

Otimização e Implementação de um Algoritmo Direcional aplicado ao Reconhecimento de Padrões

SILVIA MARIA FARANI COSTA¹
JOÃO MARCELO V. DE OLIVEIRA¹
ADRIANA PAULA BORGES¹
FRANCISCO JAVIER RAMIREZ FERNANDEZ¹

¹EPUSP- Grupo SIM - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
Av. Profº Luciano Gualberto, 158, trav.3, 05508-900 São Paulo, SP, Brasil

{silviafc; apborges; jramirez}@lme.usp.br
jmvo@sim.lme.usp.br

Resumo. A imagem direcional é um método usualmente aplicado para classificação de impressões digitais. Este algoritmo pode ser definido como a representação da orientação local dos *pixels* da imagem original. Neste trabalho é apresentado um método simples para obtenção de um mapa direcional suavizado visando a classificação de impressões digitais e o reconhecimento dos axônios em imagens de neurônios em cultura. Esta estratégia permite a extração de atributos e a redução de ruídos da imagem comparada a outros métodos propostos na literatura. Resultados experimentais obtidos através deste método demonstram que é possível obter um melhor mapa direcional para classificação de padrões de impressões digitais, bem como utilizar este conceito para reconhecimento dos axônios minimizando inclusive a complexidade computacional. O software foi desenvolvido em linguagem C++ e pode ser facilmente manipulado pelo usuário como será apresentado neste artigo.

Palavras-Chave: algoritmo direcional, reconhecimento de padrões, bioinformática.

1. Introdução

O reconhecimento de impressões digitais, abordado em biometria, tem se destacado no contexto do reconhecimento de padrões. O sistema de autenticação biométrica faz uso de características individuais para validar a identidade de um indivíduo.

A comparação de impressões digitais, antigamente restrita a área criminal, exerce papel fundamental na verificação de pessoas. Hoje, porém, com o avanço tecnológico, a verificação de impressões digitais pode ser empregada em sistemas de segurança, transações financeiras, controle de acesso a locais restritos, controle de frequência de funcionários, *logins* em redes corporativas, validação de documentos, autenticação de portadores de cartões, comprovação de identidade, etc.

Desta forma, percebemos que a verificação de impressões digitais não está somente associada à identificação jurídica de um indivíduo, atualmente tem sido usada em diversas aplicações aonde a tecnologia vem facilitar o cotidiano das pessoas, aumentando a cada dia a demanda dos sistemas computacionais.

Na segunda seção destacamos o estado da arte neste tema – tecnologia biométrica. Na seção três abordamos os conceitos sobre os Sistemas de Identificação de Impressões Digitais Automático - AFIS. O cálculo da imagem direcional é abordado na seção quatro. A seção cinco aborda a

suavização do mapa direcional, onde é possível fazer uma analogia sobre o método exposto na literatura que faz uso do cálculo de seno-cosseno e a nossa proposta que utiliza um método estatístico baseado no cálculo da moda. Na seção seis apresentamos a implementação do software. A aplicação do algoritmo direcional para a identificação dos axônios em imagens de neurônios em cultura é descrita na seção sete. As conclusões do trabalho e perspectivas futuras são descritas na seção oito.

2. Tecnologia Biométrica

A comparação manual da impressão digital é uma tarefa tediosa, onde os aspectos geométricos usados para comparação são extremamente pequenos necessitando auxílio de lentes de aumento para obter uma melhor definição da marca da impressão digital, [3],[8]. Outro ponto a ser considerado é a revisão do banco de dados que pode impor um alto grau de complexidade tal que a comparação manual pode se estender por dias em alguns casos. Esses problemas podem ser facilmente superados pela automação do processo de classificação da impressão digital visando otimizar o processamento.

Métodos tradicionais de verificação pessoal normalmente usam algo que conhecemos (PIN – *Personal Identification Number*, ou seja, uma senha) ou algo que possuímos (uma chave, um cartão), [5],[10], (Figura 1). O grande problema é que estes recursos podem ser esquecidos, roubados, perdidos, copiados, armazenados de maneira insegura e até utilizados por uma pessoa que não tenha autorização. Desta forma, não é surpreendente que o novo campo de atrações seja a biometria, ou seja, a maneira de identificar pessoas por intermédio de suas características físicas.



Figura 1: Evolução dos métodos de identificação pessoal.

As impressões digitais geralmente são irregulares devido às condições da pele (marcas de nascimento, marcas de ocupação, cortes, uso de cremes), marcas causadas por dilatação (rolamento do dedo, excesso de tinta), dispositivos de aquisição e atitudes não cooperativas. Esses fatores influenciam significativamente na qualidade das imagens, ou seja, nem sempre a estrutura das cristas são bem definidas, portanto não podem ser detectadas. Se a qualidade da imagem não corresponde a um padrão aceitável, a classificação automática da impressão digital se torna uma tarefa extremamente difícil, [2],[3].

O principal objetivo das técnicas de pré-processamento é otimizar e extrair aspectos de uma imagem tal que o resultado seja mais desejável que a imagem original para aplicações específicas, [7],[12]. Em uma imagem de impressão digital ideal, cristas (linhas pretas) e vales (linhas brancas) se alternam, o fluxo da direção é localmente constante e as minúcias (cristas finais e bifurcações) são anomalias das cristas. Entretanto na prática um percentual significativo de imagens adquiridas é de baixa qualidade. Desta forma um número significativo de aspectos falsos pode ser detectado e em contrapartida, um grande percentual de aspectos significativos, podem ser ignorados ou distorcidos. Daí a necessidade da otimização do processo para que a extração de minúcias tenha um desempenho robusto, [4],[6]. Isto é muito importante porque estruturas de cristas ilegítimas (falsas) podem mudar a individualidade das impressões digitais de entrada.

3. AFIS - Automated Fingerprint Identification System

Os sistemas automáticos de identificação de impressões digitais (AFIS – Automated Fingerprint Identification System) consistem em vários estágios de processamento, dentre os quais podemos citar melhoria de imagem, cálculo da imagem direcional, suavização do mapa direcional visando a redução de ruídos, [7]. Há um crescente interesse em classificação e verificação de impressões digitais automáticas devido à necessidade de facilitar o manuseio de bancos de dados e agilizar o tempo de processamento.

Os AFIS's atuais usam métodos de classificação exclusiva, onde impressões digitais são divididas em algumas classes distintas predefinidas de acordo com suas características globais.

A maioria dos sistemas de identificação de impressões digitais são baseados em comparações de minúcias que constituem um padrão de impressão digital. A detecção automática de minúcias é um processo extremamente crítico, especialmente em imagens de baixa qualidade, onde ruídos e deficiência no contraste podem gerar configurações de pontos similares ou ignorar minúcias verdadeiras.

As impressões digitais de pessoas ou de dedos diferentes de uma mesma pessoa diferenciam-se sob dois critérios principais. O primeiro critério está relacionado ao grupo da impressão e o segundo critério está relacionado à distribuição das minúcias. O critério de grupo representa uma visão global da impressão digital, definida pelo comportamento das linhas dactilares nos dedos. Esta visão macroscópica permite, em um processo de comparação de duas impressões digitais, afirmar a não identidade no caso de grupos diferentes. Quando os grupos de duas impressões digitais (padrão e candidata) são iguais, o segundo critério (das minúcias) permite afirmar ou não a identidade, em função de um mapeamento posicional entre os diversos tipos de minúcias.

A classificação e comparação são duas funções primárias requeridas em um processamento para reconhecimento de impressões digitais. A meta da classificação é assegurar que uma dada impressão digital pertença a uma classe específica de acordo com suas propriedades geométricas. Na etapa de verificação o indivíduo apresenta sua impressão digital e esta imagem é comparada com um padrão armazenado no banco de dados, [8]. Se a comparação é reconhecida como verdadeira então o indivíduo é aceito pelo sistema.

Cabe aqui ressaltar a importância da classificação de uma impressão digital no tocante a diminuição do tempo de pesquisa em um banco de dados com muitas imagens catalogadas. A classificação é um processo muito rápido (questão de poucos segundos) e classifica a impressão

digital em um dos cinco tipos: Verticilo, Arco Plano, Arco Angular, Presilha Direita e Presilha Esquerda. A partir do momento que se sabe qual a categoria da impressão digital, ou seja, a qual classe ela pertence, parte-se para a etapa de verificação. Esse processo ocorre contrastando a impressão digital desejada com todas as outras do banco de dados, uma a uma. Observe que agora será necessário verificar apenas 1/5 do total de imagens de um banco de dados, visto que somente faz sentido comparar impressões digitais que tenham a mesma classificação.

4. Cálculo da Imagem Direcional

As linhas típicas no padrão da impressão digital são reconhecidas como cristas papilares. O fluxo dessas cristas formam diferentes padrões geométricos classificados como arcos, presilhas, verticilos, e outras estruturas mais detalhadas como cristas finais e cristas bifurcadas, conhecidas como minúcias ou pontos característicos. Observando esses aspectos, a maior parte das técnicas utilizadas para classificação e verificação automática de impressões digitais dependem da determinação da direção do fluxo das cristas papilares.

O fluxo das cristas papilares presentes na imagem original é traduzido digitalmente como uma imagem direcional. A imagem direcional fornece informações contidas nos padrões de impressões digitais e pode ser seguramente calculada em imagens ruidosas, uma vez que para atenuar a influência dos ruídos basta tomar a média das direções. Por esta razão, a maioria dos métodos de classificação existentes fazem uso da imagem direcional, [1],[9],[11].

Um método proposto por *Stock and Swonger* [13], calcula a direção de um *pixel* usando uma máscara 9x9 centrada no *pixel* de interesse, (Figura 2), sendo que cada pixel pode assumir 1 de 8 direções (Figura 3).

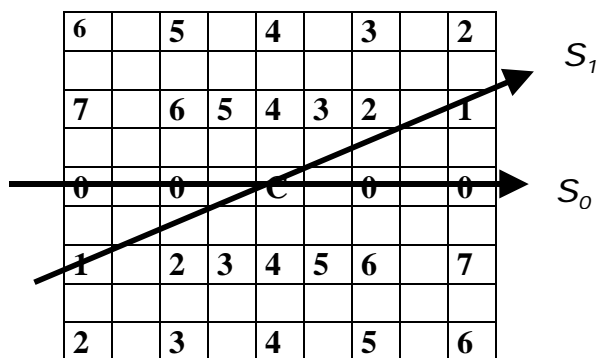


Figura 2: Máscara 9x9 utilizada para calcular as direções no arquivo original.

Os valores de cada *pixel*, que variam de 0 (preto) a 255 (branco), são somados em oito direções conforme a máscara da Figura 2, de forma a se obter oito somatórias, $S_0, S_1, \dots, S_6, S_7$. Esses 8 números são os possíveis valores de direção que um *pixel* pode assumir. Essa máscara, na verdade, força que os valores dos *pixels* sejam somados em 8 direções distintas que nada mais são do que 8 diferentes ângulos, conforme mostra a Figura 3 em uma imagem original.

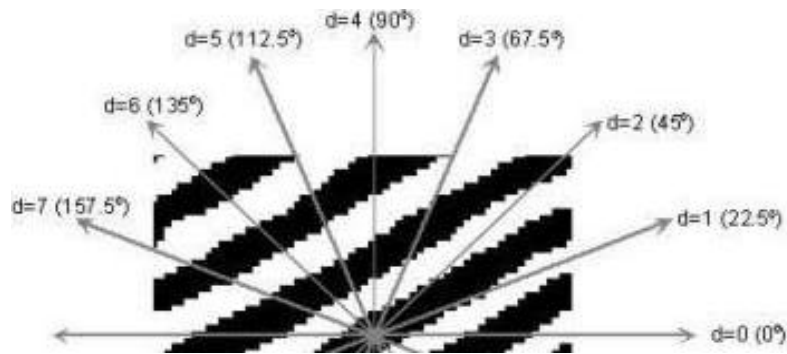


Figure 3: Mapa das 8 direções.

Descobertos os valores da soma de cada uma das oito direções possíveis ($S_0, S_1, \dots, S_6, S_7$), basta descobrir qual é a direção que ele vai assumir: 0, 1, ..., 6, 7. Para tal, é feito o seguinte algoritmo:

1. Descobre-se qual é a direção cuja soma dos *pixels* apresentou o menor valor. Para facilitar o entendimento, será chamada de MENOR_DIREÇÃO.
2. Descobre-se qual é a direção cuja soma dos *pixels* apresentou o maior valor. Para facilitar o entendimento, será chamada de MAIOR_DIREÇÃO.
3. Descobre-se qual é o valor do *pixel* central. Para facilitar o entendimento, será chamado de PIXEL_CENTRAL.
4. Descobre-se o valor total das direções somando os oito valores obtidos $S_0, S_1, \dots, S_6, S_7$. Para facilitar o entendimento, será chamado de TODAS_DIREÇÕES.
5. Se $(4 * \text{PIXEL_CENTRAL}) + \text{MAIOR_DIREÇÃO} + \text{MENOR_DIREÇÃO}$ for menor do que $\frac{3}{8} * \text{TODAS_DIREÇÕES}$, considera-se que o *pixel* central está em uma área com menor soma (*pixels* mais para preto), portanto é escolhida a direção que obteve a menor soma: MENOR_DIREÇÃO. Caso contrário, considera-se que o *pixel* central está em uma área com maior soma (*pixels* mais para branco), assim é escolhida a direção que obteve maior soma: MAIOR DIREÇÃO.

Em outras palavras, a direção (d) será p se o *pixel* central está localizado na crista (linha preta), e q se o *pixel* central estiver localizado no vale (linha branca). Se o *pixel* central tem valor C , então suas direções são dadas]

$$d = \begin{cases} p & \text{se } (4C + Sp + Sq) < \frac{3}{8} \quad \text{Si} \\ & i=0..7 \\ q & \text{caso contrário} \end{cases}$$

O cálculo da equação acima, fornece a direção de cada *pixel* dentro das 8 direções possíveis.

5. Suavização da Imagem Direcional

Enfatizamos neste trabalho a suavização do mapa direcional. O cálculo da imagem direcional permite extrair atributos (direção) em um bloco considerado. Entretanto, para eliminar ruídos é necessário aplicar a suavização. Resultados experimentais mostram que o método que estamos

propondo permite fazer a suavização gerando um mapa direcional menos distorcido e minimizando também a complexidade de cálculo.

Detalhamos nos itens a seguir dois métodos para calcular a suavização da imagem direcional: o método seno-cosseno classicamente citado na literatura e o método por nós proposto que faz uso de técnicas estatísticas.

5.1. Método Seno-Cosseno

As direções obtidas podem ser suavizadas em uma vizinhança local, [9],[13]. Porém há uma dificuldade na obtenção de valores médios de direção, pois resultados incorretos foram obtidos fazendo a média em um bloco considerado. Por exemplo, tomando-se as direções 1° e 179° (graus), obtém-se uma direção média vertical, ou seja, 90° (graus). Fazendo a média dos cossenos e senos dos ângulos também obtivemos falhas, ou seja, para as mesmas direções, 1° e 179° , os vetores (cosseno, seno) são $(0.999847, 0.017452)$ e $(-0.999847, 0.017452)$, cuja média é a vertical $(0, 0.017452)$. Estrategicamente, bons resultados são obtidos dobrando-se os ângulos e calculando cossenos e senos. Usando este método, 1° e 179° (graus) segue $(0.999391, 0.034900)$ e $(0.999391, -0.034900)$, cuja média é a horizontal $(0.999391, 0)$. Desta forma temos um vetor unitário na direção $v = (\cos 2\alpha, \sin 2\alpha)$ para o cálculo da imagem direcional. Observe o mapa direcional obtido por seno-cosseno, (Figura 4).

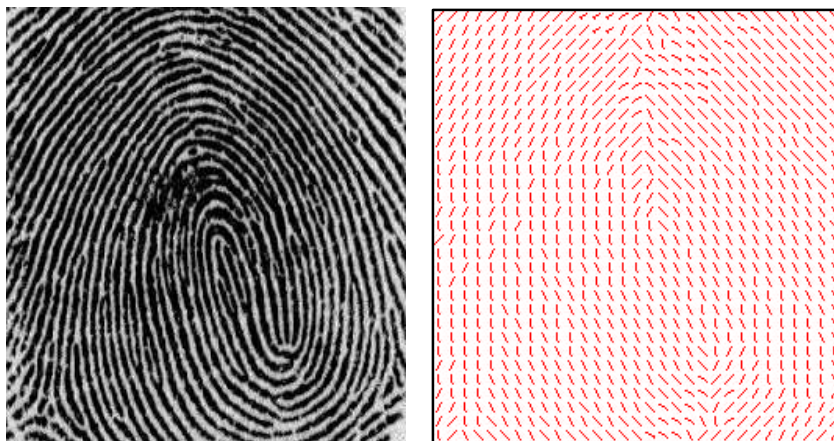


Figure 4: Mapa direcional por seno-cosseno.

O algoritmo de suavização por seno-cosseno funciona da seguinte forma:

1. A imagem direcional é carregada. Observe agora que cada *pixel* não mais possui valores absolutos $(0...255)$, mas sim valores de direções $(0...7)$.
2. A imagem do item 1 é segmentada em blocos. O objetivo deste algoritmo é atribuir a um bloco de direções $(10 \times 10, 12 \times 12, \text{ etc})$ o valor de somente uma direção, a direção “suavizada”.
3. Cada bloco é percorrido *pixel a pixel*, para se descobrir qual é sua soma de seno e cosseno do seguinte modo:
 - a. Multiplica-se o valor de cada *pixel* por $2/8 * \text{PI}$, onde 8 é o número de direções possíveis. Para facilitar o entendimento, isso será chamado de `PIXEL_PI`.

- b. Descobre-se os valores: $\cos(2 \cdot \text{PIXEL_PI})$ e $\sin(2 \cdot \text{PIXEL_PI})$, para cada *pixel*.
 - c. Soma-se os valores do cosseno em uma variável `SOMA_COSENNO`, que conterà o valor de todos os cossenos somados, conforme item b.
 - d. Soma-se os valores de seno em uma variável `SOMA_SENO`, que conterà o valor de todos os senos somados, conforme item b.
4. Com isso definido, calcula-se o cotangente de `SOMA_SENO/SOMA_COSENNO` e divide-se o resultado por dois. Isso será chamado de `COTANGENTE_BLOCO`.
 5. Multiplica-se `COTANGENTE_BLOCO` pelo número de direções, 8, e divide-se o valor por $\text{PI}/2$. Esse valor, obtido para o bloco, será o valor da direção “suavizada” procurada para cada bloco da imagem.

5.2. Método Estatístico

As direções obtidas também podem ser suavizadas em uma vizinhança local utilizando o cálculo estatístico da moda. Desta forma, divide-se a imagem em blocos onde serão considerados os vizinhos para estabelecer um valor médio de direção. Para suavizar este mapa direcional, basta considerar a direção que aparece com maior frequência e então atribuí-la ao bloco em questão, (Figura 5).

Sobrepondo a imagem do mapa direcional e a original, nitidamente percebe-se que a imagem suavizada pela moda é menos distorcida, ou seja, as direções obtidas são mais fidedignas comparadas ao mapa suavizado por seno-cosseno.

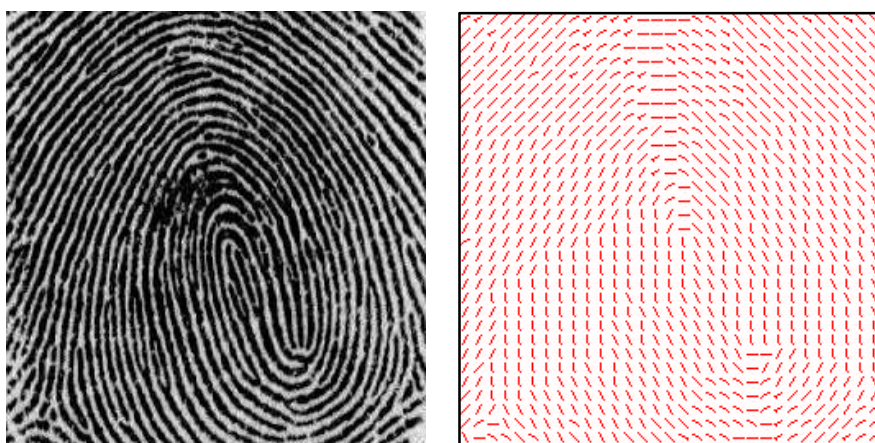


Figure 5: Mapa direcional por técnica estatística (moda).

O algoritmo de suavização pela moda funciona da seguinte forma:

1. A imagem é carregada. Observe novamente que cada *pixel* não mais possui valores absolutos (0...255), mas sim valores de direções (0...7).
2. A imagem do item 1 é segmentada em blocos. Da mesma forma que o algoritmo de seno-cosseno; o objetivo deste algoritmo é dar a um bloco de direções (10x10, 12x12, etc) o valor de somente uma direção, a direção “suavizada”.

3. Cada bloco é percorrido *pixel a pixel*, para se descobrir qual é o valor de direção que mais ocorre no bloco, que será chamado de DIREÇÃO_MODAL. Esse valor, obtido para o bloco, será o valor da direção “suavizada” procurada para cada bloco da imagem.

Dado um mapa direcional suavizado, a classificação é feita baseada nos pontos singulares, ou seja, núcleos e deltas. Um ponto será classificado como ordinário, núcleo ou delta pelo cálculo do índice de Poincaré, [9]. Este algoritmo calcula as mudanças dos ângulos de direção em uma janela 2x2. Desta forma, percebe-se que as direções se fixam em 0° quando temos um ponto ordinário, -180° quando temos um ponto delta e +180° para o ponto núcleo. Após localizar todos os núcleos e deltas, classificamos a imagem de acordo com o número e localização destes pontos.

6. Implementação do Software

O software desenvolvido pode ser manipulado facilmente pelo usuário. Foi desenvolvida uma biblioteca em C++ onde implementamos os algoritmos propostos.

O programa de classificação permite a seleção de pontos falsos caso apareçam e gera um relatório descrevendo o número de pontos núcleos e deltas encontrados bem como uma mensagem de erro na ocorrência de pontos falsos.

Observe a interface gráfica, (Figura 6). Inicialmente o programa carrega uma imagem e aplica um filtro de contraste caso seja necessário.

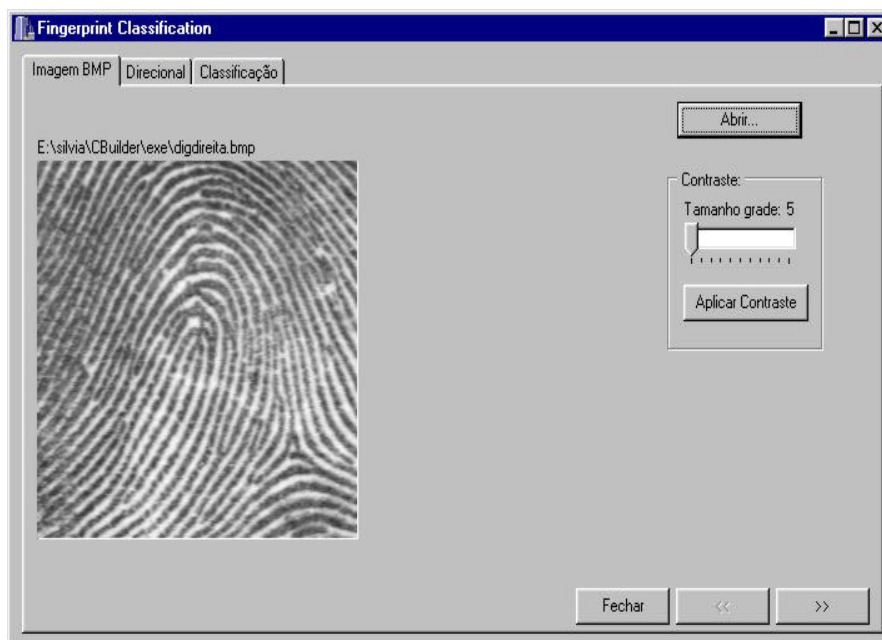


Figure 6: Interface gráfica.

O próximo passo permite gerar os mapas direcionais utilizando o método seno-cosseno e o método estatístico, (Figura 7).

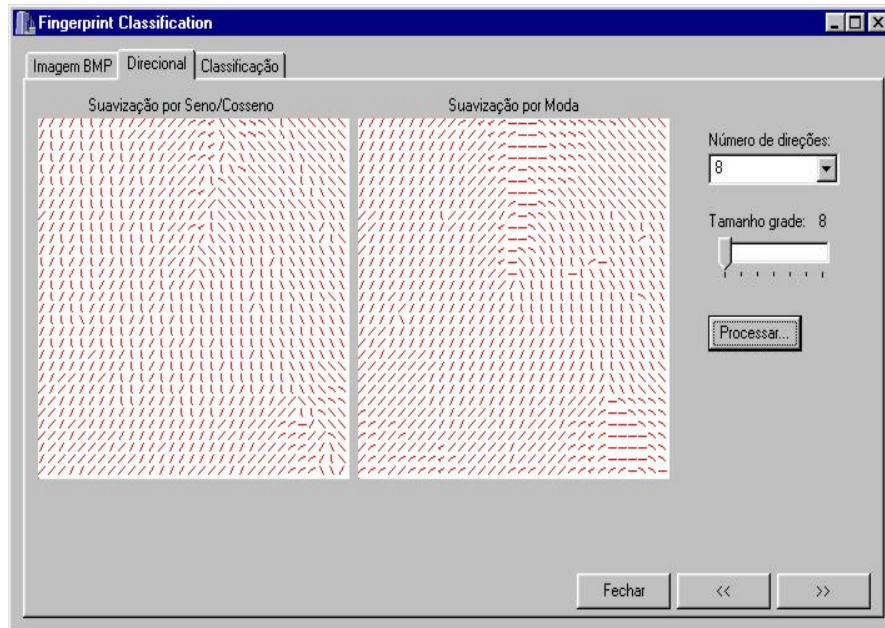


Figure 7: Mapas direcionais obtidos por ambos os métodos.

Na etapa final o usuário pode escolher qual mapa direcional será utilizado para classificação da imagem. Observe que os pontos de interesse para classificação são apresentados em diferentes cores: verde para os núcleos, azul para os pontos deltas e vermelho para os pontos ordinários. Como mencionado anteriormente, os pontos utilizados para classificação são os núcleos e os deltas. Desta forma é possível localizá-los facilmente neste programa. Pode-se ainda selecionar os pontos falsos que porventura apareçam para que sejam desconsiderados na classificação. Observe a interface gráfica após a classificação, (Figura 8).

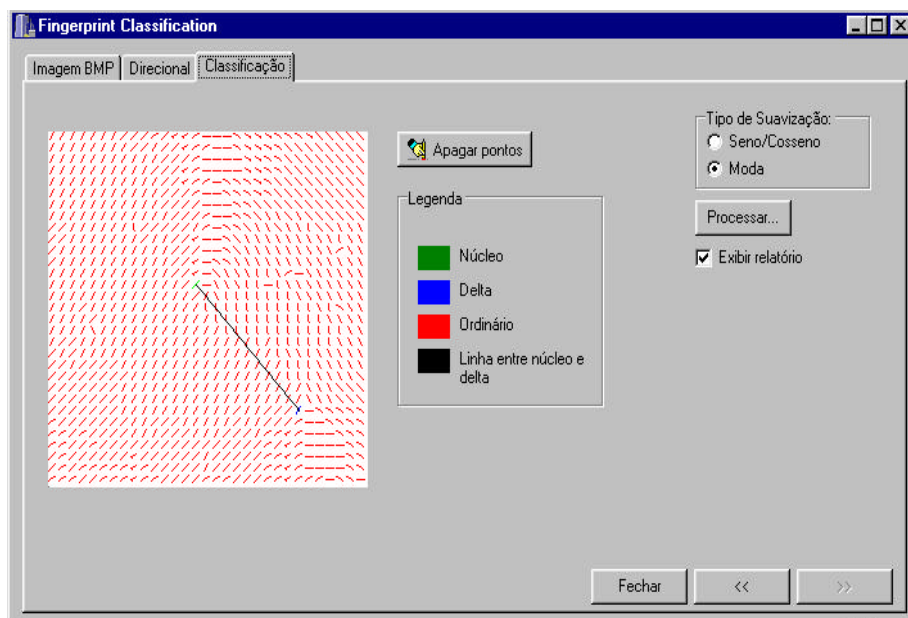


Figure 8: Interface gráfica após a classificação.

7. Identificação dos axônios em imagens de células em cultura utilizando a imagem direcional

Como apresentado anteriormente vimos que a imagem direcional é um método usualmente aplicado para classificação de impressões digitais. Neste trabalho, porém aplicamos este algoritmo para reconhecimento dos axônios em imagens de neurônios em cultura. Para tanto foi implementado um visualizador e um algoritmo alternativo que dê como resposta a posição do crescimento do axônio.

Para obtermos um banco de dados padronizado definimos que as imagens têm tamanho 256×256 pixels em formato *bitmap*. As imagens das células passaram anteriormente por um pré-processamento onde foram aplicados detectores de borda e posteriormente *threshold*, porém estas etapas não serão abordadas neste trabalho.

Para as imagens das células, após obtermos um mapa direcional suavizado é necessário saber onde está localizado o núcleo e o axônio. Para visualizarmos a direção dos pixels pertencentes à célula (núcleo e axônio) o algoritmo desconsidera algumas direções como 0, 1, 14 e 15 que são as mais prováveis direções do background.

Para localizarmos o núcleo e o axônio foi implementado um algoritmo baseado na observação da vizinhança onde dividimos a imagem em blocos. Verificou-se que ocorreram maiores oscilações das direções no núcleo e no axônio as direções permaneciam mais uniformes. Empiricamente observou-se também que regiões correspondentes ao núcleo apresentavam no mínimo três vizinhos. Não ocorre o mesmo para o axônio que possuía no máximo 2 vizinhos. Baseado nesta observação, foi possível determinar o núcleo e o axônio fazendo uma varredura linear na imagem verificando sua vizinhança. Com o programa visualizador é possível observar que o mapa direcional da imagem apresenta distinção de cores entre os pixels de *background* (cor vermelha) e os pixels pertencentes à célula (cor azul), (Figura 9).

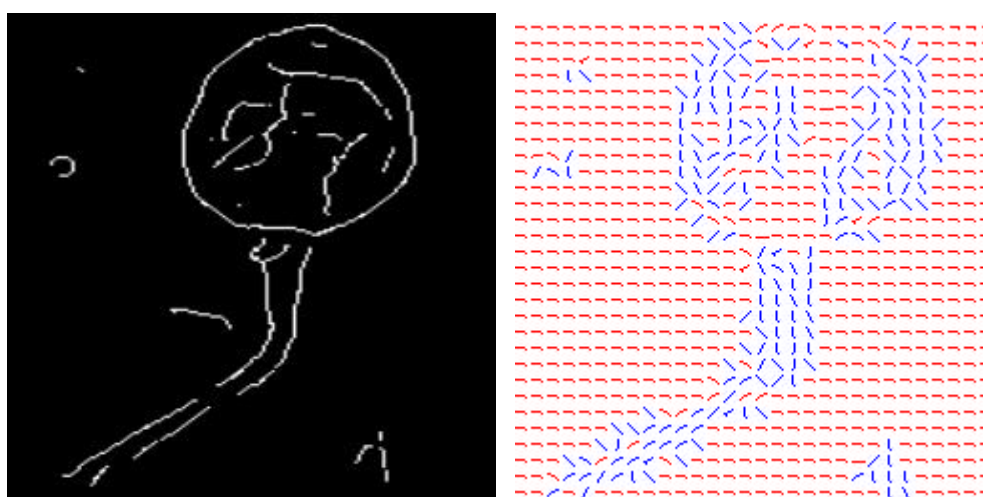


Figure 9: Algoritmo direcional aplicado às células para identificação dos axônios.

Este programa também gera um relatório descrevendo a posição do axônio em relação ao núcleo da célula, (Figura 10).

00000000
00010100
00011100
00000100
00001000
00001000
00100000
00000000

Axônio (Pos=5) esta abaixo do núcleo (Pos=2)
Axônio (Pos=4) está na mesma posição (direita/esquerda) do núcleo (Pos=4)

Figure 10: Posição do axônio com relação ao núcleo celular.

8. Conclusões

Para aplicação em impressões digitais, o software de classificação desenvolvido foi testado para 330 imagens, provenientes de quatro bancos de dados. O Nist Special Database 4, com 50 imagens disponibilizadas pelo FBI (*Federal Bureau of Investigation*). O banco de dados DSPAMI com 14 imagens e o FINGDB, com 168 imagens, ambos fornecidos pelo *Biometric Systems Lab*, e por fim um banco de dados obtido no Departamento de Dactiloscopia do Estado de São Paulo, com 98 imagens. Considerando esse universo foi possível classificar 80% das imagens automaticamente. Neste trabalho destacamos principalmente a utilização do método estatístico para suavização do mapa direcional que tornou possível gerar imagens com melhor qualidade minimizando a complexidade de cálculo.

Quanto ao programa atribui-se cor vermelha para um ponto ordinário, azul para o delta e verde para o núcleo, de forma que o usuário possa visualizar melhor prováveis pontos falsos que podem ser desconsiderados manualmente. Este programa foi implementado em linguagem C++ e possui alto grau de flexibilidade, uma vez que o usuário pode optar pelo número de direções, tamanho da grade para suavização e também qual mapa direcional (seno-cosseno ou estatístico) será utilizado para a classificação. Finalmente o programa gera um relatório com informações sobre a imagem classificada.

O algoritmo direcional também gerou resultados interessantes quando aplicado às células. Desta forma podemos afirmar que é possível utilizar este algoritmo para várias aplicações em Biologia, em particular para análise e monitoração do crescimento dos axônios como foi apresentado neste trabalho.

Referências

- [1] CAPPELLI, Raffaele; LUMINI, Alessandra; MAIO, Dario; MALTONI, Davide; "Fingerprint Classification by Directional Image Partitioning", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, vol. 21, nº 5, pp. 402-421.
- [2] COETZEE, Louis; BOTHA, Elizabeth C.; "Fingerprint Recognition in Low Quality Images", *Pattern Recognition*, 1993, vol. 26, nº 10, pp. 1441-1460.

- [3] ELECCION, Marce; "Pattern Recognition – Automatic Fingerprint Identification", IEEE Spectrum, 1973, pp. 36-45.
- [4] HONG, Lin; JAIN, Anil; PANKANTI, Sharath; BOLLE, Ruud; "Fingerprint Enhancement", Proc. Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1996, pp.202-207.
- [5] HONG, Lin; JAIN, ANIL K.; "Integrating Faces and Fingerprints for Personal Identification", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, vol. 20, n° 12, pp. 1295-1307.
- [6] HONG, Lin; JAIN, Anil; "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, vol. 20, n° 8, pp. 777-789.
- [7] JAIN, Anil; HONG, Lin; PANKANTI, Sharath; BOLLE, Ruud; "An Identity-Authentication System using Fingerprints", Proceedings of the IEEE, 1997, vol. 85, n° 9, pp. 1365-1388.
- [8] JAIN, Anil K.; HONG, Lin; BOLLE, Ruud; "On – Line Fingerprint Verification", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, vol.19, n° 4, pp. 302-313.
- [9] KARU, Kalle; JAIN, Anil J.; "Fingerprint Classification", Pattern Recognition, 1996, vol. 29, n° 3, pp. 389-404.
- [10] MEYER, Helen; "Abstracts of Articles and Recent Literature", Computers and Security, 1999, vol. 18, pp. 149-154.
- [11] RATHA, Nalini; KARU, Kalle; CHEN, Shayun; JAIN, Anil K.; "A Real Time Matching System for Large Fingerprint Databases", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, vol. 18, n° 8, pp. 799-813.
- [12] STOCK, R. M.; SWONGER, C. W.; "Development and Evaluation of a reader of Fingerprint Minutiae", Cornell Aeronautical Laboratory, Technical Report CAL n°XM-2478-X-1: 13-17, 1969.
- [13] VERMA, M. R.; MAJUNDAR, A. K.; CHATTERJEE, B.; "Edge Detection in Fingerprints", Pattern Recognition, 1987, vol. 20, n° 5, pp. 513-523.