

CLASSIFICAÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS EM TEMPO REAL ATRAVÉS DE ANÁLISE MULTI-RESOLUÇÃO DA INFORMAÇÃO DIRECIONAL

ELEN M. LOBATO E RUI SEARA

LINSE: Circuitos e Processamento de Sinais

Departamento de Engenharia Elétrica

Universidade Federal de Santa Catarina

Campus Universitário, 88040-900 – Florianópolis – SC – Brasil

Tel: (0xx48) 331-9504, Fax: (0xx48) 331-9091, emlobato@linse.ufsc.br

RESUMO

Este artigo propõe um algoritmo para classificação e identificação em tempo real de impressões digitais. Através da decomposição *wavelet* de Haar, são obtidas imagens direcionais de múltiplas resoluções de uma impressão digital. Tais imagens são utilizadas para a classificação da impressão digital em padrões (Arco, Arco Tentado, Verticilo, Presilha Externa e Interna) segundo a contagem de pontos singulares obtidos em cada nível de resolução. A seguir, são comparadas a imagens direcionais de um banco de dados de impressões digitais, sendo selecionada aquela que apresentar ao final do processo menor erro de orientação segundo um limiar pré-estabelecido. O uso da transformada *wavelet* no processo de identificação dispensa etapas de pré-processamento usuais nesse tipo de aplicação, além de prover maior confiabilidade em relação aos métodos baseados unicamente em análise espacial. Resultados experimentais são apresentados demonstrando a eficiência e robustez do algoritmo proposto.

1. INTRODUÇÃO

Nos dias atuais, face ao crescimento da população e por conseguinte o aumento do número de imagens de impressões digitais nos bancos de dados dos Institutos de Identificação, torna-se cada vez mais complexo o processo de identificação e mesmo o de classificação dessas impressões, exigindo a utilização de sistemas de verificação automática eficazes.

O bom desempenho dos sistemas de verificação automática está condicionado à correta conversão da impressão digital real para uma imagem eletrônica. Usualmente, a conversão de uma impressão digital real para o sistema de verificação abrange processos de binarização, segmentação e afinamento de linhas. Nesses processos, torna-se necessário corrigir eventuais falhas que degradam a qualidade das imagens, evitando comprometer o resultado do processo de verificação.

Pesquisas recentes em processamento de imagens têm feito uso com sucesso da transformada *wavelet* em diferentes aplicações [1,2,3]. Tal ferramenta permite a análise de imagens em múltiplas escalas espaciais e diferentes resoluções em frequência. Alguns trabalhos em Reconhecimento de Impressões Digitais fazem uso da transformada *wavelet* [4,5].

Kuosmanen e Tico [4] propuseram um método de classificação baseado na localização de pontos singulares (pontos de *core* e pontos de *delta* [4,6]) na análise multi-resolução da informação direcional de impressões digitais. Todavia, esta técnica não apresenta bom resultado quando a impressão digital apresenta falhas (por exemplo, cicatrizes) ou há presença de ruído nas bordas. O algoritmo de classificação utilizado propõe alterações a essa idéia: a classificação em grupos datiloscópicos é feita segundo a contagem e localização dos pontos singulares obtidos em multi-resolução, além de se definir, ao início do processo de reconhecimento, uma área efetiva da impressão digital. Chung e Lee [5] propuseram um método de identificação de impressões digitais, que faz uso das subimagens de orientação vertical e horizontal da transformada *wavelet* obtidas da decomposição da informação direcional das linhas papilares. Este método apresenta um desempenho satisfatório quando as imagens a serem identificadas existem no banco de impressões, mas é pouco eficiente quando a imagem entrada apresenta grandes variações em relação à sua correspondente no banco de imagens (denominadas imagens referência).

Este artigo propõe um algoritmo de classificação e identificação de impressões digitais que utiliza a informação direcional obtida das linhas papilares por meio de análise multi-resolução [7]. A técnica, em uma primeira etapa, classifica a impressão digital em categorias padrões. Feita a classificação, é computada uma medida de erro entre a informação direcional da impressão a ser identificada e das impressões de referência pertencentes ao mesmo grupo, construindo assim uma lógica seletiva que permite uma boa taxa de acerto na identificação.

A Seção 2 apresenta o procedimento de estimação da orientação das linhas papilares. A Seção 3 apresenta o método de classificação proposto baseado na contagem e posição de pontos singulares. A Seção 4 introduz o método de identificação proposto, que utiliza uma medida de similaridade, computada em três níveis de decomposição *wavelet*, decisiva na identificação positiva de uma impressão digital. Na Seção 5, são mostrados resultados experimentais das etapas de classificação e identificação. Finalmente, na Seção 6, são apresentadas as conclusões deste artigo.

2. INFORMAÇÃO DIRECIONAL EM MULTI-RESOLUÇÃO

As linhas papilares descrevem uma orientação preferencial, de acordo com a categoria a que a impressão digital pertença. Desta maneira, a informação direcional pode ser explorada como elemento chave em algoritmos de reconhecimento, sendo fundamental uma estimativa confiável do campo de orientação.

Uma forma de estimativa da orientação das linhas se faz através da extração da orientação pontual do vetor gradiente, pois este é perpendicular à máxima variação de intensidade da imagem. Todavia, tal estimador apresenta pobre desempenho devido às irregularidades nas linhas papilares [4].

Assumindo baixa variação espacial da orientação das linhas, a estimativa da orientação pode ser melhor obtida sobre uma região da imagem, ao invés de se tomar um único *pixel*. Isto é feito computando-se a soma dos quadrados dos valores absolutos das N projeções dos segmentos sobre um segmento de referência orientado com ângulo θ :

$$S = \sum_{p=1}^N R_p^2 \cos^2(\theta_p - \theta), \quad (1)$$

onde a orientação e o comprimento do p -ésimo segmento são denotados respectivamente por θ_p e R_p . O valor de θ que maximiza S é denominado *orientação local dominante* para um dado conjunto de direções de vetores gradientes de uma determinada região [9].

Diferenciando S com relação a θ e igualando-se o resultado a zero, tem-se, após alguma manipulação:

$$\sum_{p=1}^N R_p^2 \sin 2\theta_p \cos 2\theta = \sum_{p=1}^N R_p^2 \cos 2\theta_p \sin 2\theta. \quad (2)$$

A estimativa ótima de orientação local dominante é dada por:

$$\text{tg}(2\theta) = \frac{\sum_{p=1}^N R_p^2 \sin(2\theta_p)}{\sum_{p=1}^N R_p^2 \cos(2\theta_p)}. \quad (3)$$

O procedimento que origina a Eq. (3) pode ser visto como um processo de suavização. Rao e Schunck [8] utilizaram para tal um filtro do tipo *box*. Kass e Witkin [9] utilizaram uma envoltória gaussiana. Kuosmanen e Tico [4] utilizaram o filtro passa-baixas associado à *wavelet* de Haar. Neste artigo, o processo de suavização é idêntico ao usado em [4].

Tomando-se a representação polar do vetor gradiente no ponto (m, n) , $R_{mn} e^{i\theta_{mn}}$, a estimativa da orientação local dominante em uma região $N \times N$ da imagem é dada por

$$\theta = \frac{1}{2} \text{tg}^{-1} \left(\frac{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \sin(2\theta_{mn})}{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \cos(2\theta_{mn})} \right) = \frac{1}{2} \text{tg}^{-1} \left(\frac{2Z}{X - Y} \right) \quad (4)$$

sendo

$$X = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \cos^2 \theta_{mn} = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N G_x^2(m, n)$$

$$Y = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \sin^2 \theta_{mn} = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N G_y^2(m, n) \quad (5)$$

$$Z = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \sin \theta_{mn} \cos \theta_{mn} = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N G_x(m, n) G_y(m, n)$$

onde G_x e G_y são aproximações finitas das projeções horizontal e vertical do vetor gradiente, obtidas através do operador de Sobel [10].

Assim, uma expressão para a orientação das linhas papilares é dada por [4,7]:

$$\alpha = \frac{1}{2} \text{tg}^{-1} \left(\frac{2Z}{X - Y} \right) + \frac{\pi}{2}$$

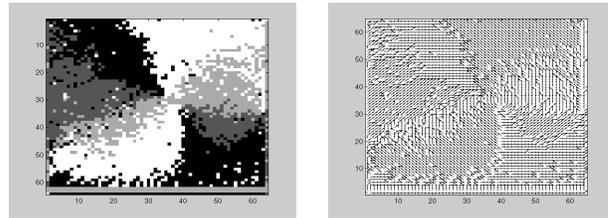
$$+ \text{sign}(\text{sign}(Z) - 0.5) [1 - \text{sign}(1 + \text{sign}(X - Y))] \frac{\pi}{2} \quad (6)$$

onde $\text{sign}(\cdot)$ representa a função sinal e $\alpha \in [0, \pi)$ rad.

Uma medida de consistência da estimativa fornecida para a Eq.(6) é dada por $\lambda_1 - \lambda_2$, onde λ_1 e λ_2 são os autovalores associados, respectivamente, aos autovetores orientados ao longo da direção dominante dos vetores gradiente e das linhas papilares [4]. Há dois casos a se considerar: a) os vetores gradiente da região tomada exibem uma orientação preferencial; b) os vetores gradiente apresentam uma orientação desordenada. Para este último caso, a estimativa de orientação não é consistente, o que se reflete em uma diferença $\lambda_1 - \lambda_2$ pequena. Para o outro caso, a estimativa é bastante razoável, correspondendo a uma diferença máxima $\lambda_1 - \lambda_2$. Define-se, então, uma figura de *nível de certeza* R , relacionada à diferença $\lambda_1 - \lambda_2$ [4], em termos das grandezas em (5):

$$R = \sqrt{(X - Y)^2 + 4Z^2}. \quad (7)$$

Substituindo $N = 2^j = 1$ na Eq. (5), obtêm-se três imagens $X^{(0)}$, $Y^{(0)}$ e $Z^{(0)}$ com a mesma resolução da imagem original, onde o sobrescrito $^{(0)}$ corresponde ao nível de resolução $j = 0$. A partir de tais imagens, podem-se obter a informação direcional em j estágios de decomposição *wavelet* de Haar, como ilustra a Fig. 1. Cada subimagem de baixa resolução $X^{(j)}$, $Y^{(j)}$ e $Z^{(j)}$ agrega os valores de $2^j \times 2^j$ *pixels* da imagem original. Assim, cada *pixel* é realmente computado como na Eq. (5) para $N = 2^j$.



(a)

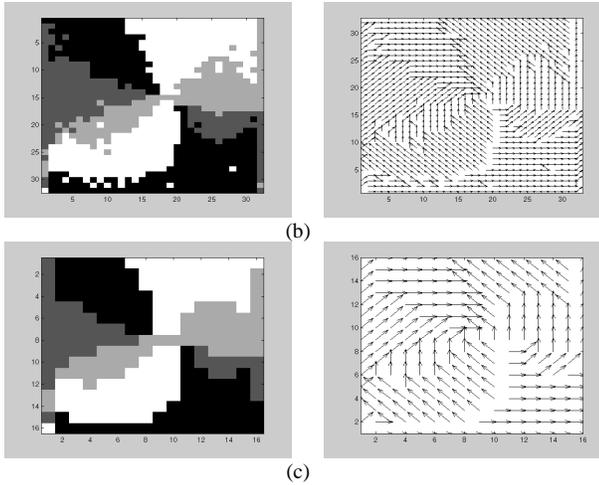


Fig. 1 - Imagem direcional/campo orientação para o: (a) terceiro; (b) quarto e (c) quinto níveis de resolução.

3. CLASSIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS EM MULTI-RESOLUÇÃO

A classificação de impressões digitais por pontos singulares baseia-se na análise de uma imagem direcional quantizada A e do nível de certeza R , em j níveis de resolução. A imagem direcional $A^{(j)}$, obtida dos valores de α no j -ésimo estágio de decomposição *wavelet*, é quantizada uniformemente em 4 níveis, ou seja, com valores possíveis 0, 1, 2 e 3, correspondendo, respectivamente, a 0° , 45° , 90° e 135° .

A análise de $A^{(j)}$ é feita tomando-se todos os possíveis blocos de 2×2 pixels que existem na imagem direcional. Denotando por a_q , $q = 0, 1, 2, 3$, as direções quantizadas dos quatro pixels, utiliza-se o seguinte índice [4,7]:

$$\gamma = \sum_{q=0}^3 \left\{ (a_q - a_{(q+1) \bmod 4}) \bmod 4 \right\} \quad (8)$$

onde 'mod' é o operador módulo.

Este índice analisa o comportamento das linhas papilares, para que se possa apontar uma região de divergência ou convergência.

Tabela 1 - Classificação de blocos conforme o índice γ .

	Índice γ para 3 direções distintas	Índice γ para 4 direções distintas
<i>Core</i>	4	4
<i>Delta</i>	8	12

3.1 Algoritmo de classificação

A seguir, são descritos os passos para a classificação de uma impressão digital em um dos 5 padrões (Arco, Arco Tentado, Verticilo, Presilha Interna e Externa). A seqüência de passos é uma modificação do esquema proposto em [4]:

- 1) Marca-se uma região de interesse na impressão digital, para evitar que sejam encontrados pontos singulares falsos (por exemplo, os decorrentes de discontinuidades nas bordas). A seguir, toma-se para cada *pixel* no nível de resolução j uma região de 2×2 pixels (o próprio *pixel* e seus três pixels adjacentes);
- 2) Verifica-se, para cada região de 2×2 pixels (Fig. 2), quantas direções distintas existem, considerando que a informação direcional no nível de resolução j possui dimensão 4×4 pixels. Caso haja pelo menos três direções distintas, é calculado o índice γ como em (8), e a região é classificada conforme a Tabela 1. Para os casos em que haja menos de três direções distintas, a região não representa um ponto singular;
- 3) Regiões classificadas como *core* ou *delta* são mantidas para a análise no nível de resolução seguinte. Cada região no nível j corresponde a uma região de 4×4 pixels no nível $j-1$, como ilustra a Fig. 3;
- 4) As novas regiões são percorridas em blocos de 2×2 pixels, cada qual sendo classificado como no passo (2). Blocos que não obtiverem no nível $j-1$ a mesma classificação do que a correspondente região classificada no nível j serão descartados;

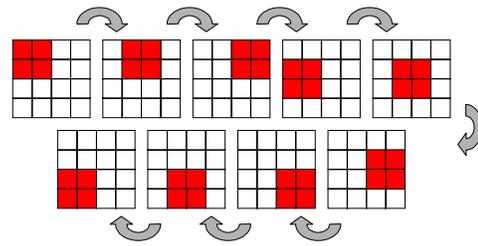


Fig. 2 - Varredura de regiões de 2×2 pixels para determinação de pontos singulares no nível de resolução j .

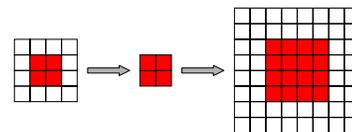


Fig. 3 - Transporte de uma região de 2×2 pixels do nível de resolução j para o nível $j-1$.

- 5) Havendo mais de um bloco remanescente, correspondendo a uma mesma região no nível de resolução j , é selecionado o bloco que possui maior soma algébrica dos níveis de certeza de seus pixels, como ilustra a Fig. 4.

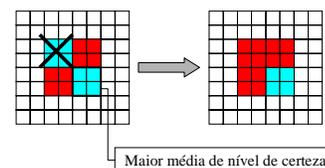


Fig. 4 - Definição da região de 2×2 pixels a ser mantida segundo o nível de certeza.

- 6) Sobre os blocos restantes são aplicados os passos (2)-(5) até o primeiro nível de resolução ($j = 1$). Ao final, têm-se marcadas no nível de resolução $j = 0$ regiões de 2×2 pixels correspondentes a pontos singulares.

Obtidas as coordenadas dos pontos singulares em cada nível de resolução, são sugeridas algumas correções para eliminar falsos pontos singulares [7]:

- Descartam-se os pontos singulares posicionados fora da região de interesse marcada ao início do processamento;
- Os pontos singulares são tomados nos primeiro e segundo níveis de resolução e utilizados sucessivamente em 2 etapas de pré-classificação da impressão. A Tabela 2 descreve o critério de classificação realizado para o primeiro nível.

Tabela 2 - Classificação da Impressão Digital por Pontos Singulares - primeiro nível de resolução.

Padrão	Pontos de <i>core</i> no primeiro nível de resolução	Pontos de <i>delta</i> no primeiro nível de resolução
Presilha ou Arco Tentado	1 0 ou 1	0 ou 1 1
Verticilo	* 2	2 *

*Irrelevante

Na Tabela 2, impressões sem pontos singulares não podem ser pré-classificadas. Realiza-se, então, uma análise dos pontos singulares no segundo nível de resolução, aplicando-se novamente o critério da Tabela 2. A ausência de pontos singulares nesse nível classifica a impressão como Arco.

- Feita a pré-classificação, dá-se especial atenção às imagens classificadas como Verticilo. Nestas, *cores* e *deltas* devem estar precisamente localizados para que as imagens sejam efetivamente classificadas como Verticilo. Há dois casos a se considerar [7]:
 - Existência de 2 *cores*: elimina-se o situado fora da metade central vertical da impressão digital, já que *cores* reais ocupam posições centrais na impressão digital. Permanecendo ainda 2 *cores*, eles são mantidos se distarem de menos de 10 pixels tanto na direção x quanto na direção y [7], do contrário é mantido o de maior nível de certeza;
 - Existência de 2 *deltas*: para o caso de tais pontos distarem de menos de 32 pixels no primeiro nível de resolução (já que *deltas* reais, em imagens de Verticilo, encontram-se distantes), é mantido o de maior nível de certeza. Do contrário, ambos são preservados. Havendo 2 *cores* e 2 *deltas*, dá-se prioridade aos *deltas*.
- Para impressões do grupo Presilha, é feita a distinção entre Presilha Interna, Presilha Externa e Arco Tentado, se existir 1 *delta*. Para isso, define-se uma região contendo as 48 colunas centrais da imagem de impressão digital, no primeiro nível de resolução, fazendo-se então a classificação conforme a Tabela 3 [7]:

Tabela 3 - Classificação de imagens do tipo Presilha segundo a localização relativa do ponto de *delta*.

Posição do ponto de <i>delta</i>	Grupo
Interno	Arco Tentado
À esquerda	Presilha Externa
À direita	Presilha Interna

A aplicação do algoritmo a um Arco Tentado é ilustrada em Fig. 5, comparativamente ao algoritmo em [4].

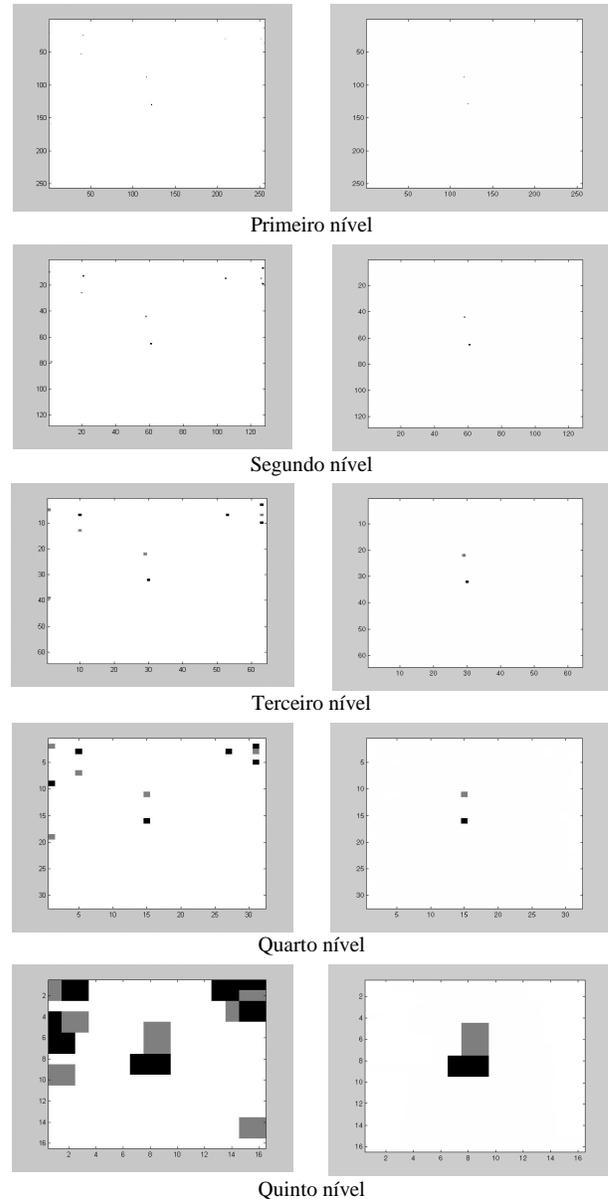


Fig. 5 - Determinação de pontos singulares para o método descrito em [4] (esquerda) e para o método proposto (direita).

4. IDENTIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS EM MULTI-RESOLUÇÃO

O primeiro passo para a identificação da impressão de entrada consiste na extração de informação direcional das imagens pertencentes à sua categoria. É sugestivo, então, utilizar uma medida de similaridade entre as informações direcionais da imagem entrada e de cada imagem referência. Tal medida é calculada sobre uma região de interesse na imagem entrada. Para isso, determina-se um *ponto central* [7], em torno do qual é tomada a região de interesse, de forma a conter informações características da impressão bem definidas.

Propõe-se aqui um método para determinação do ponto central baseado nos pontos singulares, que será devidamente transportado para os níveis de resolução 3, 4 e 5, em que se dará continuidade ao processo de identificação:

- 1) Para imagens classificadas como Arco, destaca-se da imagem direcional do 5º nível de resolução da impressão de entrada uma “área efetiva” de 25% da área total da impressão digital [8]. O ponto central é definido como o ponto de interseção da linha e coluna que apresentem maior variância, pois a variância aumenta à medida que se move para o centro da impressão digital [2]. A Fig. 6(a) ilustra a técnica proposta.
- 2) Para imagens classificadas como Verticilo, há três possíveis pontos centrais, tomados no 2º nível de resolução. O ponto central preferencial corresponde ao ponto médio do segmento de linha que une os dois pontos de *core*, conforme a Fig. 7(a) [7]. Na ausência de um ponto de *core*, traça-se um segmento, S_1 , unindo os dois pontos de *delta*, e outro segmento, S_2 , unindo o ponto médio do segmento S_1 ao ponto de *core*. Marca-se então como ponto central o ponto médio do segmento S_2 , conforme a Fig. 7(b) [7]. Na ausência de pontos de *core*, o ponto central é o ponto médio do segmento de linha que une os dois pontos de *delta*, como ilustra a Fig. 7(c).
- 3) Para imagens classificadas como Presilha Internas, Externa e Arco Tentado, não há pontos singulares que evidenciem simetria na impressão, sendo tomada a região de interesse utilizada no processo de classificação e marcado nessa região o ponto que apresentar maior variância em linha e coluna [7]. A Fig. 6(b) ilustra a técnica proposta.

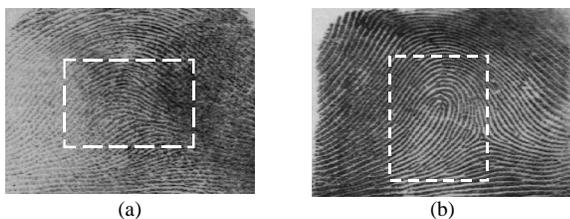


Fig. 6 - Região selecionada para determinação do ponto central em: (a) Arcos; (b) Presilhas.

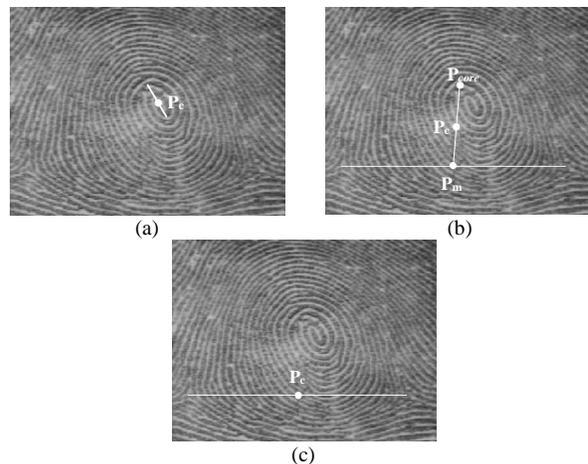


Fig. 7 - Obtenção do ponto central em Verticilos, para: (a) 2 cores; (b) 1 core e 2 deltas; (c) 2 deltas.

Para a determinação do grau de similaridade entre a impressão entrada e as impressões referência, toma-se um bloco de $N \times N$ pixels em torno do ponto central nas imagens direcionais dos níveis de resolução 3, 4 e 5. Esse bloco “varre” as imagens direcionais de mesmo nível para cada imagem referência, calculando-se uma medida de similaridade [7], definida por:

$$V(m, n) = \sum_{p=-trunc\left(\frac{N}{2}\right)}^{trunc\left(\frac{N}{2}\right)} \sum_{q=-trunc\left(\frac{N}{2}\right)}^{trunc\left(\frac{N}{2}\right)} |\theta_{REF}(m+p, n+q) - \theta_{ENT}(p, q)| \quad (9)$$

onde θ_{ENT} e θ_{REF} representam imagens direcionais das impressões digitais de entrada e referência, respectivamente, e $trunc(\cdot)$ é a função truncamento. A região de $N \times N$ pixels na imagem referência que apresentar menor erro em relação ao bloco de $N \times N$ pixels da imagem entrada terá valor de similaridade nessa região registrada. O processo é repetido para o 3º e 4º níveis de resolução [7].

Registrados os valores de mínima similaridade para cada nível de resolução analisado, aponta-se, como correspondente à impressão de entrada, a impressão referência que obtiver similaridade média inferior a um limiar pré-estabelecido L_{max} .

Finalmente, para a garantia da não-ocorrência de falsos positivos (impressão apontada erroneamente como sendo correspondente à impressão de entrada), arbitra-se um limiar mínimo de similaridade média, de modo que, para baixos valores desse limiar, apenas uma impressão seja indicada como correspondente. O diagrama em blocos do sistema é ilustrado na Fig. 8 [7].

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Para validação do algoritmo foram utilizadas imagens de impressões digitais dos bancos do NIST (National Institute of Standards and Technology), agência do Departamento de Administração de Comércio e Tecnologia dos Estados Unidos.

O NIST possui bancos de dados de diversos tipos, dos quais três contêm imagens de impressões digitais (banco 4, banco 9 e banco 14). Foram usados para os testes apenas os bancos 4 e 9 do NIST.

O algoritmo proposto foi testado em duas etapas: existência de falsos positivos e existência de falsos negativos. As 90 impressões são divididas em 2 grupos de 45 impressões, a serem utilizados em cada etapa: o primeiro conjunto (conjunto de treinamento) agrupa as impressões de cada par que possuem melhor qualidade, tomado assim como banco de referência. As 45 impressões remanescentes formam um conjunto de teste. Para a observação da existência de falsos positivos (taxa de acerto I), as 45 impressões do conjunto de treinamento são classificadas e apresentadas ao algoritmo de identificação, testando para cada impressão de entrada todas as impressões do banco. Para verificação da eficiência do algoritmo no que se refere a falsos negativos (taxa de acerto II), foram apresentadas ao algoritmo as 45 impressões do conjunto de teste. Nessa etapa, necessita-se de um ajuste mais preciso dos limiares de decisão em cada nível de resolução, de forma a manter a eficiência da etapa anterior de verificação (existência de falsos positivos). A Tabela 4 apresenta as taxas de acerto obtidas.

O algoritmo de reconhecimento foi implementado no software MATLAB 5.2, em um microcomputador Pentium II/32 MB RAM/Windows 98. O tempo consumido para o reconhecimento, sob a plataforma descrita e sem priorizar a otimização do tempo de execução, foi de cerca de 25 segundos.

Tabela 4 - Avaliação de desempenho para imagens do banco (taxa de acerto I) e teste (taxa de acerto II).

Etapa de testes	Taxa de acerto I	Taxa de acerto II
Classificação	100%	98%
Falsos positivos	100%	88.8%
Falsos negativos	100%	88.8%

6. CONCLUSÕES

A análise da informação direcional em vários níveis de resolução permite definir critérios de identificação que trazem resultados eficientes. Para a sub-banda de baixas frequências, a estratégia proposta explora a informação direcional das imagens de impressões digitais, definindo um comportamento de similaridade suficiente à identificação positiva de uma impressão digital em particular, de forma confiável e robusta.

Além disso, a utilização da transformada *wavelet* elimina etapas usuais de pré-processamento, como binarização e afinamento, propiciando um procedimento de análise mais minucioso das impressões digitais em relação aos métodos de identificação puramente espaciais, visto que as características determinantes à identificação são analisadas em múltiplas resoluções, garantindo maior eficiência com menor complexidade computacional.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] M. F. Cohen, T. D. DeRose, A. Fournier, M. Lounsbery, L. M. Reissell, P. Schröder and W. Sweldens. "Wavelets and their Applications in Computer Graphics," *Siggraph '95 Notes*, 1995.

[2] G. Strang. "Wavelets and Dilation Equations: a Brief Introduction," *CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics (SIAM)*, Vol.31, No.4, pp.614-627, 1989.

[3] R. R. A. Faria. *Wavelets: Teoria e Aplicações*. LSI-Escola Politécnica da USP, 1994.

[4] P. Kuosmanen and M. Tico. "A multiresolutional method for singular points detection in fingerprint images," *IEEE Conference on Image Processing*, Vol. 4, pp. 183-186, 1999.

[5] J. H. Chung and W. K. Lee. "Fingerprint Recognition-Algorithm Development Using Directional Information In Wavelet Transform Domain," *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Hong Kong, pp.1201-1204, 1997.

[6] S. T. Bleigh. *Fingerprinting Patterns*. Burnsville Elementary School web page, <http://www.wyonline/burnsville/fprint.htm>, Jun. 1999.

[7] E. M. Lobato. *Classificação e identificação de impressões digitais no domínio da transformada wavelet*. Florianópolis, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Santa Catarina.

[8] A. R. Rao and B. G. Schunck. "Computing Oriented Texture Fields," *Comput. Vision Graphics Image Processing*, Vol. 53, No. 2, pp.157-164, 1991.

[9] M. Kass and A. Witkin. "Analyzing Oriented Patterns," *Comput. Vision Graphics Image Processing*, Vol. 37, pp.362-285, 1987.

[10] U. Charkreyavanich. *Edge Detection Operators*. Technical report., No.418., Dept. Geodetic Science and Surveying, Ohio State University, pp.17-27, 1991.

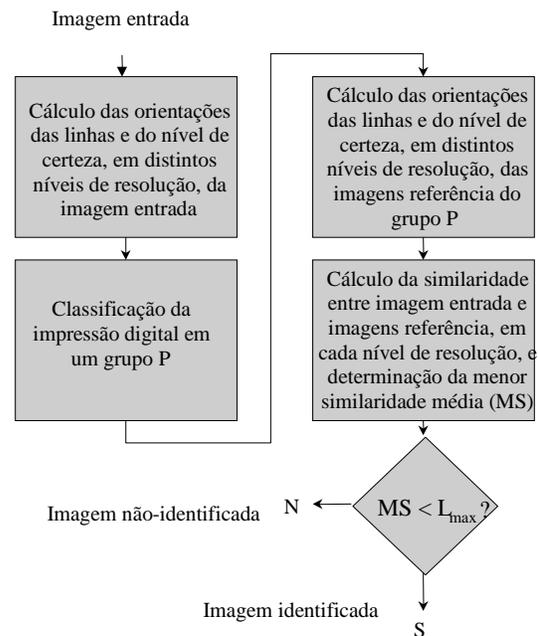


Fig. 8 - Diagrama em blocos do método de classificação e identificação proposto.