
- 14. Chikkerur, S., Cartwright, A. N., & Govindaraju, V. Fingerprint enhancement using STFT analysis. Pattern Recognition, 40(1) (2007) 198–211.
- 15. Huckemann S, Hotz T, Munk A: Global models for the orientation field of fingerprints: an approach based on quadratic differentials, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 30 (2008) 1507–1519.
- Bazen, A.M., Gerez, S.H.: Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 24(7) (2002) 905–919
- 17. Wieclaw, L.: Fingerprint orientation field enhancement: Computer Recognition Systems 4, Advances in Intelligent and Soft Computing 95 (2011) 33–40
- 18. Zhou J, Gu J: Modeling orientation fields of fingerprints with rational complex functions, Pattern Recognition 37 (2004) 389–391
- 19. Liu, M., Liu, S., Zhao, Q.: Fingerprint orientation field reconstruction by weighted discrete cosine transform, Information Sciences 268 (2014) 65–77.
- 20. J. Starck, M. Elad, D. Donoho: Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach, IEEE Transactions on Image Processing 14 (10) (2005) 1570–1582
- 21. K. Nilsson, J. Bigun: Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering, Pattern Recognition Letters 24 (2003) 2135–2144
- 22. Liu, M., Jiang, X., Kot, A.C.: Fingerprint reference-point detection. EURASIP J. Adv. Sig. Proc. (4) (2005) 498–509
- 23. Cappelli, R., Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K., Prabhakar, S.: Handbook of fingerprint recognition. Springer (2003)
- 24. Yoon, S., Feng, J., Jain, A., K.: On latent fingerprint enhancement, Proceedings of the SPIE, Volume 7667, id. 766707 (2010)
- 25. Feng, J., Zhou, J., Jain, A.K.: Orientation field estimation for latent fingerprint enhancement. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 35(4) (2013) 925–940

- 26. L. Liu, T. S. Dai A Reliable Fingerprint Orientation Estimation Algorithm, Journal of Information Science and Engineering 27 (2011) 353–368
- 27. Lee, K. C.; Prabhakar, S: Probabilistic orientation field estimation for fingerprint enhancement and verification. 2008 Biometrics Symposium, BSYM, 41–46
- 28. Tico, M., Kousmanen, P.: Fingerprint Matching Using an Orientation-Based Minutia Descriptor, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25 (8) (2003) 1009–1014
- 29. Qi, J., Xie M., Wang, W.: A Novel Fingerprint Matching Method Using a Curvature-Based Minutia Specifier, In: Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference (2008) 1488 1491
- 30. Kolmogorov, A.N, Fomin, S.V.: Elements of the Theory of Functions and Functional Analysis, Dover Publications, 1999
- 31. Sherlock, B., Monro, D.: A model for interpreting fingerprint topology. Pattern Recognition 26 (7) (1993) 1047–1055
- 32. Vizcaya P., Gerhardt L.: A nonlinear orientation model for global description of fingerprints, Pattern Recognition 29 (1996) 1221–1231.
- 33. Dass, S. C.: Markov Random Field Models for Directional Field and Singularity Extraction in Fingerprint Images. IEEE Transactions on Image Processing, 13(10) (2004) 1358–1367
- 34. Rama, R. K. N. V., & Namboodiri, A. M.: Fingerprint enhancement using Hierarchical Markov Random Fields. In 2011 International Joint Conference on Biometrics (IJCB) (2011) 1–8
- 35. Sahasrabudhe, M., & Namboodiri, A. M.: Learning Fingerprint Orientation Fields Using Continuous Restricted Boltzmann Machines in 2013 2nd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (2013a). 351–355
- 36. Cao, K., Jain, A.K.: Latent orientation field estimation via convolutional neural network. ICB (2015) 349-356
- 37. Ross, A., Shah, J., & Jain, A. K. (2007). From template to image: Reconstructing fingerprints from minutiae points. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 29(4), 544-560.
- 38. Feng, J., & Jain, A. K. (2011). Fingerprint reconstruction: from minutiae to phase. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 33(2), 209-223.
- 39. Cappelli, R., Maio, D., Lumini, A., & Maltoni, D. (2007). Fingerprint image reconstruction from standard templates. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(9), 1489-1503.
- 40. Yang, X., Feng, J., & Zhou, J. (2014). Localized dictionaries based orientation field estimation for latent fingerprints. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 36(5), 955-969.
- 41. Chen, C., Feng, J.& Zhou, J. (2016) Multi-scale Dictionaries Based Fingerprint Orientation Field Estimation. ICB
- 42. Xu, J., & Hu, J. (2015, November). Multi-constrained Orientation Field Modeling and Its Application for Fingerprint Indexing. In International Conference on Network and System Security (pp. 176-187). Springer International Publishing.

RT_087, septiembre 2016

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2016

Editor: Lic. Lucía González Bayona

Diseño de Portada: Di. Alejandro Pérez Abraham

RNPS No. 2142 ISSN 2072-6287

Indicaciones para los Autores:

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

CENATAV

7ma. A No. 21406 e/214 y 216, Rpto. Siboney, Playa;

La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

