

SILVIA MARIA FARANI COSTA

**CLASSIFICAÇÃO E VERIFICAÇÃO
DE IMPRESSÕES DIGITAIS**

**Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre em
Engenharia Elétrica.**

**São Paulo
2001**

SILVIA MARIA FARANI COSTA

**CLASSIFICAÇÃO E VERIFICAÇÃO
DE IMPRESSÕES DIGITAIS**

**Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para a obtenção do
título de Mestre em Engenharia Elétrica.**

Área de Concentração: Microeletrônica

Orientador:

Francisco Javier Ramirez -Fernandez

**São Paulo
2001**

Costa, Silvia Maria Farani

Classificação e Verificação de Impressões Digitais. São Paulo, 2001.

99p.

Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Sistemas Eletrônicos.

1. Tecnologia Biométrica 2. Estudo da dactiloscopia 3. Classificação 4. Verificação. I.
Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Sistemas Eletrônicos.

Aos meus pais, Maria Lucia e José,
que sempre confiaram em mim e
me apoiaram. Vocês são o grande
tesouro da minha vida.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por permitir meu renascimento e por ter me libertado das águas do rio Macaé, podendo estar hoje finalizando mais uma etapa da minha vida.

Ao amigo e orientador Prof. Francisco Javier Ramirez Fernandez, pelo estímulo, apoio, pelos conselhos, pela mão amiga, pelos cafezinhos que geravam inúmeras dúvidas, mas às vezes também as esclareciam e principalmente pela confiança que depositou em mim durante este período. Tenho convicção de que fui uma aluna de sorte por ter encontrado em meu caminho uma pessoa que acima de tudo mostrou que nada é impossível quando existe vontade e dedicação. Você é insubstituível.

Aos meus pais pela compreensão e apoio, por suportarem a distância e estarem presentes em mais uma etapa da minha vida. Vocês são os cúmplices de todas as dificuldades que encontramos neste período e são também vencedores e merecedores de todo meu respeito.

Aos meus colegas do grupo SIM (Sensores Integráveis e Microssistemas) que de alguma forma colaboraram no desenvolvimento deste trabalho, trocando idéias e opiniões e na revisão do mesmo; todos de alguma forma me ajudaram a gerar este material. À Bete, ao Mauricio e à Nathalia que muito tempo dispensaram para revisão deste texto. Mesmo que eu monte uma fábrica de brigadeiros, não terei condições de retribuir. Em especial, à amiga Adriana pela companhia nos almoços, o sagrado cafezinho da tarde, algumas viagens e por todos os momentos de apoio.

Aos amigos João Marcelo de Oliveira e Luciano Marques Arantes, que mesmo aos fins de semana e feriados, sempre estiveram disponíveis para

ajudar-me na resolução dos problemas. Muito mais que os problemas que ficaram para trás, agradeço a dedicação e amizade verdadeira.

Ao amigo Gilberto da Cruz, por todos os ensinamentos e material sobre *dactiloscopia*, todo o meu respeito e agradecimento.

Ao amigo Marcos Alberto Lopes, pós-graduado pelo Cefet-Pr, pelo auxílio as incessantes dúvidas e trocas de *e-mails*.

Tenho certeza que agradei apenas uma pequena fração das pessoas a quem devo muito e peço especial perdão àquelas que omiti.

SUMÁRIO

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

RESUMO

ABSTRACT

INTRODUÇÃO

1. TECNOLOGIA BIOMÉTRICA

1.1 Sistemas automáticos de identificação de impressões digitais (AFIS – Automated Fingerprint Identification System)

1.2 Métodos de classificação

1.3 Métodos de verificação

1.3.1 Verificação x Identificação

1.4 Considerações Finais

2. ESTUDO DA DACTILOSCOPIA

2.1 História da dactiloscopia

2.2 Princípios da dactiloscopia

2.3 Aplicações da tecnologia biométrica

2.4 Definições

2.4.1 Pontos singulares (núcleos e deltas)

2.4.2 Sistema de Henry

2.4.3 Pontos característicos ou minúcias (Detalhes de Galton)

2.5. Considerações Finais

3. PRÉ-PROCESSAMENTO DE IMAGENS

3.1 Processamento pontual e processamento de área

3.2 Filtro de contraste

3.3 Operações morfológicas

3.3.1 Binarização ou limiar (*Threshold*)

3.3.2 Afinamento (*Thinning*)

3.3.3 Filtro para limpeza do esqueleto

3.4 Considerações Finais

4. CLASSIFICAÇÃO E VERIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS

4.1 Etapas da Classificação

4.1.1 Cálculo da imagem direcional

4.1.2 Suavização do mapa direcional

4.1.3 Classificação através do índice de Poincaré

4.2 Etapas da Verificação

4.2.1 Extração de aspectos

4.2.2 Comparação de minúcias (*Matching*)

4.2.3 FAR (*False Acceptance Rate*) x FRR (*False Reject Rate*)

4.3 Considerações Finais

5. METODOLOGIA E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

5.1. Etapas da Classificação

5.1.1 Aplicação da imagem direcional

5.1.2 Aplicação da suavização do mapa direcional

5.1.3 Aplicação do índice de Poincaré

5.1.4 Apresentação e comentários sobre o programa de classificação

5.1.5 Análise dos bancos de dados propostos

5.1.6 Análise de desempenho do algoritmo de classificação

5.2. Etapas da Verificação

5.2.1 Aplicação da binarização ou limiar (*Threshold*)

5.2.2 Aplicação do afinamento (*Thinning*)

5.2.3 Aplicação do filtro para limpeza do esqueleto

5.2.4 Extração de minúcias

5.2.5 Comparação de minúcias

5.2.6 Apresentação e comentários sobre o programa de verificação

5.2.7 Análise de desempenho do algoritmo de verificação

5.3. Considerações Finais

6. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

REFERÊNCIAS: URL'S

GLOSSÁRIO

APÊNDICE A

APÊNDICE B

Lista de Figuras

Figura 1: Análise manual.

Figura 2: Evolução dos métodos de verificação pessoal.

Figura 3: Tecnologias biométricas - impressão digital, face, íris, voz, geometria da mão, formato da unha.

Figura 4: Impressão tintada em papel e impressão adquirida em um leitor TouchSafeII da Identix.

Figura 5: Exemplo de leitores biométricos.

Figura 6: Exemplo de um leitor biométrico (prisma).

Figura 7: Imagem rolada e imagem plana.

Figura 8: Amostras DB1, DB2, DB3 - diferenças de tamanho e resolução.

Figura 9: impressão digital latente coletada em local de crime.

Figura 10: Análise do especialista.

Figura 11: Estágios de um AFIS.

Figura 12: Comparação de minúcias (cristas finais e cristas bifurcadas).

Figura 13: Sistema de Verificação – Face.

Figura 14: Sistema de Identificação – Face.

Figura 15: Evolução cronológica dos processos de identificação.

Figura 16: Aplicação biométrica em diversos segmentos de mercado.

Figura 17: Área padrão e tipos de linhas.

Figura 18: Ponto delta e ponto núcleo de uma impressão digital.

Figura 19: Sistemas de Linhas.

Figura 20: As cinco classes propostas por Henry, deltas e núcleos destacados em vermelho.

Figura 21: Pontos característicos ou minúcias - cristas finais e cristas bifurcadas.

Figura 22: Aspectos de impressões digitais - Detalhes de Galton.

Figura 23: a) imagem original; b) imagem após aplicação de contraste; c) imagem negativa.

Figura 24: Histograma da imagem original citada na Figura 23.

Figura 25: máscara 3x3 destacando em vermelho pixels pertencentes à vizinhança 4 e em azul pixels pertencentes à vizinhança 8.

Figura 26: a) imagem original; b) imagem após suavização; c) imagem após sharpening.

Figura 27: Filtro de Contraste - (A) Imagem Original, (B) grade 5X5, (C) grade 10X10, (D) grade 20X20.

Figura 28: (a) Imagem Original, (b) Imagem após threshold com grade 10.

Figura 29: (a) Imagem Original, (b) Imagem após thinning aplicado cinco vezes.

Figura 30: Família de Elementos Estruturantes.

Figura 31: máscara para limpeza do esqueleto.

Figura 32: (a) Imagem Original; (b) Imagem filtrada após thinning ; (c) Imagem após aplicação do filtro para limpeza do esqueleto.

Figura 33: Componentes das minúcias.

Figura 34: Máscara 9X9 usada para calcular a somatória das linhas.

Figura 35: Definição das 8 possíveis direções.

Figura 36: (a) Imagem Original, (b) Imagem Direcional.

Figura 37: Suavização utilizando seno-cosseno.

Figura 38: Matriz 1 , original com as matrizes direcionais, subdivida em quatro sub-matrizes de 3x3; matriz 2, após aplicação do método Moda, indicando a suavização obtida para cada sub-matriz.

Figura 39: Suavização utilizando a Moda.

Figura 40: Cálculo do Índice de Poincaré após suavização do mapa direcional.

Figura 41: Diagrama de Blocos do Algoritmo de Classificação.

Figura 42: Diferença de ângulos entre a classe Arco Angular e Presilha Esquerda, respectivamente.

Figura 43: (a) Presilha Direita; (b) Presilha Esquerda.

Figura 44: Algoritmo de extração de minúcias.

Figura 45: (a) Imagem Original, (b) Extração de minúcias correspondentes às cristas finais e às cristas bifurcadas.

Figura 46: taxas FAR e FRR estabelecidas por um valor de Threshold.

Figura 47: FAR, FRR e taxa de cruzamento.

Figura 48: Suavização do mapa direcional usando seno e cosseno.

Figura 49: Suavização do mapa direcional usando a moda.

Figura 50: Mapa Direcional - (a) Moda, (b) seno-cosseno.

Figura 51: fluxograma das etapas implementadas para a classificação.

Figura 52: Interface gráfica - abrir imagem bitmap e filtro de contraste.

Figura 53: Interface gráfica - (a) mapa direcional por seno-cosseno, (b) mapa direcional por moda.

Figura 54: Interface final após classificação.

Figura 55: Relatório gerado pelo programa após classificação.

Figura 56: DSPAMI - porcentagem de imagens classificadas automaticamente para Moda e Seno-Cosseno.

Figura 57: NISTDB - porcentagem de imagens classificadas automaticamente para Moda e Seno-Cosseno.

Figura 58: FINGDB - porcentagem de imagens classificadas automaticamente para Moda e Seno-Cosseno.

Figura 59: máscaras rotacionadas utilizadas para limpeza do esqueleto.

Figura 60: fluxograma das etapas implementadas para a verificação.

Figura 61: Interface gráfica após aplicação de threshold.

Figura 62: Interface gráfica após afinamento e aplicação do filtro para limpeza do esqueleto.

Figura 63: Interface gráfica final exibindo a porcentagem de pontos comparados.

Lista de Tabelas

TABELA 1: COMPARAÇÃO ENTRE VÁRIOS TIPOS DE SENSORES.

TABELA 2: DISTRIBUIÇÃO DAS MINÚCIAS.

TABELA 3: PIXEL CENTRAL E SEUS VIZINHOS.

TABELA 4: MÁSCARA PARA O CÁLCULO DO CROSSING NUMBER.

TABELA 5: PROPRIEDADES DO PIXEL (CN).

TABELA 6: RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO – DSPAMI.

TABELA 7: RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO – NISTDB.

TABELA 8: RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO – FINGDB.

TABELA 9: DESEMPENHO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO.

TABELA 10: DESEMPENHO DO ALGORITMO DE VERIFICAÇÃO.

RESUMO

A luta contra o erro tem algo de homérico. Durante a revisão os erros se escondem, fazem-se positivamente invisíveis. Mas assim que o livro sai, tornam-se visibilíssimos, verdadeiros sacis a nos botar a língua em todas as páginas. Trata-se de um mistério que a ciência ainda não conseguiu decifrar...

Monteiro Lobato

O foco deste trabalho é a implementação de algoritmos para caracterização de imagens de impressões digitais, envolvendo técnicas gerais do processamento de imagens, tais como limiar, filtragem, operações morfológicas entre outras, para a detecção de formas lineares características de um desenho digital. Especial destaque é outorgado ao cálculo da imagem direcional, aos algoritmos para otimização, à filtragem e às operações morfológicas, que são usados nas etapas de classificação e verificação.

Em uma primeira abordagem analisou-se a impressão tintada em papel (método *ink and paper*) e adicionalmente foram utilizados bancos de dados disponibilizados na *internet*, tais como o ‘*NIST Special Database4*’ (*National Institute of Standards and Technology*), um banco de dados fornecido pelo FBI (*Federal Bureau Investigation*); o *Fingdb* e o *DsPamidb* fornecidos pelo *Biometric Systems Lab*, Universidade *Bologna*. A proposta global é contribuir ao gerenciamento dos bancos de dados supracitados permitindo otimizar a velocidade de processamento na fase final de comparação através de uma pré-classificação, associando a impressão digital a uma das categorias pré-especificadas de acordo com a topologia geométrica. Na fase de verificação, pretende-se comparar duas impressões digitais. Faz-se o confronto entre uma impressão digital cadastrada em um banco de dados e uma impressão digital candidata, verificando se os pontos característicos são correspondentes em tipo e posição. Desta forma, é possível fazer o reconhecimento de uma pessoa.

▪ **Palavras – Chave:**

Reconhecimento de Padrões, Tecnologia Biométrica, Imagem Direcional, Classificação de Impressões Digitais, Otimização de Imagens.

ABSTRACT

The focus of this work is for the implementation of algorithms, fingerprint image characterization, which involves general techniques of image processing, such as threshold, spatial filtering, morphologic operations among others, for the detection in ways lineal characteristics of a digital drawing. Special prominence was granted to the computing for the directional image, algorithms for optimization, filtering and morphologic operations, that was used in the subsequent stages of classification and verification.

In a first approach the ink impression image on paper were analyzed (method ink and paper) and additional databases available on the internet were used, such as “NIST Special Database4” (National Institute of Standard and Technology), a database supplied by FBI (Federal Bureau Investigation); Fingdb and DsPamidb supplied by Biometric Systems Lab, Bologna University.

The global proposal is to contribute with administration of foregoing databases allowing to optimize the processing speed in the final phase of comparison through a pre-classification, associating the fingerprint to one of the categories pre-specified in agreement with the geometric topology.

The verification phase intends to compare and verify two different fingerprints, which allows a person to be recognized if the images are of the same type.

▪ **Keywords:**

Pattern Recognition, Biometric Technology, Directional Image, Fingerprint Classification, Image Optimization.

INTRODUÇÃO

O reconhecimento de impressões digitais, abordado em biometria, tem se destacado no contexto do reconhecimento de padrões tendo como foco o desenvolvimento de sistemas automáticos que visam facilitar o reconhecimento de indivíduos utilizando suas características físicas como meio de autenticação.

Com a evolução da tecnologia na era da informação, a sociedade vem se tornando um sistema eletronicamente conectado. Daí a necessidade de desenvolver sistemas que facilitem a vida das pessoas no cotidiano. Percebe-se nitidamente que as máquinas ocupam espaço considerável no mundo atual, substituindo o trabalho do ser humano. A implantação de uma tecnologia que contemple o uso da informática ao uso de bases de dados de impressões digitais e de seus dados cadastrais, tornará possível uma maior resposta à sociedade, como por exemplo, na elucidação de crimes. O método de identificação dactiloscópico é extremamente eficiente, seguro, de baixo custo, de aplicação potencialmente massificada e tem apresentado avanços principalmente com a incorporação dos recursos de informática. Porém, a comparação de impressões digitais não está restrita à área criminal, exercendo papel fundamental no reconhecimento de pessoas. Atualmente 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, acesso em redes corporativas, validação de documentos, autenticação de portadores de cartões e comprovação de identidade, entre muitas outras aplicações. Desta forma, nota-se que a verificação de impressões digitais não está somente associada à identificação jurídica de um indivíduo. Atualmente as tecnologias biométricas têm sido usadas em diversas aplicações facilitando o cotidiano das pessoas e aumentando a cada dia a demanda dos sistemas computacionais.

O principal enfoque do estudo das tecnologias biométricas, no contexto geral, está voltado para o desenvolvimento de sistemas que permitam o reconhecimento e verificação de padrões desse tipo em campo, sendo de extrema importância o tempo de processamento, segurança e viabilidade das tecnologias biométricas.

A análise manual da impressão digital é uma tarefa tediosa (Figura 1), onde os aspectos para comparação são extremamente pequenos necessitando auxílio de

lentes de aumento para obter um melhor exame da marca da impressão digital (Jain et al., 1997b), (Eleccion, 1973).



Outro ponto a ser considerado é o tamanho do banco de dados, o que pode fazer a análise e comparação manual levar dias em alguns casos. Estes problemas podem ser facilmente superados pela automação do processo de verificação da impressão digital visando otimizar o processamento.

Figura 1: Análise manual.

Métodos tradicionais de verificação pessoal normalmente fazem uso de uma informação conhecida como uma senha (PIN – *Personal Identification Number*) ou utilizam outros recursos como, por exemplo, uma chave ou um cartão (Hong et al., 1998a), (Meyer, 1999), (Figura 2). O grande problema é que estes recursos podem ser esquecidos, furtados, perdidos, copiados, armazenados de maneira insegura ou até utilizados por uma pessoa que não tenha autorização. Desta forma, é justificável que o novo campo de atrações seja a biometria. Dentre as definições do dicionário *Michaelis* (URL1), biometria é a “ciência da aplicação de métodos de estatística quantitativa a fatos biológicos” ou “análise matemática de dados biológicos”. Simplificando, biometria é o recurso que possibilita identificar pessoas por intermédio de suas características físicas, ou seja, características que definem sua individualidade.



Figura 2: Evolução dos métodos de verificação pessoal.

A biometria pode ser expressa de duas formas:

- Identificadores fisiológicos: incluem impressões digitais, geometria de mão, retina, características faciais, formato da unha.
- Identificadores de procedimento: destaca-se a voz e a assinatura. Análise do reconhecimento de voz e assinatura geralmente são considerados menos conclusivos porque eles estão sujeitos a limitações devido a enfermidades ou imitações (Figura 3).

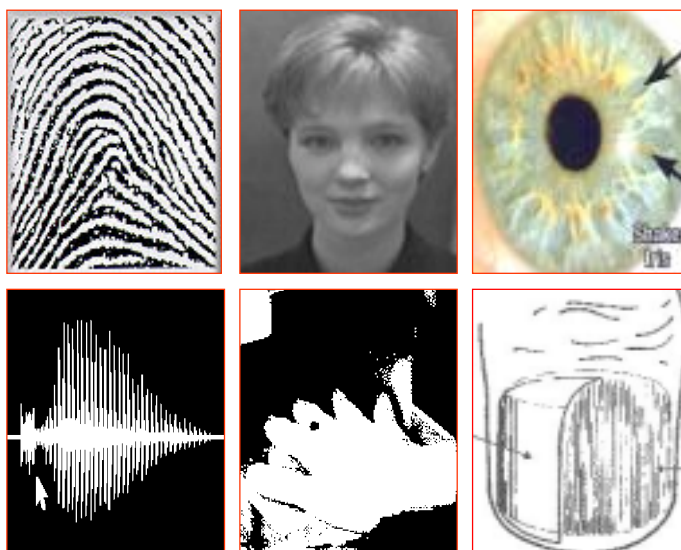


Figura 3: Tecnologias biométricas - impressão digital, face, íris, voz, geometria da mão, formato da unha.

Todas essas técnicas biométricas apresentam vantagens e desvantagens dependendo do domínio de aplicação. O alto custo dos equipamentos de identificação biométrica é o principal fator que vem inibindo o crescimento dessa tecnologia nos últimos anos.

Técnicas baseadas em reconhecimento de impressões digitais são as mais antigas e menos onerosas (Miller, 1994), (Eleccion, 1973). Estes fatores contribuem para o desenvolvimento de um sistema de verificação baseado em impressões digitais.

A proposta deste trabalho é fazer uma revisão de técnicas para otimização e pré-processamento de imagens associadas às impressões digitais, visando contribuir ao desenvolvimento de algoritmos para classificação e verificação das mesmas.

Quanto à aquisição das imagens de uma impressão digital são citados dois procedimentos. Um deles, bem conhecido e muito usado pelas autoridades, é a impressão tintada em papel (método *ink and paper*). O dedo deve ser rolado de um lado ao outro, de maneira que o desenho digital não apresente borrões ou manchas. Porém, na prática, estas imagens apresentam os problemas citados, causados por excesso ou falta de tinta, o que vem afetar notavelmente a qualidade da imagem (Chong et al., 1992), (Hong et al., 1996). Se a qualidade não corresponde a um padrão aceitável, a verificação automática da impressão digital torna-se uma tarefa extremamente difícil (Coetze et al., 1993), (Eleccion, 1973). Por este motivo este método não é o mais apropriado. É possível observar a diferença entre os métodos de aquisição, para a mesma imagem coletada em papel e utilizando um leitor biométrico (Figura 4).

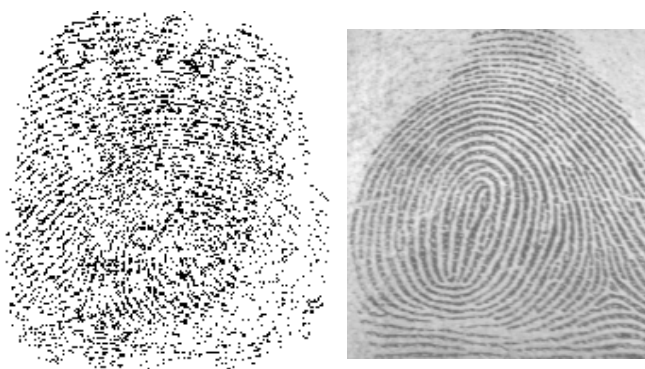


Figura 4: Impressão tintada em papel e impressão adquirida em um leitor *TouchSafeII* da Identix.

O segundo método proposto utiliza um sistema eletrônico de geração de dados, e por esta razão é muito mais eficiente. O leitor biométrico transforma os aspectos físicos extraídos em um *template*, ou seja, em um conjunto de características (Jain et al., 1997b), (Figura 5).



Figura 5: Exemplo de leitores biométricos.

Os primeiros leitores biométricos constituíam-se em placas e prismas de vidro, alimentando câmeras ópticas e com saída de vídeo analógica (Figura 6). Apesar de serem grandes, ou seja, tamanho 20x10 cm, estes leitores são usados até hoje para aplicações onde a qualidade da imagem é crítica. A área de captura da imagem desses leitores é maior, ou seja, permite a amostragem de “dedo rolado” (Figura 7), o que é vital para obter-se o máximo possível de área útil na impressão digital.

Imagem Digitalizada

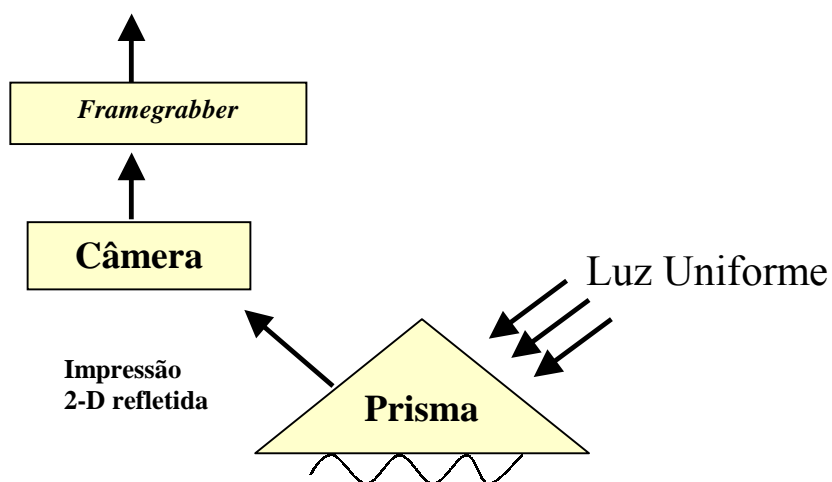


Figura 6: Exemplo de um leitor biométrico (prisma).

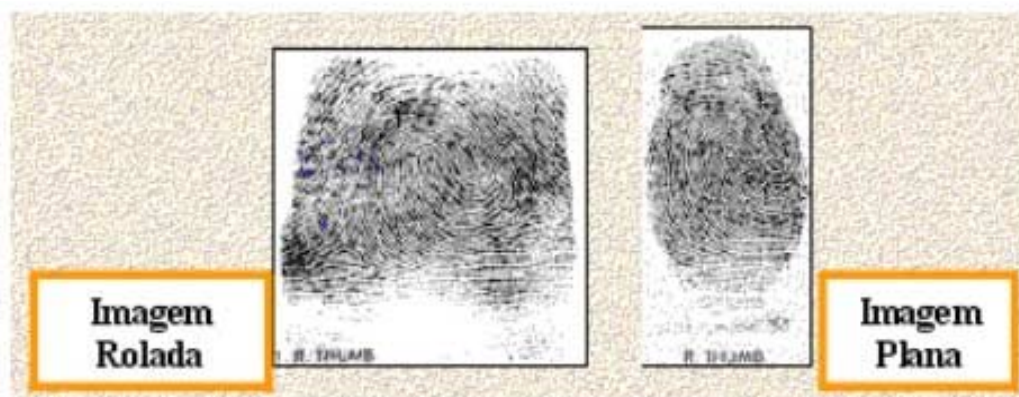


Figura 7: Imagem rolada e imagem plana.

Atualmente existem outros leitores desenvolvidos através do uso de câmeras *CCD*¹ e micropismas, leitores capacitivos e outras tecnologias que apresentam características comuns, como por exemplo, alta resolução.

Abaixo, apresenta-se uma tabela comparativa de três tipos de sensores (TABELA 1) e respectivas amostragens (URL2) exibindo diferenças nos tamanhos e resolução das imagens geradas como mostrado na Figura 8².

TABELA 1: COMPARAÇÃO ENTRE VÁRIOS TIPOS DE SENSORES.

	Tipo de Sensor	Tamanho da Imagem	Resolução
DB1	Óptico de baixo custo	300x300	500 dpi
DB2	Capacitivo de baixo custo	256x364	500 dpi
DB3	Óptico	448x478	500 dpi



Figura 8: Amostras DB1, DB2, DB3 - diferenças de tamanho e resolução.

Devido aos problemas apresentados no método *ink and paper* e a não disponibilidade de um leitor biométrico, foram utilizados alguns bancos de dados disponibilizados na *internet*. O *Nist Special Database 4* (URL3), (Watson et al., 1992) é um banco de dados fornecido pelo FBI (FBI, 1984) contendo amostras de imagens de impressões digitais na escala cinza. Este banco de dados contém 50 imagens de impressões digitais, tamanho 256x256 *pixels* e estão distribuídas em cinco classes, sendo 13 imagens de presilha esquerda, 10 presilhas direita, 7

¹ *CCD*: *Charged Coupled Device* (Dispositivo de Acoplamento de Carga), um chip sensível à luz usado para captura de imagem.

² A Figura 8 foi extraída do site "<http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/databases.asp>" referenciado neste trabalho como (URL2).

verticilos, 4 arcos angulares, 16 arcos planos. Dois outros bancos de dados adquiridos via *internet* são fornecidos pelo *Biometric Systems Lab* (URL4). Trata-se do *Fingdb* e o *DsPami97*. O *Fingdb* possui 168 imagens na escala cinza, sendo 8 amostras de cada pessoa (21 pessoas), tamanho 256x256 *pixels*, sendo 4 imagens de presilha esquerda, 8 presilhas direita, 4 verticilos, 2 arcos angulares, 1 arco plano e 2 imagens indeterminadas. Por fim o *DsPami97* contém 14 imagens em tons de cinza, tamanho 256x256 *pixels*, sendo 4 imagens de presilhas esquerda, 2 presilhas direita, 3 verticilos, 2 arcos angulares e 3 arcos planos.

Algumas imagens destes bancos de dados serão selecionadas para os testes iniciais do sistema proposto neste trabalho, enquanto a maioria delas serão utilizadas para a validação dos resultados. Vale lembrar que no caso de bancos de dados já disponíveis, não são questionados os métodos de aquisição das imagens. Ainda para os testes, adquiriu-se um banco de dados de imagens de impressões digitais em uma divisão do Instituto de Identificação. São 98 imagens em tons de cinza distribuídas nas cinco classes abordadas neste trabalho.

Em 1905, Edward Richard Henry publicou um livro na Inglaterra expondo seu sistema de identificação dactiloscópica adotando cinco categorias para classificação de impressões digitais (Henry, 1905), (Ratha et al., 1996). Esse sistema apresenta uma estrutura que faz a distribuição das impressões digitais em classes de acordo com sua configuração geométrica. O sistema de Henry é usado até hoje, inclusive por órgãos oficiais como o FBI (FBI, 1984), e neste trabalho será adotado com a principal proposta de facilitar o gerenciamento em bancos de dados, uma vez que as impressões digitais somente serão comparadas na fase de verificação, se pertencerem à mesma classe.

O método de Galton será usado para fazer a verificação. Neste método consideram-se somente aspectos como cristas finais e cristas bifurcadas, estruturas que aparecem com mais frequência nas impressões digitais (Jain et al., 1997b). Os aspectos de Galton, também chamados de pontos característicos ou minúcias, garantem a unicidade e individualidade da impressão digital. A detecção de minúcias é obtida após um processo que envolve melhoria da imagem, redução de ruídos, detecção de cristas (segmentação) e o refinamento de traços (*thinning*) (Abutaleb et al., 1999). Uma imagem considerada de boa qualidade possui cerca de 70 a 80 pontos

de minúcias. Em impressões digitais parciais ou latentes (Figura 9)³, por exemplo, impressões coletadas em locais de crime, o número de minúcias é muito menor, cerca de 20 a 30 pontos característicos (Ratha et al., 1995), (URL5).

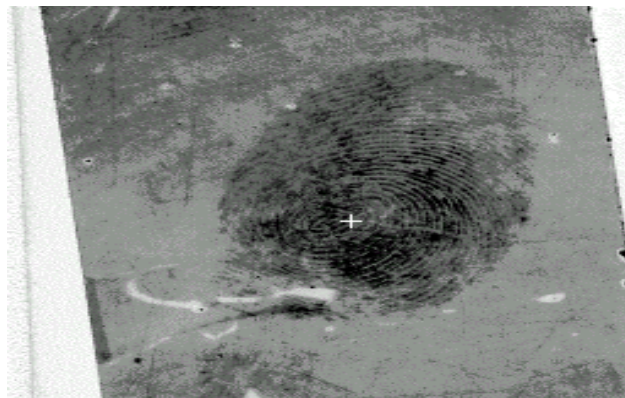


Figura 9: impressão digital latente coletada em local de crime.

Finalmente serão apresentados algoritmos destinados à verificação, que permitem confirmar se duas impressões digitais são correspondentes, ou seja, se as minúcias comparadas (cristas finais e bifurcadas) são do mesmo tipo e estão na mesma localização.

Foi desenvolvida uma biblioteca em linguagem C++, visando a implementação de funções de leitura e gravação de arquivos *bitmap*⁴ e direcional, do cálculo das direções, do índice de Poincaré⁵ e demais funções para manipulação e visualização dos resultados. As etapas do algoritmo destinado à verificação de impressões digitais serão implementadas com os recursos contidos em um programa comercial identificado como *Matlab* (URL6). Trata-se de uma ferramenta que integra análise numérica, cálculo com matrizes, além do *toolbox*⁶ de imagens que disponibiliza técnicas e algoritmos já implementados para suavização, realce e detecção de bordas, entre outros. Com o auxílio destas ferramentas, pretende-se propor soluções dos referidos problemas concernentes aos procedimentos de extração de aspectos das imagens tratadas.

³ A Figura 9 foi extraída do site “<http://www.arid.com.br/Aplicacoes/Fragmento.htm>” referenciado neste trabalho como (URL5).

⁴ *Bitmap*: formato de arquivo, representação de uma imagem como mapa de *bits*.

⁵ Poincaré: índice utilizado para localizar os pontos de interesse conhecidos como núcleos e deltas utilizados na classificação de impressões digitais.

⁶ *Toolbox*: trata-se de uma caixa de ferramentas que possui várias funções disponíveis para o tratamento de imagens.

O primeiro capítulo desta dissertação enfoca as diversas técnicas para classificação e verificação de impressões digitais abordados na literatura, expondo o estado da arte neste tema. O capítulo dois abrange os principais conceitos, história, aplicações e definições sobre biometria, destacando especificamente as impressões digitais, ou seja, o estudo da *dactiloscopia*. No capítulo três, são apresentadas algumas técnicas de pré-processamento que visam otimizar a qualidade das imagens. O processo de classificação e de verificação de um modo geral é descrito no capítulo quatro. Este capítulo enfoca as principais etapas utilizadas na classificação e na verificação de impressões digitais. No capítulo cinco encontram-se a metodologia, resultados obtidos e discussões. As conclusões do trabalho e perspectivas futuras são descritas no capítulo seis.

A bibliografia está dividida entre publicações em papel (artigos e livros) e páginas da *internet* (URL). No item de páginas da *internet* encontram-se endereços de busca bibliográfica utilizadas durante o trabalho.

1. TECNOLOGIA BIOMÉTRICA

Neste capítulo são apresentados os principais métodos automáticos abordados na literatura utilizados para a classificação e verificação de imagens de impressões digitais. São descritos os sistemas automáticos de identificação de impressões digitais, conhecidos como *AFIS* e as aproximações básicas para classificação e verificação nestes sistemas.

1.1 Sistemas automáticos de identificação de impressões digitais (*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 são citados a melhoria de imagem, o cálculo da imagem direcional, a redução de ruídos, a segmentação e o afinamento (*thinning*) (Jain et al., 1997a). Há um crescente interesse em classificação e verificação de impressões digitais automáticas ou semi-automáticas devido à necessidade de facilitar o manuseio de bancos de dados e agilizar o tempo de processamento. O FBI (*Federal Bureau of Investigation*) foi o primeiro a utilizar esta inovadora tecnologia, que hoje é adotada em centenas de instituições públicas de segurança e de justiça de vários países, como a Polícia Montada do Canadá e a *Scotland Yard* da Inglaterra.

Os *AFIS*'s atuais usam métodos de classificação exclusiva, onde impressões digitais são divididas em algumas classes⁷ distintas de acordo com suas características globais. As classes foram primeiramente sugeridas por Henry que adotou cinco categorias, descritas detalhadamente no item 2.4.2. O desempenho do sistema de classificação depende fortemente do número de classes, que freqüentemente é pequeno, e da distribuição das impressões digitais.

Nos sistemas comerciais para verificação são utilizados os aspectos básicos, conhecidos também como pontos característicos (Hong et al., 1998a). Segundo um levantamento feito pelo FBI (FBI, 1984) mais de oitenta tipos de características

⁷ As classes definidas por Henry são arco plano, arco angular, presilha direita, presilha esquerda e verticilo. Estas classes são abordadas detalhadamente no item 2.4.2.

diferentes podem ser encontrados nas cristas⁸ das impressões digitais. Porém, as cristas finais e bifurcações são os aspectos extraídos para a verificação, pois são aqueles freqüentemente encontrados nesta análise.

Estes sistemas automáticos ou semi-automáticos fornecem uma lista de possíveis impressões digitais candidatas (no máximo 10) que mais combinem com a impressão digital a ser verificada, as quais são então analisadas por um especialista humano (Jain et al., 1997a), (Ratha et al., 1995), (Figura 10).



Figura 10: Análise do especialista.

A implantação do Sistema AFIS representa um avanço tecnológico uma vez que visa agilizar e principalmente auxiliar o trabalho manual de um especialista. Se implementados, os AFIS eliminariam diversos procedimentos e rotinas, que muitas vezes são repetitivos. As pesquisas dactiloscópicas hoje realizadas manualmente, com critérios subjetivos e condições precárias de ambiente, que demandam horas e às vezes dias, poderiam ser feitas em segundos; os formulários e fichas seriam eliminados, bem como os armários utilizados para o arquivamento dos mesmos.

Estágios apresentados em um *AFIS* normalmente envolvem extração de minúcias, comparação e verificação, como apresentado no fluxograma da Figura 11.

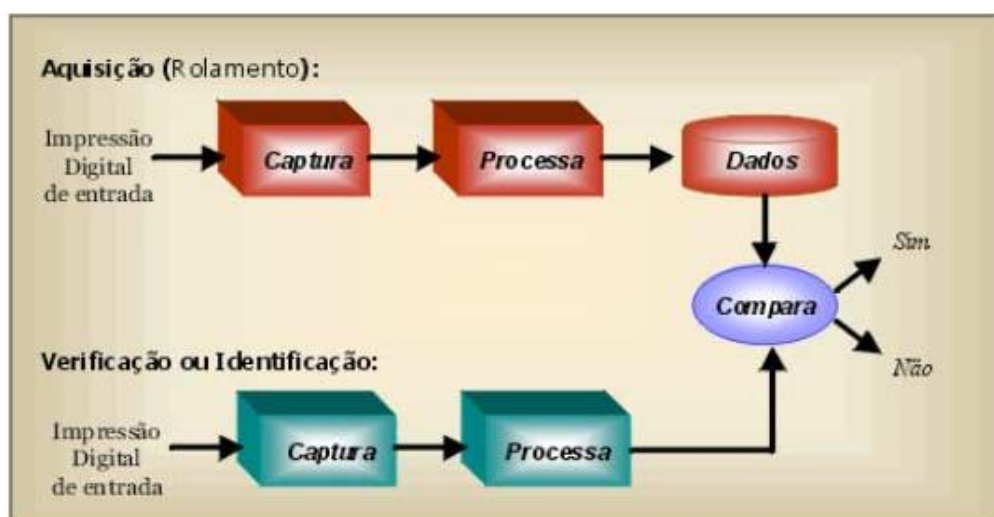


Figura 11: Estágios de um AFIS.

⁸ Cristas correspondem às linhas dactilares em uma impressão digital, são as linhas pretas em uma impressão tintada em papel.

A utilização de uma tecnologia biométrica com sistemas automáticos de identificação está diretamente relacionada ao processamento digital de imagens. Por processamento digital de imagens entende-se a manipulação de uma imagem de modo que a entrada e saída do processo sejam imagens. Analogamente, para o reconhecimento de padrões, admite-se como entrada do processo uma imagem e a saída é constituída de uma classificação ou descrição da mesma. O processamento de imagens cobre um amplo espectro de técnicas e possui uma variedade de aplicações. Segundo Lindley (Lindley, 1991), técnicas de processamento de imagens são aplicadas quando se verificam as seguintes necessidades:

- Alguns aspectos da imagem precisam ser melhorados devido à presença de ruídos tornando possível o reconhecimento,
- Elementos da imagem precisam ser caracterizados, classificados, comparados ou medidos, como por exemplo, a extração de atributos em imagens de impressões digitais que possibilitam realizar a classificação e verificação,
- Faz-se necessário combinar ou reorganizar determinadas regiões das imagens.

No caso de impressões digitais, o objetivo final é a comparação de imagens a serem identificadas, reconhecidas, com as armazenadas em um banco de dados. Para isso são necessárias a classificação e caracterização de elementos contidos na imagem. E para que estas fases preliminares sejam executadas com sucesso, é razoável que se disponha de uma imagem sem ruído, conforme os pontos fundamentais citados por Lindley (Lindley, 1991).

1.2 Métodos de classificação

Os métodos estatísticos ou teoria da decisão (Rao et al., 1974), (Kawagoe et al., 1984) e os métodos sintáticos ou estruturais (Cheung et al., 1987) são os mais utilizados em reconhecimento de padrões. Nos últimos anos, são destacadas as redes neurais artificiais (Wilson et al., 1994) utilizadas como ferramenta visando à classificação de impressões digitais. O objetivo dessas técnicas é distinguir tipos de padrões que são constituídos de diferentes atributos que podem ter um conceito geométrico ou um valor numérico associado. As técnicas mais empregadas para classificação de padrões são baseadas no conceito de similaridade de padrões, onde

um objeto é identificado como sendo x se suas características coincidirem o mais próximo possível das características de x .

A dificuldade maior em sistemas de reconhecimento de padrões está em determinar o conjunto de características, ou atributos, passíveis de extração, ou seja, quais pontos ou áreas de uma imagem devem ser considerados em um padrão que permitirão sua descrição ou classificação, se possível, de forma única. Nota-se que um significativo esforço computacional é necessário para a extração dos atributos desejados de um padrão, os quais podem ser obtidos com erros e ruídos.

Muitas vezes, pretende-se classificar, reconhecer ou descrever um padrão considerado invariante quanto a algumas mudanças ou desvios que podem ser provocados por perturbações geométricas causando alterações de escala, translação e rotação do padrão, em analogia com um caso ideal. Entretanto, na prática, os desvios são relevantes e devem ser considerados. A distorção do padrão torna-se um grande problema para seu reconhecimento, e nem sempre é possível encontrar características que não sejam gravemente afetadas por esses elementos degenerativos. O processo de reconhecimento pode ser inviabilizado, caso o sistema de reconhecimento não esteja habilitado para tratar essas distorções. Mas nem sempre é possível ter conhecimento à priori dos tipos de distorções que os padrões estão sujeitos. Geralmente esses problemas são tratados após uma extensa experimentação envolvendo as situações possíveis de aquisição do padrão ou etapas de pré-processamento.

Convencionalmente, o reconhecimento de impressões digitais tem sido conduzido por métodos estatísticos ou sintáticos. No método estatístico, a imagem é representada por um vetor de aspectos n -dimensional, onde uma decisão é feita com base em uma medida de similaridade. No método sintático, o padrão é representado por uma *string*⁹, árvore ou gráfico dos aspectos da imagem da impressão digital ou padrões primitivo e suas relações. Faz-se a decisão analisando a gramática característica do sistema (Wahab et al., 1998), (Cappelli et al., 1999), (Blue et al., 1994), (Jain et al., 1999).

⁹ *String*: cadeia de caracteres.

Durante décadas, um número considerável de métodos tem sido desenvolvido para o propósito de classificação de impressões digitais automáticas, que incluem, mas não se limitam aos citados a seguir:

- Estrutural: faz-se uma análise da configuração global dos padrões de impressões digitais. Por exemplo, descreve-se a distribuição das direções das cristas e determina-se a existência de pontos singulares (núcleos e deltas). De acordo com o número de núcleos e deltas encontrados e respectiva localização, a imagem de impressão digital pode ser classificada dentro de uma das classes citadas no sistema de Henry¹⁰ (Hrechak et al., 1990).
- Estatístico: empregando técnicas estatísticas, é comum o uso de vetores de características e de atributos espaciais para desenvolver uma visão geométrica de um padrão. Neste caso, esses atributos são arranjados em um vetor d -dimensional, denominados vetores de características, denotado por \mathbf{x} , produzindo um espaço de medidas multidimensionais ou espaço das características. Se cada atributo é um número real, ou pode ser medido como um, então este espaço é \mathbb{R}^d . Em outras instâncias, como nas unidades de redes neurais artificiais, é preferível restringir o espaço das características como um subespaço de \mathbb{R}^d . Mas o vetor de características se mostra ineficiente quando é necessário representar os relacionamentos espaciais entre os atributos de um padrão. Para obter esses relacionamentos espaciais, é preferível recorrer as técnicas estruturais ou sintáticas. Características estatísticas são calculadas como atributos das cristas e pontos singulares (núcleos e deltas) são usados para classificação da impressão digital (Rao, 1976).
- Sintático: um conjunto de padrões é usado para representar e classificar padrões de impressões digitais. É necessária a aplicação de uma linguagem formal (regras ou conjunto de padrões) para descrição e reconhecimento de padrões relacionados às imagens. No caso de impressões digitais apresenta-se uma representação topológica ou geométrica dos padrões. O método sintático está baseado na descoberta da continuidade e paralelismo das cristas, tipos de linhas, pequenos graus de variação local, núcleos e deltas, etc. A representação está na

¹⁰ Sistema de Henry: as cinco classes propostas por Henry são detalhadas no item 2.4.2.

forma de vetores que podem ser comparados de acordo com um conjunto de regras para determinar a classe da impressão digital particular. O maior problema de classificação usando métodos sintáticos é a variedade de conjuntos de padrões, já que estes são personalizados, ou seja, cada pesquisador define regras para sua aplicação (Grasselli, 1969), (Moayer et al., 1975), (Rao et al., 1980), (Moayer et al., 1976a), (Moayer et al., 1976b), (Blue et al., 1994), (Chong et al., 1997).

- Matemático: um modelo matemático é desenvolvido para calcular a orientação da crista local (imagem direcional), núcleos e deltas para o propósito de classificação.
- Redes Neurais Artificiais: um sistema de auto-aprendizado utiliza as direções das cristas e outros aspectos nas imagens de impressões digitais como entrada de treinamento para diferenciar as diversas classes (Wilson et al., 1994).
- Híbridos: quando dois ou mais dos métodos citados são combinados para executar a tarefa de classificação.

Na literatura Cheung (Cheung et al., 1987) faz uma combinação dos métodos sintático e estrutural, enquanto Rao (Rao et al., 1974), Kawagoe (Kawagoe et al., 1984), Luk (Luk et al., 1991), Xiao (Xiao et al., 1991a) (Xiao et al., 1991b) combinam métodos estatístico e estrutural.

Neste trabalho são abordados métodos híbridos, considerando sua versatilidade e possibilidade de quaisquer combinações entre outros métodos. Todos os métodos apresentam problemas quando se trata de imagens ruidosas onde não é possível detectar pontos singulares (núcleos e deltas). Porém é importante ressaltar que encontrar os pontos singulares (núcleos e deltas) é fundamental para classificação, uma vez que esta é feita baseada nesses pontos.

1.3 Métodos de verificação

Os sistemas automáticos ou semi-automáticos biométricos, na sua maioria, são baseados em comparações de minúcias como mostrado na Figura 12¹¹. A detecção de minúcias automática é um processo extremamente crítico, especialmente em imagens de má qualidade, onde ruídos e deficiência no contraste podem gerar

¹¹ A Figura 12 foi extraída do artigo “*Integrating Faces and Fingerprints for Personal Identification*” referenciado neste trabalho como (Hong et al., 1998a).

configurações de *pixels*¹² similares ou ignorar minúcias verdadeiras. O FBI adotou uma taxa de 500 dpi¹³ para resolução das imagens de impressões digitais visando obter imagens menos ruidosas no processo de aquisição.

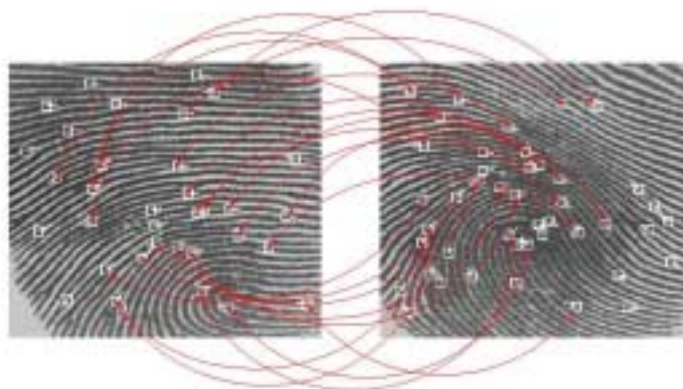


Figura 12: Comparação de minúcias (cristas finais e cristas bifurcadas).

A proposta principal de um *AFIS* é minimizar o tempo auxiliando o trabalho de um especialista humano (Asai et al., 1975), (Verma et al., 1987), (Mehre, 1993), (Isenor et al., 1986).

Basicamente, os sistemas clássicos de verificação de impressões digitais efetuam as seguintes etapas: obtenção das direções das cristas, limiar (*threshold*), afinamento, localização de minúcias e comparação. Estas etapas são detalhadamente abordadas nos capítulos três e quatro.

1.3.1 Verificação x Identificação

Os dispositivos biométricos comerciais, na sua maioria, operam no modo verificação ou autenticação. Isto significa que o indivíduo apresenta sua impressão digital que será comparada com um *template*¹⁴ armazenado no banco de dados (Jain et al., 1997b). Se a comparação é reconhecida como verdadeira então o indivíduo será aceito pelo sistema. Este procedimento é denominado “comparação um-para-um” (1:1). Porém, antes de qualquer tentativa de verificação, o usuário deve estar

¹² *pixels*: menor unidade ou ponto de um monitor de vídeo cuja cor ou brilho podem ser controlados; elemento de imagem.

¹³ Dpi: pontos por polegada, refere-se a resolução em um leitor biométrico ou scanner.

¹⁴ *Template*: conjunto de características, conjunto de dados extraídos de uma imagem.

cadastrado em um banco de dados. O mesmo procedimento ocorre nas outras tecnologias biométricas (Figura 13).



Figura 13: Sistema de Verificação – Face.

Durante a aquisição, o sistema cria um *template* de referência baseado nos aspectos de interesse para respectiva verificação. Desta forma é possível minimizar o espaço que ocuparia a imagem. Para cadastrar um indivíduo são concebidas várias amostras, sendo que a melhor delas será o *template* definitivo. O *template* é constituído por um subconjunto das informações contidas na imagem original, e devido a esta propriedade a imagem não pode ser reconstruída, mantendo um alto nível de segurança em comparação com os métodos atualmente utilizados (senhas e cartões). Autenticação, portanto, é a verificação de uma identidade requerida em uma população conhecida. Em outras palavras, o usuário entra em uma rede onde há necessidade de confirmar sua identidade. Neste processo de autenticação ou verificação são confirmadas algumas características como *PIN*¹⁵ (*Personal Identification Number*), senhas ou qualquer informação biométrica disponível no sistema (Ratha et al., 1995), (Hong et al., 1996), (Hong et al., 1998b).

A identificação constitui-se de um banco de dados de *templates* e o indivíduo será procurado neste acervo, ou seja, “comparação um-para-vários” (1:n) (Hong et al., 1998a). A identificação busca a confirmação de um indivíduo em uma população

¹⁵ PIN: “*Personal Identification Number*”, equivalente às senhas.

desconhecida de possíveis usuários, de acordo com suas múltiplas características as quais podem estar associadas com particularidades individuais, sem a identidade ser explicitamente requerida pelo usuário (Figura 14).

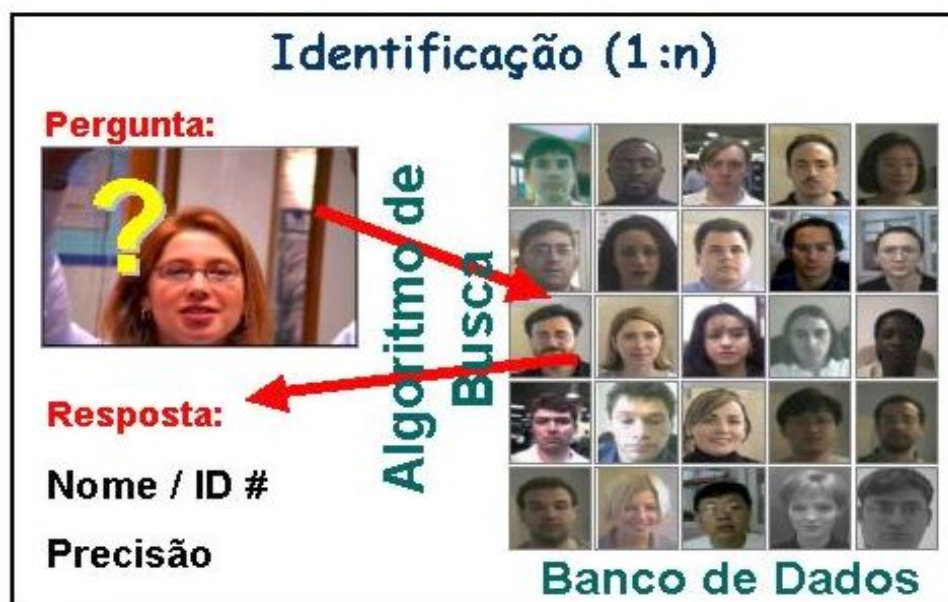


Figura 14: Sistema de Identificação – Face.

1.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados métodos propostos na literatura destinados à classificação e à verificação de impressões digitais, além de uma descrição sobre os sistemas automáticos AFIS para identificação.

O sistema AFIS guarda informações relacionadas à posição, direção e tipo de vários pontos da impressão digital, chamados de minúcias. Esses parâmetros das minúcias são uma forma numérica de representar as impressões digitais. A leitura é transformada em coordenadas, que buscam em um banco de dados uma outra impressão digital idêntica, guardada no momento do cadastro. Faz-se a comparação dos dados numéricos que representam a imagem.

O padrão AFIS determina que a resolução mínima de uma imagem de impressão digital deve ser de 500 dpi¹⁶ (pontos por polegada). O algoritmo AFIS

¹⁶ dpi: pontos por polegada, refere-se a resolução em um leitor biométrico ou scanner.

codifica o dedo de forma única para não haver o risco de uma impressão digitalizada ser reconstruída.

Dispositivos baseados em reconhecimento de impressões digitais são utilizados em numerosos projetos biométricos por todo o mundo. Em paralelo, outras tecnologias biométricas estão sendo desenvolvidas, melhoradas e refinadas até o ponto em que se tornem realidades comerciais. Nestes anos recentes, tem sido considerável o progresso em tecnologias biométricas baseadas no reconhecimento da íris e reconhecimento facial, tecnologias de reconhecimento sem contato.

A última década tem sido de maturação da indústria biométrica apresentando um significativo crescimento e uma larga escala de aplicações que começam a se desdobrar.

2. ESTUDO DA DACTILOSCOPIA

Este capítulo tem a finalidade de expor alguns conceitos e definições que serão citados continuamente no decorrer do trabalho para esclarecer termos específicos relativos à caracterização de impressões digitais.

Segundo Carlos Kehdy (Kehdy, 1968), a dactiloscopia é um sistema de verificação por meio das impressões digitais. Esta palavra é constituída de dois elementos gregos: *daktylos* = dedos, *skopein* = examinar, portanto daí a origem estudo dos dedos, ou seja, das impressões digitais.

2.1 História da dactiloscopia

A dactiloscopia é o método de identificação humana que apesar de ser empregado a mais de um século, ainda é o mais prático, seguro e econômico que existe (FBI, 1984), (Newham, 1995). Um resumo da evolução nos processos de identificação é apresentado a seguir (Figura 15).

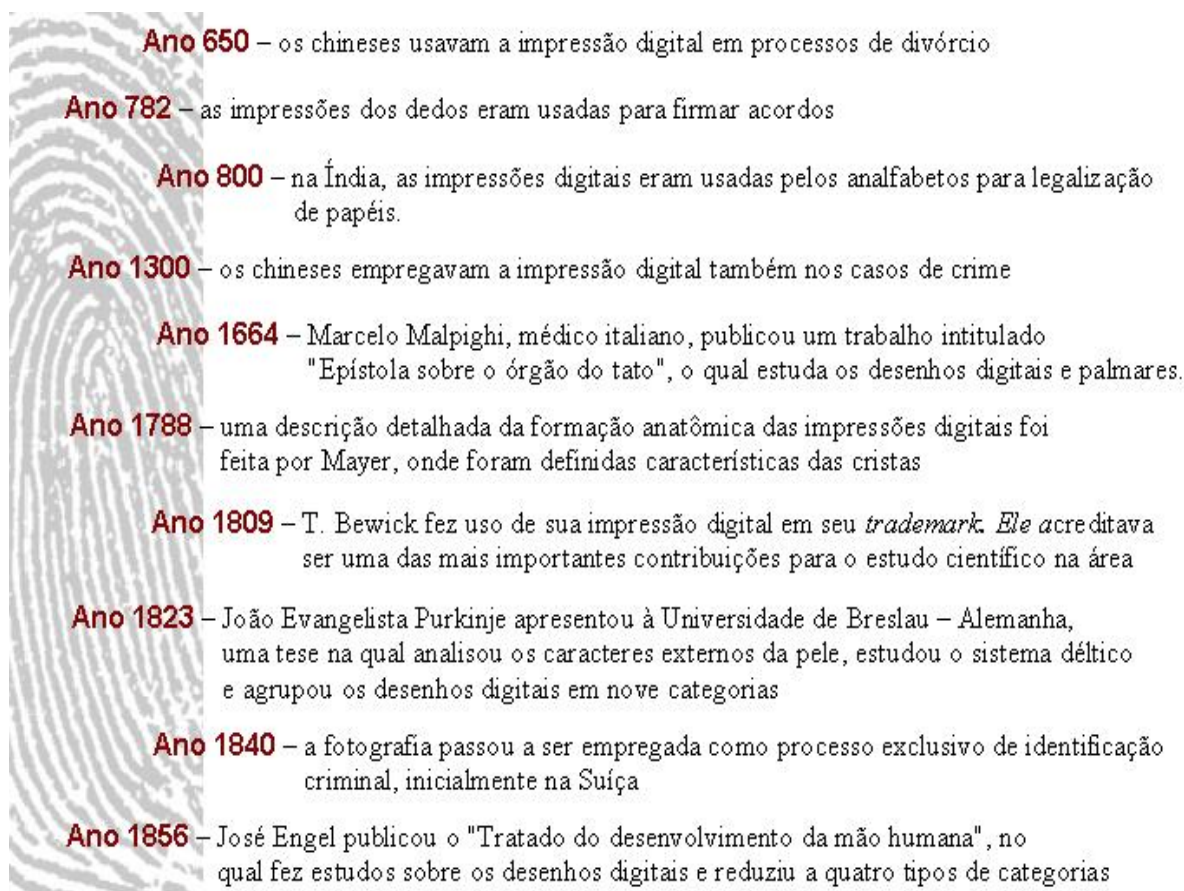




Figura 15: Evolução cronológica dos processos de identificação.

A partir de 1901 a identificação baseada em impressões digitais foi formalmente aceita pela justiça e governo na Inglaterra como método de identificação pessoal. A partir de 1960, o FBI investiu no desenvolvimento de um sistema biométrico automático (*AFIS*) que foi um sucesso e tem se espalhado por todo o mundo aumentando a produtividade operacional (FBI, 1984), (Sims, 1994).

2.2 Princípios da dactiloscopia

Como citado por Hong (Hong et al., 1998a), algumas características físicas pessoais, como as impressões digitais, as impressões palmares, face, retina e outras

podem ser usadas como características biométricas desde que satisfaçam as seguintes condições:

- Universalidade: cada pessoa é classificada por um conjunto de características.
- Unicidade (variabilidade): indica que duas pessoas não possuem as mesmas características, ou seja, cada pessoa tem suas características próprias. As impressões digitais variam de pessoa para pessoa, de dedo para dedo. Desta forma, uma impressão digital somente é igual a ela mesma.
- Permanência (imutabilidade): as características não podem ser modificadas, ou seja, não se alteram no decorrer do tempo.
- Critério Quantitativo: indica que as características podem ser medidas quantitativamente.

Visando analisar e ilustrar os princípios da dactiloscopia, admite-se como exemplo o parâmetro cor da pele. Este parâmetro atende a primeira condição, uma vez que todas as pessoas possuem uma cor, portanto este é universal. Quanto à unicidade, não é possível afirmar que cada pessoa tem uma cor específica que a torne única. Também não se pode afirmar que a cor é permanente, uma vez que pode variar após dez minutos de exposição ao sol, por exemplo. Quanto ao critério quantitativo necessita-se avaliar a pigmentação, a quantidade de melanina no corpo. Como visto neste exemplo, o parâmetro cor da pele, abordado aqui como exemplo, não satisfaz as condições propostas (Hong et al., 1998a).

Faz-se uma análise análoga para as impressões digitais a fim de validar os princípios da dactiloscopia propostos. Todas as pessoas possuem uma impressão digital, o que demonstra o critério da universalidade. As impressões digitais são únicas e permanentes, ou seja, as digitais apresentam um conjunto de características pessoais que é formado na gestação (aos 4 meses) e permanecem por toda a vida. Este conjunto de características pode ser medido, ou seja, o encontro de doze pontos característicos ou minúcias permite fazer a identificação de uma pessoa. Isto satisfaz o critério quantitativo (Xiao et al., 1991b), (Eleccion, 1973). Uma vez que impressões digitais satisfazem estas condições, elas podem ser usadas como características biométricas.

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. Em função deste comportamento, uma impressão digital é classificada como arco plano, arco angular, presilha direita (interna), presilha esquerda (externa) ou verticilo. 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 são iguais, ou seja, a imagem cadastrada no banco de dados e a imagem candidata, o segundo critério, das minúcias, permite afirmar ou não a identidade em função da ocorrência ou não de um mapeamento posicional entre os diversos tipos de minúcias.

2.3 Aplicações da tecnologia biométrica

As aplicações deste segmento biométrico, ou seja, das impressões digitais, destina-se ao aumento de segurança e agilidade em operações empresariais, governamentais ou institucionais. Algumas aplicações são apresentadas a seguir.

- Forças Armadas

Por anos, a comunidade das forças armadas tem utilizado impressões digitais para identificação criminal. Digitais coletadas por meio de tintas em cartões tem sido enviadas para *sites*¹⁷ que utilizam o sistema *AFIS (AUTOMATED FINGER IDENTIFICATION SYSTEM)* para processamento.

- Governo e Repartições Públicas

Ao redor do mundo, governos e repartições públicas estão estabelecendo uma larga escala de identificação e sistemas de verificação por impressões digitais, carteira de identidade nacional, passaporte, controle de imigração, carteira de habilitação, seguridade social, porte de armas e outros. O potencial de negócios e

¹⁷ *Sites*: referem-se as páginas da *internet*.

aplicações para identificações, coleta e sistemas de verificação por impressões digitais é imenso.

- Transações Eletrônicas

Fraudes em transações eletrônicas de valor monetário têm custado aos consumidores, comércio e indústrias bilhões de dólares a cada ano. As aplicações incluem: terminais de ponto de vendas, caixas automáticos de bancos, *Smart Cards*¹⁸, segurança em transações e negociações no local de trabalho, comércio eletrônico e outras. Armazenar dados de uma impressão digital (biometricamente) em *SmartCards* é habitualmente reconhecido como uma medida de segurança para identificação de usuários e também proporciona um outro nível de segurança para transações via *internet*.

- Controle de Ponto

No comércio, indústrias e empresas, o sistema de identificação de impressões digitais tem sido utilizado para controle e gerenciamento de ponto substituindo o sistema tradicional de controle de ponto por cartões. A habilidade de selecionar e controlar a entrada de pessoas, saídas e períodos de descanso individualmente gera um sistema efetivo de controle do horário, reduzindo o tempo redundante para o controle de dados e incrementando principalmente a produtividade.

- Controle de Acesso e Presença

A tecnologia para identificação e verificação através das impressões digitais também é utilizada para restringir acesso a locais controlados ou áreas restritas e até mesmo maquinário e equipamentos. Sistemas de controle de acesso baseados na verificação de impressões digitais permitem um controle muito apurado dos usuários, aumentando conseqüentemente o nível de segurança.

- Outras Aplicações

Existem vários nichos de mercado que estão crescendo rapidamente buscando a utilização da tecnologia de reconhecimento biométrico baseado nas impressões

¹⁸ *Smart Cards*: conhecidos como cartões inteligentes, são utilizados para armazenamento de informações pessoais, inclusive biométricas como, por exemplo, as impressões digitais.

digitais. Devido à necessidade de estabelecer níveis de segurança, profissionais da área biométrica têm investido nesta tecnologia buscando ganhar espaço no mercado de trabalho (Figura 16).



Figura 16: Aplicação biométrica em diversos segmentos de mercado.

2.4 Definições

Na literatura, a caracterização de aspectos de impressões digitais tem sido apresentada por Galton (Karu et al., 1892), Henry (Henry, 1905) e pelo FBI (FBI, 1984). Francis Galton foi o primeiro a fazer um estudo dos aspectos de impressões digitais. Pela definição, as impressões digitais possuem aspectos como cristas finais, cristas bifurcadas, cristas curtas, cruzamentos, esporas e ilhas, chamados de minúcias ou pontos característicos, abordados detalhadamente no item 2.4.3. deste capítulo.

As impressões digitais podem ser divididas em várias classes de acordo com sua topologia geométrica (Eleccion, 1973), (Lumini et al., 1997), (Hrechak et al., 1990). Para classificar impressões digitais, a primeira tentativa foi proposta por Edward Henry (Henry, 1905), que as dividiu em cinco classes diferentes, definindo um sistema de classificação designado *Henry System* (Rao et al., 1978). Este sistema está detalhado no item 2.4.2.

Há dois tipos de arquivos que diferenciam a análise de impressões digitais: o arquivo decadactilar e o arquivo monodactilar. No primeiro caso, o arquivo possui as

impressões digitais dos dez dedos da pessoa e a comparação é feita simultaneamente levando em consideração todos os dedos. No caso do arquivo monodactilar as impressões digitais são cadastradas isoladamente e o confronto é feito dedo a dedo (Bombonatti, 1984). Para os casos criminais os confrontos são feitos no arquivo decadactilar buscando nas fichas cadastrais o fragmento da impressão digital coletada no local de crime. Para resolver um caso criminal é necessário que haja suspeitos, pois é impossível fazer uma busca completa nos arquivos decadactilares devido à imensidão de cadastros.

2.4.1 Pontos singulares (núcleos e deltas)

Antes de abordar os pontos singulares, é necessário explicar alguns termos técnicos usados para reconhecimento de impressões digitais. O desenho digital apresenta uma área útil onde é possível observar a área padrão e tipos de linhas (Figura 17).

- Área padrão é a parte principal da impressão do dedo e consiste das cristas e todos seus aspectos.
- Tipos de linhas são definidos como duas cristas que iniciam paralelamente e divergem sobre toda área padrão. Estas cristas podem ser contínuas ou não, caso ocorra alguma quebra.



Figura 17: Área padrão e tipos de linhas.

Os pontos singulares em impressões digitais são conhecidos como núcleos e deltas, que são usados para classificar os padrões de impressões digitais (Figura 18).

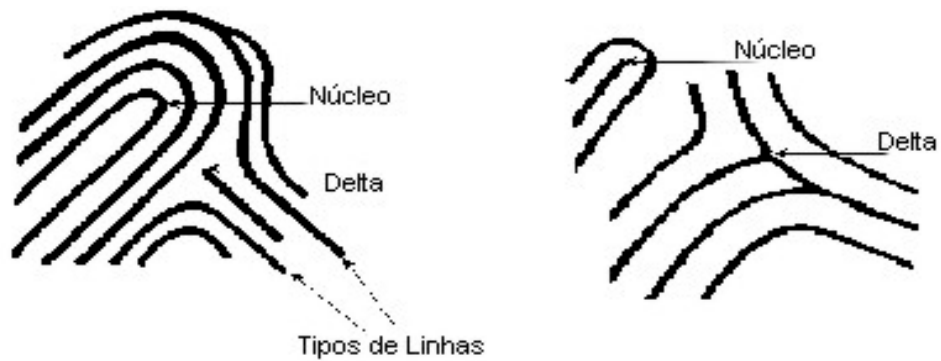


Figura 18: Ponto delta e ponto núcleo de uma impressão digital.

O núcleo é um ponto localizado na área central da impressão digital.

Delta é um ângulo ou triângulo formado pelas cristas papilares e pode ser formado por dois processos: pela bifurcação de uma linha simples ou pela brusca divergência de duas linhas paralelas. O delta desempenha papel importante na impressão digital porque determina a sua classe. Os deltas representam o ponto de divergência das linhas dactilares mais internas que tendem a envolver a região nuclear de uma impressão digital. Em impressões digitais isentas de pontos delta, verifica-se somente os sistemas de linhas basilar e marginal, caso dos arcos planos. As impressões que apresentam um ou dois deltas, possuem três sistemas de linhas denominados: nuclear (região central da impressão), basilar (linha que serve de base, abaixo da região nuclear) e marginal (região das características situadas nas margens da impressão) (Figura 19).

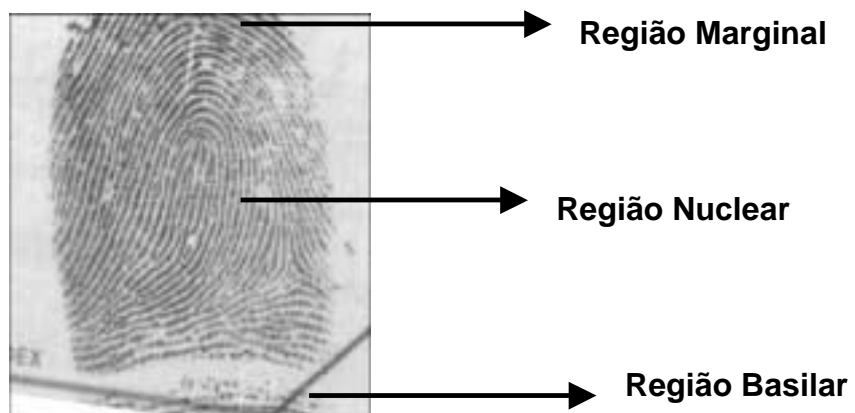


Figura 19: Sistemas de Linhas.

2.4.2 Sistema de Henry

No mérito da classificação, o sistema de Henry faz a distribuição em cinco classes, que apresentam características próprias, uma delas pertinente ao delta e outra às linhas do sistema nuclear (núcleo) (Henry, 1905), (Ratha et al., 1995), (Lee et al., 1991). São apresentadas as cinco classes propostas por Henry (Figura 20) e suas definições:

- Arco Plano: não apresentam delta e as linhas atravessam de um lado para outro de forma abaulada. As linhas dactilares formam-se em um lado e tendem a sair pelo outro lado.
- Arco Angular: apresentam acentuada elevação das linhas no centro, em forma de tenda. Pode apresentar um delta, mas sem linha ou fragmento de linha, entre o delta e o núcleo.
- Presilha Interna (Direita): apresentam um delta à direita do observador, as linhas dactilares correm para a esquerda em forma de laçadas, ou seja, as linhas formam-se à esquerda do observador, curvam-se e tendem a voltar para o mesmo lado.
- Presilha Externa (Esquerda): apresentam um delta à esquerda do observador, as linhas dactilares correm para a direita do observador, ou seja, as linhas formam-se na direita do observador, curvam-se no centro da impressão e tendem a voltar para o mesmo lado.
- Verticilo: apresentam dois deltas, sendo um à direita e outro à esquerda do observador; as linhas nucleares ficam encerradas entre os dois deltas, assumindo configurações variadas.

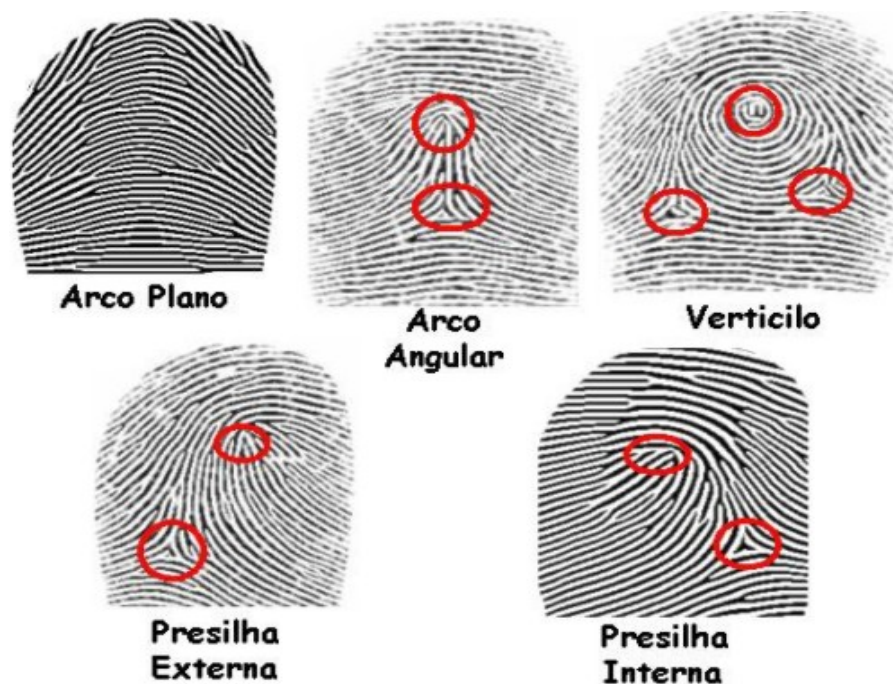


Figura 20: As cinco classes propostas por Henry, deltas e núcleos destacados em vermelho.

Segundo arquivamento do FBI (*Federal Bureau of Investigation*), foi constatado que 65% dos padrões são presilhas, 30% são verticilos e 5% são arcos (Moayer et al., 1975). Por esse motivo os bancos de dados não possuem impressões digitais uniformemente distribuídas nas cinco classes.

Um outro método para classificação é proposto por Juan Vucetich (Cruz, 1999)¹⁹ e faz a distribuição em quatro tipos fundamentais: arco, presilha externa (esquerda), presilha interna (direita), verticilo. Vucetich não fez distinção entre arco plano e arco angular sendo a definição para as classes similar ao sistema de Henry (Kehdy, 1968).

2.4.3 Pontos característicos ou minúcias (Detalhes de Galton)

As minúcias (detalhes de Galton) são acidentes que se encontram nas cristas papilares como, por exemplo, linhas que terminam abruptamente ou se bifurcam, e tem a finalidade de estabelecer a unicidade das impressões digitais (Figura 21).

¹⁹ Cruz: refere-se a Gilberto da Cruz, ex-secretário da Segurança Pública do Estado de São Paulo e chefe do Departamento de Identificação Dactiloscópica. Em entrevista pessoal realizada em 8 de março de 1999, expôs verbalmente o funcionamento do sistema argentino proposto por Vucetich, adotado no Brasil.



Figura 21: Pontos característicos ou minúcias - cristas finais e cristas bifurcadas.

O *NIST* (*American National Standards Institute*) propôs quatro maiores grupos de minúcias: cristas finais, bifurcações, cruzamentos e pontos indeterminados. Porém as minúcias consideradas mais importantes são as cristas finais e bifurcações, pois ocorrem freqüentemente nas imagens de impressões digitais (NIST, 1986), (Farina et al., 1998), (Hrechak et al., 1990), (TABELA 2).

TABELA 2: DISTRIBUIÇÃO DAS MINÚCIAS.

Tipos de Minúcias	Frequência Média	
	% do total de minúcias	Minúcias por impressão
Pontos (<i>dot</i>)	4.3	18
Cristas finais (<i>ridge ending</i>)	60.6	258
Bifurcações (<i>bifurcation</i>)	17.9	76
Ilhas (<i>islands</i>)	0.7	3
Esporas (<i>spur</i>)	4.7	20
Cruzamentos (<i>crossover</i>)	3.2	14
Pontes (<i>bridge</i>)	2.5	10
Cristas curtas (<i>short ridge</i>)	6.1	26

As minúcias ou pontos característicos são resumidamente classificados dentro de duas categorias: aspectos básicos e aspectos compostos (Figura 22).

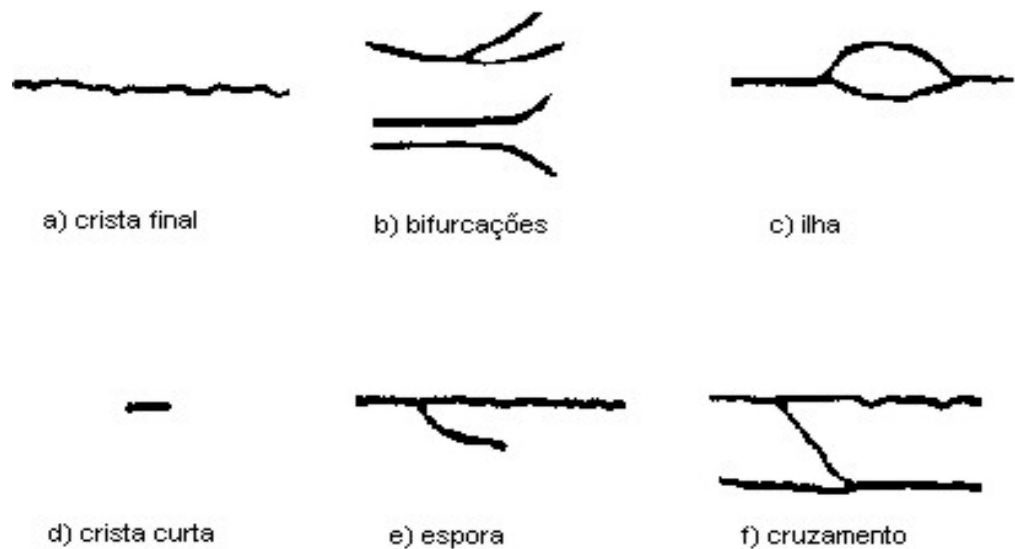


Figura 22: Aspectos de impressões digitais - Detalhes de Galton.

Os aspectos compostos são construídos a partir dos aspectos básicos. São aspectos básicos: cristas finais (*ridge ending*) e cristas bifurcadas (*bifurcation*) (Hrechak et al., 1990).

Quanto aos aspectos compostos são citados: ilhas (*islands*), cristas curtas (*short ridge*), espora (*spur*), cruzamento (*crossover*).

A crista final é definida como um ponto onde a crista termina abruptamente. A crista bifurcada é definida como um ponto onde a crista diverge dentro de cristas brancas, ou seja, vales (linhas brancas). Lagos ou ilhas são definidos como duas bifurcações conectadas. Cristas independentes ou curtas são definidas como cristas finais muito pequenas ou simplesmente como cristas quebradas. Esporas são formadas pela combinação de bifurcações e cristas finais. Cruzamentos ou pontes são definidos como duas ou mais bifurcações conectadas na vizinhança, ou seja, duas bifurcações com um caminho conectado (Hrechak et al., 1990), (Bombonatti, 1984), (Kehdy, 1968).

Para a verificação de impressões digitais é necessário:

- Que haja coincidência de doze pontos característicos no mínimo (Xiao et al., 1991b), (Eleccion, 1973).

- Que não exista nenhuma discordância entre estes pontos, ou seja, eles devem ser idênticos e ter a mesma localização.

Na maioria dos países, estes critérios são requeridos legalmente para identificação em um caso criminal, sendo que um leitor de impressão digital típico pode registrar mais de 20 pontos característicos (minúcias).

2.5. Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados conceitos e definições de alguns termos amplamente utilizados neste trabalho. Diante da história da dactiloscopia é possível acompanhar o progresso da idéia de utilização das impressões digitais para reconhecimento e validação da identidade de um indivíduo. Hoje, além do reconhecimento baseado nas impressões digitais, são apresentadas outras tecnologias biométricas que surgem a cada dia no mercado.

Abordou-se também neste capítulo as propriedades das impressões digitais que permitem utilizá-las como características biométricas, pois são únicas, imutáveis, variáveis de dedo para dedo. É possível extrair atributos em uma imagem de impressão digital visando a classificação e verificação. Estes atributos são reportados na literatura como pontos singulares e minúcias. Desta forma, características biométricas podem ser utilizadas para reconhecimento mediante o confronto positivo de duas impressões digitais.

3. Pré-Processamento de Imagens

O principal objetivo das técnicas de pré-processamento é otimizar e extrair aspectos de uma imagem cujo resultado seja uma imagem otimizada, ou seja, esta imagem deve apresentar menos distorções que a imagem original (Sherlock et al., 1992a), (Hung, 1993), (Jain et al., 1997a).

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 a qualidade das imagens, ou seja, nem sempre a estrutura das cristas são bem definidas, portanto não podem ser detectadas. As linhas típicas no padrão da impressão digital são reconhecidas como cristas papilares. O fluxo das cristas forma diferentes padrões geométricos²⁰ classificados como arcos, presilhas, verticilos, e outras estruturas mais detalhadas como cristas finais e cristas bifurcadas, conhecidas como minúcias ou pontos característicos²¹. Observando esses aspectos, a maior parte das técnicas utilizadas para classificação e verificação automática ou semi-automática de impressões digitais depende da determinação da direção das cristas papilares.

Dentre as técnicas de pré-processamento para otimização de imagens são citadas neste trabalho, o filtro para aplicação do contraste e as operações morfológicas, como por exemplo, a binarização (limiar ou *threshold*) e o afinamento (*thinning*).

Antes, porém da abordagem destas técnicas, será apresentada uma breve introdução sobre processamento pontual e processamento de área. Será abordado também o conceito de vizinhança de *pixels* que está diretamente relacionado com o processamento de área, uma vez que para definir o valor de um *pixel* é necessário verificar os seus vizinhos.

²⁰ Padrões geométricos referem-se às classes de impressões digitais definidas por Edward Henry (Henry, 1905). Estas classes podem ser vistas na Figura 20.

²¹ Minúcias ou pontos característicos referem-se aos aspectos de Galton. Estes aspectos ou detalhes podem ser vistos na Figura 21.

3.1 Processamento pontual e processamento de área

As técnicas de otimização da imagem podem ser agrupadas dentro de duas principais categorias: melhoria pelo processamento pontual ou pelo processamento de área.

A) Melhoria pelo processamento pontual: são algoritmos que modificam o valor do *pixel* na imagem baseados somente no valor do *pixel* local e algumas vezes na sua localização. Valores de outros *pixels*, localizados na vizinhança, não estão envolvidos na transformação. Este processamento varre a imagem ponto a ponto executando a transformação. O processamento pontual faz sentido somente para imagens em tons contínuos, onde os valores de intensidade são diretamente representados por valores dos *pixels*. Para manipular imagens coloridas, os algoritmos devem ser aplicados para cada plano de cor separadamente, ao invés de valores pontuais diretamente. Alguns algoritmos que fazem processamento pontual são: ajuste de contraste, imagens negativas (operações lógicas) (Figura 23), técnicas que envolvem modificação de histogramas (Gonzalez et al., 1987), (Figura 24).

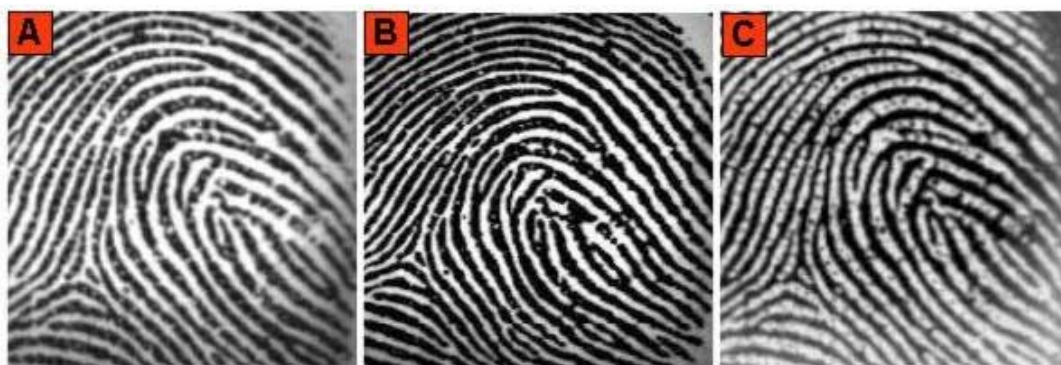


Figura 23: a) imagem original; b) imagem após aplicação de contraste; c) imagem negativa.

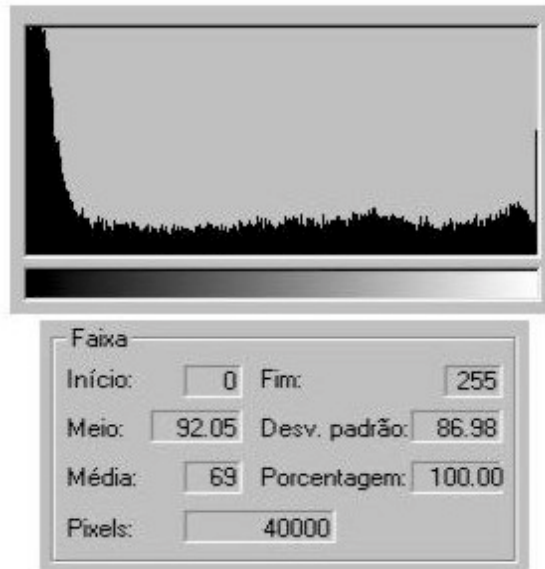


Figura 24: Histograma da imagem original citada na Figura 23.

B) Melhoria pelo processamento de área (processamento de grupos): esta categoria usa grupos de *pixels* para deduzir informações sobre a imagem, ou seja, são considerados os *pixels* em uma vizinhança. A vizinhança é geralmente uma matriz bidimensional de valores de *pixels*. O *pixel* de interesse está no centro da vizinhança. Um *pixel* será considerado pertencente à vizinhança 4 quando localizado na horizontal e na vertical com relação ao *pixel* central **p**. Quando situado nas diagonais, o *pixel* é considerado pertencente à vizinhança 8 com relação ao *pixel* central **p**. É possível observar na máscara *pixels* pertencentes a vizinhança 4 destacados na cor vermelha e *pixels* pertencentes à vizinhança 8 destacados na cor azul (Figura.25).

(x-1, y-1)	(x-1, y)	(x-1, y+1)
(x, y-1)	p	(x, y+1)
(x+1, y-1)	(x+1, y)	(x+1, y+1)

Figura 25: máscara 3x3 destacando em vermelho *pixels* pertencentes à vizinhança 4 e em azul *pixels* pertencentes à vizinhança 8.

Filtragem, por exemplo, é um método de vizinhança e pode ser executado no domínio espacial ou no domínio da frequência (Fourier). Esta técnica tem muitas aplicações no processamento de imagens, podendo ser usada, por exemplo, para extração de aspectos (melhoria de borda e detecção), para aumentar a intensidade (*sharpening*) ou para suavização (*smoothing*) (Gonzalez et al., 1987). No domínio espacial, a filtragem é implementada pelo uso de máscaras, também conhecidas como *moving windows*. No domínio de Fourier, filtros passa-baixa atenuam ou eliminam componentes de alta frequência enquanto baixas frequências são mantidas. Isto resulta na suavização da imagem ou mancha. Similarmente, filtros passa-alta atenuam ou eliminam baixas frequências, intensificando bordas e outras transições, incluindo ruídos de imagens. Uma aplicação comum dos filtros passa-baixa é atenuar ou remover ruídos, sendo freqüentemente usados como um passo de pré-processamento para remover pequenas variações em algumas regiões da imagem, mas geralmente causam manchas. Os filtros passa-alta são ferramentas para intensificar bordas (Centeno et al., 1997). As figuras 25b e 25c foram geradas por um editor gráfico com o intuito de proporcionar ao leitor uma visão ilustrativa das imagens após aplicação dos filtros passa-baixa e passa-alta (Figura 26).

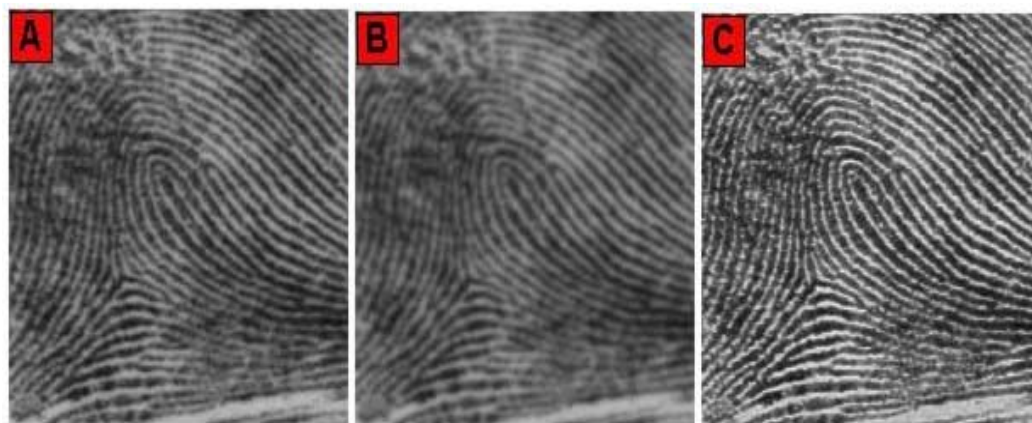


Figura 26: a) imagem original; b) imagem após suavização; c) imagem após *sharpening*.

Em uma imagem de impressão digital ideal, cristas e vales se alternam, o fluxo da direção é localmente constante e as minúcias (cristas finais e bifurcações) são anomalias das cristas. Entretanto, na prática, imagens de má qualidade, ou seja, aquelas que apresentam manchas são freqüentemente encontradas indicando um

percentual significativo. Desta forma, aspectos falsos podem ser detectados e em contrapartida aspectos significativos podem ser ignorados ou distorcidos. Por isso torna-se necessário um processo de otimização para que a extração de minúcias tenha um desempenho robusto (Hong et al., 1996), (Hong et al., 1998b). Isto é muito importante porque estruturas de cristas ilegítimas (falsas) podem mudar a individualidade das impressões digitais de entrada.

Neste trabalho foi implementado um filtro de contraste, descrito no item 3.2, visando otimizar a qualidade das imagens nas etapas antecedentes à classificação. Também são abordados nos itens 3.3, 3.3.1 e 3.3.2 as operações morfológicas, como por exemplo, a binarização (*threshold*) e o afinamento (*thinning*), utilizados na etapa de verificação das imagens de impressões digitais. Neste trabalho também foi implementado um filtro descrito no item 3.3.3, denominado filtro para limpeza do esqueleto. Trata-se de um filtro que tem por objetivo limpar as reentrâncias, também conhecidas como pés-de-galinha nas imagens afinadas de impressões digitais.

3.2 Filtro de contraste

As imagens de impressões digitais são pré-processadas visando à redução de distorções. A aplicação do filtro de contraste tem como objetivo principal aumentar a discriminação visual entre os objetos contidos em uma imagem. Dada uma imagem, calcula-se para cada *pixel* um valor médio de intensidade em uma vizinhança 5x5. Se o valor do *pixel* for menor que a média do bloco considerado, então o *pixel* de interesse receberá valor zero; caso contrário o *pixel* manterá seu valor original (Hong et al., 1996). Este filtro foi implementado na fase de classificação e os resultados podem ser observados na Figura 27. Foram utilizados diferentes tamanhos, 5x5, 10x10 e 20x20 aplicando-se o conceito de vizinhança. A proposta principal é poder confrontar os resultados obtidos destacando a melhoria na qualidade das imagens sob os critérios subjetivos do olho humano.

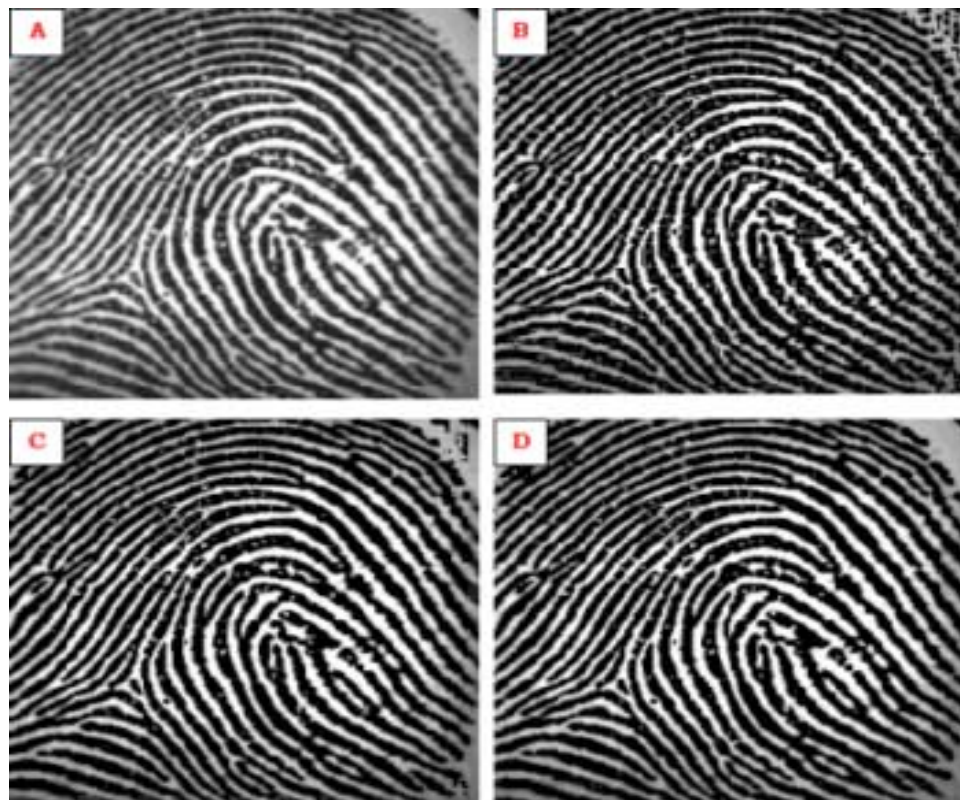


Figura 27: Filtro de Contraste - (A) Imagem Original, (B) grade 5X5, (C) grade 10X10, (D) grade 20X20.

3.3 Operações morfológicas

As operações morfológicas são aplicadas quando se tem interesse em ter resolução das formas (contornos, padrões geométricos específicos, etc.) nelas presentes. Assim, o resultado de uma operação morfológica é uma imagem na qual o valor de cada *pixel* é resultado do processamento do seu correspondente na imagem original em conjunto com uma determinada vizinhança. No caso das impressões digitais, tem-se como meta identificar claramente as cristas e os vales das imagens analisadas. Isto facilitará a identificação dos padrões para verificação de imagens de impressões digitais.

Na etapa de verificação, o primeiro passo a ser realizado como procedimento geral é a aplicação do limiar ou binarização (*threshold*), ou seja, tendo como entrada uma imagem de impressão digital em tons de cinza é necessário transformá-la em uma imagem binária. O segundo passo trata-se da aplicação do afinamento, ou seja, as cristas das impressões digitais passam por um processo de emagrecimento (Jain et

al., 1997b), (Qinghan et al., 1986). Ambos os passos serão detalhados nos itens 3.3.1 e 3.3.2, respectivamente.

3.3.1 Binarização ou limiar (*Threshold*)

Em algumas aplicações do processamento de imagens é conveniente converter imagens em tons de cinza para imagens binárias (preto/branco). Esta operação é referida na literatura como “*threshold*” (Ratha et al., 1995), (Coetzee et al., 1993), (Rao, 1976). Verificam-se os valores de intensidade dos *pixels* para decidir se ele receberá o valor 0 (preto) ou 255 (branco). A decisão é feita pela comparação numérica dos *pixels* com um determinado valor chamado nível de *threshold*. Se o *pixel* de interesse tem valor menor que esse nível de *threshold*, então receberá valor 0, caso contrário receberá valor 255. A operação de *threshold* pode ser expressa na equação (1):

$$G(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{se } F(i, j) < T \\ 255 & \text{se } F(i, j) \geq T \end{cases} \quad (i=0, 1, \dots, N; j=0, 1, \dots, M) \quad (1)$$

onde $F(i, j)$ indica a imagem original, T é o nível de *threshold*, $G(i, j)$ indica a imagem binária resultante e N, M são linhas e colunas da imagem respectivamente.

A operação *threshold* deve ser aplicada usando pequenos blocos, como por exemplo, blocos de tamanho 8x8, 10x10, porque o valor cinza não é o mesmo em diferentes partes da imagem. Este é um problema muito importante em imagens de impressões digitais (Figura 28). Para isso o *threshold* é calculado para cada bloco da imagem usando o valor médio de cinza do bloco como valor de nível de *threshold*. Esta operação é denominada de *threshold* adaptativo (Farina et al., 1998), (Verma et al., 1987).

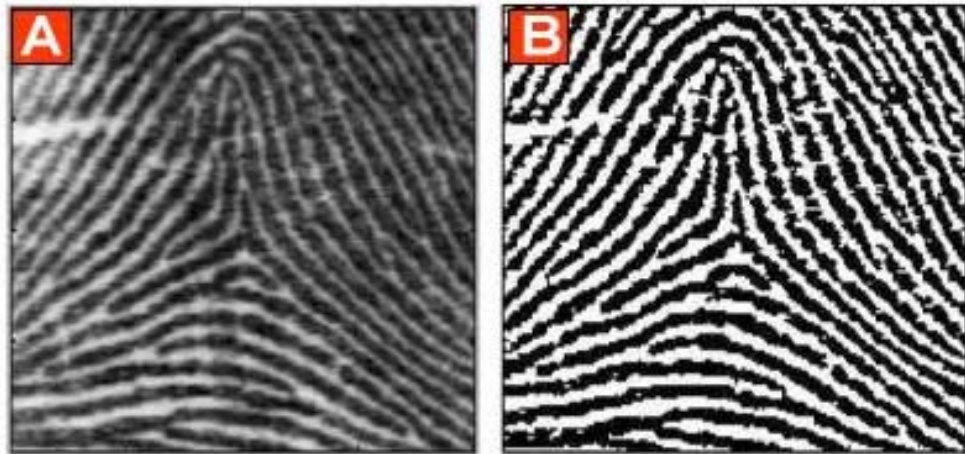


Figura 28: (a) Imagem Original, (b) Imagem após threshold com grade 10.

3.3.2 Afinamento (*Thinning*)

Thinning também conhecido como afinamento é uma técnica que pode ser usada para remover pontos isolados no fundo da imagem e ângulos retos ao longo de bordas dos objetos (Hung, 1993), (Mehre, 1993), (Coetzee et al., 1993). O afinamento pode ser definido em termos da transformada “*hit or miss*”, ou seja, casamento de máscaras. Esta função elimina *pixels* indesejáveis na imagem sem alterar sua estrutura. Neste caso, a escolha do elemento estruturante é fundamental. Em específico para impressões digitais, é reportado na literatura um algoritmo de afinamento iterativo paralelo (*parallel iterative thinning algorithm*) (Tamura, 1978). Os algoritmos de *thinning* consomem tempo, uma vez que a varredura da imagem é feita linha a linha, examinando a vizinhança e verificando quando o *pixel* pode ou não ser apagado (Figura 29), (Rao, 1976), (Chong et al., 1992).

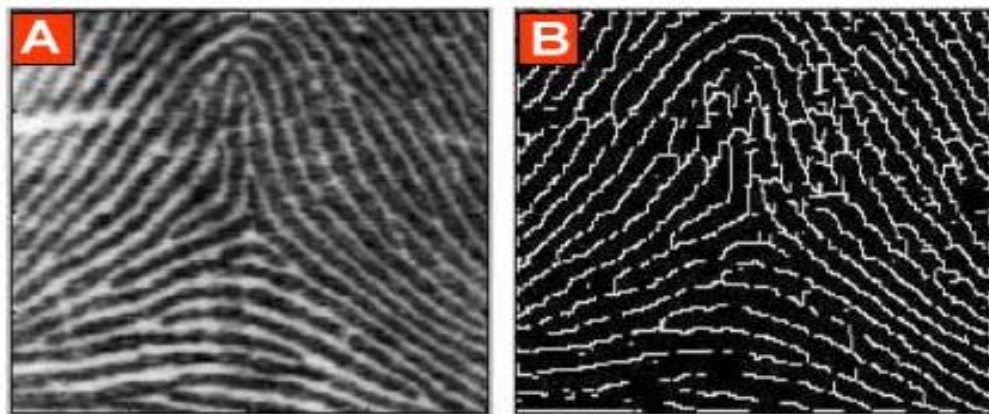


Figura 29: (a) Imagem Original, (b) Imagem após thinning aplicado cinco vezes.

Normalmente 20 a 30 passos são necessários para afinar as cristas em uma imagem de impressão digital. Para otimizar este processo, é necessário conhecer o processo de *thinning*. Quando um *pixel* é apagado, ou seja, seu valor muda de 1 para 0, a imagem é dita transformada. Um número total de *pixels*, apagados em um passo, constitui um número total de mudanças neste passo. A taxa de afinamento pode ser definida como número total de mudanças por passo. O afinamento é dito completo quando o número de mudanças na imagem converge para zero, ou seja, não ocorrem mais mudanças (Isenor et al., 1986), (Asai et al., 1975), (Xiao et al., 1986), (Verma et al., 1987).

Caso o resultado tenha sido alcançado, continuar aplicando o algoritmo de afinamento não influenciará no resultado obtido, ou seja, essa transformação é considerada idempotente. A escolha de pares de elementos estruturantes é fundamental. Ao invés de se afinar uma imagem com apenas um par de elementos estruturantes, as operações podem ser efetuadas de forma simétrica a partir de uma família de pares de elementos estruturantes. Uma família de elementos estruturantes é uma seqüência de rotações de um determinado elemento. Uma possível família é sugerida em (Gonzalez et al., 1987), (Figura 30).

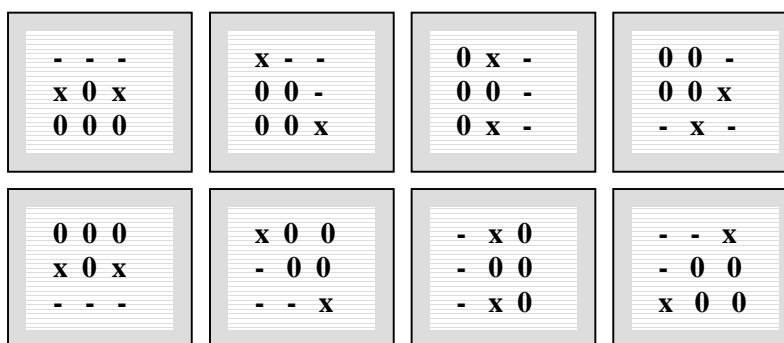


Figura 30: Família de Elementos Estruturantes.

Os símbolos ativos estão representados por 0 (zero). O símbolo x representa os *pixels* que não interagem com a imagem.

A escolha do algoritmo de afinamento para ser aplicado ao problema em questão deve ter algumas características especiais como:

- Executar rapidamente a ação de afinamento;
- Não causar desconexões entre os *pixels* que formam as cristas;

- Não remover pontos finais (cristas finais);
- Minimizar a geração de ramos em linhas com reentrâncias e saliências;
- Eliminar o maior número de *pixels* redundantes.

Obtida a imagem afinada, é necessário aplicar um filtro para limpeza do esqueleto, detalhado item 3.3.3 a seguir.

3.3.3 Filtro para limpeza do esqueleto

Considerando as características essenciais mencionadas no algoritmo de afinamento, pretende-se remover os *pixels* que contornam o objeto, exceto aqueles que compõem o esqueleto do mesmo, de forma iterativa.

O *pixel* $P(i, j)$ para ser removido deve ter alguns relacionamentos especiais em relação aos vizinhos (TABELA 3).

TABELA 3: PIXEL CENTRAL E SEUS VIZINHOS.

$P(i - 1, j - 1)$	$P(i - 1, j)$	$P(i - 1, j + 1)$
$P(i, j - 1)$	$P(i, j)$	$P(i, j + 1)$
$P(i + 1, j - 1)$	$P(i + 1, j)$	$P(i + 1, j + 1)$

Observa-se a seguinte condição para realizar a limpeza do esqueleto. Primeiramente, define-se o *pixel* de interesse $P(i, j)$ localizado no centro da máscara. Se os *pixels* (i, j) , $(i + 1, j + 1)$ e $(i - 1, j + 1)$ possuírem valor 1, então os *pixels* $(i + 1, j)$, $(i, j + 1)$ e $(i - 1, j)$ receberão o valor zero (Figura 31). Desta forma é possível obter uma imagem filtrada do esqueleto. É possível observar na Figura32 uma redução de ruído, ou seja, foram eliminadas algumas reentrâncias situadas nas cristas afinadas das imagens de impressões digitais.

x	0	1
x	1	0
x	0	1

Figura 31: máscara para limpeza do esqueleto.

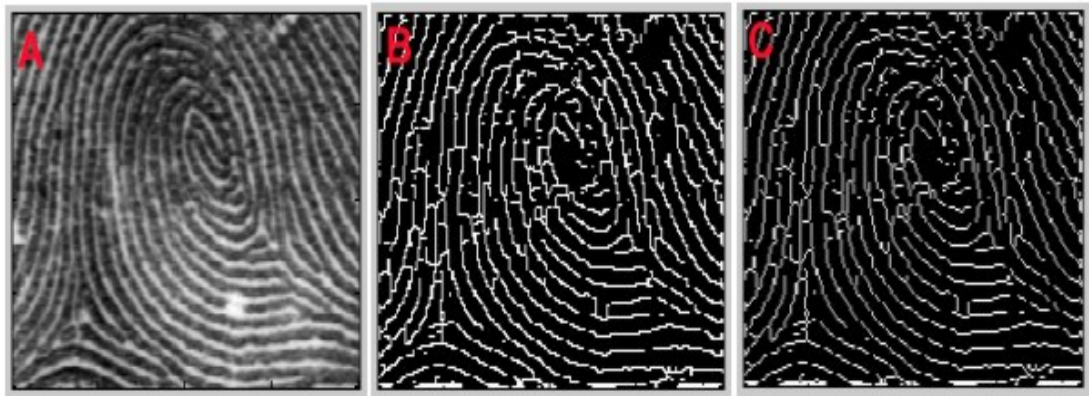


Figura 32: (a) Imagem Original; (b) Imagem filtrada após *thinning* ; (c) Imagem após aplicação do filtro para limpeza do esqueleto.

3.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram descritas as principais técnicas de pré-processamento visando a otimização na qualidade das imagens de impressões digitais. Também foi abordada uma breve introdução sobre processamento pontual e processamento de área permitindo focar o conceito de vizinhança de *pixels*.

Dentre as técnicas apresentadas para pré-processamento de imagens, foram apresentadas o filtro de contraste e posteriormente foram descritas algumas operações morfológicas como a binarização ou limiar (*threshold*), o afinamento (*thinning*) e um filtro para limpeza do esqueleto.

Tais técnicas foram abordadas neste capítulo, pois serão utilizadas nas fases subsequentes de classificação e verificação.

4. CLASSIFICAÇÃO E VERIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS

A classificação e verificação (comparação) são duas funções primárias requeridas em um processamento para reconhecimento de impressões digitais. A classificação é feita baseada em macro-aspectos ou características das cristas. Desta forma as impressões digitais são agrupadas de acordo com sua configuração geométrica.

A meta da classificação é assegurar que uma dada impressão digital pertença a uma classe específica de acordo com suas propriedades geométricas.

A classificação pode ser feita em dois níveis:

- Bruto: as impressões digitais são distribuídas em cinco classes²², como proposto pelo sistema de Henry (Henry, 1905). Na classificação bruta, não é possível identificar uma impressão digital, somente é possível afirmar se duas impressões podem ser comparadas, uma vez que fazem parte da mesma classe. Por exemplo, uma imagem de presilha direita será comparada somente com outra imagem de presilha direita do banco de dados (Chapel et al., 1941), (Cowger, 1983), (Lin et al., 1982a), (Lin et al., 1982b). Nesta pré-classificação otimiza-se a proporção de imagens a serem comparadas no nível refinado (Jain et al., 1999), (Capelli et al., 1999). Manualmente é possível fazer esta classificação com relativa facilidade, entretanto em sistemas automáticos o problema torna-se mais complexo, pois são consideradas as direções das cristas, bem como sua conectividade local para tomada de decisões (Karu et al., 1996).
- Refinado: neste nível a comparação das impressões digitais é baseada nos aspectos de Galton²³ (cristas finais e cristas bifurcadas) (Hong et al., 1998a). Para evitar problemas de translação e rotação referentes às impressões digitais de entrada, pode-se usar os pontos singulares (núcleos e deltas) como pontos de registro. Em seguida faz-se a extração e comparação de minúcias.

²² Classes: as cinco classes abordadas no sistema de Henry podem ser vistas com detalhes no item 2.4.2.

²³ Os aspectos ou detalhes de Galton podem ser vistos detalhadamente no item 2.4.3.

Geralmente a classificação de impressões digitais é executada dentro da estrutura especificada por Henry, também conhecida como classificação bruta. As propriedades geométricas definem a classe de uma imagem de impressão digital. Na etapa de verificação faz-se a classificação refinada tomando-se as cristas finais e cristas bifurcadas como aspectos essenciais para confrontar duas imagens de impressões digitais.

4.1 Etapas da Classificação

Neste item são abordadas as principais etapas para classificação de imagens de impressão digital, como por exemplo, o cálculo da imagem direcional, a suavização do mapa direcional e o cálculo do índice de Poincaré, visando extrair os pontos singulares como proposto no sistema de Henry.

4.1.1 Cálculo da imagem direcional

A imagem direcional fornece informações contidas nos padrões de impressões digitais e pode ser seguramente calculada em imagens ruidosas, já que basta tomar a média das direções para atenuar a influência dos ruídos. Por esta razão, a maioria dos métodos de classificação utilizam a imagem direcional (Karu et al., 1996), (Cappelli et al., 1999), (Ratha et al., 1996).

Cristas finais e bifurcações são os aspectos estruturais mais comuns extraídos de imagens de impressões digitais de entrada em nível cinza. Cada um destes dois tipos de minúcias tem normalmente três atributos: a coordenada x , a coordenada y e a direção da crista local (θ) (Xiao et al., 1991a), (Hong et al., 1996), (Hong et al., 1998b), (Ratha et al., 1996), (Figura 33).

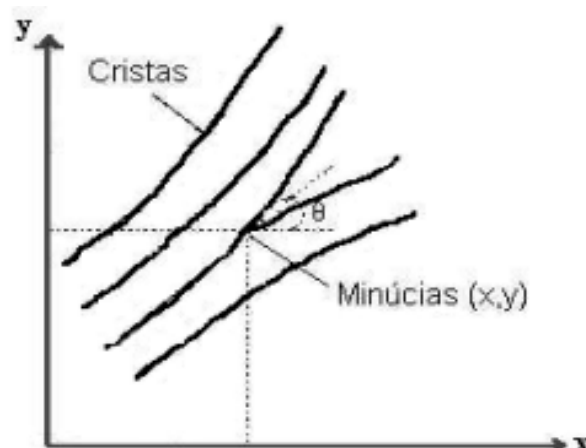


Figura 33: Componentes das minúcias.

São apresentados a seguir dois métodos descritos na literatura para calcular a imagem direcional. O primeiro método proposto por (Stock et al., 1969), (Karu et al.,

1996), (Wilson et al., 1994), calcula a direção de um *pixel* usando uma máscara 9x9 centrada no *pixel* de interesse (Figura 34).

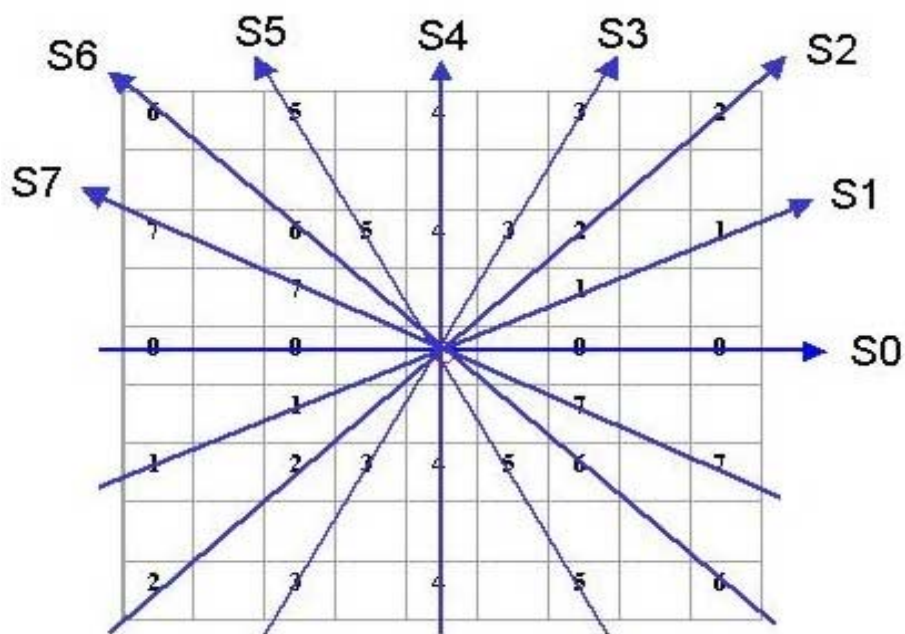


Figura 34: Máscara 9X9 usada para calcular a somatória das linhas.

Os valores em 8 direções (nas posições identificadas pelos números 0, 1, 2,...7) são somados para obter as grandezas $S_0, S_1, S_2, \dots, S_7$. O valor em tons de cinza da imagem na posição (i, j) é definido por $I(i, j)$. Desta forma a somatória S_i , ($S_0, S_1, S_2, \dots, S_n$) nesta posição é calculada pelas equações (2 a 9):

$$S(0) = \sum_{K=-2}^2 I(i, j + 2K) - I(i, j) \quad (2)$$

$$S(1) = \sum_{K=-2}^2 I(i + K, j - 2K) - I(i, j) \quad (3)$$

$$S(2) = \sum_{K=-2}^2 I(i + 2K, j - 2K) - I(i, j) \quad (4)$$

$$S(3) = \sum_{K=-2}^2 I(i + 2K, j - K) - I(i, j) \quad (5)$$

$$S(4) = \sum_{K=-2}^2 I(i + 2K, j) - I(i, j) \quad (6)$$

$$S(5) = \sum_{K=-2}^2 I(i + 2K, j + K) - I(i, j) \quad (7)$$

$$S(6) = \sum_{K=-2}^2 I(i + 2K, j + 2K) - I(i, j) \quad (8)$$

$$S(7) = \sum_{K=-2}^2 I(i + K, j + 2K) - I(i, j) \quad (9)$$

Obtendo-se estas somatórias, $S_0, S_1, S_2, \dots, S_7$, é possível definir as oito possíveis direções (Figura 35).

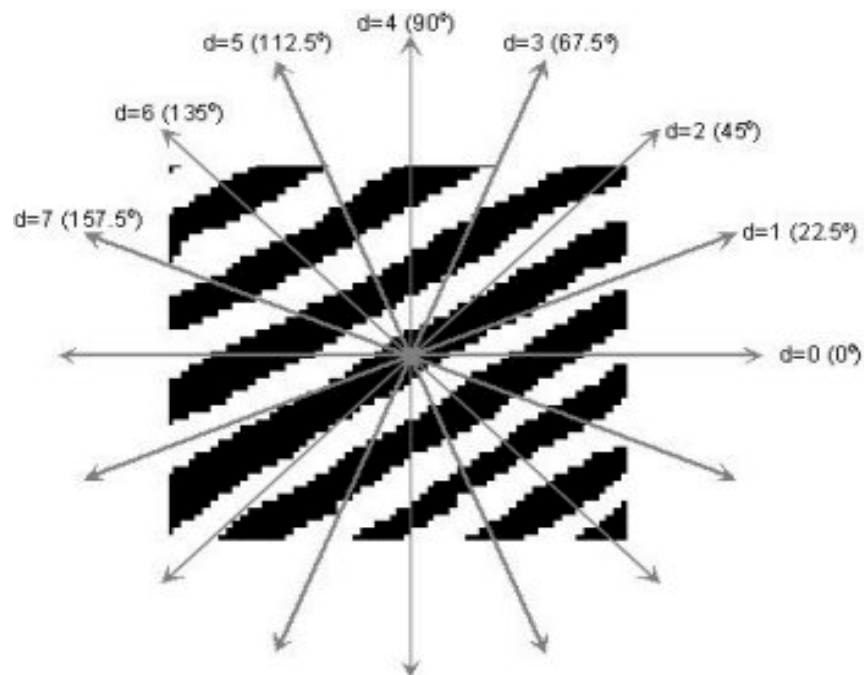


Figura 35: Definição das 8 possíveis direções.

Dado $0 \leq p, q \leq 7$ são índices dados na equação (10):

$$S_p = \min_{i=0..7} S_i \quad S_q = \max_{i=0..7} S_i \quad (10)$$

Em uma imagem de impressão digital as cristas são consideradas mais escuras e os vales mais claros, ou seja, quanto mais saliente for um ponto na impressão digital mais escuro será o *pixel* correspondente.

A direção (*d*) será *p* se o *pixel* central está localizado na crista (área escura), e *q* se o *pixel* central estiver localizado no vale (área clara).

Se o *pixel* central tem valor *C*, então suas direções são dadas pela equação (11):

$$d = \begin{cases} p & \text{se } (4C + Sp + Sq) < \frac{3}{8} \sum_{i=0..7} S_i \\ q & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (11)$$

O cálculo da equação (11), fornece a direção de cada *pixel* dentro das 8 direções possíveis e este mesmo método pode ser utilizado para o cálculo de 16 direções (Ratha et al., 1995). Neste caso toma-se uma máscara 17x17. Obtendo-se estas somatórias *S*₀, *S*₁, *S*₂,...*S*₁₅, é possível definir as 16 possíveis direções.

Um segundo método foi proposto por (Mehetre et al., 1987). Esse método refere-se à somatória das diferenças de valores cinza em uma região local. A direção **D**(*i*, *j*) é calculada no ponto (*i*,*j*). Primeiramente calcula-se *Sd* dado pela equação (12):

$$Sd = \sum_{K=1}^n | f(i, j) - fd(ik, jk) | \quad \text{para } d=1, \dots, N \quad (12)$$

Onde *f*(*i*, *j*) são valores cinza dos *pixels* (*i*, *j*), (*ik*, *jk*) são valores cinza dos *pixels* na direção *d*, *n* é o número de *pixels* escolhidos para o cálculo e *N* é o número de direções usadas.

A direção **D**(*i*, *j*) no ponto (*i*, *j*) é a direção para qual *Sd* é mínimo. Mehetre (Mehetre et al., 1987), propôs valores para *N*=16 e *n*=8. A variação total dos valores cinza descritos pela somatória na equação 11 deve ser menor na direção das cristas e

maior ao longo das direções da crista ortogonal. Cada *pixel* da imagem recebe um valor de direção chamado de mapa direcional (Figura 36)²⁴.

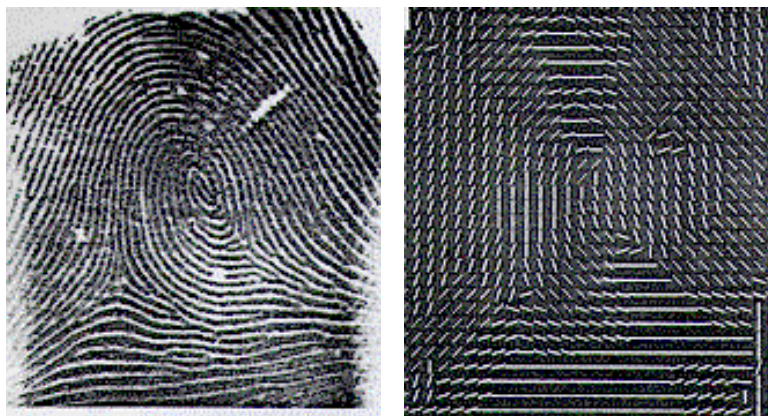


Figura 36: (a) Imagem Original, (b) Imagem Direcional.

4.1.2 Suavização do mapa direcional

São apresentados a seguir dois métodos para calcular a suavização do mapa direcional.

O primeiro método proposto na literatura (Karu et al., 1996) refere-se ao cálculo do seno-cosseno, assim referenciado também neste trabalho. As direções obtidas podem ser suavizadas em uma vizinhança local. Porém há uma dificuldade na obtenção de valores médios de direção e resultados incorretos foram obtidos ao calcular simplesmente a média em um bloco considerado. Por exemplo, tomando-se as direções 1° e 179° (graus), cada uma delas quase horizontal, obtém-se uma direção média vertical, ou seja, 90° (graus). A média dos cossenos e senos dos ângulos também forneceram resultados incorretos, como por exemplo, para as mesmas direções, 1° e 179° (graus), os vetores (cosseno, seno) são $(0,999847; 0,017452)$ e $(-0,999847; 0,017452)$, cuja média é a vertical $(0; 0,017452)$. Entretanto, bons resultados são obtidos dobrando-se os ângulos e então calculando cossenos e senos. Usando este método, para 1° e 179° (graus) segue $(0,999391; 0,034900)$ e $(0,999391; -0,034900)$, cuja média é a horizontal $(0,999391; 0)$. Desta forma apresenta-se um

²⁴ A Figura 36 foi extraída do artigo “Adaptive Flow Orientation-Based Feature Extraction in Fingerprint Images” referenciado neste trabalho por (Ratha et al., 1995).

vetor unitário na direção $v = (\cos 2\alpha; \sin 2\alpha)$. Neste trabalho foi implementado este filtro direcional, com o intuito de obter um mapa direcional visando a classificação automática (Figura 37).

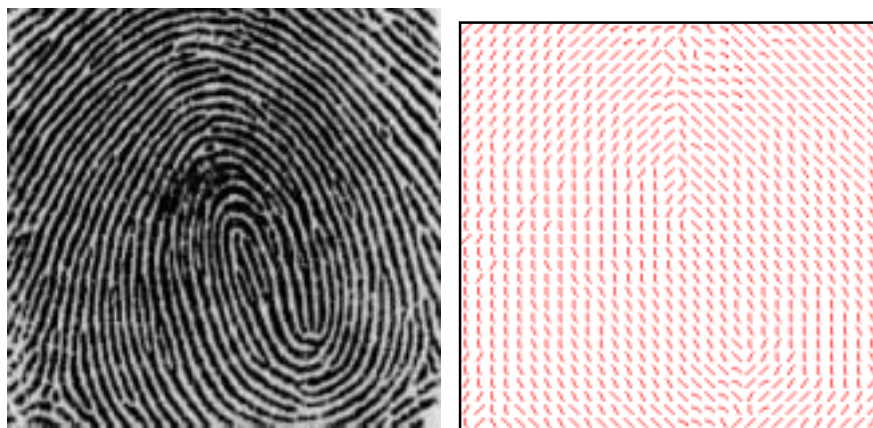


Figura 37: Suavização utilizando seno-cosseno.

As direções obtidas também podem ser suavizadas em uma vizinhança local utilizando o cálculo estatístico da Moda neste processo.

Por este processo 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, ou seja, analisa-se em uma vizinhança qual a direção que mais ocorre e então se atribui ao bloco em questão. Este conceito pode ser visualizado melhor na Figura 38.

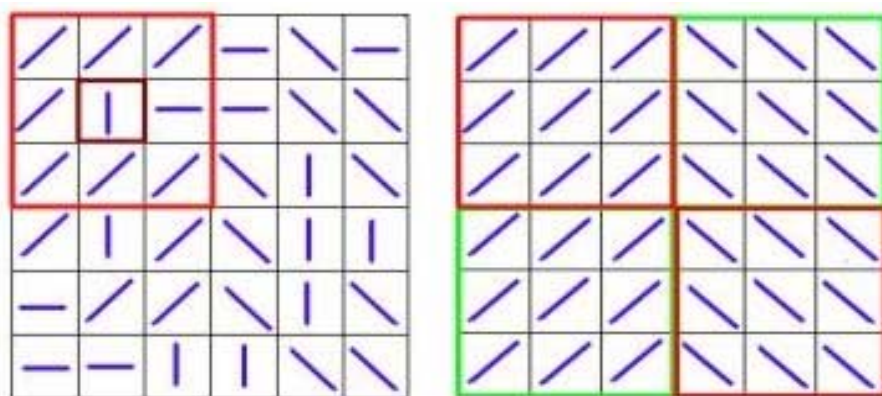


Figura 38: Matriz 1 , original com as matrizes direcionais, subdivida em quatro sub-matrizes de 3x3; matriz 2, após aplicação do método Moda, indicando a suavização obtida para cada sub-matriz.

É possível observar o mapa direcional gerado após a aplicação da suavização através do método estatístico proposto, a Moda. A Figura 39 mostra o resultado obtido para a mesma imagem original utilizada na Figura 37.

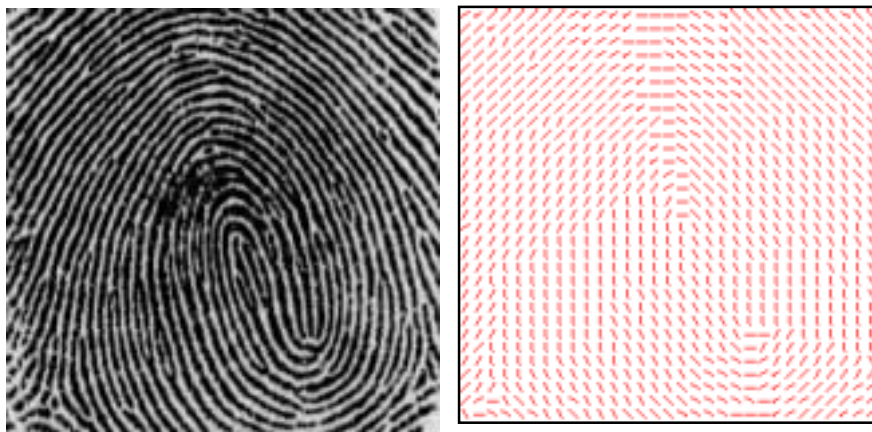


Figura 39: Suavização utilizando a Moda.

4.1.3 Classificação através do índice de Poincaré

Em impressões digitais os pontos singulares de interesse são núcleos e deltas, como já mencionados no item 2.4.1 (Srinivasan et al., 1992), (Jain et al., 1999). O *pixel* na imagem direcional é classificado como ordinário, núcleo ou delta pelo cálculo do índice de Poincaré, [Kawagoe 1984], [Ratha 1996]. O índice de Poincaré é uma pequena curva fechada em torno de um *pixel* calculado pela somatória das mudanças dos ângulos direcionais em torno desta curva. Ao completar uma volta no sentido anti-horário, observa-se que o ângulo direcional se fixa em 0° (graus), $+180^\circ$ (graus) ou -180° (graus), durante este ciclo.

Um *pixel* é chamado ordinário se o ângulo está fixado em 0° (graus); núcleo, se fixado em $+180^\circ$ (graus) e delta, se fixado em -180° (graus) (Figura 40).

Calcula-se a diferença entre dois ângulos no sentido anti-horário considerando uma vizinhança 2×2 . É importante ressaltar que o módulo não pode ser maior que 90° (graus). Se o resultado for maior que 90° (graus) analisa-se o sinal. Quando o resultado do cálculo for negativo, basta adicionar $+180^\circ$ (graus) e quando for positivo soma-se -180° (graus). Desta forma, o resultado desta diferença estará sempre localizado no primeiro quadrante, ou seja, a diferença sempre será menor que 90° (graus). Após a localização de núcleos e deltas, a imagem da impressão digital é

classificada baseada no número e localização destes pontos (Chang, 1980), (Kawagoe et al., 1984).

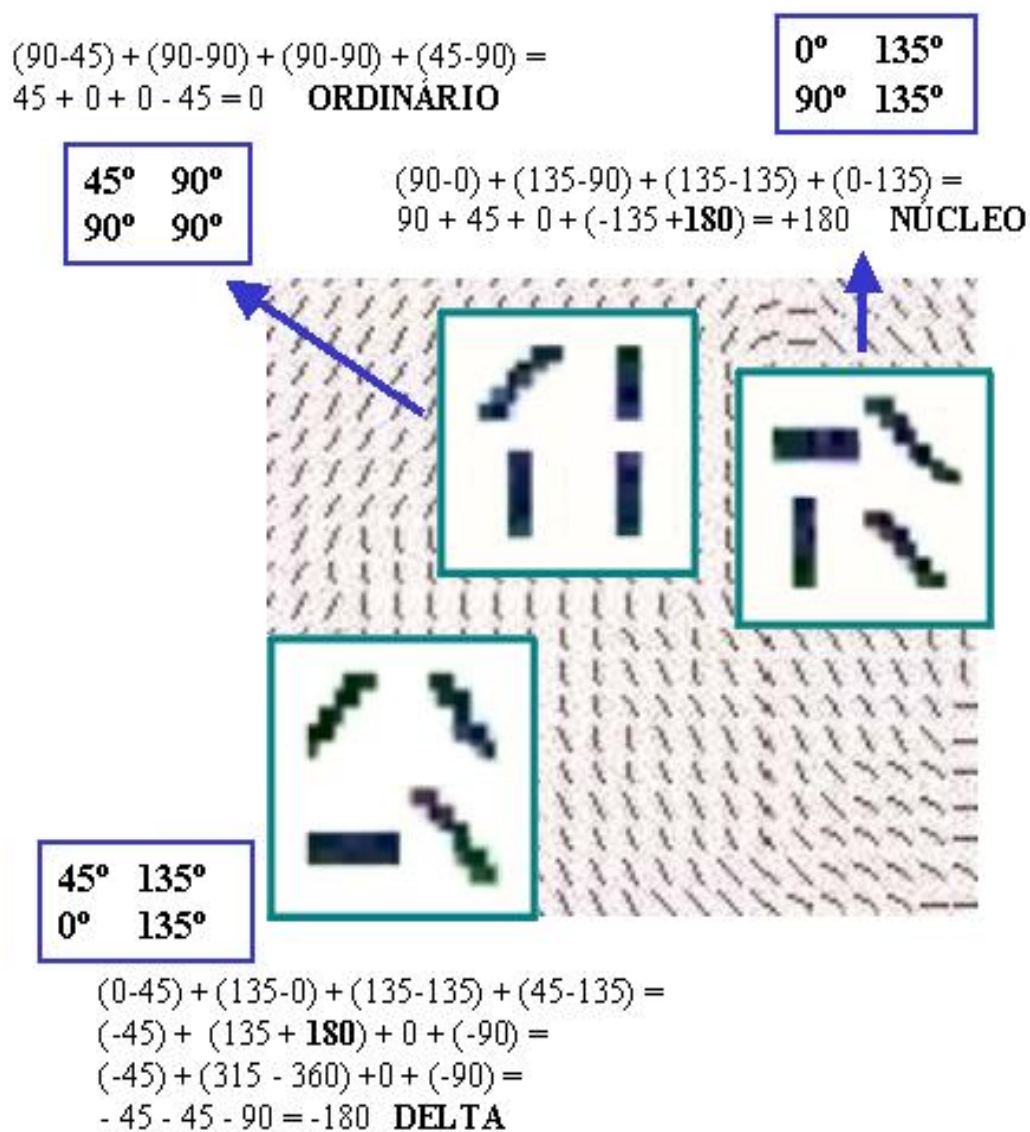


Figura 40: Cálculo do Índice de Poincaré após suavização do mapa direcional.

O fluxograma ilustrado na Figura 41 apresenta o resultado das imagens de impressões digitais distribuídas nas cinco classes propostas por Henry²⁵. É possível observar que a classe arco plano não contém núcleos e deltas; presilhas e arco angular possuem 1 núcleo e 1 delta; verticilos possuem 2 núcleos e 2 deltas. No fluxograma cita-se o termo laço que pode ser entendido como o início das linhas em um lado da imagem de impressão digital, estendendo-se até a área central onde está

²⁵ As cinco classes abordadas no sistema de Henry podem ser vistas com detalhes no item 2.4.2.

localizado o núcleo e retornando para o mesmo lado onde teve início. Percebe-se no fluxograma que a classe arco angular não possui laço, ou seja, o delta e o núcleo são perpendiculares. Nas imagens de presilha esquerda, as cristas formam-se do lado direito, se estendem até a região nuclear e tendem a voltar para o lado direito. Nas imagens de presilha direita ocorre exatamente o contrário, ou seja, as cristas iniciam do lado esquerdo, se prolongam até a região nuclear e tendem a voltar para o lado esquerdo.

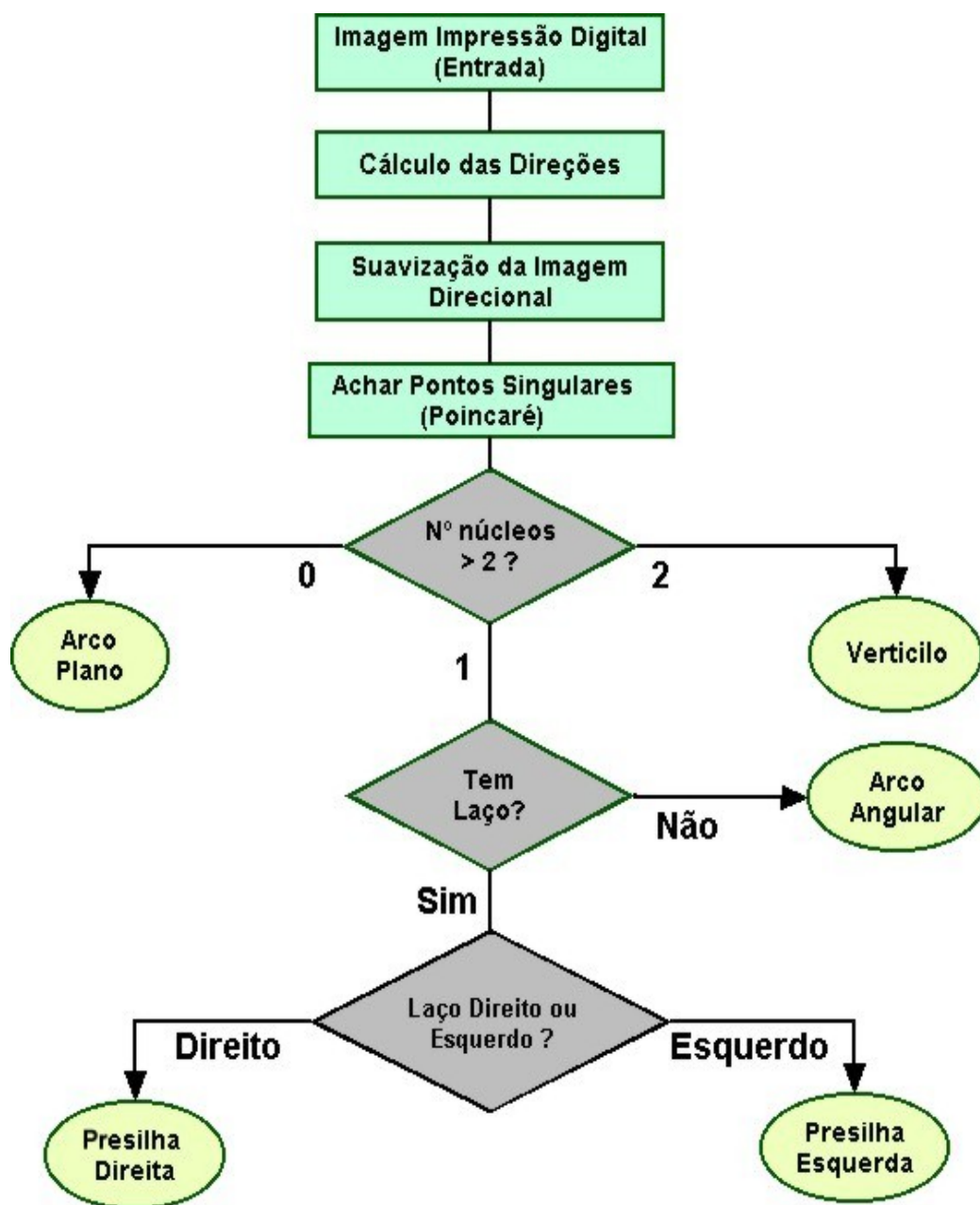


Figura 41: Diagrama de Blocos do Algoritmo de Classificação.

É possível diferenciar a classe presilha da classe arco angular pela conexão direta de núcleos e deltas. Na classe arco angular, a orientação da linha está definida ao longo dos vetores direcionais locais, enquanto que na classe presilha, a linha cruza transversalmente direções locais (Figura 42).

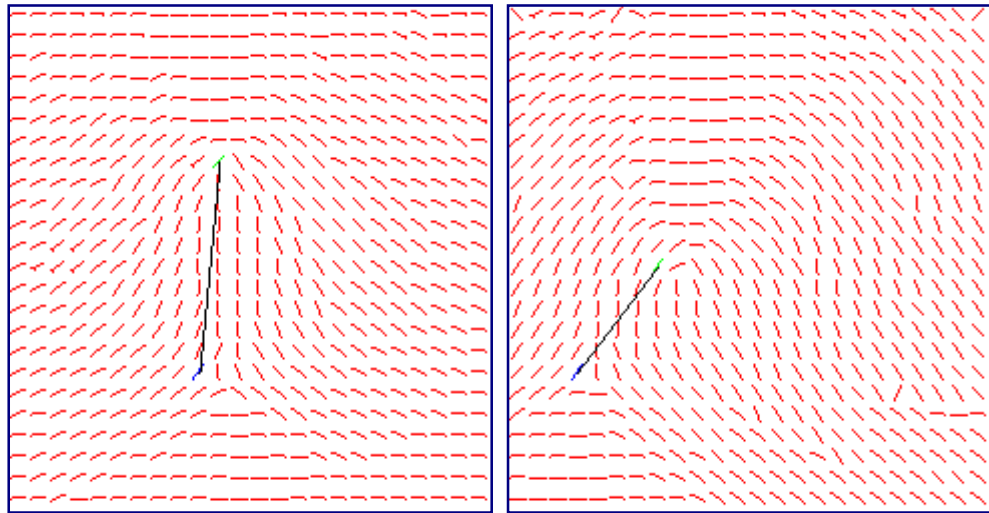


Figura 42: Diferença de ângulos entre a classe Arco Angular e Presilha Esquerda, respectivamente.

A inclinação da reta representada por β , conecta núcleos e deltas. São dados $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ representando os ângulos de direção local deste segmento de linha e define-se cl como classe, dada na equação (13). Se a somatória média é menor que um $threshold^{26}$ cujo valor é estimado empiricamente, então a imagem é classificada como arco angular, caso contrário a imagem é definida como presilha.

$$cl = \frac{1}{n} \sum_{i=1..n} \sin(\alpha_i - \beta) \quad (13)$$

Esta diferenciação pode ser simplificada, caso o ângulo formado entre o ponto núcleo e o ponto delta estiver entre 80° e 100° (graus), a imagem é considerada arco angular. Caso o ângulo formado por estes pontos seja menor que 80° (graus) ou maior que 100° (graus), tem-se então a imagem de uma presilha.

²⁶ A operação *threshold*, também conhecida como binarização ou limiar, pode ser vista detalhadamente no item 3.3.1.

Para distinguir presilha direita de presilha esquerda, observa-se a posição relativa do delta a partir do núcleo (Figura 43). Se o ponto delta estiver à esquerda significa que a presilha é esquerda, se o delta estiver à direita tem-se uma imagem de presilha direita. Sendo C o núcleo e D o delta, segue-se em direção ao limite da imagem no ponto B , e faz-se a distinção entre presilhas, dada a equação (14):

$$\text{presilha} \begin{cases} \text{direita} & \text{se } (B_i - C_i)(D_j - C_j) - (B_j - C_j)(D_i - C_i) > 0, \\ \text{esquerda} & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (14)$$

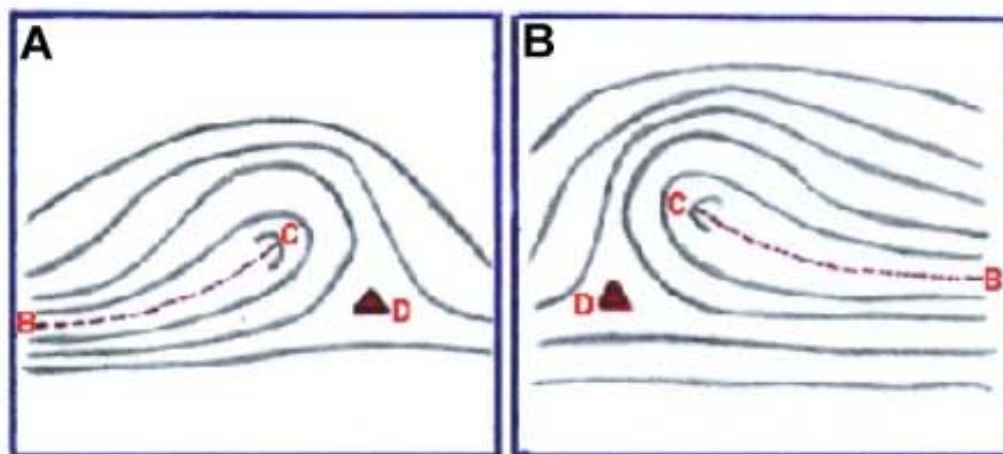


Figura 43: (a) Presilha Direita; (b) Presilha Esquerda.

Em outras palavras, se o ângulo formado entre o ponto núcleo e o ponto delta for menor que 80° (graus), o delta está localizado à esquerda então a imagem é considerada presilha esquerda. Se o ângulo formado por estes pontos for maior que 100° (graus), o delta está localizado à direita e, portanto, a imagem é considerada uma presilha direita.

4.2 Etapas da Verificação

Como mencionado anteriormente no item 2.4.3, as minúcias ou pontos característicos são os aspectos considerados na verificação e definem a unicidade de cada impressão digital (Kawashima et al., 1984), (Xiao et al., 1986), (Maio et al., 1997), (Abutaleb et al., 1999). Para extração e comparação automática de aspectos, o

conjunto de minúcias de interesse se restringe a dois tipos: cristas finais e cristas bifurcadas. Estas minúcias são extraídas e comparadas com minúcias de impressões digitais armazenadas em um banco de dados. O estágio de comparação faz uso da posição, número, tipo de minúcias e algumas vezes da orientação (Xiao et al., 1986), (Eleccion, 1973), (Ratha et al., 1995). A impressão digital de entrada será comparada somente com um subconjunto de impressões do banco de dados, ou seja, a informação da classe é usada para restringir o número de impressões digitais do banco de dados a ser comparada (Ratha et al., 1996).

Os sistemas clássicos de verificação de impressões digitais automáticos efetuam basicamente as seguintes operações: obtenção das direções²⁷, a binarização ou limiar²⁸ (*threshold*), o afinamento²⁹ (*thinning*), a extração e a comparação de minúcias, como mostrado na Figura 44.

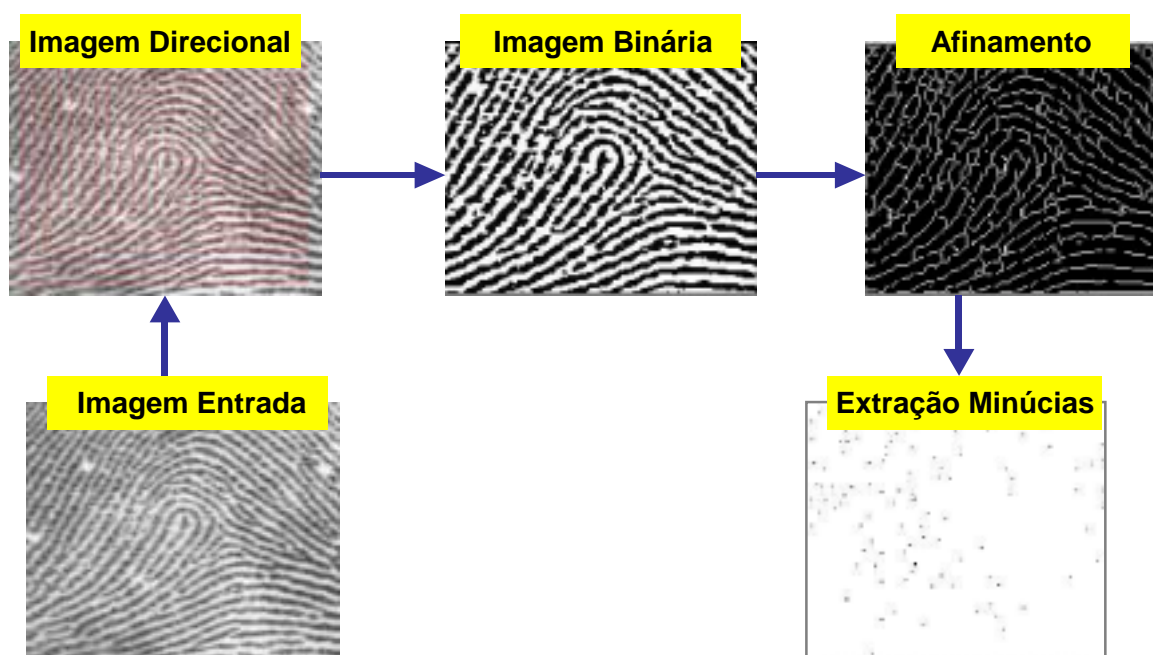


Figura 44: Algoritmo de extração de minúcias.

Nos itens 4.2.1 e 4.2.2 são abordadas as principais etapas para verificação, como por exemplo, a extração e comparação de minúcias visando extrair os pontos

²⁷ Para obtenção das direções foi detalhado no item 4.1.1 o cálculo da imagem direcional.

²⁸ Binarização ou limiar pode ser visto detalhadamente no item 3.3.1.

²⁹ O afinamento, também conhecido por *thinning*, foi detalhado no item 3.3.2.

característicos, referidos também como aspectos utilizados no confronto de imagens de impressões digitais.

4.2.1 Extração de aspectos

Existem dois tipos de aspectos que podem ser extraídos de imagens de impressões digitais: aspectos globais (núcleos e deltas) ou aspectos locais (cristas finais e cristas bifurcadas). Os pontos singulares, núcleos e deltas, podem ser detectados do bloco de direção nas etapas de classificação como citado no item 4.1.

Para localizar as cristas finais e cristas bifurcadas há necessidade de seguir as linhas do esqueleto na imagem. Neste conjunto de *pixels* são encontradas características, denominadas minúcias, que são usadas para a verificação. O conceito de *Crossing Number* (Baja, 1984), (Tamura, 1978), (Ratha et al., 1995), (Mehetre, 1993) é muito usado para detecção destes aspectos ou minúcias e determinam as propriedades de um *pixel* simplesmente contando o número de transições preto e branco existentes nas 8-vizinhanças³⁰ do *pixel* que está sendo processado. O *Crossing Number* (CN) de um ponto P é dado pela equação (15):

$$CN = 0.5 \sum |P_i - P_{i+1}| \quad (15)$$

Onde P_i é o valor do *pixel* na vizinhança P.

$P_i = (0 \text{ ou } 1)$ e i é um ciclo (período 8), isto é $P_9 = P_1$.

Para um *pixel* P, considera-se os 8 vizinhos em uma vizinhança 3x3, sendo que cada qual pode ter valores diferentes (1 ou 0) (TABELA 4).

TABELA 4: MÁSCARA PARA O CÁLCULO DO *CROSSING NUMBER*.

P4	P3	P2
P5	P	P1
P6	P7	P8

³⁰ O conceito de vizinhança 8 foi abordado no item 3.1.

Pontos finais e pontos bifurcados são detectados usando propriedades de CN. O valor obtido (CN) indica a propriedade do *pixel* (TABELA 5).

TABELA 5: PROPRIEDADES DO *PIXEL* (CN).

<i>Crossing Number</i> (propriedades)	Minúcias
0	Ponto isolado
1	Ponto final
2	Ponto contínuo
3	Ponto bifurcado
4	Ponto cruzamento

Desta forma, se o resultado for 1 obtêm-se um ponto final e se o resultado for 3 um ponto bifurcado, correspondente às cristas finais e às cristas bifurcadas, considerando os pontos de interesse para verificação. Estes pontos são relatados em uma lista e marcados na imagem para posterior comparação (Figura 45). Assumindo-se duas imagens de mesmo tamanho, cujas aquisições foram feitas sob mesma condição de pressão, sem influência de rotação e translação, faz-se o cálculo do *Crossing Number* até que seja satisfeita a condição de similaridade descrita no item 4.2.2 (Xiao et al., 1991b), (Rao, 1976), (Asai et al., 1975), (Wahab et al., 1998).

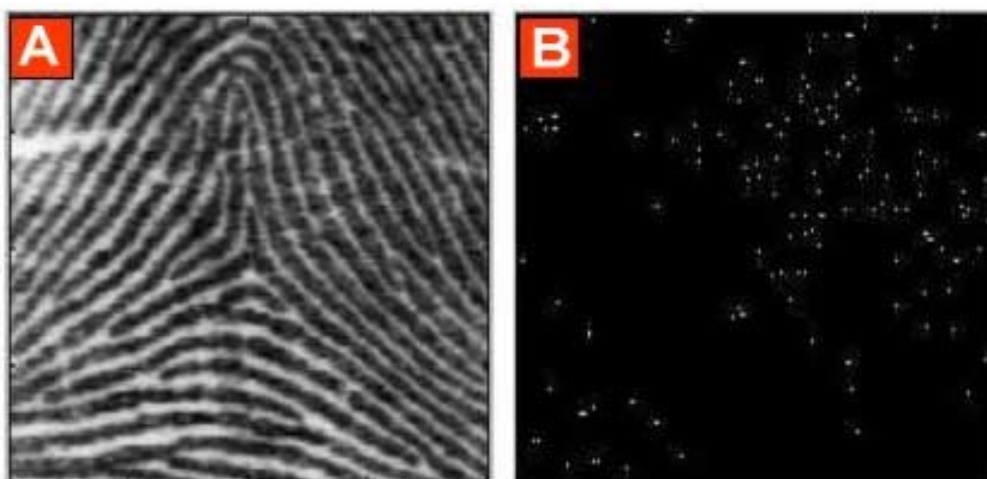


Figura 45: (a) Imagem Original, (b) Extração de minúcias correspondentes às cristas finais e às cristas bifurcadas.

4.2.2 Comparação de minúcias (*Matching*)

Uma dada impressão digital é comparada com todas as impressões digitais da sua respectiva classe, desta forma é possível diminuir o tempo de processamento e aumentar a precisão na comparação e reconhecimento.

Os sistemas biométricos automáticos disponíveis no mercado consideram várias informações como, por exemplo, a posição, o tipo, a orientação e a distância entre as minúcias visando otimizar o desempenho na fase de verificação.

Neste trabalho, o algoritmo implementado para verificação considera a posição (x, y) e o tipo de minúcia (crista final ou bifurcação). Desta forma, duas imagens são coincidentes quando localizadas na mesma posição e pertencerem ao mesmo tipo. Para os sistemas biométricos comerciais, o desempenho deve ser considerado. Este desempenho pode ser categorizado por duas medidas, a taxa de falsa aceitação (FAR) e a taxa de falsa rejeição (FRR), abordadas no item 4.2.3.

4.2.3 FAR (*False Acceptance Rate*) x FRR (*False Reject Rate*)

Devido às variações das características, a verificação é medida por um valor de *threshold* estabelecido pelos fabricantes dos dispositivos. A decisão feita por um sistema biométrico afirma que um indivíduo é aceito como verdadeiro ou como impostor. Entretanto, para cada decisão há duas possíveis saídas, totalizando quatro possibilidades:

- a) Indivíduo verdadeiro é aceito,
- b) Indivíduo verdadeiro é rejeitado,
- c) Impostor é rejeitado,
- d) Impostor é aceito.

Para avaliar a porcentagem de acerto em um algoritmo de verificação, basta tomar o conjunto total das amostras de validação apresentadas à entrada (100%) e saber quantos indivíduos verdadeiros foram rejeitados e quantos impostores foram aceitos. As taxas de erro são, portanto definidas como segue:

- FAR (*False Acceptance Rate*): trata-se da taxa de falsa aceitação definida como a probabilidade do impostor ser aceito como indivíduo verdadeiro. Refere-se a situação onde o sistema biométrico verifica erroneamente a legitimidade do

indivíduo, ou seja, representa a porcentagem de usuários não autorizados que são incorretamente identificados como usuários válidos e, portanto, aceitos pelo sistema.

- FRR (*False Reject Rate*): trata-se da taxa de falsa rejeição definida como a probabilidade do indivíduo verdadeiro ser rejeitado como impostor, ou seja, representa a porcentagem de usuários autorizados que são incorretamente rejeitados pelo sistema.

FAR e FRR são dependentes uma da outra. Muitos sistemas podem ser configurados para fornecer detecção sensível, ou seja, baixa taxa FAR e alta FRR. Caso contrário, os sistemas podem fornecer detecção fraca, ou seja, baixa taxa FRR e alta FAR. Uma pequena FRR usualmente conduz a uma alta FAR e vice-versa. Geralmente o desempenho de um sistema é especificado em termos de FAR (Newham, 1995), (Hong et al., 1998a), (Roddy et al., 1997). O número de minúcias que serão comparadas é dependente do nível de segurança especificado. Quanto maior o nível de segurança, maior o número de minúcias que devem ser comparadas tornando a verificação mais difícil. Quando sistemas biométricos são comparados, baixas taxas FAR são importantes em situações onde segurança é prioridade. Considerando que baixas taxas FRR sejam mais importantes, então conveniência e facilidade de uso é tida como prioridade (Figura 46).

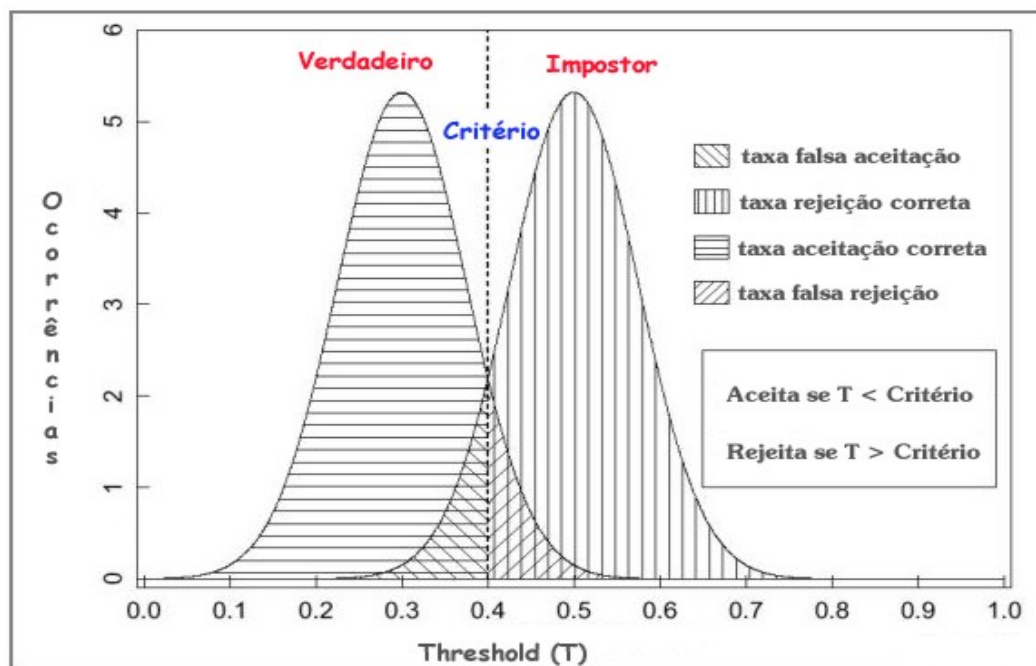


Figura 46: taxas FAR e FRR estabelecidas por um valor de Threshold.

A medida crítica destes sistemas é conhecida como taxa de cruzamento (*crossover rate*), ou seja, o ponto onde as taxas FAR e FRR se cruzam (Figura 47).

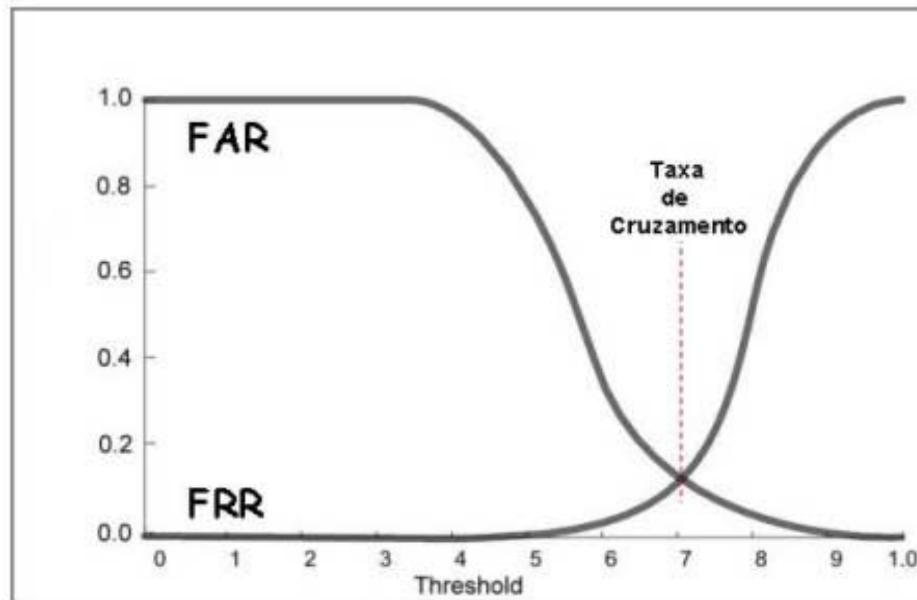


Figura 47: FAR, FRR e taxa de cruzamento.

Neste trabalho, o principal objetivo está direcionado ao estudo das técnicas e métodos utilizados para a verificação, descartando a possibilidade de desenvolvimento de um sistema biométrico comercial. Por este motivo não foram levantadas as taxas FAR e FRR, obtendo-se somente a porcentagem de pontos comparados ao final desta etapa.

4.3 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentadas as principais etapas destinadas à classificação e à verificação de imagens de impressões digitais. Muitos autores propõem a utilização da imagem direcional, pois para atenuar efeitos de ruído basta tomar a média das direções (Karu et al., 1996), (Cappelli et al., 1999), (Ratha et al., 1996). A suavização do mapa direcional pode ser obtida de duas formas, ou seja, através do cálculo de seno-cosseno ou utilizando o cálculo da Moda como proposto neste trabalho. Finalmente é possível classificar uma imagem através do cálculo do índice de Poincaré. O número e localização dos pontos singulares encontrados em

uma imagem fornecem informações que permitem afirmar a qual classe esta impressão digital pertence.

Também foram descritas as principais etapas que constituem um sistema AFIS de verificação. É importante lembrar que os sistemas comerciais disponíveis no mercado executam a verificação ou autenticação. Isso significa que impressões digitais são comparadas com *templates* cadastrados em bancos de dados (comparação 1:1), cuja busca é feita em uma população conhecida. As minúcias ou pontos característicos são aspectos considerados na verificação e definem a unicidade de cada impressão digital. Parâmetros como posição e tipo de minúcia são considerados para confronto. Dentre as etapas apresentadas em um AFIS estão a aplicação da binarização ou limiar, o afinamento e o filtro para limpeza do esqueleto citadas neste trabalho como etapas de pré-processamento e abordados detalhadamente no capítulo 3. As etapas complementares para a verificação, ou seja, a extração de minúcias e a comparação foram abordadas neste capítulo.

É importante ressaltar que o intuito deste trabalho não é desenvolver um dispositivo biométrico comercial, portanto não foram analisadas as taxas FAR e FRR. Estas taxas são utilizadas para medir o desempenho de sistemas biométricos comerciais. FAR e FRR são diretamente dependentes, ou seja, estabelecer alto nível de segurança para um sistema significa impor uma baixa taxa FAR. Caso contrário, é estabelecida a conveniência e facilidade de uso, portanto impõe-se uma baixa taxa FRR.

5. METODOLOGIA E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A proposta deste trabalho é implementar um algoritmo para classificação e verificação automática de impressões digitais. Para a sua implementação dividiu-se o trabalho em duas partes visando analisar as etapas utilizadas para a classificação e para a verificação.

No algoritmo de classificação foram implementados em linguagem C++, o filtro para aplicação do contraste, o cálculo e a suavização da imagem direcional e o índice de Poincaré que permitem localizar os pontos de interesse. O programa desenvolvido para classificação de impressões digitais pode ser facilmente manipulado por um usuário que tenha conhecimentos básicos de dactiloscopia, ou seja, consiga identificar as cinco classes³¹ apresentadas neste trabalho. As imagens devem ser em tons de cinza, tamanho 256x256 *pixels*, formato *bitmap*. Assim desenvolveu-se uma biblioteca denominada *sbitmap*³² com as várias funções que tornam o programa mais flexível. Por exemplo, a escolha das grades para contraste e suavização pode ser definida pelo usuário. Para calcular a imagem direcional, pode-se optar por 8 ou 16 direções e para realizar a média é possível escolher o tamanho da grade que varia de 8 a 12. Desta forma foi possível comparar os resultados obtidos empiricamente. As imagens adquiridas pela *internet* dos três bancos de dados³³ citados foram utilizadas como ferramenta de auxílio para validação do algoritmo e fez-se o levantamento da porcentagem de imagens que foram classificadas automaticamente. Os resultados obtidos em cada uma das etapas de classificação são discutidos no item 5.1.

Na fase de verificação foram implementadas as principais técnicas de pré-processamento de imagens como, por exemplo, a binarização ou limiar, o afinamento, o filtro para a limpeza do esqueleto, a extração e comparação de minúcias. Neste trabalho, as etapas da verificação foram implementadas com o auxílio do *Matlab* (URL6). As imagens de entrada devem ser em tons de cinza não importando o tamanho, pois foi utilizada uma função que redimensiona a imagem

³¹ As classes propostas por Henry podem ser vistas no item 2.4.2.

³² *Sbitmap* trata-se de uma biblioteca proprietária onde foram desenvolvidas todas as funções utilizadas na fase de classificação de impressões digitais.

³³ Os três bancos de dados utilizados neste trabalho são o *NIST Special Database4* fornecido pelo FBI (URL3), o *Fingdb* e o *DsPamidb* fornecidos pelo *Biometric Systems Lab* (URL4).

para o tamanho especificado, neste caso 200x200. As etapas destinadas à verificação devem ser executadas seqüencialmente visando obter ao final do processo a porcentagem de pontos comparados. A análise destas etapas bem como os resultados obtidos serão discutidos no item 5.2.

5.1. Etapas da Classificação

As principais etapas destinadas à classificação de imagens de impressões digitais: o cálculo da imagem direcional, a suavização do mapa direcional obtido e o cálculo do índice de Poincaré, apresentadas no item 4.1 são detalhados a seguir. No programa desenvolvido para a classificação neste trabalho também é possível aplicar adicionalmente às etapas acima descritas o filtro de contraste, ou seja, uma técnica de pré-processamento abordada no item 3.2.

5.1.1 Aplicação da imagem direcional

O cálculo da imagem direcional foi implementado neste trabalho como proposto no item 4.1.1. Este método propõe o uso de uma máscara centrada no *pixel* de interesse visando obter o mapa direcional das imagens de impressão digital. Na literatura alguns autores utilizam 8 direções, outros propõem o uso de 16 direções (Stock et al., 1969), (Karu et al., 1996), (Wilson et al., 1994). Neste trabalho, o programa implementado permite ao usuário optar pelo uso de 8 ou 16 direções. Desta forma é possível comparar os mapas direcionais gerados, analisando qual dos mapas oferece uma melhor resolução direcional, ou seja, qual dos dois mapas possui as direções melhores definidas com relação à imagem de entrada. Foram realizados os testes para 8 e 16 direções que são discutidos no item 5.1.5 onde são apresentadas as análises dos bancos de dados propostos.

5.1.2 Aplicação da suavização do mapa direcional

A suavização do mapa direcional pode ser obtida por dois métodos: o método do seno-cosseno proposto na literatura (Karu et al., 1996) ou através do cálculo estatístico da Moda conforme descrito no item 4.1.2.

Neste trabalho os resultados a serem enfatizados estão relacionados à média da imagem direcional. Considerando um bloco, utiliza-se o cálculo do seno-cosseno para fazer a média das direções. É possível melhorar a complexidade de cálculo da média, utilizando um cálculo estatístico, referenciado neste trabalho como o cálculo da Moda onde se atribui ao bloco considerado a direção que ocorre com maior frequência. Nas figuras 48 e 49 são apresentadas as imagens direcionais usando os métodos seno-cosseno e Moda, respectivamente implementados no algoritmo de classificação. Em ambas as aplicações foram consideradas 8 direções e uma grade 8x8 para fazer a média do bloco tornando possível a obtenção de um mapa direcional suavizado.

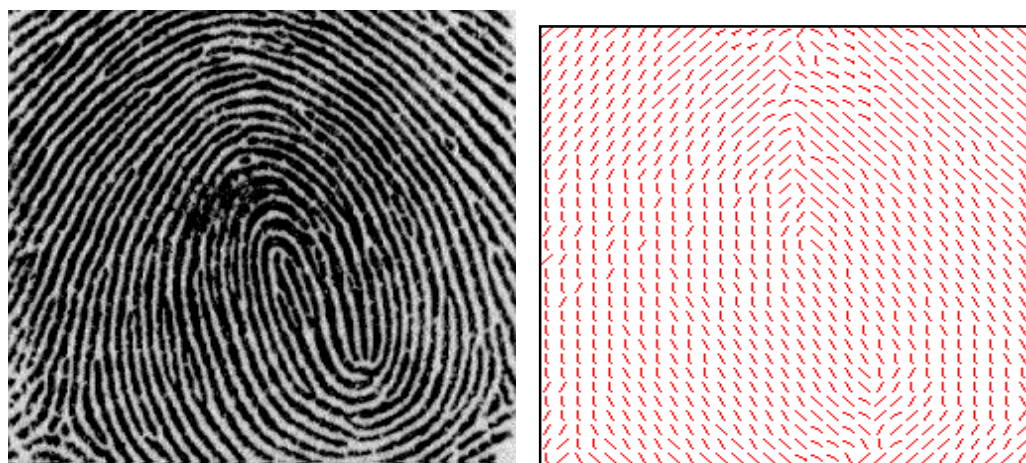


Figura 48: Suavização do mapa direcional usando seno e cosseno.

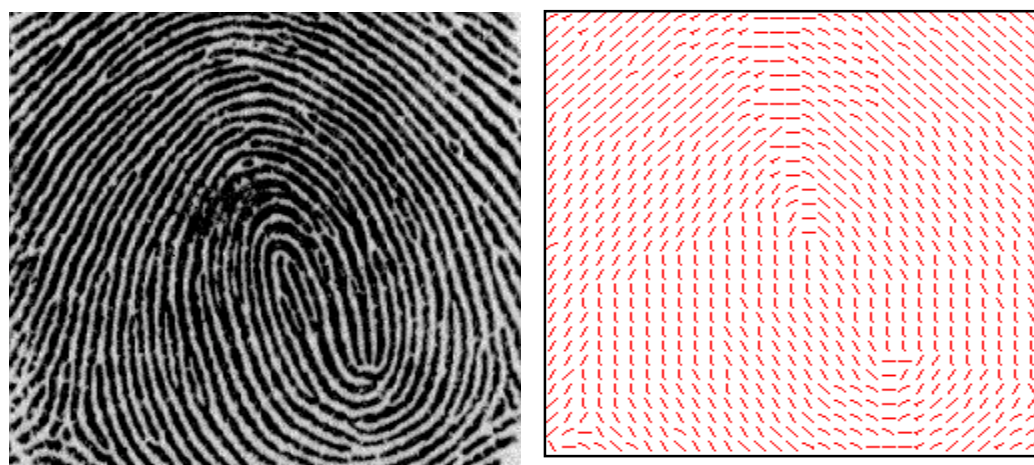


Figura 49: Suavização do mapa direcional usando a moda.

É possível observar que o mapa suavizado pelo método da Moda fornece um melhor mapa direcional. Sobrepondo-se a imagem direcional à original, constata-se que as direções apresentam menos distorções no mapa direcional gerado pelo método estatístico da Moda (Figura 50). Os resultados são relatados no item 5.1.5 onde é possível verificar o número de imagens que foram classificadas automaticamente quando utilizados ambos os métodos de suavização.

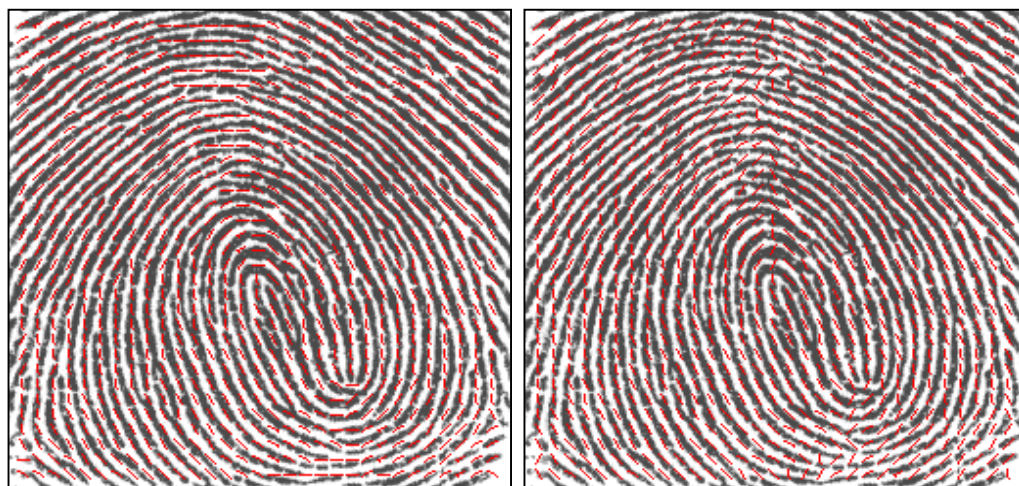


Figura 50: Mapa Direcional - (a) Moda, (b) seno-cosseno.

5.1.3 Aplicação do índice de Poincaré

O cálculo do índice de Poincaré permite localizar os pontos singulares³⁴, ou seja, os núcleos e os deltas utilizados para a classificação de imagens de impressões digitais. O cálculo do índice de Poincaré foi detalhado no item 4.1.3.

O programa destinado à classificação implementado neste trabalho permite a seleção de pontos falsos utilizando tal ferramenta, caso apareçam, e gera um relatório especificando qual é a classe da impressão digital, quantos pontos núcleos, deltas e ordinários foram encontrados e mensagem de erro caso não consiga fazer a classificação automaticamente. Isto significa que o programa permite fazer a classificação semi-automática, ou seja, na ocorrência de pontos falsos detectados, o usuário pode manualmente com o *mouse*³⁵ selecionar estes pontos para que sejam

³⁴ Os pontos singulares considerados imprescindíveis na classificação são os núcleos e os deltas apresentados no item 2.4.1.

³⁵ *Mouse*: Dispositivo de entrada de dados do tipo apontador.

desconsiderados e então classificar a imagem novamente. Uma característica muito importante nesta implementação trata-se da cor atribuída aos pontos núcleos, aos deltas e aos ordinários. Como apresentado no índice de Poincaré, a classificação é feita baseada no número e localização dos pontos núcleos e deltas. Desta forma, o programa implementado faz a diferenciação de cores no mapa direcional gerado para que o usuário possa visualizar estes pontos e desconsiderá-los se for o caso. Assim, os pontos ordinários são marcados pela cor vermelha representando a maioria dos pontos encontrados no mapa direcional; os núcleos são marcados na cor verde e os deltas na cor azul.

Alguns testes empíricos foram realizados com a finalidade de estabelecer critérios para otimização do programa desenvolvido, visando um aumento percentual na classificação automática. Desta forma, seguem os critérios considerados, respectivamente, implementados no algoritmo:

- As imagens devem apresentar pontos singulares (núcleos e deltas), imprescindíveis para classificação,
- Na ocorrência de pontos vizinhos como, por exemplo, núcleo e delta pertencentes à vizinhança 4 e ou 8³⁶, ambos os pontos serão desconsiderados,
- Na ocorrência de três pontos vizinhos como, por exemplo, núcleo-núcleo-delta ou núcleo-delta-delta, pertencentes à vizinhança 4 e ou 8, será mantido um único ponto que se repete e os outros dois serão desconsiderados,
- Na ocorrência de mais de três pontos núcleo e delta vizinhos, seja vizinhança 4 e ou 8, todos serão desconsiderados,
- Pontos localizados na 1ª borda serão desconsiderados.

Analisados os critérios, finaliza-se esta etapa. Foram, portanto relatados os índices abaixo:

- Número de imagens classificadas automaticamente,
- Número de pontos falsos que não foram identificados pelos critérios acima. Estes pontos devem ser desconsiderados manualmente para posterior classificação.

³⁶ O conceito de vizinhança foi abordado no item 3.1 quando abordado o processamento de área.

5.1.4 Apresentação e comentários sobre o programa de classificação

Este item tem a finalidade de expor o programa de classificação implementado neste trabalho. Como já mencionado, as etapas da classificação são o cálculo da imagem direcional, a suavização do mapa direcional obtido e o cálculo do índice de Poincaré.

Também foi implementado um filtro de contraste, abordado no item 3.2, visando otimizar a qualidade da imagem em uma fase de pré-processamento. É possível observar no fluxograma (Figura 51) as etapas implementadas neste trabalho destinados à verificação de imagens de impressões digitais.

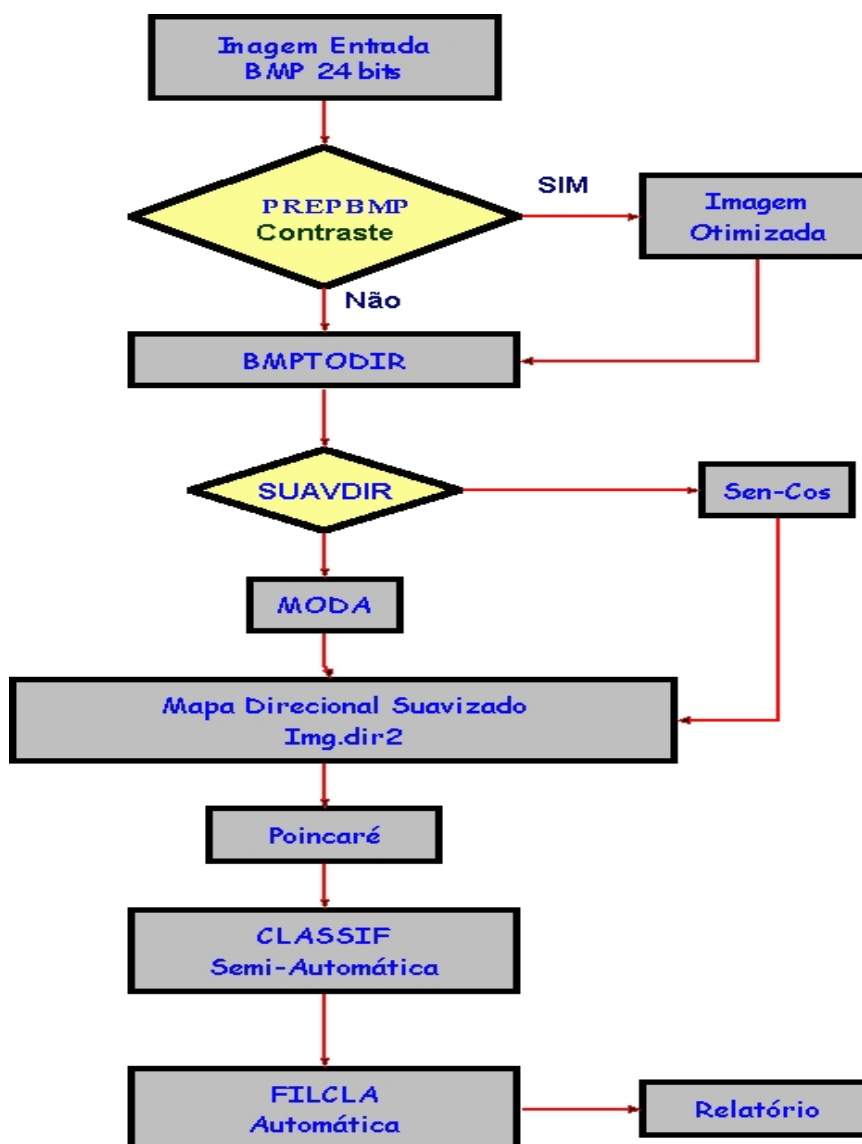


Figura 51: fluxograma das etapas implementadas para a classificação.

Inicia-se o programa carregando uma imagem *bitmap*³⁷, em tons de cinza, tamanho 256x256 *pixels*. É possível observar a interface gráfica na Figura 52. Nesta tela inicial do programa é possível optar ou não pela aplicação do contraste. Caso desejar a aplicação do filtro de contraste³⁸, escolhe-se um tamanho de grade, uma vez que esta operação é realizada com base nos *pixels* de uma vizinhança³⁹. Após a escolha do tamanho da grade basta pressionar o botão “Aplicar Contraste”.



Figura 52: Interface gráfica - abrir imagem *bitmap* e filtro de contraste.

O passo seguinte gera os mapas direcionais, um deles utilizando o método seno-cosseno e outro a Moda (Figura 53). Como mencionado nos itens 5.1.1 e 5.1.2, o usuário pode optar pelo uso de 8 ou de 16 direções. Também é possível escolher um tamanho de grade para fazer a suavização. Não é possível sugerir aqui se o usuário deve utilizar 8 ou 16 direções e qual é o melhor tamanho de grade. Esta resposta é obtida empiricamente porque depende da qualidade das imagens utilizadas. Por este motivo foram deixados os dois mapas disponíveis visando comparar a eficiência de ambos os métodos.

³⁷ *Bitmap*: formato de arquivo, representação de uma imagem como mapa de *bits*.

³⁸ O filtro de contraste pode ser visto no item 3.2.

³⁹ O conceito de vizinhança foi abordado no item 3.1 quando abordado o processamento de área.

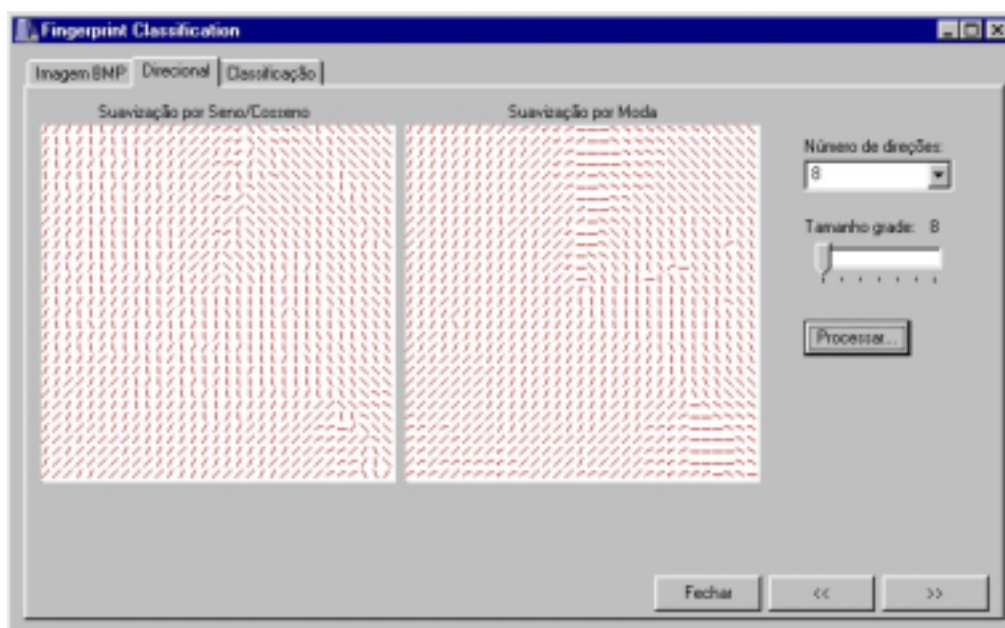


Figura 53: Interface gráfica - (a) mapa direcional por seno-cosseno, (b) mapa direcional por moda.

Na etapa final do programa, é possível escolher o mapa direcional que será utilizado para a classificação. Nesta tela do programa tem-se como opção o mapa suavizado pelo método seno-cosseno⁴⁰ e o mapa gerado através do cálculo da Moda⁴¹. Nesta etapa, seleciona-se o mapa direcional escolhido, pressiona-se o botão “processar” e a classificação da imagem de impressão digital é feita utilizando o índice de Poincaré. Observa-se que pontos de interesse estão destacados em cores distintas: verde para os núcleos, azul para os deltas e vermelho para os pontos ordinários como descritos na legenda desta tela mostrada na Figura 54. No caso da classificação automática, é possível observar na imagem de impressão digital uma linha contínua de cor preta que conecta o núcleo e o delta encontrado. Caso não seja possível a classificação automática, os pontos de interesse estão destacados em cores distintas como já citado, de forma que estes pontos possam ser selecionados pelo usuário para posterior classificação.

⁴⁰ O método seno-cosseno foi detalhado no item 4.1.2 do capítulo 4.

⁴¹ O método estatístico é referenciado neste trabalho como Moda e foi abordado no item 4.1.2 juntamente com o método seno-cosseno.

Observe o relatório gerado pelo programa mostrado na Figura 55, onde o índice de Poincaré fornece o número de núcleos, deltas e pontos ordinários encontrados na imagem.

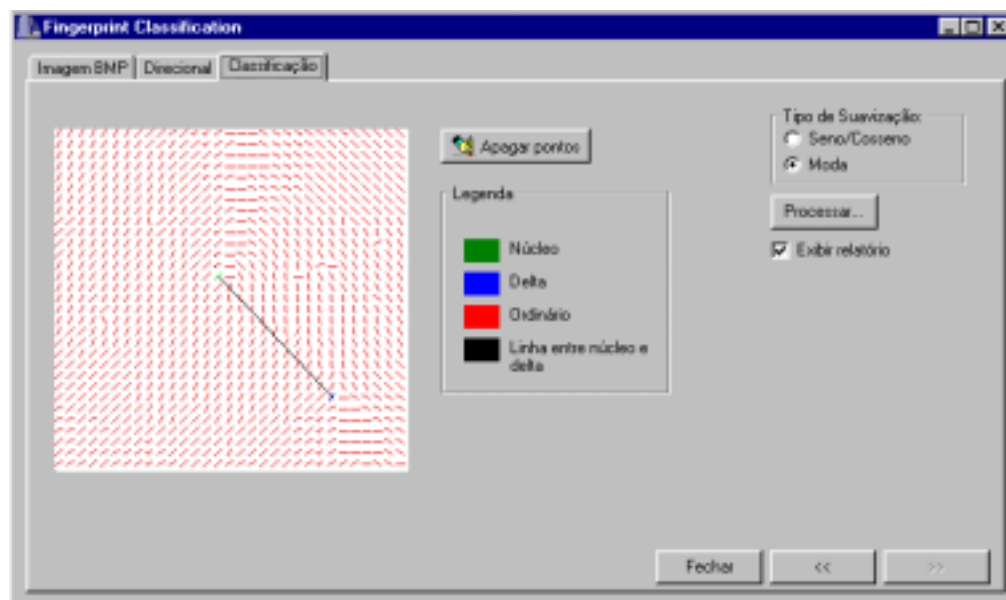


Figura 54: Interface final após classificação.



Figura 55: Relatório gerado pelo programa após classificação.

5.1.5 Análise dos bancos de dados propostos

São apresentados a seguir os resultados obtidos para a classificação das imagens de impressões digitais através do algoritmo implementado mediante testes

aplicados aos bancos de dados citados neste trabalho: DSPAMI (TABELA 6), NISTDB (TABELA 7), FINGDB (TABELA 8).

Na TABELA 6 são apresentados os resultados da classificação de impressões digitais do banco de dados DSPAMI (URL4), identificando quantas imagens são classificadas automaticamente em função do número de direções (8 ou 16), do tipo de suavização (Moda ou seno-cosseno) e tamanho da grade selecionada.

TABELA 6: RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO – DSPAMI.

S U A V I Z A Ç Ã O	Banco de Dados – DSPAMI			
	Este banco de dados possui 14 imagens classificadas como sendo 3 arcos planos, 2 arcos angular, 2 presilhas direita, 4 presilhas esquerda, 3 verticilos.			
	MODA		SEN-COS	
	8 direções	16 direções	8 direções	16 direções
Grades 8	8 imagens C.A. sem contraste; 4 permaneceram C.A. após contraste; 1 nova imagem foi C.A. após contraste.	12 imagens C.A. sem contraste; 7 permaneceram C.A. após contraste; 1 nova imagem foi C.A. após contraste.	2 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 4 novas imagens foram C.A. após contraste.	3 imagens C.A. sem contraste; 1 permaneceu C.A. após contraste; Nenhuma imagem foi C.A. após contraste.
Grades 10	9 imagens C.A. sem contraste; 7 permaneceram C.A. após contraste; 3 novas imagens foram C.A. após contraste.	11 imagens C.A. sem contraste; 9 permaneceram C.A. após contraste; 1 nova imagem foi C.A. após contraste.	Nenhuma imagem C.A. sem contraste; 6 novas imagens foram C.A. após contraste.	3 imagens C.A. sem contraste; 1 permaneceu C.A. após contraste; 5 novas imagens foram C.A. após contraste.
Grades 12	10 imagens C.A. sem contraste; 8 permaneceram C.A. após contraste; 1 nova imagem foi C.A. após contraste.	9 imagens C.A. sem contraste; 7 permaneceram C.A. após contraste; 3 novas imagens foram C.A. após contraste.	Nenhuma imagem C.A. sem contraste; 7 novas imagens foram C.A. após contraste.	8 imagens C.A. sem contraste; 1 permaneceu C.A. após contraste; 2 novas imagens foram C.A. após contraste.
LEGENDA:				
C.A. = Classificadas Automaticamente				

Observando os resultados apresentados para o banco de dados DSPAMI, é possível afirmar que:

- Para todos os casos, ou seja, duas opções de direções (8 ou 16) e três tamanhos de grade, a Moda foi o melhor método para a suavização da imagem direcional;
- Para os tamanhos de grade 8 e 10 utilizadas para a suavização, melhores resultados foram obtidos para 16 direções quando utilizado o método Moda;
- Para todos os casos onde a Moda foi utilizada, melhores resultados foram obtidos para imagens originais sem aplicação do filtro de contraste;
- A média de *pixels* a serem apagados, no caso da classificação semi-automática, foram 2 quando utilizada a suavização por Moda e 3 para seno-cosseno;
- Utilizando a Moda, a melhor grade de suavização foi o tamanho 12 considerando 8 direções, sendo 10 imagens classificadas automaticamente;
- Considerando 16 direções, a melhor grade de suavização foi o tamanho 8, onde 12 imagens foram classificadas automaticamente utilizando a Moda.

Na TABELA 7, apresentada a seguir, são mostrados os resultados da classificação de impressões digitais do banco de dados NISTDB (URL3), identificando quantas imagens são classificadas automaticamente em função do número de direções (8 ou 16), do tipo de suavização (Moda ou seno-cosseno) e tamanho da grade selecionada.

TABELA 7: RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO – NISTDB.

Banco de Dados – NISTDB				
S U A V I Z A Ç Ã O	Este banco de dados possui 50 imagens classificadas como sendo 16 arcos planos, 4 arcos angulares, 10 presilhas direita, 13 presilhas esquerda, 7 verticilos.			
	MODA		SEN-COS	
	8 direções	16 direções	8 direções	16 direções
G r a d e 8	25 imagens C.A. sem contraste; 10 permaneceram C.A. após contraste; 3 novas imagens foram C.A. após contraste.	16 imagens C.A. sem contraste; 5 permaneceram C.A. após contraste; 2 novas imagens foram C.A. após contraste.	4 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 6 novas imagens foram C.A. após contraste.	1 imagem C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 5 novas imagens foram C.A. após contraste.
G r a d e 10	28 imagens C.A. sem contraste; 16 permaneceram C.A. após contraste; 9 novas imagens foram C.A. após contraste.	21 imagens C.A. sem contraste; 9 permaneceram C.A. após contraste; 13 novas imagens foram C.A. após contraste.	12 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 9 novas imagens foram C.A. após contraste.	3 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 7 novas imagens foram C.A. após contraste.
G r a d e 12	33 imagens C.A. sem contraste; 20 permaneceram C.A. após contraste; 8 novas imagens foram C.A. após contraste.	28 imagens C.A. sem contraste; 12 permaneceram C.A. após contraste; 10 novas imagens foram C.A. após contraste.	7 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 8 novas imagens foram C.A. após contraste.	5 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 15 novas imagens foram C.A. após contraste.
LEGENDA:				
C.A. = Classificadas Automaticamente				

Observando os resultados apresentados para o banco de dados NISTDB, é possível afirmar que:

- Para todos os casos, ou seja, duas opções de direções (8 ou 16) e três tamanhos de grade, a Moda foi o melhor método para a suavização da imagem direcional;

- Para todos os tamanhos de grade de suavização, 8, 10 ou 12, melhores resultados foram obtidos para 8 direções quando utilizado o método Moda;
- Para todos os casos onde a Moda foi utilizada, melhores resultados foram obtidos para imagens originais sem aplicação do filtro de contraste;
- A média de *pixels* a serem apagados, no caso da classificação semi-automática, foram 2 quando utilizada a suavização por Moda e 4-5 para seno-cosseno;
- Utilizando a Moda, a melhor grade de suavização foi 12 considerando 8 direções, sendo 33 imagens classificadas automaticamente;
- Considerando 16 direções, a melhor grade de suavização foi o tamanho 12, onde 28 imagens foram classificadas automaticamente utilizando a Moda.

Na TABELA 8, apresentada a seguir, são mostrados os resultados da classificação de impressões digitais do banco de dados FINGDB (URL4), identificando quantas imagens são classificadas automaticamente em função do número de direções (8 ou 16), do tipo de suavização (Moda ou seno-cosseno) e tamanho da grade selecionada.

TABELA 8: RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO – FINGDB.

Banco de Dados – FINGDB				
S U A V I Z A Ç Ã O	Este banco de dados possui 42 imagens classificadas como sendo 2 arcos planos, 4 arcos angulares, 16 presilhas direita, 8 presilhas esquerda, 8 verticilos, e 4 anormais.			
	MODA		SEN-COS	
	8 direções	16 direções	8 direções	16 direções
G r a d e 8	23 imagens C.A. sem contraste; 7 permaneceram C.A. após contraste; 6 novas imagens foram C.A. após contraste.	19 imagens C.A. sem contraste; 12 permaneceram C.A. após contraste; 10 novas imagens foram C.A. após contraste.	3 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 4 novas imagens foram C.A. após contraste.	5 imagem C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 12 novas imagens foram C.A. após contraste.
G r a d e 10	27 imagens C.A. sem contraste; 11 permaneceram C.A. após contraste; 4 novas imagens foram C.A. após contraste.	26 imagens C.A. sem contraste; 17 permaneceram C.A. após contraste; 5 novas imagens foram C.A. após contraste.	6 imagens C.A. sem contraste; 1 imagem permaneceu C.A. após contraste; 13 novas imagens foram C.A. após contraste.	10 imagens C.A. sem contraste; 2 permaneceram C.A. após contraste; 13 novas imagens foram C.A. após contraste.
G r a d e 12	29 imagens C.A. sem contraste; 18 permaneceram C.A. após contraste; 3 novas imagens foram C.A. após contraste.	29 imagens C.A. sem contraste; 22 permaneceram C.A. após contraste; 2 novas imagens foram C.A. após contraste.	4 imagens C.A. sem contraste; Nenhuma imagem permaneceu C.A. após contraste; 4 novas imagens foram C.A. após contraste.	16 imagens C.A. sem contraste; 5 permaneceram C.A. após contraste; 5 novas imagens foram C.A. após contraste.
LEGENDA:				
C.A. = Classificadas Automaticamente				

Observando os resultados apresentados para o banco de dados FINGDB, é possível afirmar que:

- Para todos os casos, ou seja, duas opções de direções (8 ou 16) e três tamanhos de grade, a Moda foi o melhor método para a suavização da imagem direcional;
- Para todos os tamanhos de grade de suavização, 8, 10 ou 12, melhores resultados foram obtidos para 8 direções quando utilizado o método Moda;

- Para todos os casos onde a Moda foi utilizada, melhores resultados foram obtidos para imagens originais sem aplicação do filtro de contraste;
- A média de *pixels* a serem apagados, no caso da classificação semi-automática, foram 2 quando utilizada a suavização por Moda e 3 para seno-cosseno;
- Utilizando a Moda, a melhor grade de suavização foi o tamanho 12, considerando ambas direções disponíveis, 8 e 16 direções, sendo 29 imagens classificadas automaticamente;

Os gráficos das Figuras 56, 57 e 58 apresentam os resultados da classificação automática sem utilização do filtro de contraste para cada banco de dados testado: o DSPAMI, o NISTDB e o FINGDB.

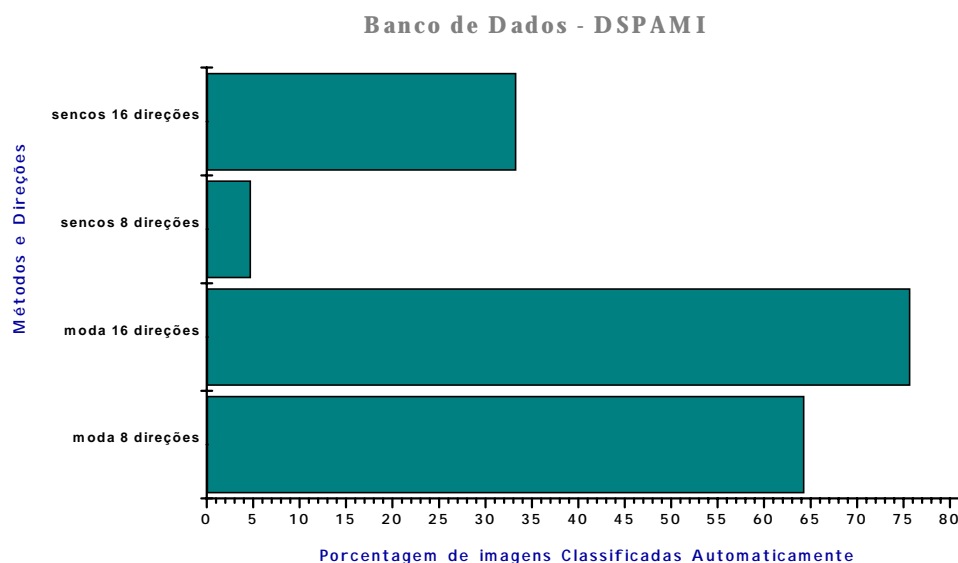


Figura 56: DSPAMI - porcentagem de imagens classificadas automaticamente para Moda e Seno-Cosseno.

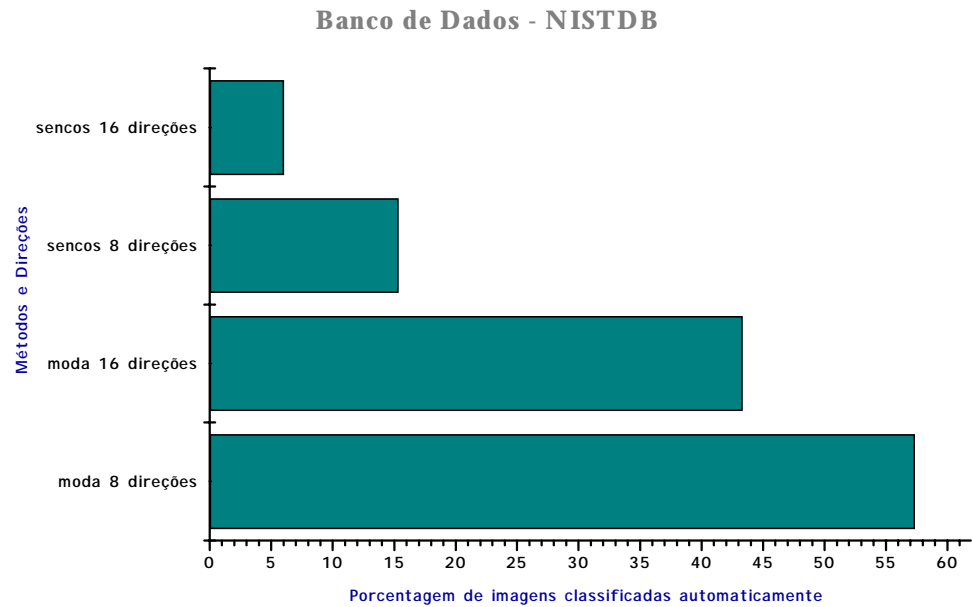


Figura 57: NISTDB - porcentagem de imagens classificadas automaticamente para Moda e Seno-Cosseno.

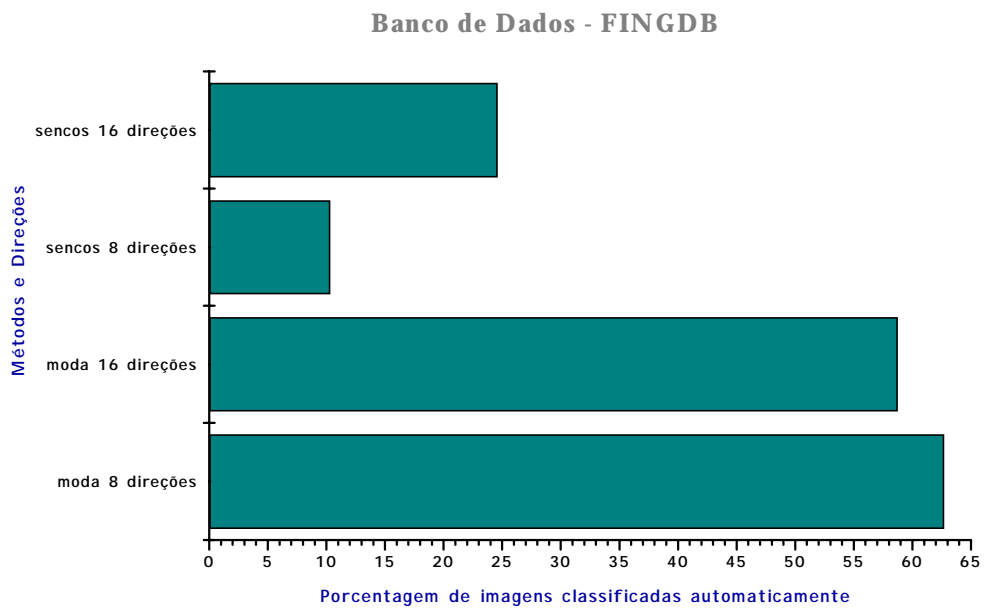


Figura 58: FINGDB - porcentagem de imagens classificadas automaticamente para Moda e Seno-Cosseno.

É possível observar que o método proposto para suavização do mapa direcional – a Moda – propiciou um desempenho muito superior em termos de

obtenção de pontos verdadeiros para a classificação automática comparado ao método seno-cosseno apresentado na literatura.

5.1.6 Análise de desempenho do algoritmo de classificação

Para analisar o tempo gasto em cada etapa da classificação foi implementada uma função *clock* que fornece o tempo gasto pelo processador em milisegundos. O programa foi testado em uma máquina Pentium II 300, 64MB⁴² RAM⁴³, com sistema operacional *windows*⁴⁴. A média dos valores gastos em cada etapa da classificação é mostrada na TABELA 9.

TABELA 9: DESEMPENHO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO

Etapas da Classificação	Tempo Gasto em milisegundos			
	Moda 8 direções	Moda 16 direções	Seno-Cosseno 8 direções	Seno-Cosseno 16 direções
Imagem Direcional	<i>1018 ms</i>	<i>927 ms</i>	<i>713 ms</i>	<i>931 ms</i>
Suavização Seno-Cosseno	<i>456 ms</i>	<i>325 ms</i>	<i>334 ms</i>	<i>328 ms</i>
Suavização Moda	<i>221 ms</i>	<i>202 ms</i>	<i>220 ms</i>	<i>203 ms</i>
Poincaré-Classificação	<i>350 ms</i>	<i>325 ms</i>	<i>345 ms</i>	<i>340 ms</i>
Tempo Total	<i>1589 ms</i>	<i>1454 ms</i>	<i>1278 ms</i>	<i>1474 ms</i>

Considerando a TABELA 9, foram somados os valores correspondentes à imagem direcional, à suavização por Moda destacada na cor azul e o índice de Poincaré. A suavização por seno-cosseno destacada na cor vermelha foi descartada. Optou-se pela suavização através da Moda, pois os valores obtidos mostram um melhor desempenho. Desta forma é possível concluir que o algoritmo implementado realiza a classificação em menos de dois segundos.

⁴² Unidade de medida de dispositivos de armazenamento, igual a 1.048.576 bytes. Abrev: MB ou Mbyte.

⁴³ RAM: memória de acesso aleatório, projetada para acessar posições seqüenciais de memória muito rapidamente.

⁴⁴ *Windows*: Ambiente Operacional Gráfico elaborado pela *Microsoft*.

5.2. Etapas da Verificação

Os algoritmos de verificação foram implementados com auxílio do *Matlab* versão 6 (URL6). Dentre os passos da verificação são citados a binarização ou limiar (*threshold*), o afinamento (*thinning*), o filtro para a limpeza do esqueleto, a extração e comparação de minúcias conforme uma descrição detalhada nos itens a seguir.

5.2.1 Aplicação da binarização ou limiar (*Threshold*)

Na etapa de verificação, uma imagem de entrada em tons de cinza deve ser convertida para uma imagem binária, uma vez que se tem interesse em distinguir as linhas pretas e as linhas brancas na imagem de impressão digital. Esta operação é reportada na literatura como aplicação do limiar ou binarização (*threshold*), descrito detalhadamente no item 3.3.1 (Ratha et al., 1995), (Coetzee et al., 1993), (Rao, 1976). Verificam-se os valores de intensidade dos *pixels* para decidir se ele receberá o valor 0 (preto) ou 255 (branco). A decisão é feita pela comparação numérica dos *pixels* com um determinado valor chamado nível de *threshold*. Se o *pixel* de interesse tem valor menor que esse nível de *threshold*, então receberá valor 0, caso contrário receberá valor 255. Neste trabalho o nível de *threshold* utilizado foi a média de um bloco considerado, ou seja, se o resultado da média do bloco for maior que o valor do *pixel* central, este receberá o valor da média obtido. Caso contrário, se o resultado da média for menor que o valor do *pixel* central, este manterá o seu valor original. Esta operação é denominada de *threshold* adaptativo, pois a binarização foi realizada em blocos. Neste caso o usuário pode definir o tamanho deste bloco para efetuar a operação.

5.2.2 Aplicação do afinamento (*Thinning*)

O afinamento tem por objetivo eliminar *pixels* indesejáveis na imagem sem alterar sua estrutura. Desta forma, a escolha de pares de elementos estruturantes é fundamental. Ao invés de se afinar uma imagem com apenas um par de elementos estruturantes, as operações podem ser efetuadas de forma simétrica a partir de uma família de pares de elementos estruturantes como mencionado no item 3.3.2. Na Figura 30 é possível observar uma família de elementos estruturantes sugerida por

Gonzalez (Gonzalez et al., 1987). Tomando-se a imagem afinada, o próximo passo trata-se da limpeza desta imagem obtida.

5.2.3 Aplicação do filtro para limpeza do esqueleto

Após o afinamento, é possível fazer uma limpeza das linhas emagrecidas com o intuito de eliminar as reentrâncias também conhecidas como “pés de galinha” na imagem de impressão digital. Este filtro foi implementado no algoritmo de verificação aqui proposto conforme descrito no item 3.3.3. Observa-se a seguinte condição para realizar a limpeza do esqueleto. Primeiramente, define-se o *pixel* de interesse $P(i, j)$ localizado no centro da máscara. Se os *pixels* (i, j) , $(i + 1, j + 1)$ e $(i - 1, j + 1)$ possuírem valor 1, então os *pixels* $(i + 1, j)$, $(i, j + 1)$ e $(i - 1, j)$ receberão o valor zero, conforme mostra a Figura 31 no capítulo 3. Caso as alterações na imagem não sejam notáveis, sugere-se aplicar este filtro utilizando as máscaras rotacionadas (Figura 59). Desta forma é possível obter uma imagem filtrada do esqueleto.

x	x	x
0	1	0
1	0	1

1	0	x
0	1	x
1	0	x

1	0	1
0	1	0
x	x	x

Figura 59: máscaras rotacionadas utilizadas para limpeza do esqueleto.

5.2.4 Extração de minúcias

Como já mencionado no item 2.4.3, os pontos de interesse utilizados para verificação são as cristas finais e cristas bifurcadas extraídas das linhas do esqueleto na imagem. O conceito de *Crossing Number* abordado no item 4.2.1 (Baja, 1984), (Tamura, 1978), (Ratha et al., 1995), (Mehtre, 1993) é muito usado para detecção destes pontos.

Em uma imagem binária onde a espessura de cada linha é de apenas um *pixel*, as cristas finais ou fins de linhas são caracterizadas por apenas 2 vizinhos em uma vizinhança de 8 *pixels* enquanto as cristas bifurcadas são caracterizadas por 4 pontos em uma vizinhança de 8 *pixels*. Estas são as propriedades definidas pelo cálculo do

Crossing Number e foram implementadas neste trabalho com o intuito de extrair os aspectos usados na verificação (cristas finais e cristas bifurcadas) e desconsiderar os demais pontos encontrados não condizentes com estas propriedades.

5.2.5 Comparação de minúcias

O algoritmo implementado para verificação considera a posição (x, y) e o tipo de minúcia (crista final ou bifurcação) conforme mencionado no item 4.2.2. São dadas duas imagens, uma imagem A cadastrada em um banco de dados (*template*) e uma imagem B candidata. Gera-se uma lista de cristas finais e cristas bifurcadas e respectiva localização. Faz-se a comparação das listas das duas imagens, levando em consideração um valor de *threshold* usado para determinar a taxa permitida para que dois *pixels* sejam ditos comparados. Uma minúcia candidata será considerada coincidente com uma minúcia cadastrada (*template*) se estiverem localizadas no mesmo bloco e a distância entre elas não for superior a 5 *pixels*. Comparadas as duas listas obtêm-se o resultado em porcentagem dos pontos comparados.

5.2.6 Apresentação e comentários sobre o programa de verificação

Este item tem a finalidade de expor o programa de verificação implementado neste trabalho. Como já mencionado, as etapas da verificação implementadas neste algoritmo englobam as operações morfológicas⁴⁵ como, por exemplo, a binarização ou limiar (*threshold*), o afinamento (*thinning*) e o filtro utilizado para limpeza do esqueleto. Também foram implementadas as etapas para extração e comparação de minúcias como descrito nos itens 4.2.1 e 4.2.2.

As etapas implementadas destinadas à verificação de imagens de impressões digitais são apresentadas no fluxograma da Figura 60.

⁴⁵ As operações morfológicas são detalhadas no item 3.3.

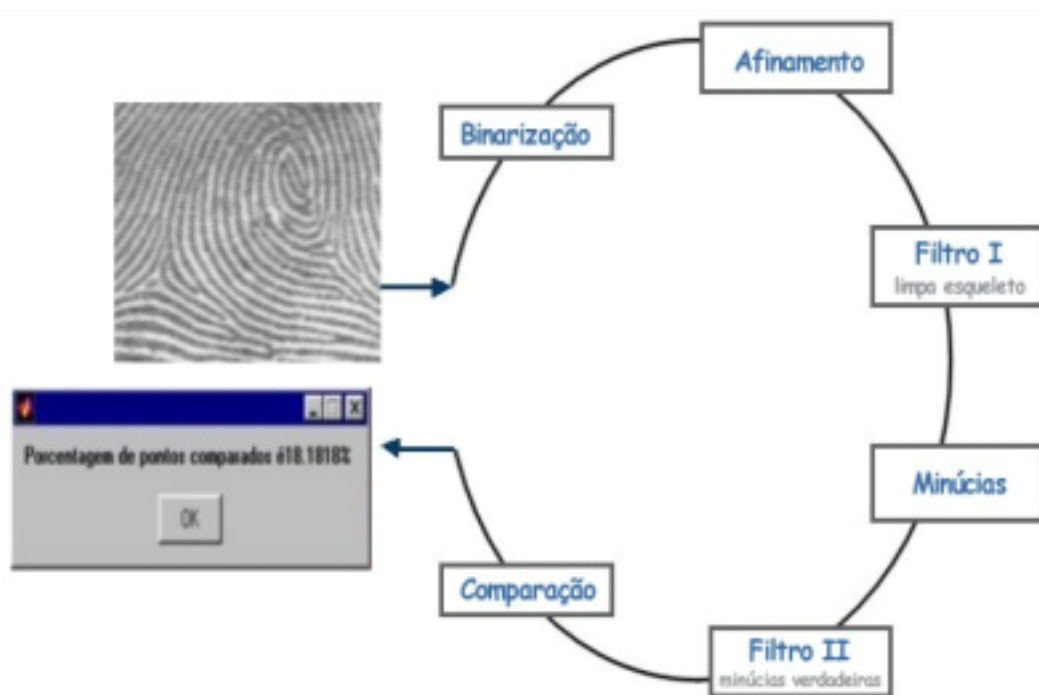


Figura 60: fluxograma das etapas implementadas para a verificação.

Na tela inicial do programa computacional são solicitadas as duas imagens que serão confrontadas. Estas imagens podem ser em formato *bitmap*⁴⁶ ou *tif*⁴⁷, em tons de cinza. Foi implementada uma função que redimensiona as imagens, portanto os tamanhos das imagens candidatas não são especificados. O passo seguinte trata-se da binarização ou limiar (*threshold*). O programa solicita ao usuário que entre com um tamanho de grade, uma vez que esta operação é realizada com base nos *pixels* de uma vizinhança⁴⁸. É possível observar a interface gráfica na Figura 61, onde são apresentadas as imagens de entrada na parte superior da janela e as respectivas imagens binarizadas na parte inferior da janela.

⁴⁶ *Bitmap*: formato de arquivo, representação de uma imagem como mapa de *bits*.

⁴⁷ *Tif = Tiff: Tagged Image File Format*. Extensão para formato de arquivo gráfico.

⁴⁸ O conceito de vizinhança foi abordado no item 3.1 quando abordado o processamento de área.

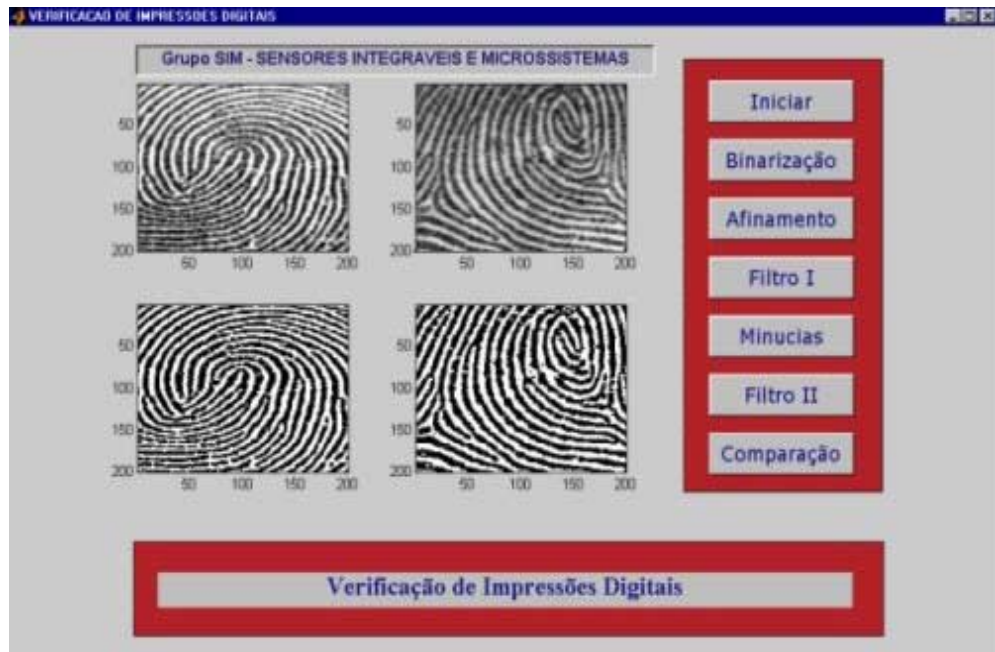


Figura 61: Interface gráfica após aplicação de threshold.

Seqüencialmente no próximo passo é possível executar o afinamento da imagem binária, seguido da limpeza do esqueleto a fim de eliminar as chamadas reentrâncias ou “pés de galinha”, termos conhecidos pelos profissionais da área biométrica. Observe as imagens afinadas após a aplicação do filtro para limpeza do esqueleto na interface gráfica mostrada na Figura 62.



Figura 62: Interface gráfica após afinamento e aplicação do filtro para limpeza do esqueleto.

As etapas seguintes referem-se à localização e comparação de minúcias. Após todas as etapas do processo de verificação, o programa fornece a porcentagem de pontos comparados (Figura 63).



Figura 63: Interface gráfica final exibindo a porcentagem de pontos comparados.

5.2.7 Análise de desempenho do algoritmo de verificação

A implementação do algoritmo de verificação foi realizada com auxílio do *Matlab* 6 (URL6). O programa foi testado em um Pentium II 300, 64 MB⁴⁹ RAM⁵⁰, com sistema operacional *windows*⁵¹. Para cada etapa do algoritmo de verificação, foi medido o tempo gasto em segundos. Parte das imagens dos bancos de dados citados foram selecionadas para realizar alguns testes. Para o banco de dados DSPAMI (URL4) foram realizadas comparações de todas as imagens, totalizando 196 comparações. A média de tempo gasto para cada etapa do algoritmo de verificação pode ser observada na TABELA 10.

⁴⁹ Unidade de medida de dispositivos de armazenamento, igual a 1.048.576 bytes. Abrev: MB ou Mbyte.

⁵⁰ RAM: memória de acesso aleatório, projetada para acessar posições seqüenciais de memória muito rapidamente.

⁵¹ *Windows*: Ambiente Operacional Gráfico elaborado pela *Microsoft*.

TABELA 10: DESEMPENHO DO ALGORITMO DE VERIFICAÇÃO.

Etapas da Verificação	Tempo Gasto em segundos (<i>Matlab 6</i>)
Binarização	10,6 s
Afinamento	1 min 50 s
Filtro I	5,0 s
Minúcias	7,0 s
Filtro II	41 s
Comparação	19,4 s
Tempo Total	188 s (3 min 8 s)

Analisando os resultados, é possível constatar que há necessidade de otimização de tempo para o algoritmo de verificação, uma vez que todo o processo está levando mais de 3 minutos para realizar a verificação. No caso de dispositivos biométricos comerciais disponíveis no mercado, este tempo varia em termos de segundos, ou seja, dependendo da aplicação o sistema faz a verificação em menos de um minuto (URL7), (URL8), (URL9).

5.3. Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os algoritmos de classificação e verificação implementados neste trabalho e os resultados obtidos através dos mesmos. As etapas implementadas são detalhadas seqüencialmente. Segundo análise de desempenho realizada, pode-se afirmar que o programa de classificação é bastante rápido e eficiente, ou seja, em milésimos de segundos foi possível classificar automaticamente cerca de 85% das imagens do banco de dados DSPAMI, 66% das imagens do NISTDB e 69% das imagens do FINGDB considerando os melhores casos analisados no item 5.1.5. Quanto ao programa destinado à verificação, há necessidade de otimização visando um melhor tempo de processamento, ou seja, o programa implementado gasta mais de 3 minutos para realizar a verificação enquanto os sistemas biométricos comerciais disponíveis no mercado realizam a verificação

em segundos. Os testes e resultados obtidos para os bancos de dados propostos foram reportados neste capítulo.

6. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

Neste trabalho foram apresentados algoritmos aplicados à classificação e à verificação de impressões digitais, abordados na literatura.

No primeiro capítulo foram apresentadas diversas técnicas destinadas à classificação e verificação de impressões digitais. Foi abordado o conceito de AFIS, sistema automático de identificação de impressões digitais, expondo o estado da arte neste tema.

No capítulo 2 foram definidos alguns conceitos e definições básicas sobre biometria, utilizados no decorrer deste trabalho. Constatou-se que segundo as propriedades da dactiloscopia, as impressões digitais podem ser utilizadas como características biométricas para reconhecimento. A compilação apresentada neste capítulo foi feita com a intenção de expor ao leitor os conceitos e termos básicos da área biométrica com o objetivo de facilitar a compreensão do trabalho.

No capítulo 3 foram descritas diversas técnicas destinadas ao pré-processamento de imagens visando otimizar a qualidade das imagens de impressões digitais. Também foi dada uma breve introdução sobre processamento pontual e processamento de área, incluindo inclusive o conceito de vizinhança. Ressalta-se aqui que as técnicas de pré-processamento abordadas tiveram a finalidade de focar somente as necessidades deste trabalho.

No capítulo 4 foram descritos os métodos utilizados para a classificação e para a verificação. Dentre as etapas de classificação são abordados o cálculo da imagem direcional, a suavização do mapa direcional obtido e o cálculo do índice de Poincaré. Na fase de verificação apresentou-se a extração e a comparação de minúcias, bem como as taxas utilizadas para medir o desempenho em sistemas biométricos comerciais.

No capítulo 5 são apresentados a metodologia e os resultados obtidos para a classificação e para a verificação. Desta forma, implementou-se um método proposto na literatura com o objetivo de classificar imagens de impressões digitais automaticamente, ou seja, o programa permite calcular a imagem direcional, gera o mapa direcional suavizado e utiliza o índice de Poincaré para localizar os pontos de interesse para a classificação. É conveniente lembrar que para alguns casos a qualidade da imagem não corresponde a um padrão aceitável. Entretanto, o programa

implementado permite ao usuário selecionar pontos falsos que serão desconsiderados permitindo classificar a imagem novamente. Apresentou-se, porém um método estatístico, denotado neste trabalho como Moda, para executar a suavização do mapa direcional. O cálculo da Moda nitidamente mostrou ser possível gerar um mapa direcional menos distorcido, ou seja, as direções das cristas permaneceram mais condizentes com a imagem original. Outro fator a ser considerado é a complexidade do algoritmo, ou seja, para implementar a Moda basta considerar um bloco e verificar qual é a direção que se apresenta um maior número de vezes. Dada esta direção, basta atribuí-la ao bloco em questão. Quanto ao método reportado na literatura – seno-cosseno – percebeu-se após os testes realizados que os mapas gerados apresentavam mais ruídos com relação às direções observadas na imagem original.

Os critérios utilizados para a classificação foram estabelecidos depois de repetidos testes e observação dos pontos falsos gerados. Constatou-se que nas imagens propostas não poderiam ser encontrados dois ou mais pontos singulares (núcleo e delta) vizinhos. Observando estas ocorrências, verificou-se que eram pontos falsos e, portanto deveriam ser desconsiderados. No caso particular de três pontos singulares vizinhos, minuciosamente foi constatado que um destes pontos era verdadeiro e, portanto seria imprescindível mantê-lo para classificação, apagando os outros dois pontos. Neste caso, constatou-se que o ponto que deveria ser mantido é o que aparecia duas vezes, como por exemplo, um núcleo, um delta e um núcleo vizinhos, um dos núcleos deveria ser mantido. Desta forma, foram analisados e implementados os critérios que possibilitaram relativo sucesso na classificação. Esta foi uma contribuição relevante neste trabalho e empiricamente constatou-se que 70% das imagens pertencentes aos bancos de dados propostos foram classificadas automaticamente conforme discutido no capítulo 5. A implementação feita em linguagem C++, estabelece maior flexibilidade e versatilidade uma vez que o código pode ser portado e manipulado em várias plataformas. Esta linguagem também oferece um maior grau de liberdade no sentido de manipular e definir as diversas funções implementadas para o propósito da classificação. O programa de classificação implementado permite ao usuário definir variações no número de parâmetros tais como aplicação do filtro de contraste, tamanho de grade para

contraste, número de direções (8 ou 16), tamanho de grade para suavização. Adicionalmente, o usuário poderá apagar pontos manualmente caso a imagem não seja classificada automaticamente e então reclassificá-la.

São abordadas também no capítulo 5 as etapas destinadas à verificação e implementação de algoritmos desenvolvidos com auxílio do *Matlab* (URL6) permitindo a autenticação de um indivíduo. Na etapa de verificação, o programa implementado retorna como resposta a porcentagem de pontos verdadeiros mediante comparação de duas imagens. São apresentadas as etapas referentes às operações morfológicas. Dada uma imagem em tons de cinza, o primeiro passo é transformá-la em binária. Tomando-se as imagens binárias aplica-se o afinamento (*thinning*), ou seja, as linhas das imagens terão um *pixel* de espessura. Também foi implementado um filtro que permite limpar a imagem do esqueleto gerada. O próximo passo é extrair as minúcias, onde foi utilizado o conceito de *Crossing Number* (Tamura, 1978), (Baja, 1984), baseado na análise de vizinhança. Finalmente marcados os pontos correspondentes às cristas finais e às cristas bifurcadas é possível fazer o confronto das impressões digitais. Desta forma foram apresentados os resultados obtidos para os bancos de dados propostos neste trabalho e fez-se uma análise do tempo gasto para cada uma das etapas de classificação e de verificação.

Como resultado desta pesquisa são propostos os seguintes estudos:

- Desenvolvimento de técnicas de pré-processamento visando melhoria das cristas em imagens de impressões digitais (*image enhancement*),
- Estudo de técnicas de segmentação e restauração de imagens para utilização em imagens latentes,
- Análise dos poros (poroscopia) incorporados às demais minúcias para o propósito de verificação,
- Estudo de um método que permita extração de aspectos diretamente de imagens em tons de cinza. Isto evitaria todo o processo abordado em verificação, como a binarização da imagem (*threshold*) e principalmente o afinamento (*thinning*) que é um algoritmo que consome muito tempo de processamento uma vez que se trata de um algoritmo iterativo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(Abutaleb et al., 1999) ABUTALEB, Ahmed S.; KAMEL, M.. “*A Genetic Algorithm for the Estimation of Ridges in Fingerprints*”. IEEE Transactions on Image Processing, vol.8, nº 8, pp. 1134-1139, 1999.

(Asai et al., 1975) ASAI, Ko; HOSHINO, Yukio. YAMASHITA, Naoki; HIRATSUKA, Seiichi; “*Fingerprint Identification System*”. Second USA-Japan Computer Conference, session 1-4-1 a 1-4-6, pp. 30-35, 1975.

(Baja, 1984) BAJA, Arcelli. “*A width independent fast thinning algorithm*”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-7(4), 1984.

(Blue et al., 1994) BLUE, J. L.; CANDELA, G. T.; GROTH, P. J.; CHELLAPPA, R.; WILSON, C. L.. “*Evaluation of Pattern Classifiers for Fingerprint and OCR Applications*”. Pattern Recognition, vol. 27, nº 4, pp. 485-501, 1994.

(Bombonatti, 1984) BOMBONATTI, José. “*Manual de Classificação do Arquivo Monodactilar*”, pp. 1-17, 1984.

(Cappelli et al., 1999) CAPPELLI, Raffaele; LUMINI, Alessandra; MAIO, Dario; MALTONI, Davide. “*Fingerprint Classification by Directional Image Partitioning*”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, nº 5, pp. 402-421, 1999.

(Centeno et al., 1997) CENTENO, Jorge A. Silva; HAERTEL, Victor. “*An Adaptive Image Enhancement Algorithm*”. Pattern Recognition, vol. 30, nº 7, 1997.

(Chang, 1980) CHANG, T. L.. “*Texture Analysis of Digitized fingerprints for Singularity Detection*”. IEEE, CH1499-3/80/0000-0478, pp. 478-480, 1980.

(Chapel et al., 1941) CHAPEL, C. E.; McCANN, Coward. “*Fingerprinting – A Manual of Identification*”. New York, 1941.

(Cheung et al., 1987) CHEUNG, Y. S.; YIP, W. M.. “*A personal computer-based fingerprint identification system*”. Proc. IEEE Asian Electron. Conf. Hong Kong, 1987.

(Chong et al., 1992) CHONG, Michael M. S.; GAY, Robert K. L.; TAN, H. N.; LIU, J.. “*Automatic Representation of Fingerprints for Data Compression by B-Spline Functions*”. Pattern Recognition, vol. 25, nº 10, pp. 1199-1210, 1992.

(Chong et al., 1997) CHONG, Michael M. S.; GAY, Robert K. L.; TAN, Han Ngee; LIU, Jun. “*Geometric Framework for Fingerprint Image Classification*”. Pattern Recognition, vol. 30, nº 9, pp. 1475-1488, 1997.

(Coetzee et al., 1993) COETZEE, Louis; BOTHA, Elizabeth C.. "*Fingerprint Recognition in Low Quality Images*". Pattern Recognition, vol. 26, n° 10, pp. 1441-1460, 1993.

(Cowger, 1983) COWGER, J. F.. "*Friction Ridge Skin: Comparison and Identification of Fingerprints*". Elsevier, New York, 1983.

(CRUZ, 1999) CRUZ, Gilberto da; *Dados coletados em entrevista pessoal*, realizada em 8 de março de 1999.

(Elección, 1973) ELECCION, Marce. "*Pattern Recognition – Automatic Fingerprint Identification*". IEEE Spectrum, pp. 36-45, 1973.

(Farina et al., 1998) FARINA, Alessandro; KOVÁCS-VAJNA, Zsolt M.; LEONE, Alberto. "*Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images*". Pattern Recognition, 32, pp. 877-889, 1999.

(FBI, 1984) FBI: Federal Bureau of Investigation. "*The Science of Fingerprints: Classification and Uses*". U.S. Government Printing Office, Washington, DC (1984).

(Gonzalez et al., 1987) GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E.. "*Digital Image Processing*". Addison Wesley Publishing Company, 1987.

(Grasselli, 1969) GRASSELLI, Antonio. "*On the Automatic Classification of Fingerprints – Some Considerations on the Linguistic Interpretation of Pictures*". Methodologies of Pattern Recognition, S. Watanabe, pp. 253 – 273, Academic Press, 1969.

(Henry, 1905) HENRY, E. R.. "*Classification and Uses of Fingerprints*". Wyman and Sons Ltda, 1905.

(Hong et al., 1996) HONG, Lin; JAIN, Anil; PANKANTI, Sharath; BOLLE, Ruud. "*Fingerprint Enhancement*". Proc. Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 202-207, 1996.

(Hong et al., 1998a) HONG, Lin; JAIN, ANIL K.. "*Integrating Faces and Fingerprints for Personal Identification*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, n° 12, pp. 1295-1307, 1998.

(Hong et al., 1998b) HONG, Lin; JAIN, Anil. "*Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, n° 8, pp. 777-789, 1998.

(Hrechak et al., 1990) HRECHAK, Andrew K.; MCHUGH, James A.. "*Automated Fingerprint Recognition using Structural Matching*". Pattern Recognition, vol. 23, n° 8, pp. 893-904, 1990.

(Hung, 1993) HUNG, Douglas D. C.. "*Enhancement and Feature Purification of Fingerprint Images*". Pattern Recognition, vol. 26, n° 11, pp. 1661-1671, 1993.

(Isenor et al., 1986) ISENOT, D. K.; ZAKY, G.. "*Fingerprint Identification using Graph Matching*". Pattern Recognition, vol. 19, n° 2, pp. 113-122, 1986.

(Jain et al., 1997a) JAIN, Anil; HONG, Lin; PANKANTI, Sharath; BOLLE, Ruud. "*An Identity-Authentication System using Fingerprints*". Proceedings of the IEEE, vol. 85, n° 9, pp. 1365-1388, 1997.

(Jain et al., 1997b) JAIN, Anil K.; HONG, Lin; BOLLE, Ruud. "*On – Line Fingerprint Verification*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.19, n° 4, pp. 302-313, 1997.

(Jain et al., 1999) JAIN, Anil K.; PRABHAKAR, Salil; HONG, Lin. "*A Multichannel Approach to Fingerprint Classification*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, n° 4, pp. 348-359, 1999.

(Karu et al., 1996) KARU, Kalle; JAIN, Anil J.. "*Fingerprint Classification*". Pattern Recognition, vol. 29, n° 3, pp. 389-404, 1996.

(Kawagoe et al., 1984) KAWAGOE, Masahiro; TOJO, Akio. "*Fingerprint Pattern Classification*". Pattern Recognition, vol. 17, n° 3, pp. 295-303, 1984.

(Kawashima et al., 1984) KAWASHIMA, M.; KIJI, K.. "*Personal Identification by Fingerprint or Palmprint*". Inf. Process 25, pp. 599-605, 1984.

(Kehdy, 1968) KEHDY, Carlos. "*Exercícios de Dactiloscopia*". Ed. Sugestões Literárias, 1968.

(Lee et al., 1991) LEE, Henry C.; GAENSSLEN, R. E.. "*Advances in Fingerprint Technology*". Elsevier, New York, 1991.

(Lin et al., 1982a) LIN, C. H.; LIU, J. H.; OSTERBERG, J. W.; NICOL, J. D. "*Fingerprint comparison I – Similarity of Fingerprints*". J. Forensic Sci 27, pp. 290-304, 1982.

(Lin et al., 1982b) LIN, C. H.; LIU, J. H.; OSTERBERG, J. W.; NICOL, J. D.. "*Fingerprint comparison II– On the development of a single fingerprint filing and searching system*". J. Forensic Sci 27, pp. 305-317, 1982.

(Lindley, 1991) LINDLEY, Craig A.. "*Practical Image Processing in C (Aquisition, Manipulation, Storage)*". Ed. Wiley, 1991.

(Lumini et al., 1997) LUMINI, Alessandra; MAIO, Dario; MALTONI, Davide. "*Continuous versus Exclusive Classification for Fingerprint Retrieval*". Pattern Recognition Letters, 18, pp. 1027-1034, 1997.

(Luk et al., 1991) LUK, A.; LEUNG, S. H.; LEE, C. K.; LAU, W. H.. "A Two-Level Classifier for Fingerprint Recognition". Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems, Singapore, 1991.

(Maio et al., 1997) MAIO, Dario; MALTONI, Davide. "Direct Gray-Scale Minutiae Detection in Fingerprints". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, n° 1, pp. 27-40, 1997.

(Marion, 1991) MARION, Andre. "An Introduction to Image Processing". Ed. Chapman and Hall, 1991.

(Mehtre et al., 1987) MEHTRE, B. M.; MURTHY, N. N.; KAPOOR, S.; CHATTERJEE, B.. "Segmentation of Fingerprint Images using the Directional Image". Pattern Recognition, vol. 20, n°4, pp. 429-435, 1987.

(Mehtre et al., 1989) MEHTRE, B. M.; CHATTERJEE, B.. "Segmentation of Fingerprint Images – A Composite Method". Pattern Recognition, vol. 22, n°4, pp. 381-385, 1989.

(Mehtre, 1993) MEHTRE, B. M.. "Fingerprint Image Analysis for Automatic Identification". Machine Vision and Applications, vol. 6, n° 2 – 3, pp. 124-139, 1993.

(Meyer, 1999) MEYER, Helen. "Abstracts of Articles and Recent Literature". Computers and Security, vol. 18, pp. 149-154, 1999.

(Miller, 1994) MILLER, B.. "Vital Signs of Identity". IEEE Spectrum, vol. 31, n° 2, pp. 22-30, 1994.

(Moayer et al., 1975) MOAYER, Bijan; FU, King Sun. "A Syntactic Approach to Fingerprint Pattern Recognition". Pattern Recognition, vol. 7, pp. 1-23, 1975.

(Moayer et al., 1976a) MOAYER, Bijan; FU, King Sun. "A Tree System Approach for Fingerprint Pattern Recognition". IEEE Transactions on Computers, vol. C25, n° 3, pp. 262-274, 1976.

(Moayer et al., 1976b) MOAYER, Bijan; FU, King Sun. "An Application of Stochastic Languages to Fingerprint Pattern Recognition". Pattern Recognition, vol. 8, pp. 173-179, 1976.

(Newham, 1995) NEWHAM, E.. "The Biometric Report". New York : SJB Services, 1995.

(NIST, 1986) NIST - American National Standards Institute. "Fingerprint Identification – Data Format for Information Interchange". New York, 1986.

(NIST, 1992) WATSON, C. I.; WILSON, C. L.. "Nist Special Database 4". National Institute of Standards and Technology, Advanced Systems Division, Image Recognition Group, 1992.

- (Qinghan et al., 1986) QINGHAN, Xiao; ZHAOQI, Bian. "An Approach to Fingerprint Identification by using the attributes of feature lines of Fingerprint". 8th International Conference on Pattern Recognition, pp. 663-665, 1986.
- (Rao et al., 1974) RAO, C. V. Kameswara; PRASADA, B.; SARMA, K. R.. "An automatic fingerprint classification system". Proc. Second Int. Conf. Pattern Recognition, Copenhagen, Denmark, 1974.
- (Rao, 1976) RAO, Kameswara. "Feature Extraction for Fingerprint Classification". Pattern Recognition, vol. 8, pp. 181-192, 1976.
- (Rao et al., 1978) RAO, Kameswara; BALCK, Kenneth. "Finding the Core Point in a Fingerprint". IEEE Transactions on Computers, vol. C-27, n° 1, 1978.
- (Rao et al., 1980) RAO, Kameswara; BALCK, Kenneth. "Type Classification of Fingerprints: a syntatic approach". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 2, n° 3, pp. 223-231, 1980.
- (Ratha et al., 1995) RATHA, Nalini K.; CHEN, Shaoyun; JAIN, Anil K.. "Adaptive Flow Orientation – Based Feature Extraction in Fingerprint Images". Pattern Recognition, vol. 28, n° 11, pp. 1657-1672, 1995.
- (Ratha et al., 1996) 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, vol. 18, n° 8, pp. 799-813, 1996.
- (Roddy et al., 1997) RODDY, Andrea R.; STOSZ, Jonathan D.. "Fingerprint Features – Statistical Analysis and system Performance Estimates". Proceedings of the IEEE, vol. 85, n° 9, pp. 1389-1421, 1997.
- (Sherlock et al., 1992a) SHERLOCK, B. G.; MONRO, D. M.; MILLARD, K.. "Algorithm for Enhancing Fingerprint Images". Electronics Letters, vol. 28, n° 18, 1992.
- (Sherlock et al., 1992b) SHERLOCK, B. G.; MONRO, D. M.. "A model for interpreting fingerprint topology". Pattern Recognition, vol. 26, n° 7, pp. 1047-1055, 1993.
- (Sherlock et al., 1994) SHERLOCK, B. G.; MONRO, D. M.; MILLARD, K.. "Fingerprint enhancement by directional Fourier filtering". IEEE Proc. Visual Image Signal Processing, 141 (2), pp. 87-94, 1994.
- (Sims, 1994) SIMS, Dave. "Decriminalizing the Fingerprint". IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 15-16, 1994.

(Srinivasan et al., 1992) SRINIVASAN, V. S.; MURTHY, N. N.. “*Detection of Singular Points in Fingerprint Images*”. Pattern Recognition, vol. 25, nº 2, pp. 139-153, 1992.

(Stock et al., 1969) STOCK, R. M.; SWONGER, C. W.. “*Development and Evaluation of a reader of Fingerprint Minutiae*”. Cornell Aeronautical Laboratory, Technical Report CAL nºXM-2478-X-1: 13-17, 1969.

(Tamura, 1978) TAMURA, H.. “*A Comparison of Line Thinning Algorithms from Digital Geometry Viewpoint*”. Proc. of 4th Int. Jt. Conf. On Pattern Recognition, Kyoto Japan, 1978.

(Verma et al., 1987) VERMA, M. R.; MAJUNDAR, A. K.; CHATTERJEE, B.. “*Edge Detection in Fingerprints*”. Pattern Recognition, vol. 20, nº 5, pp. 513-523, 1987.

(Wahab et al., 1998) WAHAB, A.; CHIN, S. H.; TAN, E. C.. “*Novel approach to automated fingerprint recognition*”. IEE Proc. Vis. Image Signal Processing, vol. 145, nº 3, pp. 160-166, 1998.

(Wilson et al., 1994) WILSON, C. L.; CANDELA, G. T.; WATSON, C. I.. “*Neural Network Fingerprint Classification*”. Journal of Artificial Neural Networks, 1(2), pp. 203-228, 1994.

(Xiao et al., 1986) XIAO, Q.; BIAN, Z.. “*An approach to fingerprint identification by using the attributes of feature lines of fingerprint*”. Proc. 8th Int. Conf. Pattern Recognition, Paris, pp. 663-665, 1986.

(Xiao et al., 1991a) XIAO, Q.; RAAFAT, H.. “*Combining statistical and structural information for fingerprint image processing: classification and identification*”. Pattern Recognition: Architectures, Algorithms and Applications, World Scientific, Singapore, 1991.

(Xiao et al., 1991b) XIAO, Qinghan; RAAFAT, Hazem. “*Fingerprint Image Postprocessing: A Combined Statistical and Structural Approach*”. Pattern Recognition, vol. 24, nº 10, pp. 985-992, 1991.

REFERÊNCIAS: URL'S

(URL1) <http://www.uol.com.br/michaelis/> Acesso em 20 de agosto de 2001.

(URL2) <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/> Acesso em 20 de agosto de 2001.

(URL3) http://www.itl.nist.gov/iani/894.03/databases/defs/vip_dbases.htm Acesso em 10 de maio de 2000.

(URL4) http://www.csr.unibo.it/research/biolab/bio_tree.html Acesso em 10 de maio de 2000.

(URL5) <http://www.arid.com.br/Aplicacoes/Fragmento.htm> Acesso em 20 de setembro de 2001.

(URL6) <http://www.mathworks.com/index.shtml> Acesso em 20 de setembro de 2001.

(URL7) <http://www.dermalog.de/english/index.html> Acesso em 20 de setembro de 2001.

(URL8) <http://www.tasksistemas.com.br/> Acesso em 20 de setembro de 2001.

(URL9) <http://www.identix.com/authentication/biometrics/swalgorithms.asp> Acesso em 20 de setembro de 2001.

GLOSSÁRIO

Atributo – sub-aspecto: posição, tamanho, orientação.

Autenticação – confirmação de uma identidade.

BMP – *bitmap*, representação de uma imagem, mapa de bits. O formato do arquivo *bitmap* é composto por: *header* (informações do cabeçalho), *info* (informações do *bitmap*) e *data* (imagem propriamente dita).

Dactiloscopia – estudo das impressões digitais, sistema de verificação que faz uso das impressões digitais.

Desenho digital – é o desenho formado pelas cristas papilares.

dpi – refere-se a resolução em um scanner (pontos por polegada).

FAR – false accept rate; tentativa de um sistema permitir acesso ao impostor.

FRR – false reject rate; tentativa de um sistema de rejeitar um usuário válido.

Feature – características, aspectos, pontos de interesse, minúcias.

Feature configurations - conjunto de aspectos específicos que definem geometricamente uma área conhecida de interesse.

Galton feature – definem os aspectos de Galton,; são as chamadas minúcias ou pontos característicos conhecidos por cristas finais, cristas bifurcadas, ilhas, esporas, cruzamentos, etc...

Identification – processo onde a identidade do usuário é desconhecida. O sistema determina se o usuário desconhecido faz parte de um banco de dados de usuários válidos.

Inked fingerprint (método *ink and paper*) – imagem resultante da aplicação de tinta para rolar o dedo em uma superfície (papel); resultado de uma impressão digital rolada em papel.

Imagem direcional – mapa de direções de uma impressão digital. Especialistas da área propõem o uso de 8 ou 16 direções.

Impressão digital – mesmo que datilograma, é a reprodução do desenho digital.

Latent – impressão digital parcial semelhante as colhidas em local de crime.

Matching – comparação; aspectos que representam um template que possibilita a comparação das minúcias.

Minutiae – estrutura das cristas que permitem diferenciar os indivíduos, determinam a unicidade de um indivíduo. Também recebem o nome de pontos característicos, aspectos de Galton ou *features*.

Performance – medidas de FAR e FRR para um dado sistema.

PIN – *Personal Identification Number*

Pixel – menor unidade ou ponto de um monitor de vídeo cuja cor ou brilho podem ser controlados; elemento de imagem; pode ser usado como unidade de comprimento de área.

Sites – refere-se à páginas da internet.

Template – conjunto de dados extraídos de uma imagem de impressão digital.

Uniqueness – chave para FAR, probabilidade da ocorrência da configuração de aspectos.

Verification – processo onde o sistema faz a comparação de dados de entrada com um *template* registrado no banco de dados, permitindo ou não o acesso do usuário.

APÊNDICE A

Foi desenvolvida uma biblioteca para classificação de impressões digitais utilizando a linguagem de programação C. Optou-se por esta linguagem por ser consagrada no meio científico e que independe do compilador, ou seja, é uma linguagem de alto nível cujo código pode ser portado em plataformas distintas, *Windows*, *Linux* ou qualquer outro sistema que aceite o padrão ANSI C++.

Biblioteca *SBITMAP.H* (declaração das funções) e *SBITMAP.CPP* (implementação das funções)

- **FU_LER_BMP**: função encarregada de ler um arquivo *bitmap*.
- **FU_GRAVAR_BMP**: dado um nome de arquivo, um *bitmap header*, *info* e *data*, gera o arquivo no formato *bitmap*.
- **FU_GRAVAR_DIREC**: dado um nome de arquivo e uma matriz direcional, grava a matriz direcional em disco. Retorna zero se tudo der certo.
- **FU_LER_DIREC**: dado um nome de arquivo e uma matriz direcional, lê a matriz direcional gravada em disco, o número de direções, de linhas e colunas da respectiva matriz. Retorna zero se tudo der certo.
- **SU_CALC_TAM_ARQ_BMP**: função que, dado um arquivo de informação de *bitmap*, calcula o tamanho da imagem *bitmap* armazenando o valor em uma variável *ulng TamImagem*. *Unsigned long* é uma variável do tipo *long* (4 bytes) sem bit de sinal, ou seja, somente armazena números positivos até 4 bilhões e 200 mil (2 elevado a 32).
- **SU_BMP_BALDE**: função que faz o papel do “baldinho do *Paint*”. Dado um *pixel* inicial e um *pixel* final, pinta com a cor fornecida em RGB.
- **SU_DESENHAR_SETA**: dada uma determinada direção, um tamanho de seta, uma posição x,y central e as matrizes que compõem um *bitmap*, desenha uma seta.
- **SU_BMP_RETA**: função que desenha uma reta. Dado um ponto inicial (x, y), um ponto final (xf, yf), uma espessura da reta e a cor (em RGB), desenha uma reta no *bitmap*.
- **FU_TRATA_ANG**: esta função posiciona determinada direção em um quadrante estabelecido pelo índice de *Poincaré*.

- SU_ANGTORAD: dado um arco em ângulos, transforma para radianos.
- SU_RADTOANG: dado um arco em radianos, transforma para ângulo.
- FU_CALC_DIF: dada as direções, calcula a diferença em uma máscara 2x2 no sentido anti-horário (Classificação Privada).
- FU_OBTER_MEDIA_GRADE: esta função fornece a média dos *pixels* na grade (obtém resultado).
- SU_APLICAR_MEDIA: esta função faz a média dos valores em uma grade considerada. Se valor da média for menor que o valor do *pixel* central, a grade receberá o valor zero, caso contrário recebe o valor da média calculado.
- FU_ANG_DELTA: dada a direção dos blocos, o ponto núcleo e o delta, calcula o índice de *Poincaré*, (Classificação Privada).
- FU_ANG_EXC: função desenvolvida para a classificação semi-automática. Recebe um ponto (j, i), uma matriz de exceção e um tamanho de falha, (Classificação Privada).
- FU_LER_ANG_EXC: lê o arquivo de exceção e joga os valores posicionais no vetor de exceções. Inicializa a variável *angs_exc*: se houver arquivo de exceção, inicializa com os valores existentes no arquivo.
- FU_GRAVAR_CLA: dada uma matriz de caracteres (N, D, O) e suas dimensões, grava em formato TXT.
- FU_LER_CLA: dado um nome de arquivo, preenche as variáveis: *matriz*, *sint_num_linha*, *sint_num_coluna*.
- FU_CLASSIFICA: faz a classificação propriamente dita, retornando número de pontos singulares, pontos núcleo e delta, aplicando os critérios estabelecidos, se necessário.
- FU_GRAVAR_BITMAP_CLASSIFIC: a partir da matriz de classificação, grava um *bitmap* para visualização gráfica.
- FU_GERA_RELATORIO_CLASSIFICA: gera o resultado na tela com os resultados da classificação.
- STR_SUBSTRING: esta função recebe uma *string* (*char) e retorna *n* caracteres a partir de um certo ponto da *string*.

Lista de Programas

1) BMP_TO_DIR: dado um arquivo *bitmap*, gera o arquivo direcional.

Funções Internas:

- SU_DET_DIR: dada a matriz com um BMP em tons de cinza (*bitmapdata*), um *pixel* central (i, j) e o número de direções em estudo, gera a matriz com os vetores direcionais possíveis (por exemplo, S(0), S(1), S(2),..., s(MAX_DIRECS)), contendo o valor de cada *pixel* no BMP em questão.
- FU_PEGA_DIR_MAX: dado o número de direções, retorna o índice da maior direção existente nos vetores direcionais.
- FU_PEGA_DIR_MIN: dado o número de direções, retorna o índice da menor direção existente nos vetores direcionais.
- FU_SOMA_DIR: dada uma direção, o número de direções e os vetores direcionais, retorna a soma dos valores existentes em determinada direção.
- FU_PEGA_DIR_SOMA: dado o número de direções e os vetores direcionais, retorna a soma dos valores em todas as direções.

2) BMP_TO_NUM: dado um arquivo *bitmap*, gera o arquivo com a matriz numérica.

3) CLASSIF: este programa permite fazer a classificação de impressões digitais baseado no cálculo do índice de *Poincaré*.

4) CLASSIF-GRAF: este programa permite a visualização da interface gráfica.

5) POINCARÉ: este programa faz o cálculo do índice de *Poincaré* para posterior classificação.

6) PREPBMP: este programa permite fazer o ajuste de contraste em uma determinada grade. Se a média dos *pixels* da grade considerada for menor que o valor do *pixel* central, então a grade recebe valor 0 (preto). Caso contrário a grade receberá valor da média encontrada (valor médio da grade).

- 7) SUAVDIR: este programa faz a suavização de um mapa direcional utilizando o método seno-cosseno, proposto na literatura.
- 8) SUAVDIR_MODA: este programa faz a suavização de um mapa direcional utilizando o método estatístico, ou seja, atribui-se ao bloco a direção que aparecer com maior frequência.
- 9) VISBMP: dado um arquivo *bitmap*, gera um arquivo texto contendo uma matriz com valores numéricos.
- 10) VISSETA: dado um arquivo direcional, gera um arquivo *bitmap*.
- 11) FILCLA: dada uma matriz com valores N, D, O, (núcleo, delta, ordinário, respectivamente), aplica critérios para filtragem e posterior classificação.
 - SU_CRITERIO_VIZINHO: esta função apresenta os critérios de estudo de vizinhança para eliminação de pontos de interesse falsos, visando posteriormente uma classificação (reclassificação) automática.
 - SU_CRITERIO_BORDA: esta função elimina pontos de interesse (núcleos e deltas) que estejam localizados na 1ª borda, ou seja, na borda externa, visando posteriormente uma classificação (reclassificação) automática.
 - FU_GRAVA_LOG: fornece um relatório mostrando quais pontos foram desconsiderados após a classificação

APÊNDICE B

A verificação de impressões digitais foi desenvolvida com auxílio de uma ferramenta denominada *MatLab*. Esta ferramenta apresenta um *toolbox* para processamento de imagens com algumas funções pré-definidas, que facilitam o trabalho com imagens uma vez que é uma linguagem orientada ao tratamento de vetores e matrizes.

Lista de Programas

- 1) INICIAR: este programa carrega duas imagens (imagem A e imagem B) em tons de cinza, para serem comparadas.

Funções Internas:

- SCANIMAGE: *prompt* para o usuário escolher um arquivo. Esta função chama “*letest*”.
- LETEST: Esta função lê o arquivo selecionado e redimensiona a imagem.

- 2) BINARIZAÇÃO: dado os arquivos (imagem A e imagem B) em tons de cinza, converte as imagens em binária (0 ou 1).

Funções Internas:

- THRES: Esta função executa o *threshold* adaptativo, ou seja, considerando um tamanho de bloco transforma as imagens A e B em binárias.

- 3) THINNING: dadas imagens binárias, esta função executa o afinamento.

Funções Internas:

- AFINA: Esta função chama AFINA2 cinco vezes.
- AFINA2: Esta função executa o afinamento até que se obtenha 1 *pixel* de espessura (esqueleto da imagem).
- N_MASCARA: máscara 3x3 utilizada para varrer a imagem e retorna um valor correspondente a somatória da máscara, auxilia no processo de afinamento.
- T_MASCARA: máscara 3x3 (mudança de posição x, y) utilizada para varrer a imagem, auxilia no processo de afinamento.

- VIZ_157: esta função retorna o produto dos *pixels* correspondentes aos vizinhos P1, P5, P7.
- VIZ_357: esta função retorna o produto dos *pixels* correspondentes aos vizinhos P3, P5, P7.

4) FILTRO I: dado o esqueleto das imagens, aplica-se um filtro que permite limpar estas imagens afinadas.

Funções Internas:

- VIZINHANCA: Esta função executa a limpeza do esqueleto baseado em critérios de vizinhança.

5) MINÚCIAS: este programa localiza minúcias em ambas as imagens, gerando uma lista dos pontos correspondentes a cristas finais e bifurcações para cada imagem.

Funções Internas:

- ACHAR_LISTA: Esta função retorna uma lista de pontos finais e bifurcados, baseando-se no cálculo do *crossing number*.
- MOSTRA_LISTA: Esta função exhibe a imagem com todos os pontos da lista marcados.

6) FITRO II: este programa determina todas as minúcias válidas.

Funções Internas:

- TRILHA_FINAL: Esta função usa uma imagem de entrada e a lista de pontos finais para gerar uma imagem de saída “limpa” e uma lista das minúcias verdadeiras (pontos finais).
- MOSTRA_LISTA: Esta função exhibe a imagem com os pontos verdadeiros da lista.

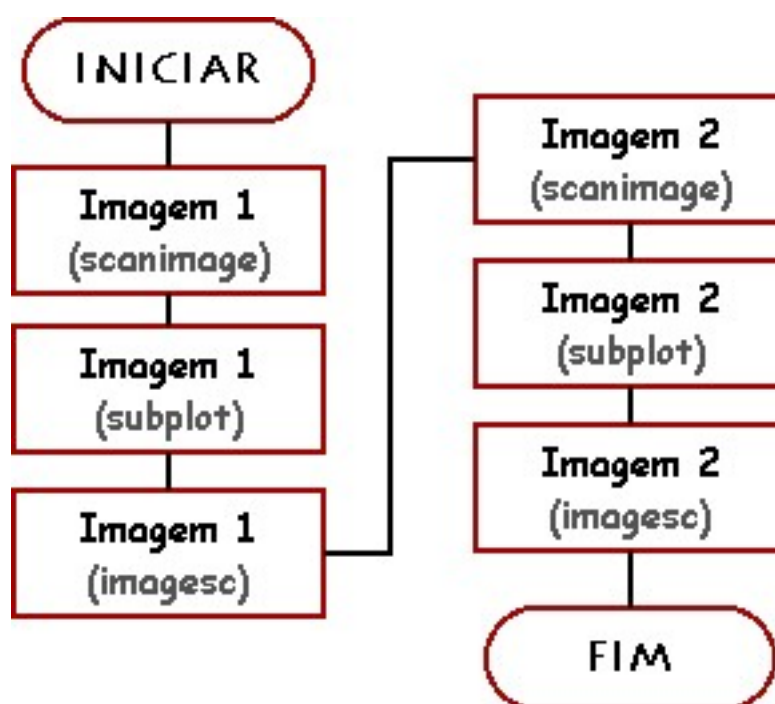
7) COMPARAÇÃO: este programa compara as listas de minúcias geradas e fornece a porcentagem de pontos comparados.

Funções Internas:

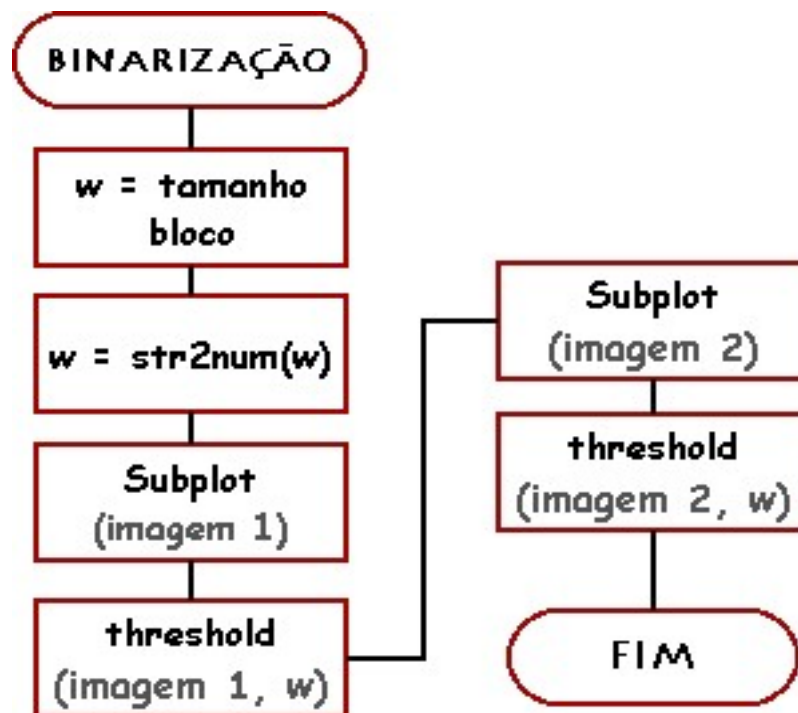
- COMPARA: Esta função retorna porcentagem de pontos comparados.

A seguir são apresentados os diagramas correspondentes a cada botão implementado na fase de verificação, chamados de diagramas de blocos em camadas. Graficamente são mostrados todos os programas e respectivas funções, acreditando desta forma, facilitar o entendimento das etapas no processo de verificação de impressões digitais.

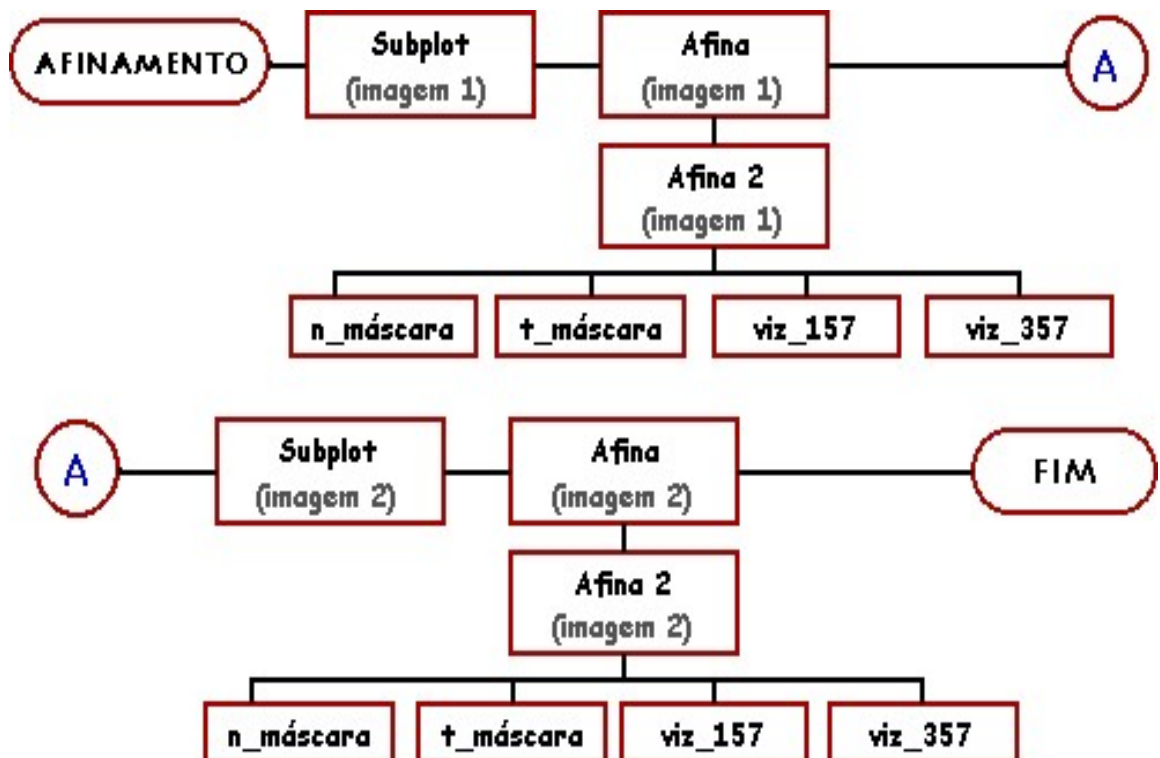
Botão INICIAR



Botão BINARIZAÇÃO



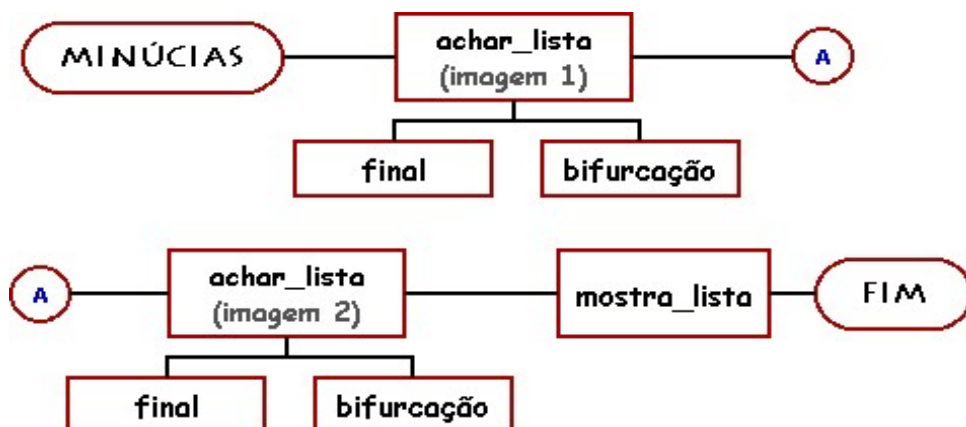
Botão AFINAMENTO (*Thinning*)



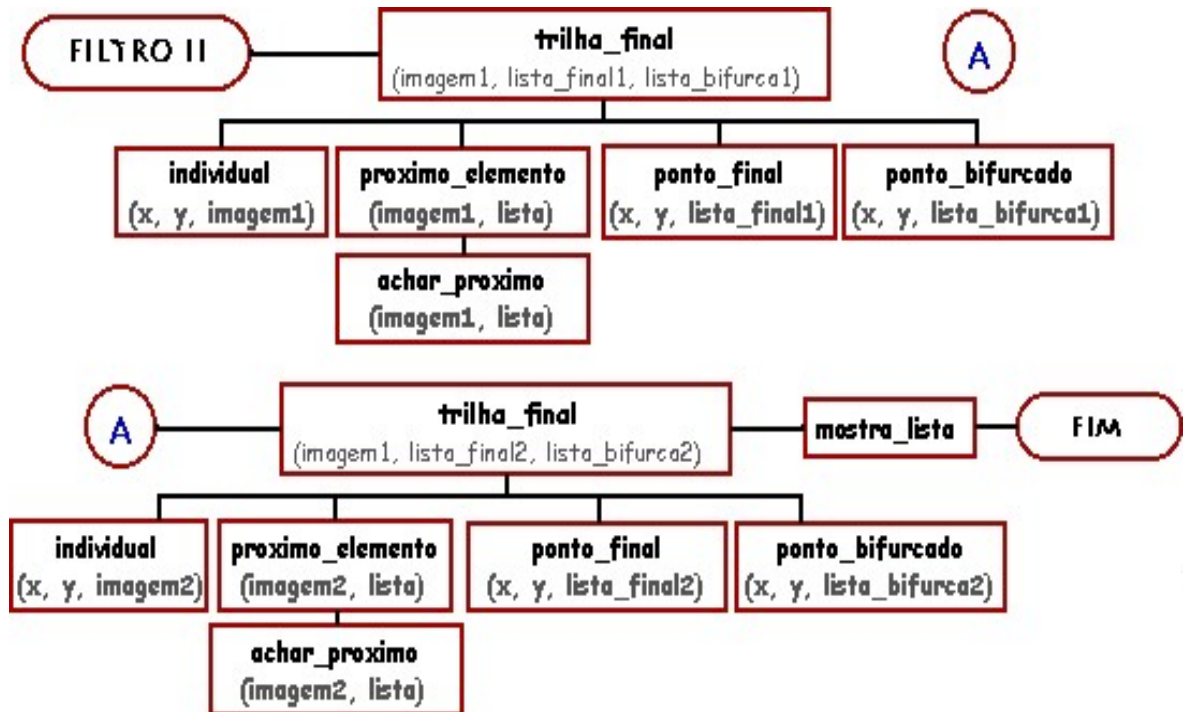
Botão FILTRO I



Botão MINÚCIAS



Botão FILTRO II



Botão COMPARAÇÃO (matching)

