

RECONHECIMENTO DE FRAGMENTOS DE IMPRESSÕES DIGITAIS UTILIZANDO CARACTERÍSTICAS ESTENDIDAS

ANGELONI, Marcus de Assis
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)
marcus@fc.unesp.br

MARANA, Aparecido Nilceu
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)
nilceu@fc.unesp.br

RESUMO: Com a evolução dos sensores de captura de impressões digitais e a crescente demanda por sistemas mais seguros, torna-se possível e necessário o uso de um conjunto adicional de características, tais como as cristas e os poros. Este trabalho tem como objetivo avaliar o desempenho de dois dos principais métodos de extração automática de poros, bem como o desempenho das características estendidas em situações onde apenas fragmentos das impressões digitais estão disponíveis. Resultados experimentais realizados sobre a base de dados pública PolyU HRF mostram a superioridade do método de extração de poros baseado em filtros adaptativos, em relação ao baseado em filtros isotrópicos. O reconhecimento de fragmentos de impressões digitais utilizando características estendidas mostrou-se promissor, principalmente quando a informação das comparações de cristas é utilizada na comparação dos poros.

PALAVRAS-CHAVE: biometria; impressão digital; cristas; poros sudoríparos.

ABSTRACT: *With the improvement of fingerprint sensors and the growing demand for more secure systems, it is possible and necessary to use an additional discriminative features, such as the ridges and sweat pores. The aim of this work is to evaluate the performance of the two main automatic pore extraction methods, and also the performance of extended features in situations where only fragmentary fingerprints are available. Experimental results on the public database PolyU HRF show that the adaptive filters based pore extraction is better than isotropic filters based in the pore extraction task. The fragmentary fingerprints recognition using extended features has shown promise, mainly when the ridges comparison information was adopted in the pore comparison.*

KEYWORDS: *biometrics; fingerprint; ridges; sweat pores.*

INTRODUÇÃO

Biometria é a ciência de reconhecer a identidade de uma pessoa baseada em seus atributos físicos ou comportamentais, tais como a face, as impressões digitais, a voz e a íris (JAIN et al., 2008). Dentre as características biométricas, a mais utilizada é a impressão digital. De acordo com Maltoni et al. (2009), isso se deve ao fato de praticamente todo ser humano possuir impressão digital, desta ser distinta até para gêmeos idênticos e ainda pelo fato de que, mesmo diante de mudanças temporárias, como cicatrizes e cortes, ela se regenera, voltando para sua forma original.

A impressão digital é formada por

sulcos presentes nos dedos, sendo que as partes altas e baixas dos sulcos são denominadas cristas e vales, respectivamente. As características das impressões digitais analisadas para efetuar o reconhecimento biométrico podem ser classificadas em três níveis (JAIN et al., 2007; CHABERSKI, 2008; ZHAO et al., 2010a). O primeiro nível de características, ou padrões, é formado pelos macro-detalhes de uma impressão digital, como o fluxo das cristas e o padrão formado por ele. O segundo nível de características é formado pelas minúcias, pontos característicos observados seguindo-se o fluxo das cristas, como as bifurcações e as terminações. O terceiro nível inclui todos os atributos dimensionáveis

das cristas, como forma, contorno, poros sudoríparos, cicatrizes e outros detalhes permanentes (JAIN et al., 2007; MALTONI et al., 2009). A Figura 1 exemplifica cada um dos níveis de características.

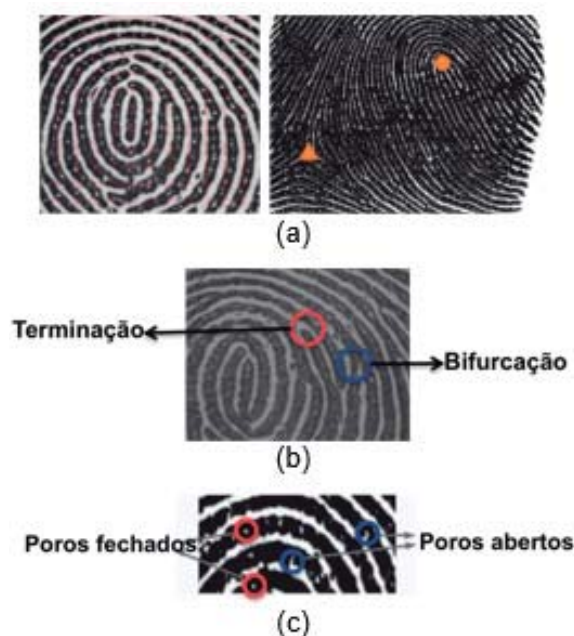


Figura 1: Exemplos dos três níveis de características das impressões digitais. (a) Características de primeiro nível (orientação das cristas e pontos singulares), (b) características de segundo nível (minúcias), e (c) características de terceiro nível (poros).

A maioria dos sistemas comerciais de reconhecimento de impressões digitais empregam atualmente apenas as características de primeiro e segundo níveis (ZHAO & JAIN, 2010). No entanto, com a evolução dos sensores de captura e a crescente demanda por sistemas mais seguros, é possível e necessário utilizar um conjunto estendido de características discriminantes das impressões digitais, as classificadas com características de terceiro nível.

Estas características há muito tempo são empregadas no exame forense realizado manualmente por especialistas, principalmente no reconhecimento de impressões digitais latentes e no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais. Neste último caso, a área de sobreposição das duas impressões digitais sendo compa-

radas costuma ser pequena e, portanto, o número de minúcias pareadas pode ser insuficiente para permitir o reconhecimento da impressão digital com uma boa confiabilidade (ASHBAUGH, 1999).

Focando no problema do reconhecimento de impressões digitais quando apenas fragmentos estão disponíveis, este trabalho apresenta a avaliação do desempenho de duas características estendidas das impressões digitais, as cristas e os poros. Foram comparados também, dois métodos de extração de poros. Em ambos os casos foi utilizada a base de dados pública com fragmentos de impressões digitais PolyU HRF.

1. MÉTODOS DE EXTRAÇÃO DE POROS

Na literatura, os métodos de extração de poros em imagens de impressões digitais podem ser classificados em três categorias: baseados em esqueletonização, baseados em filtros isotrópicos, e baseados em filtros adaptativos. Os métodos baseados em esqueletonização foram os primeiros criados para extração de poros, onde a imagem era pré-processada para melhorar sua qualidade, depois binarizada, e por fim era produzida a imagem esqueletonizada obtida a partir da erosão dos objetos presentes na imagem binária (STOSZ & ALYEA, 1994; KRYSZCZUK et al., 2004).

No entanto, devido a algumas limitações das abordagens baseadas em esqueletonização, como a necessidade de uma alta qualidade da imagem em termos de resolução (da ordem de 2000 dpi) e condição da pele, bem como parte do alinhamento e seleção de características de forma manual, foram propostos métodos utilizando filtros isotrópicos, onde filtros gaussianos e a transformada *wavelet* eram empregados para tornar a segmentação mais eficiente e robusta, e filtros de Gabor eram utilizados para o pré-processamento da imagem (RAY et al., 2005; JAIN et al., 2007).

Na prática, impressões digitais de diferentes dedos ou do mesmo dedo, podem ter cristas/vales e poros com diferentes larguras e tamanhos. E os poros podem

aparecer de maneira fechada ou aberta em imagens de impressões digitais (Figura 1c), se apresentando de forma anisotrópica e variando bastante em escala de impressão para impressão e de região para região. Esses fatores motivaram a proposta de modelos dinâmicos e anisotrópicos, visto que os filtros isotrópicos não conseguem extrair poros de maneira satisfatória em toda a imagem, e estes novos modelos são considerados o estado da arte no momento em segmentação automática de poros (ZHAO et al., 2010a).

A seguir, são descritos os dois métodos de extração utilizados neste trabalho, um baseado em filtros isotrópicos, proposto por Jain et al. (2007), e outro em filtros adaptativos, proposto por Zhao et al. (2010a).

1.1. Método com filtros isotrópicos

Para extração dos poros das imagens de impressões digitais, Jain et al. (2007) propuseram um método que faz uso da transformada *wavelet* chapéu mexicano e de uma suavização utilizando filtros de Gabor.

Como os poros naturalmente estão distribuídos ao longo da crista, foi necessária a separação das cristas e vales na impressão digital, para que nenhum ponto dos vales fosse equivocadamente classificado como poro. Para tanto, Jain et al. (2007) usaram filtros de Gabor, seguindo a abordagem proposta por Hong et al. (1998), que tinha a seguinte forma:

$$G(x, y; \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x_\theta) \quad (1)$$

onde θ e f são a orientação e frequência do filtro, respectivamente, σ_x e σ_y são os desvios padrão da gaussiana ao longo dos eixos x e y , respectivamente. Aqui, (x_θ, y_θ) representam a posição de um ponto (x, y) após ele ter sofrido uma rotação por um ângulo $(90^\circ - \theta)$. Os quatro parâmetros do filtro de Gabor ($\theta, f, \sigma_x, \sigma_y$) são empiricamente determinados baseados na frequência da crista e na orientação da imagem (HONG et al., 1998).

A transformada *wavelet* chapéu

mexicano foi aplicada na imagem da impressão digital com a finalidade de capturar uma abrupta alteração de intensidade, visto que as posições de poros dão frequentemente respostas com frequência altamente negativa, devido à repentina alteração de branco para preto (JAIN et al., 2007). A transformada *wavelet* foi aplicada na imagem de entrada $f(x, y) \in R^2$, para obter a frequência w :

$$w(s, a, b) = \frac{1}{\sqrt{s}} \iint_{R^2} f(x, y) \phi \left(\frac{x-a}{s}, \frac{y-b}{s} \right) dx dy \quad (2)$$

onde s é o fator de escala e (a, b) é o parâmetro de deslocamento. Essencialmente, esta *wavelet* é um filtro com escala s .

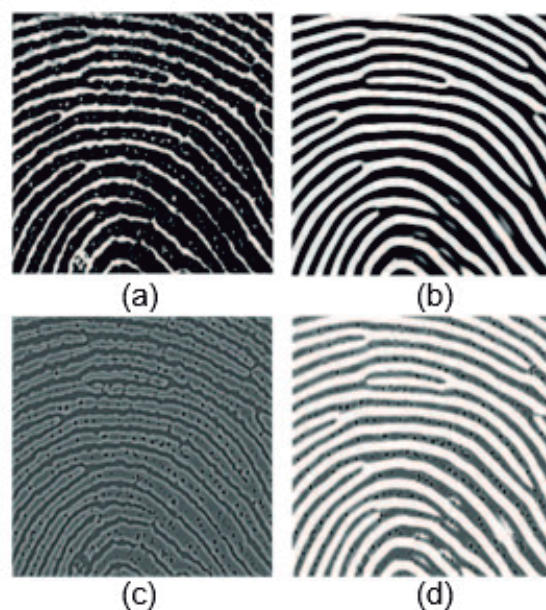


Figura 2: Extração de poros proposta por Jain et al. (2007). (a) Impressão digital de entrada. (b) Realce das cristas usando filtros de Gabor. (c) Resposta *wavelet* ($s = 1,32$) da impressão digital. (d) Combinação linear de (b) e (c). (JAIN et al., 2007).

Depois, a resposta do filtro foi normalizada (0-255) usando a normalização min-max, e as regiões de poros, que tipicamente têm uma frequência de resposta altamente negativa, eram representadas por pequenas bolhas com baixa intensidade (JAIN et al., 2007).

Ao adicionar as respostas do filtro de Gabor e *wavelet*, era obtido o reforço “ótimo” dos poros. E por fim, em uma etapa de pós-processamento, um limiar determinado empiricamente ($= 58$) foi aplicado para extrair os poros cujo tamanho da bolha fosse menor que 40 pixels. A Figura 2 ilustra os passos da extração proposta por JAIN et al. (2007).

1.2. Método com filtros adaptativos

Zhao et al. (2010a) investigaram a aparência espacial de várias poros em imagens de impressões digitais, e mostraram que algumas estruturas representativas de poros não são isotrópicas. Os modelos isotrópicos eram também limitados porque o extrator de poros não podia se adaptar sozinho a diferentes impressões digitais ou diferentes regiões da mesma, pois impressões digitais de dedos diferentes, ou diferentes regiões do mesmo dedo, podem ter cristas/vales e poros de larguras e tamanhos muito diferentes (ZHAO et al., 2010a). A fim de representar os poros com maior precisão, ZHAO et al. (2010a) propuseram um novo modelo de poro, o qual tem dois parâmetros para ajustar: a escala e a orientação. Quando aplicado para um poro real, estes dois parâmetros são adaptativamente determinados de acordo com as características locais da crista (orientação e frequência). Esse modelo foi então denominado como Modelo de Poro Anisotrópico Dinâmico, do inglês *Dynamic Anisotropic Pore Model* (DAPM), e foi definido como a seguir:

$$\begin{cases} P_0(i, j) = e^{\left(-\frac{j^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma} i\right)} \\ -3\sigma \leq i, j \leq 3\sigma \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} P_\theta(i, j) = \text{Rot}(P_0, \theta) = e^{\left(-\frac{j^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma} \hat{i}\right)} \\ \hat{i} = i \cos(\theta) - j \sin(\theta), \hat{j} = i \sin(\theta) + j \cos(\theta) \\ -3\sigma \leq i, j \leq 3\sigma \end{cases} \quad (4)$$

A Equação 3 é o modelo de referência (ou seja, o modelo zero grau), e a Equação 4 é o modelo rotacionado. Nelas, σ é o parâmetro de escala que é usado para controlar o tamanho do poro. Ele pode ser determinado pela frequência local da crista.

θ é o parâmetro de orientação, o qual é utilizado para controlar a direção do modelo do poro. Ele pode ser estimado pela orientação local da crista.

Os parâmetros podiam ser estimados para cada pixel da imagem, no entanto, esta operação é cara, e em algumas regiões da imagem é difícil obter uma estimativa precisa. Então, ZHAO et al. (2010a) propuseram uma abordagem baseada em blocos. Esta abordagem definia três tipos de blocos: os blocos bem definidos, blocos mal colocados e blocos de fundo. Os blocos de fundo eram descartados. Nos blocos bem definidos era possível estimar diretamente a orientação e frequência dominante da crista, e nos blocos mal posicionados, embora não apresentassem uma orientação dominante, era possível estimar sua frequência através da interpolação das frequências de blocos vizinhos. A divisão em blocos está exemplificada na Figura 3.

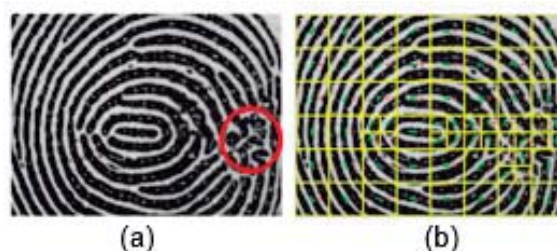


Figura 3: Particionamento da impressão digital da abordagem de extração de poros adaptativa. (a) Uma imagem de impressão digital (o círculo vermelho indica a região em que não é possível estimar os parâmetros com precisão). (b) O resultado da partição (ZHAO et al., 2010a).

Para os blocos bem definidos, foi aplicado o DAPM para extração dos poros, visto que para eles é possível calcular os parâmetros do modelo diretamente (orientação e frequência das cristas). Nos blocos mal posicionados foi utilizado um modelo de poros baseado em Diferenças de Gaussianas adaptativas, proposto em (ZHAO et al., 2010b), utilizando a frequência do bloco (obtida por interpolação dos blocos vizinhos). Um limiar foi então aplicado para filtrar a saída do método e segmentar os poros candidatos da imagem, sendo essa a entrada do passo de pós-processamento.

No pós-processamento, um mapa de cristas foi aplicado como máscara, tal como no método baseado em filtros isotrópicos. Depois, os pixels de poros candidatos remanescentes foram ordenados de forma decrescente de acordo com os valores de sua intensidade de cinza, e então foram descartados os últimos 5% dos pixels, visando eliminar ruídos. Por fim, foram avaliados os poros candidatos baseados em seu tamanho, e se pertencesse a um intervalo válido, eram então extraídas as coordenadas de seu centro de massa e registradas como coordenadas do poro.

2. MÉTODO BASEADO EM CRISTAS

O método de reconhecimento de impressões digitais utilizando cristas avaliado neste trabalho foi proposto por Marana & Jain (2005), o qual utiliza a Transformada de Hough.

Neste método, a etapa de extração de características é composta por três passos principais: i) extração e afinamento das cristas: onde primeiramente foi estimado o campo de orientação da impressão digital, então, a impressão digital foi segmentada do fundo e depois as cristas foram extraídas e afinadas (HONG et al., 1998); ii) extração das retas que descrevem as cristas: onde foram extraídas as retas que passam pelos pixels da crista utilizando a Transformada de Hough, e foram retidas as que melhor descrevem a crista; iii) classificação das cristas: foi calculada a curvatura de cada crista utilizando as retas que a descrevem, e estas foram classificadas dentro de cinco categorias (na categoria 1 a crista era próxima de reta e na categoria 5 ela era próxima de circular). A Figura 4 ilustra as etapas de extração das cristas.

A comparação das impressões digitais consistiu em dois passos principais: i) registro: no qual os parâmetros de translação e rotação foram estimados para alinhar a imagem de impressão digital de referência e a de consulta utilizando os picos do espaço de Hough; ii) comparação: na qual a pontuação da comparação de cristas (RS) foi calculada a partir da matriz de alinhamento das duas impressões digitais (C) como segue:

$$RS = \frac{2 \left(\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} c(i,j)^2 \right)}{a+b} \quad (5)$$

onde n_1 e n_2 correspondem ao número de cristas das imagens de consulta e de referência, respectivamente, e a e b são definidos pelas Equações 4.3 e 4.4.

$$a = \sum_{i=1}^{n_1} (R_q(i)_{nop})^2 \quad (6)$$

$$b = \sum_{i=1}^{n_2} (R_t(i)_{nop})^2 \quad (7)$$

onde $R_q(i)_{nop}$ é o número de pixels da i -ésima crista da imagem de impressão digital de consulta, e $R_t(i)_{nop}$ é o número da i -ésima crista da imagem de referência. Apenas as cristas de uma impressão digital que interceptam pelo menos uma crista da outra impressão digital foram considerados nos cálculos de a e b (MARANA & JAIN, 2005).

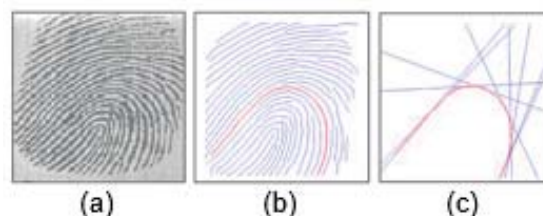


Figura 4: Etapas de extração das cristas. (a) Impressão digital de entrada. (b) Cristas detectadas e afinadas. (c) Retas que passam pelos pixels de uma das cristas da impressão digital (em destaque) (MARANA & JAIN, 2005).

A Figura 5 mostra exemplos de matrizes de alinhamento obtidas a partir de comparações de impressões digitais genuínas e impostoras, onde quanto mais escura a cor da célula, maior o seu valor. É possível observar uma alta concentração de picos na diagonal da matriz genuína e os valores espalhados por toda matriz, no caso da comparação impostora.

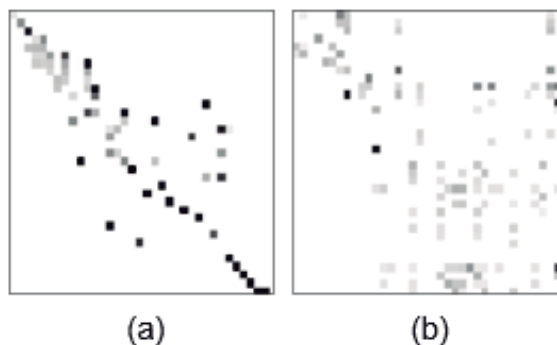


Figura 5: Matrizes de alinhamento das cristas. (a) Matriz da comparação genuína; (b) matriz da comparação impostora (MARANA & JAIN, 2005).

3. MÉTODO BASEADO EM POROS

A comparação dos poros adotada neste trabalho é baseada na correlação. A imagem de referência é mantida fixa e em torno dos poros extraídos nela são utilizadas caixas delimitadoras (bounding boxes). Então, sobre os poros extraídos da imagem de consulta são aplicados os parâmetros de transformação obtidos do alinhamento utilizando o método de cristas.

As correspondências são estabelecidas aos pares entre os poros obtidos da imagem de consulta (transformados) e os obtidos na imagem de referência. Quando a posição espacial de um poro da imagem de consulta está inscrita na caixa delimitadora do poro da imagem de referência, uma correspondência é estabelecida, e o poro é considerado combinado. Para o cálculo da pontuação da comparação de poros PS, apenas os poros da área sobreposta são considerados, da seguinte forma:

$$PS = \frac{|MP|}{Q_{nop}} \quad (8)$$

onde MP é o conjunto de poros combinados, $|MP|$ denota o número de elementos do conjunto MP e Q_{nop} é o número de poros extraídos da imagem de consulta na área de sobreposição com a imagem de referência. Para os casos onde $Q_{nop} = 0$, a pontuação PS também é 0 (zero).

Foram adotados três tamanhos de caixas delimitadoras nos experimentos, de

6, 8 e 10 pixels, para avaliar se o poro foi combinado. No entanto, devido ao grande número de poros detectados nas imagens de impressões digitais de alta resolução, torna-se fácil ocorrer correspondências falsas entre poros de impressões digitais diferentes, se consideradas apenas as localizações dos poros. Outra medida avaliada neste trabalho, foi a de utilizar as informações da comparação das cristas na etapa de comparação dos poros. Para tanto, os poros extraídos foram rotulados de acordo com a crista onde estão localizados e, uma correspondência era apenas estabelecida se os poros combinados das duas imagens estivessem localizados em cristas que foram também combinadas entre as duas imagens (analisando-se os picos das matrizes de alinhamento das cristas).

4. PROTOCOLO DE AVALIAÇÃO

Para avaliação dos métodos de extração de poros e de reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas e baseado em poros foi utilizada uma base de dados pública composta por imagens de fragmentos de impressões digitais com alta resolução.

4.1. Base de dados

A base de dados utilizada neste trabalho foi a *The Hong Kong Polytechnic University (PolyU) High-Resolution Fingerprint (HRF)*, a qual foi capturada em 1200 dpi por um dispositivo construído sob medida (POLYU, 2010). Nos experimentos foi utilizado o conjunto de testes da base de dados PolyU HRF, composto por 1480 imagens de fragmentos de impressões digitais de 148 dedos. Estas impressões digitais foram coletadas em duas sessões, separadas por duas semanas de intervalo. Em cada sessão, cinco imagens de cada dedo foram capturadas, gerando imagens de 320x240 pixels. Durante as capturas, foi solicitado aos participantes que colocassem de maneira natural os dedos contra o prisma do sensor, sem qualquer exagero nas deformações das impressões digitais (ZHAO, 2010).

A partir da base de teste, foi se-

leccionado um subconjunto de 30 imagens, para as quais foram anotadas as coordenadas centrais de cada um dos poros extraídos manualmente e salvos em um arquivo texto. O objetivo deste conjunto, denominado conjunto verdade, do inglês *Ground Truth*, é avaliar a acurácia dos algoritmos de extração de poros. Este subconjunto foi utilizado na avaliação dos algoritmos extratores de poros.

A Figura 6 mostra alguns exemplos do conjunto de teste da base de dados PolyU HRF.



Figura 6: Alguns exemplos de imagens de impressões digitais do conjunto de testes da base de dados PolyU HRF.

4.2. Avaliação da extração de poros

Foram definidas três métricas para avaliar a precisão dos algoritmos na tarefa de extração de poros. A primeira, chamada de *RT* (taxa de detecção correta) é definida como a razão entre o número de poros corretamente detectados pelo número total de poros presentes na imagem. A segunda, chamada de *RF* (taxa de detecção falsa) é definida como a razão entre o número de poros incorretamente detectados pelo total de poros detectados pelo método (ZHAO, 2010). A terceira métrica adotada, chamada de *Acurácia de Detecção Global*, do inglês *Overall Detection Accuracy* (ODA) (ZHAO, 2010), relaciona as taxas de detecção correta (RT) e detecção falsa (RF), e é definida como:

$$ODA = \sqrt{R_T \cdot (1 - R_F)} \quad (9)$$

4.3. Avaliação do reconhecimento

Para avaliar o desempenho dos métodos de reconhecimento de impressões

digitais baseado em cristas e baseado em poros foram realizados experimentos comparando as impressões digitais disponíveis na base de dados de duas formas:

- a) Reconhecimento de impressões digitais genuínas: onde cada impressão digital é testada com as demais impressões digitais do mesmo dedo do mesmo indivíduo. Nos experimentos, cada imagem da segunda sessão foi comparada com as cinco imagens do mesmo dedo, capturadas na primeira sessão, totalizando 3700 comparações genuínas.
- b) Reconhecimento de impressões digitais impostoras: onde cada impressão digital é testada com as demais impressões digitais de outros indivíduos. Nos experimentos, a primeira imagem da segunda sessão de cada dedo foi comparada com a primeira imagem da primeira sessão de todos os outros dedos, totalizando 21756 comparações impostoras.

Para cada comparação genuína e impostora foi gerada uma pontuação, a qual foi utilizada para avaliação dos resultados. Este protocolo é semelhante ao utilizado em competições internacionais de sistemas de verificação de impressões digitais (MAIO et al., 2006).

Com estas pontuações, foram calculadas três métricas para avaliação dos métodos (CAPELLI et al., 2006):

- a) EER (*Equal Error Rate*), taxa calculada utilizando as pontuações obtidas nas comparações genuínas e impostoras, a partir das quais é possível descobrir o limiar τ , para o qual a taxa de falsa aceitação (FAR) e a taxa de falsa rejeição (FRR) assumem o mesmo valor: $FAR(\tau) = FRR(\tau)$;
- b) FAR100: valor esperado para a FRR quando a FAR é igual a 1/100. Esta medida é útil para caracterizar a assertividade dos sistemas baseados em impressões digitais mais rigorosos, os quais são frequentemente operados longe do ponto de

EER, usando limiares que reduzem a FAR a um custo de uma alta FRR; c) FAR1000: semelhante a medida FAR100, onde obtém-se o valor esperado para a FRR quando a FAR é igual a 1/1000. Sistemas ainda mais rigorosos com a segurança adotam tal medida.

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

A base de dados PolyU HRF é bastante desafiadora. Além dos problemas normalmente encontrados no reconhecimento de impressões digitais, tais como distorção não linear, rotação e translação, a área de sobreposição entre as impressões digitais sendo comparadas costuma ser pequena, tornando difícil o registro adequado das imagens.

A seguir são descritos os dois experimentos realizados neste trabalho. O primeiro deles avaliando a acurácia dos métodos de extração de poros, e o segundo comparando o desempenho das características estendidas no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais.

5.1. Acurácia na extração de poros

Para avaliar os métodos de extração de poros utilizados neste trabalho, foi utilizado o conjunto verdade da base de dados PolyU HRF. É interessante ressaltar que os dois métodos são sensíveis a seus parâmetros de entrada e os mesmos foram

escolhidos de forma empírica, avaliados sobre um subconjunto de cinco imagens.

Como foram anotados os centros dos poros nos arquivos texto do conjunto verdade e nos métodos são retornadas as coordenadas do centro de massa dos poros detectados, foi utilizada uma caixa delimitadora de tamanho 6, 8 e 10 pixels para avaliar se o poro foi corretamente detectado. A Tabela 1 mostra as taxas obtidas pelos métodos nos testes realizados no conjunto verdade da base de dados PolyU HRF.

Os resultados apresentados na Tabela 1 indicam que aumentando o tamanho da caixa delimitadora, utilizada na comparação dos poros extraídos de forma automática com o conjunto verdade, simultaneamente aumenta-se a taxa *RT* e reduz-se a taxa *RF*, consequentemente melhorando a taxa ODA. O maior tamanho de caixa avaliado foi com seus lados medindo 10 (dez) pixels, pois como pode ser observado na Figura 7, este tamanho se aproxima da largura das cristas nas imagens de impressões digitais desta base de dados (local onde os poros ficam alojados). É possível observar também a superioridade do método adaptativo na tarefa de extração automática de poros, pois embora apresente uma taxa *RF* superior à obtida pelo método isotrópico, sua taxa *RT* é bastante superior, desta forma obtendo melhorias em termos de ODA de 32,96%, 34,90% e 37,35% em relação ao método isotrópico, utilizando caixas delimitadoras de tamanhos 6, 8 e 10 pixels, respectivamente.

Tabela 1 - Acurácia da detecção de poros dos métodos avaliados (%), o desvio padrão (entre parênteses), e a taxa ODA (%), variando o tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação.

Extração de poros	Caixa	<i>R_T</i> (%)	<i>R_F</i> (%)	ODA (%)
Isotrópica	6 pixels	33,72 (12,02)	2,91 (3,60)	57,22
Isotrópica	8 pixels	33,96 (12,11)	2,25 (3,23)	57,62
Isotrópica	10 pixels	34,22 (12,18)	1,54 (2,70)	58,05
Adaptativa	6 pixels	65,73 (9,68)	11,93 (6,77)	76,08
Adaptativa	8 pixels	67,17 (9,66)	10,04 (5,92)	77,73
Adaptativa	10 pixels	68,91 (9,61)	7,74 (4,78)	79,73

Esta superioridade na detecção de poros do método baseado em filtros adaptativos é facilmente observada também na Figura 7, onde é mostrada a detecção

de poros dos dois métodos avaliados, sobre duas imagens do conjunto verdade da base de dados PolyU HRF. Nestas imagens foi adotado o tamanho 10 para as caixas

delimitadoras (em torno das coordenadas centrais do conjunto verdade, com poros manual-mente anotados).

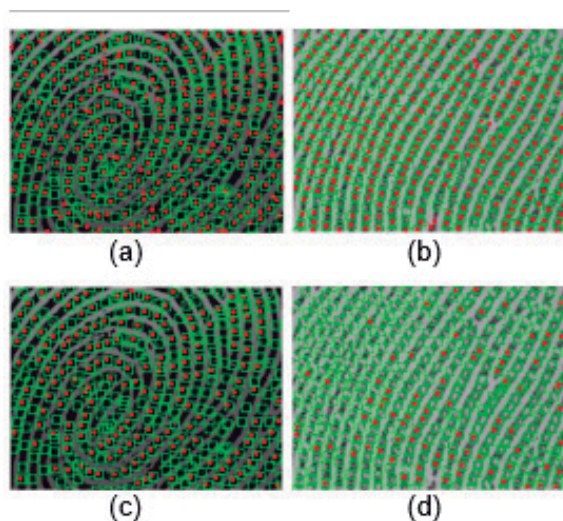


Figura 7: Comparativo da extração de poros dos dois métodos avaliados sobre duas imagens da base de dados PolyU HRF. (a) e (b) utilizando o método baseado em filtros adaptativos, e (c) e (d) utilizando o método baseado em filtros isotrópicos. Os poros detectados estão em destaque na cor vermelha e as caixas delimitadoras (Ground Truth) na cor verde.

Comparando as imagens 7(b) e 7(d) é possível notar com maior clareza a diferença na detecção de poros, onde o método adaptativo conseguiu se adequar de forma mais robusta a uma imagem cujas cristas são mais finas.

5.2. Acurácia no reconhecimento

Tabela 2 - Resultados obtidos com o método baseado em poros na base de dados PolyU HRF, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	33,48%	90,19%	99,22%
Isotrópica	8 pixels	32,89%	89,81%	99,86%
Isotrópica	10 pixels	33,01%	93,14%	100%
Adaptativa	6 pixels	35,66%	78,78%	86,32%
Adaptativa	8 pixels	35,26%	78,38%	87,11%
Adaptativa	10 pixels	35,18%	82,43%	91,05%

Para avaliação do reconhecimento de fragmentos de impressões digitais neste trabalho foi utilizado o conjunto de teste da base de dados PolyU HRF. O reconhecimento de impressões digitais utilizando imagens parciais é bastante desafiador (CHEN, 2009), e por este motivo as taxas de erro costumam ser bastante superiores às comumente observadas em experimentos de reconhecimento de impressões digitais.

A pontuação das comparações do método baseado em cristas, calculada segundo a Equação 5, pertence ao intervalo [0, 1]. Utilizando somente cristas no reconhecimento foi obtido um EER de 23,50%, um FAR100 de 68,70% e um FAR1000 de 87,02%.

O reconhecimento de fragmentos de impressões digitais utilizando poros teve início com a extração dos poros de todas as imagens da base de dados, utilizando os dois métodos avaliados (um isotrópico e outro adaptativo) e as mesmas configurações adotadas no experimento de avaliação da acurácia descrito na Seção 5.1. Depois, em cada uma das comparações genuínas e impostoras, foi aplicada a transformação obtida no alinhamento baseado em cristas sobre as coordenadas dos poros extraídos nas imagens de consulta.

A comparação levou em conta apenas os poros presentes na área de interseção das imagens de referência e consulta após aplicada a transformação de alinhamento, e sua pontuação, calculada segundo a Equação 8, pertence ao intervalo [0, 1].

Tabela 3 - Resultados obtidos com o método baseado em poros na base de dados PolyU HRF, aplicando as restrições baseadas em cristas, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	27,40%	82,08%	99,00%
Isotrópica	8 pixels	26,79%	80,14%	98,62%
Isotrópica	10 pixels	26,02%	81,08%	96,35%
Adaptativa	6 pixels	24,59%	66,62%	82,03%
Adaptativa	8 pixels	23,76%	63,60%	81,41%
Adaptativa	10 pixels	23,22%	63,19%	80,97%

Para realizar a correspondência de poros, foi utilizada uma caixa delimitadora com tamanhos 6, 8 e 10 pixels em torno dos poros extraídos da imagem de referência e, caso algum poro extraído da imagem de consulta após sofrer a transformação de alinhamento estivesse dentro de uma das caixas, estes eram considerados combinados. A Tabela 2 mostra os resultados obtidos com o reconhecimento baseado em poros na base de dados PolyU HRF, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizado na comparação.

Os resultados apresentados na Tabela 2 mostram a relevância de se adotar mais de uma medida de desempenho na avaliação dos algoritmos de reconhecimento biométrico, pois o algoritmo que teve o mais baixo EER na comparação, apresentou altas taxas de FAR100 e FAR1000, mostrando ser pouco adequado para aplicações com requisitos de segurança mais rigorosos.

Os resultados mostram também que aumentando o tamanho da caixa delimitadora, o resultado não foi melhorado como observado quando aplicada as mesmas caixas no experimento de avaliação da acurácia da detecção. Um dos motivos é a presença de um grande número de poros nas imagens de fragmentos, permitindo que muitos destes sejam incorretamente combinados em testes impostores, visto que apenas a localização dos poros é utilizada na comparação.

Visto que a etapa de comparação das cristas já foi executada e foram geradas as matrizes de alinhamento para este processo, procurou-se adotar esta informação

durante a etapa de comparação dos poros. Para tanto, primeiramente os poros extraídos das imagens dos fragmentos das impressões digitais foram rotulados de acordo com a crista onde estão localizados. Então, foram encontrados os picos das matrizes de alinhamento de cristas, e com isso foram obtidas as cristas que foram combinadas, e restrições foram aplicadas na comparação dos poros utilizando tal informação. Um poro de uma imagem só era considerado combinado com um poro da outra imagem quando as cristas em que estão alojados também foram combinadas, ou seja, se estão localizados na mesma crista da impressão digital.

Empregando estas restrições foi obtida uma melhora significativa em todas as medidas de avaliação na comparação de poros, como pode ser observado na Tabela 3. Além da melhora comparando cada configuração em relação à Tabela 2, é possível notar na Tabela 3, que a medida que o tamanho da caixa delimitadora aumenta, os resultados melhoram.

O método baseado em poros, extraídos de forma adaptativa, utilizando as restrições baseadas em cristas e comparação com caixa delimitadora de tamanho 10 produziram resultados melhores do que o método baseado em cristas.

A Tabela 4 mostra um comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configuração do método baseado em poros, com as melhorias obtidas para cada uma das taxas.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com a popularização do reco-

Tabela 4 - Comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configuração do método baseado em poros, na base de dados PolyU HRF.

Método	EER	FAR100	FAR1000
Cristas	23,50%	68,70%	87,02%
Poros	23,22%	63,19%	80,97%
Melhoria	1,19%	8,02%	6,95%

reconhecimento biométrico, sua expansão para aplicações comerciais e com o constante crescimento do tamanho das bases de dados, se faz necessário buscar características estendidas que agreguem uma maior robustez nos sistemas. No Brasil, em que a impressão digital é a principal característica utilizada para identificação, e onde será criada uma das maiores bases de dados de impressões digitais do mundo para uso no processo eleitoral, a evolução dos métodos de reconhecimento é uma necessidade.

Foram avaliados neste trabalho dois métodos de extração de poros, um baseado em filtros isotrópicos e o outro baseado em filtros adaptativos, sobre o conjunto verdade da base de dados PolyU HRF. Os resultados mostraram que o método baseado em filtros adaptativos é mais robusto às diferenças observadas em diferentes cristas. Nos testes foram adotados três diferentes tamanhos de caixas delimitadoras em torno das coordenadas do conjunto verdade de poros. O método adaptativo obteve uma taxa de acurácia de detecção global de 79,73% em seu melhor caso, contra uma taxa de 58,05% do método isotrópico em seu melhor caso.

Para avaliação do reconhecimento de fragmentos de impressões digitais foi utilizado o conjunto de teste da base de dados PolyU HRF. Foram avaliados o método baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough e o método baseado em poros (extraídos utilizando os dois métodos de extração de poros avaliados). Observou-se que a acurácia do método baseado em poros é limitada utilizando uma comparação baseada apenas em suas posições espaciais, uma vez que são encontrados em abundância nas impressões digitais, favorecendo falsas correspondências. Optou-se

então em utilizar a informação das cristas onde os poros estão localizados durante a comparação, sendo que um poro de uma imagem só era casado com um poro de outra imagem quando as cristas onde estão localizados também tinham sido combinadas. Desta forma, o melhor EER obtido com o método baseado em poros reduziu de 32,89% para 23,22%, o melhor FAR100 foi de 78,38% para 63,19% e o melhor FAR1000 foi de 86,32% para 80,97%. Este melhor resultado alcançado com o método baseado em poros superou a acurácia obtida com o método baseado em cristas, onde foram obtidos EER de 23,50%, FAR100 de 68,70% e FAR1000 de 87,02%.

Os resultados obtidos mostram que o uso de características estendidas no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais é promissor e que este é um problema em aberto, onde há bastante espaço para evolução. O fato dos métodos avaliados neste trabalho adotarem características das impressões digitais pouco exploradas por sistemas comerciais, indica que melhorias significativas podem ser obtidas combinando-os, uma vez que o grau de dependência delas deve ser pequeno.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ASHBAUGH, D. **Quantitative-Qualitative Friction Ridge Analysis: An Introduction to Basic and Advanced Ridgeology**. CRC, 1999.
- CAPPELLI, R.; MAIO, D.; MALTONI, D.; WAYMAN, J. L.; JAIN, A. K. **Performance Evaluation of Fingerprint Verification Systems**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 28(1), 3-18, 2006.
- CHABERSKI, M. **Level 3 Friction Ridge Research**. Biometric Technology Today, 16(11-12), 9-12, 2008.
- CHEN, Y. **Extended Feature Set and Touchless Imaging For Fingerprint Matching**. PhD thesis, Mi-

Michigan State University, East Lansing, EUA, 2009.

HONG, L.; WAN, Y.; JAIN, A. **Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(8), 777–789, 1998.

JAIN, A. K.; CHEN, Y.; DEMIRKUS, M. **Pores and Ridges: High-Resolution Fingerprint Matching Using Level 3 Features**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29, 15–27, 2007.

JAIN, A. K.; FLYNN, P.; ROSS, A. A. **Handbook of Biometrics**. Springer-Verlag New York Inc., 2008.

KRYSZCZUK, K.; DRYGAJLO, A.; MORIER, P. **Extraction of Level 2 and Level 3 Features for Fragmentary Fingerprint Comparison**. Speech Processing and Biometrics Group, Signal Processing Institute, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, Switzerland, 2004.

MAIO, D.; MALTONI, D.; CAPPELLI, R.; WAYMAN, J. L.; JAIN, A. K. **Fourth International Fingerprint Verification Competition - FVC2006**. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2006/>>, 2006.

MALTONI, D.; MAIO, D.; JAIN, A.; PRABHAKAR, S. **Handbook of Fingerprint Recognition**. Springer-Verlag New York Inc., 2009.

MARANA, A. N.; JAIN, A. K. **Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform**. In Proceedings of the XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 112–119, 2005.

POLYU (The Hong Kong Polytechnic University) **PolyU HRF Database: The Hong Kong Polytechnic University High Resolution-Fingerprint Database**. Disponível em: <<http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/HRF/HRF.htm>>, 2010.

RAY, M.; MEENEN, P.; ADHAMI, R. **A Novel Approach to Fingerprint Pore Extraction**. In Proceedings of the Thirty-Seventh Southeastern Symposium on System Theory. SSST'05, 282–286, 2005.

STOSZ, J.; ALYEA, L. **Automated System for Fingerprint Authentication Using Pores and Ridge Structure**. In Proceedings of SPIE Conf. Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans, volume 2277, 210–223, 1994.

ZHAO, Q. **High Resolution Fingerprint Additional Features Analysis**. PhD thesis, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, 2010.

ZHAO, Q.; JAIN, A. **On the Utility of Extended Fingerprint Features: A Study on Pores**. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 9–16, 2010.

ZHAO, Q.; ZHANG, D.; ZHANG, L.; LUO, N. **Adaptive Fingerprint Pore Modeling and Extraction**. Pattern Recognition, 43, 2833–2844, 2010a.

ZHAO, Q.; ZHANG, D.; ZHANG, L.; LUO, N. **High Resolution Partial Fingerprint Alignment Using Pore-Valley Descriptors**. Pattern Recognition, 43, 1050–1061, 2010b.

Marcus de Assis Angeloni é técnico em informática pelo Colégio Técnico Industrial “Prof. Isaac Portal Roldán” – Unesp/Bauru. Graduado em Bacharelado em Ciência da Computação pela Universidade Estadual Paulista (UNESP), campus de Bauru, e mestre em Ciência da Computação pela mesma universidade. Atualmente é pesquisador na Fundação CPqD, Campinas, atuando nas áreas de Processamento de Imagens e Reconhecimento de Padrões, com foco em sistemas biométricos. Tem interesse nas áreas de pesquisa: análise de imagens, visão computacional, reconhecimento de padrões e biometria.

Aparecido Nilceu Marana é graduado em Matemática pelo Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, UNESP, São José do Rio Preto. Mestre em Ciência da Computação pelo Instituto de Computação da UNICAMP, Campinas, e doutor em Engenharia Elétrica pela Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP, Campinas. Realizou pós-doutorado na Michigan State University na área de biometria. É livre-docente em Sistemas Biométricos pela Universidade Estadual Paulista. Tem interesse nas áreas de pesquisa: análise de imagens, visão computacional e biometria.

Os autores agradecem à CAPES e à FAPESP (proc. 2010/18123-3) pelo apoio técnico e financeiro, através do financiamento do projeto intitulado “Reconhecimento automático robusto de impressões digitais baseado em características biométricas de terceiro nível”. Agradecem também ao Prof. Anil K. Jain e o Dr. Qijun Zhao, da Michigan State University, pelas suas valiosas sugestões, comentários, e por compartilharem o código fonte do algoritmo extrator de poros DAPM.