UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

EXTRAÇÃO DE MINÚCIAS EM IMAGENS DE
IMPRESSÕES DIGITAIS

Ricardo Salvino Casado

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Profa. Dra. Maria Stela Veludo de Paiva

São Carlos
2008

Aos meus pais, Oleriano Veloso Casado e Neuza Salvino, que me ensinaram os caminhos corretos da vida. A minha irmã Renata.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter me concebido a vida e ter me dado uma oportunidade que poucas pessoas deste planeta podem ter, que é a do conhecimento.

A amiga e orientadora Profa. Dra. Maria Stela Veludo de Paiva pelas aulas e orientações, pela dedicação sempre ajudando com minhas dúvidas e correção deste trabalho, onde jamais esquecerei os esforços feitos para que eu pudesse concluí-lo, e também pela confiança depositada em minha pessoa na qual permitiu que eu fosse o primeiro de minha família ter o privilégio de cursar um mestrado. Minha sincera gratidão.

Aos meus pais pela confiança e apoio que depositaram em minha pessoa para que eu pudesse realizar mais um sonho. Obrigado por existirem.

Aos meus amigos do Laboratório de Visão Computacional pelas horas de estudos, descontração e pela ajuda concebida por todos em meus momentos de dúvidas. Um agradecimento especial ao meu amigo André Tarallo o “PIU”, pela companhia de oito anos desde a graduação até aqui, ao amigo Antônio Henrique o “CARIOCA” por estar sempre disposto a ajudar com minhas pesquisas, também aos amigos Anderson o “Cajuru” e Wellington Rocha e as amigas Deise, Nilvana e Michelle. Obrigado por tudo, jamais os esquecerei.

Ao departamento de Engenharia Elétrica da EESC / USP que me ofereceu o melhor conhecimento que uma pessoa poderia ter, com os professores mais competentes que conheci. Em especial ao Prof. Ivan Nunes pelo conhecimento passado e por toda ajuda prestada, estando sempre disponível para esclarecer minhas dúvidas, jamais me esquecerei das aulas de Redes Neurais Artificiais.

A Marisa da secretaria de Engenharia Elétrica por estar sempre disposta a tirar minhas dúvidas com relação a datas e documentos, obrigado por tudo.

Resumo

Casado, R. S. (2008). Extração de minúcias em impressões digitais. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

Este trabalho descreve um método desenvolvido para a extração de minúcias em imagens de impressões digitais, baseado na abordagem clássica de binarização da imagem. O método é composto por três módulos: módulo de pré-processamento, para o aumento da discriminação visual, módulo de extração de minúcias, e módulo de pós-processamento para a remoção de falsas minúcias. As imagens de impressões digitais foram obtidas da base de dados FVC2004 (*Fingerprint Verification Competition*), e incluem imagens sintéticas e reais. A validação dos testes foi feita através de métodos quantitativos de medida chamados “sensibilidade” e “especificidade”. Os melhores resultados do software implementado foram obtidos com as imagens sintéticas seguido das imagens adquiridas com sensor óptico. As imagens obtidas através de sensor térmico apresentaram diferença de resultado considerável em relação às imagens dos demais bancos, pelo fato de conterem maior quantidade de ruído.

- **Palavras-Chave:**

Biometria, Extração de Minúcias, Impressão Digital.

Abstract

In this research a method for minutiae extraction in fingerprints images, based on classical approach of image binarization, is presented. The method is composed by three main modules: preprocessing, minutiae detection and post-processing. It was used fingerprint images from FVC2004 database (Fingerprint Verification Competition) that includes synthetic and real images. The tests validation was made through quantitative methods of measurement called “sensitivity” and “specificity”. The best results obtained with the developed software were with synthetic images followed by the images acquired with optical sensor. The results obtained with the thermal sensor images were worse than the ones obtained with synthetic and real images, showing a considerable difference, because they contain more noise.

- **Key-Words:**

Minutiae Extraction, Fingerprint, Biometry.

Lista de Tabelas

Tabela 2.1: Comparação de avaliação entre algumas características biométricas.....	8
Tabela 6.1: Minúcias detectadas em imagens selecionadas aleatoriamente com respectivos números de verdadeiras minúcias (MV), minúcias perdidas (MP) e falsas minúcias(FM).....	81
Tabela 6.2: Porcentagem de sensibilidade (S) e especificidade (E) do DB2.....	83
Tabela 6.3: Porcentagem de sensibilidade (S) e especificidade (E) do DB3.....	83
Tabela 6.4: Porcentagem de sensibilidade (S) e especificidade (E) do DB4.....	84

Lista de Figuras

Figura 1.1: Apresentação das minúcias.....	3
Figura 1.2: Modelo de um Sistema de Extração de Minúcias.....	4
Figura 2.1: Várias modalidades biométricas: (a) impressão digital, (b) voz, (c) assinatura, (d) face, (e) geometria da mão e (f) DNA.....	8
Figura 2.2: Análise manual.....	11
Figura 2.3: Impressão tintada em papel e impressão adquirida em um leitor touchsafell da Identix.....	12
Figura 2.4: Exemplo de leitores biométricos.....	12
Figura 2.5: Duas imagens da mesma impressão digital.....	13
Figura 2.6: Alterações em uma vizinhança local de uma impressão digital.....	14
Figura 2.7: Amostra de vários tipos de minúcias.....	14
Figura 2.8: Os dois tipos de minúcias mais usados (a) terminação (b) bifurcação e (c) é a localização de várias minúcias.....	15
Figura 2.9: Exemplos de pontos singulares.....	16
Figura 2.10: Exemplo das cinco classes de impressões digitais.....	16
Figura 3.1: Sistema de autenticação de uma impressão digital.....	21
Figura 3.2: Gráfico de demonstração do FAR e FRR.....	22
Figura 3.3: Módulo de reconhecimento de padrões.....	24
Figura 3.4: Pontos singulares (núcleo ou core) e (delta) de uma impressão digital.....	25
Figura 3.5: Comparação de minúcias para o reconhecimento.....	28
Figura 4.1: Imagem de um fragmento de impressão digital (esquerda) e o resultado obtido após o processo de binarização (direita).....	32
Figura 4.2: Fragmento de uma impressão digital binarizada (esquerda) fragmento resultante do processo do afinamento (direita).....	32

Figura 4.3: Imagem de impressão digital de boa qualidade.....	33
Figura 4.4: Imagem de uma impressão digital de baixa qualidade.....	33
Figura 4.5: Resultados do método apresentado: (a) imagem de entrada (b) imagem direcional (c) imagem binarizada (d) imagem afinada e (e) imagem com as minúcias extraídas.....	36
Figura 4.7: Conjuntos nebulosos que definem se uma região é clara ou escura de acordo com o nível de cinza.....	37
Figura 4.8: Janelas utilizadas pelo sistema nebuloso proposto em (SAGAR et. al., 1995) para determinar a presença de uma minúcia.....	38
Figura 4.9: Linhas de uma impressão digital vistas como um sólido tridimensional, onde o tom de cinza da imagem representa a altura da superfície. Os eixos z, j e i representam respectivamente o tom de cinza da imagem, a direção das linhas e a direção ortogonal às linhas. As linhas representam máximos locais ao longo do eixo i.....	39
Figura 4.10: Imagem de uma terminação obtida através da equação 4.1, mapeando-se os valores 0 e 1 dos tons de cinza, para branco e preto respectivamente.....	41
Figura 4.11: (a) Região local de uma impressão digital (b) Máscara de aproximação da superfície (c, d) Espectro de Fourier de (a) e (b).....	43
Figura 4.12: Gráfico da curva ROC em escalas log-log do algoritmo proposto.....	44
Figura 5.1: Módulos do algoritmo de extração de minúcias.....	47
Figura 5.2: Amostras de imagens do DB2, DB3 e DB4 da base de dados FVC2004 (<i>The Third International Fingerprint Verification Competition</i>).....	48
Figura 5.3: Técnicas utilizadas na etapa de pré-processamento.....	49
Figura 5.4: Histograma de equalização da imagem original (a) e da equalizada (b).....	50
Figura 5.5: Comparação da imagem original (a) e imagem equalizada (b).....	50
Figura 5.6: (a) Imagem equalizada e (b) imagem aprimorada pela FFT.....	53
Figura 5.7: Filtro da média (a) e filtro gaussiano passa-baixa (b).....	54
Figura 5.8: Imagem aprimorada pela FFT (a) e filtrada pelos filtros de suavização (b).....	54
Figura 5.9: Imagem aprimorada (a) e imagem binarizada (b).....	55

Figura 5.10: Em (a) Gradientes e (b) Campo direcional.....	57
Figura 5.11: Ilustração da ambigüidade no cálculo da tangente.....	59
Figura 5.11: Ilustração da ambigüidade no cálculo da tangente.....	61
Figura 5.13: imagem direcional (a) e região de interesse da imagem (b).....	62
Figura 5.14: Técnicas usadas no módulo de extração das minúcias.....	62
Figura 5.15: Família de elementos estruturantes.....	64
Figura 5.16: ROI em (a) e imagem resultante após a operação de afinamento em (b).....	64
Figura 5.17: Operação <i>clean</i> : máscara para remoção de pontos isolados.....	65
Figura 5.18: Operação <i>hbreak</i> : máscara antes encontrada (a) máscara após remoção (b).....	65
Figura 5.19: Operação <i>spur</i> : máscara antes encontrada (a) e após a remoção dos <i>spurs</i> (b).....	66
Figura 5.20: Imagem afinada (a) Imagem após a remoção de ruídos com operadores morfológicos (b) e imagem após filtragem de suavização(c).....	66
Figura 5.21: Exemplos de minúcias encontradas. (a) bifurcação e (b) terminação.....	67
Figura 5.22: Imagem após remoção de ruídos (a) e Imagem após detecção de minúcias (b).....	68
Figura 5.23: Etapa do módulo de pós-processamento.....	68
Figura 5.24: Estrutura de falsas minúcias.....	69
Figura 5.25: Imagem com minúcias detectadas (a) e imagem após a remoção de falsas minúcias (b).....	70
Figura 6.1: Imagem original (a) e após a equalização (b).....	74
Figura 6.2: Imagem após aprimoramento pela FFT e filtragem de suavização (a) e após a binarização (b).....	74
Figura 6.3: Imagem após estimação da orientação (a) e após o cálculo da região de interesse (b).....	75
Figura 6.4: Após afinamento (a) e após a filtragem com operadores morfológicos (b).....	75

Figura 6.5: Imagem após detecção de minúcias (a) e após a remoção de falsas minúcias (b).....	76
Figura 6.6: Imagem original (a) e após a equalização (b).....	76
Figura 6.7: Imagem Imagem após aprimoramento pela FFT e filtragem de suavização (a) e após a binarização (b).....	77
Figura 6.8: Imagem após estimação da orientação (a) e após o cálculo da região de interesse (b).....	77
Figura 6.9: Após afinamento (a) e após a filtragem com operadores morfológicos (b).....	78
Figura 6.10: Imagem após detecção de minúcias (a) e após a remoção de falsas minúcias (b).....	78
Figura 6.11: Imagem original (a) e após a equalização (b).....	79
Figura 6.12: Imagem após aprimoramento pela FFT (a) e após a binarização (b).....	79
Figura 6.13: Imagem após estimação da orientação (a) e após o cálculo da região de interesse (b).....	80
Figura 6.14: Após afinamento (a) e após a filtragem com operadores morfológicos (b).....	80
Figura 6.15: Imagem após detecção de minúcias (a) e após a remoção de falsas minúcias (b).....	81
Figura 6.16: Gráfico das minúcias do DB2.....	82
Figura 6.17: Gráfico das minúcias do DB3.....	83
Figura 6.18: Gráfico das minúcias do DB4.....	83
Figura 6.19: Gráfico ilustra a média da sensibilidade e especificidade de cada banco.....	85

Sumário

RESUMO.....	III
ABSTRACT.....	IV
LISTA DE TABELAS.....	V
LISTA DE FIGURAS.....	VI
SUMÁRIO.....	X
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Objetivos do trabalho.....	3
1.2 Estrutura do Trabalho.....	4
2 TÉCNICAS BIOMÉTRICAS.....	7
2.1 Considerações iniciais.....	7
2.2 Introdução.....	7
2.3 Reconhecimento baseado na íris.....	9
2.4 Reconhecimento baseado na face.....	9
2.5 Reconhecimento baseado em assinaturas.....	10
2.6 Reconhecimento baseado na voz.....	10
2.7 Reconhecimento baseado na impressão digital.....	11
2.8 Considerações finais.....	17
3 AFIS (AUTOMATIC FINGERPRINT IDENTIFICATION SYSTEM).....	19
3.1 Considerações iniciais.....	19
3.2 Introdução.....	19
3.3 AFIS atuais e métodos utilizados.....	19
3.4 Módulos de reconhecimento de padrões.....	23
3.5 Métodos de classificação de impressões digitais.....	24
3.6 Métodos de verificação de impressões digitais.....	27
3.7 Considerações finais.....	29
4 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS EM IMPRESSÕES DIGITAIS.....	31
4.1 Considerações iniciais.....	31
4.2 Introdução.....	31
4.3 Método clássico.....	31
4.4 Métodos não clássicos.....	36
4.5 Considerações finais.....	45
5 EXTRAÇÃO DE MINÚCIAS EM IMAGENS DE IMPRESSÃO DIGITAL: METODOLOGIA... 47	47
5.1 Considerações iniciais.....	47
5.2 Visão geral do algoritmo de extração de minúcias.....	47
5.3 Aquisição das imagens.....	48
5.4 Módulo de pré-processamento.....	49
5.4.1 Espalhamento de contraste.....	49
5.4.2 Aprimoramento da imagem através da FFT.....	51
5.4.3 Filtros de suavização.....	53
5.4.4 Binarização.....	54
5.4.5 Estimação da imagem direcional.....	56
5.4.6 Cálculo da região de interesse através de operadores morfológicos.....	61
5.5 Módulo de extração das minúcias.....	62
5.5.1 Afinamento (thinning).....	63
5.5.2 Filtros morfológicos.....	65

5.5.3	Detecção de minúcias.....	67
5.6	Módulo de pós-processamento.....	68
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	71
6.1	Considerações iniciais.....	71
6.2	Resultados e discussões.....	71
6.2.1	Exemplos de imagens resultantes após as diferentes etapas do algoritmo.....	72
6.2.2	Resultados considerando o numero de minúcias.....	80
6.2.3	Resultados considerando a sensibilidade e a especificidade.....	83
6.2.4	Tempo gasto em cada etapa do algoritmo.....	84
6.3	Discussões.....	86
7	CONCLUSÕES.....	87
7.1	Trabalhos futuros.....	87
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	89
	APÊNDICE A – IMAGENS DO DB2.....	94
	APÊNDICE B – IMAGENS DO DB3.....	97
	APÊNDICE C – IMAGENS DO DB4.....	100

1 Introdução

Métodos seguros para o reconhecimento automático de indivíduos ou confirmação de identidade têm se tornado de extremo interesse, seja em ambientes físicos ou virtuais, motivando a pesquisa de novas tecnologias dedicadas à segurança, especialmente para o caso de identificação de pessoas. Entretanto, não são recentes as tentativas de construção de tais mecanismos. Formas automáticas e precisas de identificação ou reconhecimento de indivíduos tornaram-se ao longo do tempo uma necessidade, como ferramentas de auxílio, fundamentais tanto na área forense, como para o controle de acesso de indivíduos em diversos ambientes tais como em estações de trem, metrô, aeroportos e bancos.

Os métodos de identificação foram evoluindo ao longo do tempo, principalmente pela necessidade crescente de confirmação da identidade do indivíduo. Uma das formas de identificação que é bastante utilizada até hoje é a da assinatura, onde o indivíduo consegue através dela, validar sua identidade. Há também outros métodos de verificação pessoal que 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 e JAIN, 1998; MEYER, 1999).

O grande problema dos métodos de identificação citados é que podem ser esquecidos, roubados, perdidos, copiados, armazenados de maneira insegura e até utilizados por pessoas que não tenham autorização. Isto motivou, mais recentemente, o surgimento de uma nova área de pesquisa conhecida como Biometria. A biometria é o ramo da ciência que estuda a medida de características únicas do indivíduo, podendo ser usada para reconhecer uma identidade (LIU e SILVERMAN, 2001). Desta forma, não é surpreendente que a biometria seja um novo campo de grande interesse nas pesquisas recentes.

Na biometria os seguintes identificadores tem se destacado para uso em sistemas de identificação de indivíduos:

- Identificadores físicos, onde se enquadram as impressões digitais, geometria da mão, retina, características faciais e também o formato da unha.

- Identificadores de procedimento, onde se destacam a voz e a assinatura.

Os identificadores de procedimento são considerados menos conclusivos, por estarem sujeitos a limitações devido a enfermidades ou imitações.

Cada identificador apresenta vantagens e desvantagens dependendo muito da aplicação em questão.

Os primeiros equipamentos utilizados para identificações biométricas, apresentavam alto custo, o que acabou inibindo o crescimento dessa tecnologia durante alguns anos. Com o avanço tecnológico o custo dos mesmos foi reduzindo, motivando ainda mais, pesquisas no desenvolvimento de software e hardware para a tarefa de reconhecimento automático.

O interesse do presente trabalho está na técnica biométrica de impressão digital, que se refere ao conjunto de linhas presentes nos dedos humanos. A formação dessas linhas inicia-se nos primeiros meses do embrião e permanecem imutáveis durante toda a vida do indivíduo (JAIN, 1997).

As impressões digitais sempre foram utilizadas não apenas para autenticar documentos, mas também para a identificação de indivíduos em locais de crime. Juntamente com as assinaturas, constitui um dos meios de autenticação e identificação mais aceito pelo sistema judiciário.

O reconhecimento das impressões digitais pode ser feito de forma manual ou automática. No procedimento manual, que ainda é utilizado, as impressões digitais são tintadas em papel. Apresenta a vantagem de ser de baixo custo, e a desvantagem de ser lento, além do fato do papel deteriorar com o uso e pelo arquivamento (MILLER, 1994; ELECCION, 1973).

O procedimento manual de identificação das impressões digitais vem sendo substituído gradualmente, nos últimos anos, por sistemas automáticos e semi-automáticos, graças ao avanço tecnológico dos equipamentos para a aquisição da imagem da impressão digital (sensores biométricos), da produção em larga escala desses equipamentos e dos computadores pessoais (PC), e do avanço das técnicas para a extração das características e reconhecimento das impressões digitais.

1.1 *Objetivos do trabalho*

A impressão digital de cada pessoa possui formações diferentes nas estruturas de suas cristas papilares, que constituem as linhas impressas, o que garante a unicidade, ou seja, cada indivíduo tem sua formação digital particular. Estas formações encontradas nas impressões digitais de cada indivíduo recebem o nome de minúcias ou características locais. É através delas que um sistema especialista é capaz de diferenciar um indivíduo do outro, baseando-se no tipo, localização e orientação destas. Dois tipos de minúcias usados para esse fim são ilustrados na figura 1.1.

O objetivo principal desse trabalho foi o de desenvolver um software para automatizar o processo de localização dessas minúcias, baseando-se nos métodos clássicos, que utilizam a impressão digital binarizada.

Figura 1.1: Apresentação das minúcias.

Um sistema de extração de minúcias é constituído pelas seguintes etapas: (1) aquisição das imagens através de sensores biométricos; (2) pré-processamento das imagens para o aumento da discriminação visual; (3) extração das minúcias; (4) pós-processamento, (5) armazenamento no banco de dados, (6) autenticação ou identificação. Essas etapas são ilustradas na figura 1.2. A extração das minúcias, que é o objetivo do presente trabalho, inclui as etapas 1, 2, 3 e 4.

Figura 1.2: Modelo de um Sistema de Extração de Minúcias.

1.2 Estrutura do Trabalho

O presente trabalho está dividido em sete capítulos.

No primeiro capítulo foi destacada a aplicabilidade e importância, e apresentado o objetivo desse trabalho.

No segundo capítulo são apresentadas as técnicas biométricas mais utilizadas e suas respectivas vantagens e desvantagens.

No terceiro capítulo são apresentados alguns sistemas automáticos de extração de minúcias, classificação e identificação de impressões digitais.

O quarto capítulo contém uma revisão da literatura relacionada às impressões digitais.

No quinto capítulo, é apresentada a metodologia utilizada para a extração de minúcias.

No sexto capítulo são descritos os resultados obtidos e apresentadas as

discussões.

No sétimo capítulo encontram-se as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2 Técnicas Biométricas

2.1 *Considerações iniciais*

Neste capítulo é apresentado um breve resumo sobre as principais técnicas biométricas utilizadas para reconhecimento de indivíduos e mais detalhadamente as impressões digitais.

2.2 *Introdução*

As impressões digitais e as assinaturas têm se destacado como as técnicas mais utilizadas para identificação de indivíduos, por serem de baixo custo e também por apresentarem maior confiabilidade do que as demais. No sistema judiciário são aceitas como evidência indiscutível de identificação de indivíduos (TURK, 1991; LEE e GAENSSLEN, 1991; NEWHAM, 1995). Porém há outras técnicas biométricas que vem sendo utilizadas, cada uma apresentando um conjunto de vantagens e desvantagens. As principais técnicas serão apresentadas no decorrer desse capítulo (CLARKE, 1994).

A biometria é definida como a(s) característica(s) ou métrica(s) que identifica(m) de forma única o indivíduo. Qualquer característica física ou de procedimento pode ser usada para construir uma métrica desde que satisfaça, total ou parcialmente, os seguintes requisitos (HALICI et. al., 1999):

1. **Universalidade:** todas as pessoas devem ter a(s) característica(s);
2. **Unicidade:** duas pessoas não podem ter a(s) mesma(s) característica(s);
3. **Permanência:** a(s) característica(s) deve(m) ser invariante(s) com o tempo;
4. **Coletabilidade:** a(s) característica(s) pode(m) ser medida(s) quantitativamente.

A figura 2.1 ilustra algumas características biométricas de interesse para o reconhecimento de indivíduos.

Para a escolha da biométrica, é necessário avaliar os requisitos citados

anteriormente.

Figura 2.1: Várias modalidades biométricas: (a) impressão digital, (b) voz, (c) assinatura, (d) face, (e) geometria da mão e (f) DNA.

A tabela 2.1 apresenta alguns critérios utilizados para a avaliação de algumas características biométricas.

Tabela 2.1: Comparação de avaliação entre algumas características biométricas.

Critério de avaliação	Imp. Digital	Íris	Face	Assinatura	Voz
Facilidade de uso	Alta	Médio	Média	Alta	Alta
Incidência de erro	Ruído	Pouca luz	Acessórios	Alteração	Ruído
Precisão	Alta	Muito alta	Alta	Alta	Alta
Aceitação do usuário	Média	Média	Média	Muito Alta	Alta

Fonte: Artigo científico (LIU e SILVERMAN, 2001).

2.3 *Reconhecimento baseado na íris*

O reconhecimento de íris (parte colorida dos olhos) é um processo bastante trabalhoso pelo fato da íris ser uma imagem muito complexa. Cada pessoa tem uma geometria da íris assim como acontece com a geometria das impressões digitais. O reconhecimento da íris tem um alto grau de precisão, sendo mais preciso que as impressões digitais e que as faces, por serem praticamente imutáveis com o passar dos anos e pouco suscetível a alterações, como acontece nas impressões digitais, que podem ser afetadas por ferimentos. O uso de lentes ou então de óculos não muito escuros não compromete o desempenho do reconhecimento.

Para a implementação deste sistema é necessário uma câmera e o programa que faz o reconhecimento da íris. Esta câmera pode ser uma câmera monocromática, pois o que importa durante a captura das informações são os contornos e os padrões geométricos e não as cores. É um sistema de alta confiabilidade, porém de um custo muito alto (ARANTES, 2002).

2.4 *Reconhecimento baseado na face*

Ao contrário do que muitos imaginam, um sistema de reconhecimento de faces é muito eficaz, pois a partir da captura da face de uma pessoa é possível realizar o reconhecimento corretamente e até distinguir sózias, pessoas utilizando cabelos compridos, outra cor de cabelo, e acessórios como óculos, chapéus, barbas e bigodes.

O software que realiza a tarefa de reconhecimento baseia-se em características faciais tais como, distância entre olhos, boca, nariz, queixo, orelhas, etc. São estas características que identificam unicamente um indivíduo, e dependendo do ajuste do sistema é possível até mesmo a identificação de gêmeos idênticos.

Para realizar este tipo de reconhecimento basta que haja uma câmera de captura de imagens para a aquisição da face da pessoa a ser reconhecida, e o programa que realize o processamento e reconhecimento dessas imagens (ARANTES, 2002).

2.5 *Reconhecimento baseado em assinaturas*

Como já mencionado no capítulo 1, a assinatura é amplamente aceita na identificação de indivíduos, e também na autenticação de documentos. Talões de cheques, cartões de créditos e até mesmo contratos podem ser validados através de um simples ato de assiná-los.

O sistema de reconhecimento de assinaturas não apenas consiste da verificação da letra do assinante, mas também da pressão que o indivíduo exerce no ato da assinatura. Isso pode ser medido através de uma mesa digitalizadora ou então uma caneta especial (a utilização de ambos deixaria o sistema de reconhecimento robusto). Estes dispositivos capturam o comportamento da escrita e o transcrevem em um modelo matemático que identifica a assinatura e seu respectivo usuário.

A dificuldade que este método pode acarretar é que para o caso da não identificação do usuário, este deve repetir a assinatura para uma comparação, o que pode causar uma insegurança no usuário e conseqüentemente alteração da assinatura (ARANTES, 2002).

2.6 *Reconhecimento baseado na voz*

O reconhecimento baseado na voz requer um procedimento onde é necessário um microfone, ou algo que capture a voz do usuário, para que seja feita uma comparação com as ondas harmônicas que o sistema tem alocado em uma base de dados, para uma comparação através de um programa.

Um dos grandes problemas com o reconhecimento de voz é que pode haver influências de fatores externos durante o reconhecimento de voz do usuário, como ruídos do mundo externo. Isso pode fazer com que o sistema não reconheça os comandos de voz passados pelo usuário. Os sistemas mais recentes solicitam que os usuários gravem repetidamente uma seqüência de frases e números para serem armazenados, o que pode impedir até mesmo que sejam depois, utilizados gravadores, para tentar burlar esta identificação. Embora este processo implique em uma maior precisão, se essa coleta de dados for muito extensa e repetitiva, acaba causando um desconforto ao usuário, irritando-o, além de tornar um processo posterior de autenticação muito demorado (ARANTES, 2002).

2.7 Reconhecimento baseado na impressão digital

Este é considerado um dos métodos de menor incômodo para o usuário, não exigindo esforço do indivíduo durante o processo de aquisição de suas impressões digitais, além de ser um processo muito utilizado na atualidade para autenticação de documentos e identificação criminal como já apresentado no capítulo 1.

As impressões digitais são universais, não existem duas impressões absolutamente idênticas para o mesmo dedo (unicidade), têm alto índice de permanência (não mudam jamais, a não ser por alterações por cicatrizes e queimaduras de terceiro grau) e altíssima coletabilidade (HALICI et. al., 1999).

O principal enfoque hoje sobre as tecnologias biométricas relacionadas às impressões digitais está no desenvolvimento de sistemas robustos que possam realizar tarefas de classificação e verificação para a autenticação ou reconhecimento.

A análise manual da impressão digital é uma tarefa tediosa, onde os aspectos para comparação são extremamente pequenos necessitando auxílio de lentes (figura 2.2) de aumento para obter um melhor exame da impressão digital (JAIN et. al., 1997a), (ELECCION, 1973).

Figura 2.2: Análise manual.

Existem dois métodos que podem ser utilizados para a coleta das impressões digitais. O primeiro é bastante conhecido pelas autoridades e pessoas do mundo inteiro, que é o método onde a impressão digital do usuário é tintada em papel (*ink*

and papper). Neste procedimento o dedo do indivíduo deve ser rolado de um lado ao outro para que não haja borrões ou manchas no papel onde ficará impresso a digital. Porém, na prática, é visto que isso dificilmente acontece, às vezes pela falta ou excesso de tinta, ou também por algum movimento inesperado do usuário durante o processo, o que vem afetar notavelmente a qualidade da imagem (CHONG et al., 1992), (HONG et. al., 1996). Se a qualidade da imagem não corresponde a um padrão aceitável, a verificação da digital torna-se um processo extremamente difícil (COETZE et. al., 1993), (ELECCION, 1973). Por este motivo o método não é o mais apropriado. Na figura 2.3 é possível notar claramente a diferença entre o método de coleta em papel e por um leitor biométrico.

Figura 2.3: Impressão tintada em papel (a) e impressão adquirida em um leitor touchsafell da Identix (b).

O segundo método utiliza um sistema eletrônico de geração de dados, sendo a captura das linhas formadas pelas impressões digitais, feita através de um leitor biométrico (figura 2.4), que transforma os aspectos físicos extraídos, em um *template*, ou seja, em um conjunto de características (JAIN et. al., 1997a).

Figura 2.4: Exemplo de leitores biométricos.

A extensão do estudo sobre impressões digitais transmite segurança na sua utilização, para identificação e autenticação, principalmente pela questão da unicidade. É também a técnica que apresenta maior número de trabalhos relacionados dentre as características biométricas. No entanto existe um problema que reside na qualidade da própria impressão digital: pelo menos 4% da população mundial possui impressões digitais de baixa qualidade (PRABHAKAR, 2001), ou seja, com deformações permanentes ou temporárias que podem ir desde sujeiras, oleosidade da pele e pequenos cortes, até queimaduras de terceiro grau, que causam a perda total ou parcial da impressão digital. A figura 2.5 mostra duas imagens de impressão digital onde uma é de pele seca e outra de pele oleosa, que são problemas encontrados durante a captura das imagens.

(a) Pele oleosa

(b) Pele seca

Figura 2.5: Duas imagens da mesma impressão digital.

A impressão digital é constituída por um conjunto de cristas e vales (espaços existentes entre as cristas) que estão presentes na ponta dos dedos de cada indivíduo. Estas características são desenvolvidas durante os primeiros sete meses de gestação do feto e não sofrem alterações durante o resto da vida, exceto em

caso de acidentes (PRABHAKAR, 2001). Como se pode ver na figura 2.6, as cristas papilares que constituem a impressão digital podem ser consideradas paralelas com uma dada orientação, se as analisarmos numa vizinhança local a um dado ponto, possuindo alterações locais que dão origem a pontos designados por minúcias. A orientação local das cristas e as minúcias identificam uma pessoa a partir de sua impressão digital.

Figura 2.6: Alterações em uma vizinhança local de uma impressão digital.

Em uma imagem de impressão digital existem vários tipos de minúcias (figura 2.7). Estas podem ser reduzidas a dois grupos: as terminações e as bifurcações, que são suficientes para diferenciar um indivíduo do outro. Geralmente em uma imagem de boa qualidade é possível observar entre 40 a 100 minúcias (HONG e JAIN, 1998).

Figura 2.7: Amostra de vários tipos de minúcias.

A terminação é definida como, uma crista que termina abruptamente. Já a bifurcação é o ponto onde uma crista se divide em duas, ou então onde duas se

unem. As minúcias podem ser caracterizadas por três parâmetros: tipo, orientação e posição (Figura 2.8). O tipo de minúcia define se é uma terminação ou uma bifurcação. A posição indica o local onde se verifica a existência da minúcia e a orientação mostra a direção estimada da crista que originou a minúcia.

Figura 2.8: Os dois tipos de minúcias mais usados (a) terminação (b) bifurcação e (c) é a localização de várias minúcias.

As duas principais premissas que se aplicam às impressões digitais são: permanência (sem alterações com o decorrer dos anos, a não ser em caso de acidentes) e unicidade (garante que uma não seja igual à outra). A primeira pode ser verificada empiricamente pela observação das impressões digitais de diferentes indivíduos ao longo de suas vidas. Já a constatação da segunda premissa não é assim tão simples, pois se sabe que o desenvolvimento de um organismo biológico depende não só dos genes que lhe dão origem, mas também do ambiente onde se desenvolveu (PRABHAKAR, 2001).

É por este motivo que gêmeos idênticos não têm as mesmas impressões digitais, pois como existem variações no fluxo do líquido amniótico e alterações da posição de cada dedo no interior do útero, cada dedo estará inserido em um micro ambiente diferente, originando assim impressões digitais diferentes (PRABHAKAR, 2001). E mesmo as impressões digitais de gêmeos idênticos apresentando-se de forma diferente, algumas minúcias podem apresentar algumas semelhanças, o que pode tornar mais difícil a identificação durante um processo automático.

A caracterização de uma impressão digital é dada através da análise de três

fatores: as cristas, as minúcias e os pontos singulares (Figura 2.9). As cristas com suas orientações e as minúcias já são suficientes para realizar a identificação de um indivíduo, pois garantem a unicidade. Já os pontos singulares são utilizados para efetuar a classificação da impressão digital (PRABHAKAR, 2001).

Figura 2.9: Exemplos de pontos singulares.

As impressões digitais podem ser divididas em cinco classes distintas: Arco angular (a), arco plano (b), presilha externa (c), presilha interna (d) e verticilo (e), com as respectivas frequências de ocorrência 32.5%, 36.5%, 17%, 6.2% e 7.8%. Estas são as classes identificadas pelo NIST (*National Institute of Standards and Technology*), e também pelo FBI (*Federal Bureau of Investigation*) que são apresentadas na figura 2.10.

Figura 2.10: Exemplo das cinco classes de impressões digitais.

A separação das impressões digitais em classes reduz bastante o tempo de processamento durante a identificação, pois só é necessário efetuar comparações

com as impressões da mesma classe. Caso seja necessário realizar a autenticação, não é preciso separar as impressões digitais em classes, sendo suficiente apenas comparar as características da impressão de registro com a qual se pretende autenticar.

Existem diversos métodos para efetuar identificação automática a partir da impressão digital. A maioria destes baseia-se na extração de minúcias e no seu posicionamento relativo. Este é o método utilizado pelos especialistas que realizam identificação de impressões digitais através da inspeção visual. Outro método consiste na análise local do padrão formado pelas cristas papilares. Neste trabalho são apresentados métodos para a extração de minúcias em imagens de impressão digital para uma posterior identificação ou autenticação, que podem ser realizados por redes neurais artificiais (RNA).

2.8 *Considerações finais*

Neste capítulo foram apresentadas as principais técnicas biométricas que vêm sendo utilizadas para o reconhecimento de indivíduos. O crescente interesse no uso dessas técnicas deve-se ao fato de serem únicas para cada pessoa e, de certa forma, manterem-se estáveis ao longo do tempo. Como mencionado neste capítulo cada técnica possui um conjunto de vantagens e desvantagens.

Dentre as técnicas apresentadas, a impressão digital destaca-se por ser uma das poucas técnicas aceitas pelo sistema judiciário, como evidência indiscutível de identidade, e por ser amplamente utilizada para identificação criminal e em sistema de segurança.

3 AFIS (*Automatic Fingerprint Identification System*)

3.1 *Considerações iniciais*

Neste capítulo são apresentados os sistemas automáticos de identificação, autenticação e classificação de impressões digitais (AFIS), assim como algumas técnicas utilizadas na extração de minúcias.

3.2 *Introdução*

Os sistemas automáticos de identificação de impressões digitais, ou AFIS (*Automatic Fingerprint Identification System*), utilizam várias técnicas de processamento de imagens para que, posteriormente, seja realizada a classificação ou, então, reconhecimento das imagens de impressões digitais. Parte dessas técnicas é utilizada para melhorar a qualidade da imagem, como por exemplo, o espalhamento de contraste e técnicas para filtragem de ruído. Outra parte é utilizada para facilitar a extração de minúcias, como por exemplo, a binarização, a estimação do fluxo direcional das cristas papilares, segmentação e o afinamento *thinning* (JAIN et. al., 1997b). Existe um grande interesse no desenvolvimento de sistemas automáticos ou semi-automáticos voltados para identificação utilizando impressões digitais, que visam agilizar este processo.

3.3 *AFIS atuais e métodos utilizados*

O FBI (*Federal Bureau of Investigation*) foi o primeiro a utilizar esta tecnologia inovadora, que hoje é adotada por centenas de instituições públicas de segurança em vários países, como a Polícia Montada do Canadá e a Scotland Yard da Inglaterra.

Atualmente os AFIS utilizam métodos exclusivos de classificações, onde as impressões digitais são divididas em classes para facilitar e diminuir o tempo de busca, para um posterior processo de identificação. Essas classes são designadas de acordo com suas características globais que as dividem em cinco categorias, citadas na seção 2.8 deste trabalho. O desempenho destes sistemas de classificação de impressões digitais depende fortemente do número de classes que são adotadas para os testes, e depende também da distribuição das impressões digitais, que podem ser imagens de má qualidade, dependendo do método que foi utilizado para a aquisição das mesmas.

Os sistemas comerciais para o processo de verificação utilizam-se também dos aspectos básicos conhecidos como pontos característicos (minúcias) (HONG e JAIN, 1998). Segundo um levantamento feito pelo FBI, podem ser encontradas mais de oitenta características diferentes nas cristas de impressões digitais. Porém os aspectos que são extraídos para a verificação são as cristas finais (onde as linhas que formam a impressão digital terminam) e as bifurcações (onde uma crista se divide em duas), pois estas são freqüentemente encontradas durante uma análise.

Estes sistemas de identificação automáticos ou semi-automáticos fornecem uma lista de possíveis impressões digitais candidatas (no máximo 10), que 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).

O surgimento destas tecnologias permitiu que a análise das impressões digitais se tornasse cada vez mais rápida, reduzindo o tempo de localização das minúcias nas imagens, o que geralmente era realizado por um especialista. Com a utilização dos AFIS, além da redução do tempo durante o processo de identificação, também foi eliminado o armazenamento de imagens em papéis, que seriam arquivadas em armários na forma de fichas, podendo se deteriorar com o tempo.

Um *AFIS* geralmente envolve estágios de processamento da imagem, localização das minúcias e dos pontos singulares na impressão digital, e posteriormente sua classificação ou identificação, como ilustrado na figura 3.1.

Figura 3.1: Sistema de autenticação de uma impressão digital.

O sistema registra os usuários através de suas impressões digitais, extrai as características dessas impressões e depois as armazena em um banco de dados. No caso de verificação, o sistema usa um sensor biométrico para capturar a impressão digital do indivíduo a ser identificado, extrai as características da mesma, e em seguida faz uma busca no banco de dados para realizar a comparação. Caso a comparação atinja um determinado grau de semelhança, será concedido o acesso a um local restrito, por exemplo, caso contrário será negado. A impressão digital pode também ser autenticada, e isso depende da aplicação para a qual o sistema foi desenvolvido.

Em um sistema deste tipo existem duas métricas utilizadas no controle de acesso, denominadas FAR (*False Accept Rate*), que indica a probabilidade do sistema efetuar uma falsa autenticação, e a FRR (*False Reject Rate*), que indica a probabilidade do sistema rejeitar uma autenticação válida (Figura 3.2). Dependendo da aplicação a métrica mais importante varia. Em alguns casos, tais como controle de acesso a áreas de alta segurança, deve-se ter uma FAR muito baixa, pois o importante é não conceder acesso a uma pessoa não autorizada. Outras aplicações funcionarão com a FRR baixa, mesmo admitindo a FAR elevada, como por exemplo, aplicações com outras formas de autenticação além da impressão digital. A FAR e a FRR são dependentes e ao se aperfeiçoar uma delas, a outra irá se degradar.

Figura 3.2: Gráfico de demonstração do FAR e FRR.

Como já mencionado, o reconhecimento de um indivíduo a partir da sua impressão digital pode ser efetuado através das cristas papilares que a compõe, sua orientação local, e também pelas minúcias existentes na impressão digital, sendo observado o tipo, localização e a orientação dessas minúcias. É importante citar também, que um sistema automático de identificação deve possuir uma etapa de pré-processamento das imagens a serem analisadas para extração das minúcias, pois, como citado na seção 2.8, cerca de 4% da população mundial possuem impressões digitais de baixa qualidade, ou seja, estas impressões possuem danos que foram causados por cortes, queimaduras, acidentes, etc. De fato, toda imagem de impressão digital capturada por sensores, e principalmente as tintadas em papel, apresentam ruído, sejam eles causados por manuseio incorreto do aparelho, sujeiras ou então movimentos inesperados do indivíduo durante a aquisição da imagem, o que pode afetar o processo de detecção das minúcias. Por outro lado deve-se tomar cuidado para não eliminar informações importantes da impressão digital que serão fundamentais durante o processo de autenticação. Realizado o pré-processamento das imagens inicia-se o processo de segmentação e da extração das minúcias.

A utilização de técnicas biométricas com sistemas automáticos de identificação está diretamente ligada ao processamento digital de imagens. Entende-

se como processamento digital de imagens a manipulação de uma imagem de modo que a entrada e a saída do processo sejam imagens. O processamento de imagens cobre um amplo espectro de técnicas, e possui uma variedade muito grande de aplicações. Segundo 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 ruído, 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 reconhecimento;
- faz-se necessário combinar ou reorganizar determinadas regiões das imagens.

3.4 *Módulos de reconhecimento de padrões*

O reconhecimento de padrões é um sub-tópico da aprendizagem de máquina, cujo objetivo é classificar informações (padrões) baseando-se em um conhecimento a priori ou em informações estatísticas extraídas dos padrões. Um sistema completo de reconhecimento de padrões é apresentado na figura 3.3. Consiste de um sensor que obtém informações a serem classificadas ou descritas; um mecanismo de extração de características que computa informações numéricas ou simbólicas; e um esquema de classificação das informações, que depende das características extraídas (Van der Walt C.M e Barnard, E., 2006).

Figura 3.3: Módulo de reconhecimento de padrões.

3.5 Métodos de classificação de impressões digitais

Os métodos estatísticos ou teoria da decisão (RAO et al., 1974; KAWAGOE e TOJO, 1984) e os métodos sintáticos ou estruturais (CHEUNG e YIP, 1987) são os mais utilizados em reconhecimento de padrões.

A grande dificuldade encontrada nos sistemas de reconhecimento de padrões está em determinar o conjunto de características, ou atributos, para a extração, ou seja, quais os pontos ou áreas de uma imagem devem ser considerados em um padrão, que permitirão sua descrição de forma única. Um dos grandes problemas

encontrados durante o processo de extração desses padrões é em relação ao ruído presente nas imagens capturadas.

Figura 3.4: Pontos singulares (núcleo ou core) e (delta) de uma impressão digital.

Em muitos casos, pretende-se realizar a classificação através dos pontos singulares da imagem de impressão digital (figura 3.4) ou a identificação de um padrão, de forma a ser invariante às mudanças ou variações que possam ser causadas por alterações geométricas do padrão, tais como escala, rotação e translação. Porém é visto que, na prática, as alterações são relevantes e devem ser levadas em consideração. A distorção do padrão torna-se um grande problema durante o processo de classificação e reconhecimento, podendo ser inviabilizado caso o sistema utilizado para o reconhecimento não tenha sido desenvolvido para tratar esses tipos de distorções. Geralmente estes problemas são resolvidos depois de um longo trabalho de pré-processamento destas imagens.

Convencionalmente, o reconhecimento de impressões digitais tem sido conduzido por métodos estatísticos ou sintáticos. No método estatístico, a imagem é representada por um vetor n-dimensional, onde o padrão é reconhecido tomando-se como base uma medida de similaridade. No método sintático, a imagem é representada por uma cadeia de caracteres (*string*), árvore ou gráfico dos aspectos

da impressão digital ou padrões primitivos e suas relações, onde a decisão é tomada levando-se em conta a análise da gramática característica do sistema (WAHAB et al., 1998; CAPPELLI et al., 1999; BLUE et al., 1994; JAIN et al., 1999).

Para o propósito de classificação de impressões digitais, durante décadas, um número considerável de métodos foi desenvolvido, incluindo os citados a seguir:

- estrutural: é feita uma análise da configuração global dos padrões de impressões digitais. Por exemplo, descreve-se a distribuição das direções das cristas papilares e determina-se a existência dos 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 Henry Galton (HRECHAK e MCHUGH, 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, denominado vetor de características, denotado por 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 R^d . Em outras instâncias, como nas unidades de redes neurais artificiais, é preferível restringir o espaço das características como um subespaço de R^d . Porém o vetor de características mostra-se ineficiente quando é necessário demonstrar os relacionamentos espaciais. Neste caso é preferível recorrer às técnicas estruturais ou sintáticas. As características estatísticas são calculadas como atributos das cristas e dos pontos de singularidade (núcleos e deltas) que são utilizados para a classificação da impressão digital (RAO, 1976).
- sintático: neste método, um conjunto de padrões é utilizado para representar e classificar padrões de impressões digitais. É necessária a aplicação de uma linguagem formal (regras ou conjuntos de padrões) para a descrição e reconhecimento de padrões relacionados às imagens. Em se tratando 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 forma de vetores que podem ser comparados de acordo com um conjunto de regras para determinar a classe da impressão digital. Um dos principais problemas de classificação por meio de métodos sintáticos é a variedade de conjuntos de padrões, já que estes são personalizados, ou seja, cada pesquisador define regras para a sua aplicação (GRASSELLI, 1969; MOAYER e FU, 1975; RAO e BALCK, 1980; MOAYER e FU, 1976a; MOAYER e FU, 1976b; BLUE et. al., 1994; CHONG et al., 1997).

- matemático: é desenvolvido um modelo matemático que calcula a direção da crista local (imagem direcional), núcleos e deltas para o propósito de classificação.
- RNA (Redes Neurais Artificiais): um sistema de auto-aprendizado utiliza as direções das cristas e outros aspectos da imagem de impressão digital como entrada de treinamento para diferenciar as diversas classes. Nestes últimos anos as RNA vêm se destacando no processo de classificação, identificação de minúcias e reconhecimento de impressões digitais (WILSON et al., 1994).
- híbridos: quando dois ou mais dos métodos citados são combinados para executar a tarefa de classificação. Na literatura, Cheung e Yip (1987) fazem em seu trabalho uma combinação dos métodos sintático e estrutural, enquanto Rao et. al. (1974), Kawagoe e Tojo (1984), Luk et. al. (1991), Xiao et. al. (1991) combinam métodos estatístico e estrutural.

3.6 Métodos de verificação de impressões digitais

Todos os sistemas automáticos de reconhecimento de impressões digitais, em sua maioria, são baseados em comparações de minúcias, pois são os pontos que diferenciam um indivíduo do outro. A extração automática de minúcias é um processo extremamente difícil e trabalhoso. Para que se tenha um bom resultado na extração destas, é necessário que a imagem seja de boa qualidade, idealmente, sem a existência de ruído. Porém o ruído está presente em muitas imagens, seja por erros cometidos na hora da aquisição das mesmas, ou pela presença de sujeira, excesso de gordura ou ressecamento da pele. Cabe à etapa de pré-processamento

a tarefa de melhorar a qualidade dessas imagens para que se chegue a um bom resultado no momento da extração das minúcias. Outros problemas também podem gerar dificuldades durante o processo de extração das minúcias, como por exemplo, imagem com contraste deficiente. Devido a isso o FBI adotou uma taxa de 500 dpis (*dot per inches*) para a resolução das imagens de impressões digitais.

Figura 3.5: Comparação de minúcias para o reconhecimento.

O propósito principal dos AFIS é o de facilitar o processo de identificação de indivíduos, localizando as minúcias em uma imagem de impressão digital para que seja efetuada uma identificação correta (ASAI et al., 1975), (VERMA et al., 1987), (MEHTRE, 1993), (ISENER et al., 1986). Os AFIS são desenvolvidos para realizar a identificação através da comparação das minúcias extraídas das impressões digitais. A figura 3.5 ilustra a comparação de minúcias entre uma impressão digital padrão (b) e uma impressão digital de entrada (a).

A grande maioria dos sistemas biométricos comerciais existentes hoje em dia opera no modo de verificação, onde é dado como entrada uma imagem contendo uma impressão digital capturada por um sensor biométrico, que depois é repassada ao sistema que realiza a verificação das minúcias para efetuar uma possível autenticação. Para isso o sistema busca um *template* previamente armazenado no

banco de dados, comparando as minúcias da impressão digital apresentada ao sistema, com a armazenada no banco de dados. Caso esta atinja certo grau de similaridade é, por exemplo, concedido o acesso a um local restrito (JAIN et al., 1997b). Este tipo de comparação é também conhecido como “um-para-um” onde se tem a imagem de entrada que é comparada com a imagem armazenada no banco.

Já na identificação é procurada a impressão digital do indivíduo num banco de dados, onde se encontram armazenados vários *templates*, ou seja, comparação “um-para-vários” (HONG e JAIN, 1998). A identificação busca a confirmação de um indivíduo em uma população 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.

Num sistema de identificação de impressões digitais, durante a aquisição das imagens, o sistema cria um *template* ou modelo de referência, baseado nos aspectos de interesse para a respectiva verificação. Desta forma é possível minimizar o espaço que ocuparia a imagem no banco de dados. Para realizar o cadastro de um indivíduo, são apresentadas ao sistema várias amostras do *template* a ser armazenado, sendo que o melhor deles será o definitivo, ou seja, o que será armazenado no banco para uma suposta comparação. Este *template* é constituído por um subconjunto de informações contidas na imagem original, e desta forma a imagem não pode ser reconstruída, mantendo um alto nível de segurança em comparação com os métodos atualmente utilizados (senhas e cartões). A autenticação é, portanto, a verificação de uma identidade requerida em uma população conhecida. No processo de autenticação são confirmadas algumas características como o PIN (*Personal Identification Number*), senhas ou qualquer informação biométrica disponível no sistema (RATHA et al., 1995), (HONG et al., 1996), (HONG e JAIN, 1998).

3.7 *Considerações finais*

Com o avanço tecnológico e com as técnicas recentes de reconhecimento de padrões e armazenamento de dados, foi possível a produção de equipamentos para a aquisição da imagem de impressão digital, e foram desenvolvidos procedimentos automáticos (*AFIS*) para identificação de indivíduos através de suas impressões

digitais. Os equipamentos automáticos gradualmente vêm substituindo os procedimentos manuais que usam impressão tintada em papel, pelo fato de reduzirem as limitações desses últimos (procedimentos lentos, danificação do papel, perda de papéis das impressões digitais, etc).

4 Extração de características em impressões digitais

4.1 *Considerações iniciais*

Neste capítulo são apresentados trabalhos relacionados à extração de características em impressões digitais, evidenciando as técnicas que estão sendo utilizadas hoje em dia pelos pesquisadores da área, e o que está sendo feito para a melhoria dos sistemas automáticos e semi-automáticos que trabalham com impressões digitais.

4.2 *Introdução*

A extração de minúcias em imagens de impressões digitais de baixa qualidade (imagens onde as cristas não têm um bom contraste com o fundo) é um problema difícil e intensivamente estudado, porém ainda sem uma solução definitiva (MALTONI e MAIO, 1998). Os métodos utilizados para resolver esse problema basicamente dividem-se em dois grupos:

- a) métodos baseados na abordagem clássica, que consiste em binarizar a imagem e extrair as minúcias da imagem em preto e branco;
- b) métodos baseados na extração das minúcias diretamente na imagem em tons de cinza.

4.3 *Método clássico*

Os métodos clássicos de extração de minúcias consistem, basicamente, na binarização da imagem, isto é, consistem em converter a imagem para preto e branco. Posteriormente é utilizada uma técnica conhecida como afinamento das cristas papilares para mais facilmente detectar as minúcias. A Figura 4.1 exibe uma

amostra de impressão digital antes e depois do processo de binarização.

Figura 4.1: Imagem de um fragmento de impressão digital (esquerda) e o resultado obtido após o processo de binarização (direita).

A Figura 4.2 exibe o mesmo fragmento da Figura 4.1 após o processo de afinamento das cristas.

Figura 4.2: Fragmento de uma impressão digital binarizada (esquerda) fragmento resultante do processo do afinamento (direita).

O processo de afinamento (GONZALEZ e WOODS, 2000) garante que as linhas possuam exatamente um *pixel* de largura, o que torna a busca pelas terminações e bifurcações relativamente simples, bastando varrer a imagem, por exemplo, com uma máscara de dimensão 3 x 3 verificando a vizinhança do pixel central. Nas situações em que o *pixel* central possuir apenas um vizinho é detectada uma terminação, e se possuir três vizinhos, é detectada uma minúcia do tipo bifurcação.

Apesar de simples, a abordagem clássica possui algumas desvantagens, como por exemplo:

- todo processo de binarização provoca perda de informação;
- se a qualidade da imagem for ruim, a binarização irá criar muitas minúcias espúrias (falsas minúcias), ou seja, o processo é muito dependente da qualidade da imagem e por isso requer um bom pré-processamento.

A Figura 4.3 exibe um exemplo de uma imagem de boa qualidade. Observe que as linhas da impressão digital estão bem definidas e em bom contraste com o fundo.

Figura 4.3: Imagem de impressão digital de boa qualidade.

A Figura 4.4 exibe uma impressão digital de baixa qualidade. Observe que as linhas estão muito falhadas e o contraste com o fundo é baixo.

Figura 4.4: Imagem de uma impressão digital de baixa qualidade.

Vários pesquisadores propuseram algoritmos clássicos com variações nos processos de binarização, pré-processamento e pós-processamento.

Em Luk et. al. (1991) é proposto um algoritmo, baseado na abordagem clássica, em que a detecção das minúcias após o afinamento é feita utilizando-se uma rede neural treinada com padrões de terminações e bifurcações. Os testes foram realizados em 30 imagens coletadas pelos autores, onde o método proposto classificou corretamente todas as imagens.

Em Neto (2000) é implementado um algoritmo clássico em que as falsas minúcias são removidas utilizando-se um critério de remoção muito próximo da forma hierárquica, primeiro removendo as minúcias com distância menor ou igual a 7 *pixels* e depois a 14 *pixels*. O método proposto removeu um grande número de falsas minúcias que antes eram detectadas pelo algoritmo, obtendo informações mais próximas do real.

Em Liu et. al. (2000) é proposta uma outra modificação no mesmo algoritmo. Os autores propõem que ao invés de percorrer apenas as linhas, devem também ser percorridos os vales adjacentes à linha. Como os vales representam mínimos locais (o contrário das linhas), a cada passo do algoritmo existe uma tripla $\langle \text{mínimo}, \text{máximo}, \text{mínimo} \rangle$. O ponto em que esta tripla se inverte para $\langle \text{máximo}, \text{mínimo}, \text{máximo} \rangle$ significa que há uma minúcia neste local. O algoritmo proposto foi testado usando imagens de um banco de dados local, e para apresentar os resultados foram selecionadas 10 imagens aleatórias desse banco de dados obtendo 415 minúcias reais, 12 não detectadas, 37 falsas minúcias e 20 trocadas, e em uma imagem, foram encontradas, por exemplo, 38 minúcias reais, 3 não detectadas, 4 falsas e 2 trocadas.

Em Espinosa-Duró (2002) também é apresentado um método clássico onde é realizada uma etapa de melhoramento da imagem e redução de ruídos aplicando filtros direcionais. A binarização é realizada através do método de Otsu, e o afinamento das cristas papilares é realizado através de operadores morfológicos. A busca na imagem para marcação das minúcias após o afinamento das cristas torna-se relativamente simples. Esta busca é efetuada verificando-se uma vizinhança de 8 *pixels*. A minúcia é caracterizada de acordo com o tipo (bifurcação ou terminação), posição em relação ao eixo (x,y) e sua orientação. A última etapa do sistema desenvolvido é a remoção das falsas minúcias. Os autores reportam ter obtido resultados melhores que o método convencional, ou seja, método de localização de características através da inspeção visual por um especialista.

No artigo de Santhanam et. al. (2006) é proposto um método para extração de minúcias utilizando uma RNA (Rede Neural Artificial) ARTMAP. O sistema de extração de minúcias envolve uma cadeia de processos como aquisição da imagem, melhoramento da imagem, binarização, suavização (*smoothing*), afinamento e extração. Algoritmos propostos em Emiroglu (1997) e por Zhou e Quek (1995) são usados para a binarização e afinamento das cristas papilares. A ARTMAP é utilizada para realizar a filtragem das minúcias classificando-as em terminações, bifurcações e falsas minúcias. A grande vantagem do uso de uma RNA para filtragem de minúcias é que a rede precisa apenas de uma pequena porção de minúcias já extraídas para serem verificadas. Após o processo de classificação das minúcias, é realizada a etapa de pós-processamento, ou seja, é elaborado um algoritmo para remoção de falsas minúcias baseado em cinco regras para analisar se a marcação daquele ponto como minúcia é verdadeira ou se poderá ser removida em caso de falsa. A grande vantagem do sistema desenvolvido em relação aos outros é que o algoritmo para remoção de falsas minúcias além de detectar as falsas minúcias também remove o ruído (*pixels* errôneos) da imagem, que causa a falsa detecção. A rede ARTMAP foi treinada com 4.500 iterações e teve 98,5% de convergência. Os resultados obtidos foram de 90.52% de acertos nas terminações e 79.78% nas bifurcações obtendo uma taxa de erro total de 18.36%.

Em Sengottuvelan e Wahi (2007) é apresentado um método bastante conhecido de extração de minúcias, para detecção de fraudes através da comparação de impressões digitais de pessoas vivas e até mesmo depois de virem a óbito. O método utiliza a binarização, afinamento e o mapa direcional das imagens. Depois da segmentação das imagens um algoritmo realiza a extração das minúcias, porém há a detecção de várias minúcias espúrias (falsas minúcias) nestas imagens, que não podem ser utilizadas durante o processo de comparação. As imagens são então apresentadas a um algoritmo que utiliza regras heurísticas para remoção destas falsas minúcias (pós-processamento). Finalmente são comparadas para determinar supostas fraudes. Se a comparação atingir certo nível de similaridade o indivíduo é identificado ou então não-identificado. Os resultados da extração de minúcias pelo método apresentado podem ser vistos na figura 4.5.

Figura 4.5: Resultados do método apresentado: (a) imagem de entrada (b) imagem direcional (c) imagem binarizada (d) imagem afinada e (e) imagem com as minúcias extraídas.

A abordagem clássica geralmente funciona bem para imagens de boa qualidade, mas quando isso não ocorre, várias minúcias espúrias são geradas. Principalmente por este motivo métodos não clássicos têm sido propostos.

4.4 Métodos não clássicos

Como visto na seção anterior, a detecção de minúcias em imagens de média ou baixa qualidade exige que outros métodos sejam elaborados, diferentes da abordagem clássica.

Em Leung et. al. (1990) as minúcias são detectadas utilizando-se um banco de filtros de Gabor Complexo. O filtro de Gabor Complexo é um filtro linear sensível a mudanças de fases nas senóides que compõem a imagem. A imagem é filtrada utilizando-se seis filtros de Gabor, um para cada direção. Em seguida são utilizadas seis redes neurais que recebem como entrada, cada uma, a saída de um filtro

específico, ou seja, cada rede é treinada para detectar minúcias em uma direção específica. A seguir é utilizado um classificador para combinar as saídas das redes. O sistema desenvolvido comportou-se bem durante os testes obtendo bons resultados na marcação de minúcias verdadeiras tendo apenas algumas falsas minúcias que são resultantes de alguns ruídos da imagem.

Sagar et. al (1995) propõe o uso de lógica nebulosa para detecção das minúcias utilizando uma analogia interessante, comparando a imagem binária do método tradicional com um conjunto tradicional (*crisp*), e a imagem em tons de cinza com um conjunto nebuloso. Na abordagem clássica, a binarização é utilizada para classificar cada ponto como pertencente ao fundo ou a uma linha da impressão digital, mas no artigo de Sagar et. al. (1995) são utilizados dois conjuntos nebulosos, o conjunto “*Escuro*” e o “*Claro*”. O tom de cinza de um ponto na imagem original é utilizado para inferir os graus de pertinência deste ponto nos dois conjuntos. A Figura 4.7 ilustra os conjuntos nebulosos, “*Escuro*” e “*Claro*”.

Figura 4.7: Conjuntos nebulosos que definem se uma região é clara ou escura de acordo com o nível de cinza.

Observe na Figura 4.7, que quanto maior for o nível de cinza, mais claro ele é considerado, ao contrário da convenção adotada no artigo de Maltoni e Maio (1997). Os limites “*C*” e “*E*” da figura são determinados dinamicamente de acordo com a região da imagem que estiver sendo analisada, adaptando-se ao nível de contraste local.

O método de extração final se dá da seguinte forma: para cada ponto da imagem é extraída a média de tons de cinza de 8 janelas localizadas ao redor do ponto corrente. Depois, cada valor de média é nebulizado utilizando-se os conjuntos “*Escuro*” e “*Claro*”, gerando 16 graus de inclusão, que correspondem ao grau de

inclusão de cada uma das 8 médias em cada um dos dois conjuntos. Finalmente, um conjunto de regras nebulosas utiliza estes 16 graus de inclusão para determinar se naquele ponto existe ou não uma minúcia. A Figura 4.8 ilustra as 8 janelas mencionadas. Foram obtidos bons resultados utilizando-se esta técnica, que dependendo do nível de *threshold* ou limiar (valor numérico aplicado nas saídas para deduzir o grau de aceitação da detecção de uma minúcia, onde este valor é obtido experimentalmente), localiza uma boa taxa de minúcias verdadeiras. Um valor ótimo definido pelo autor é de $T = 0.5$.

Figura 4.8: Janelas utilizadas pelo sistema nebuloso proposto em (SAGAR et. al., 1995) para determinar a presença de uma minúcia.

No artigo de Maltoni e Maio (1997) é proposto um método de extração de minúcias em que as cristas papilares da impressão digital são detectadas diretamente em tons cinza, baseando-se no fato de que as linhas são máximos locais (se for considerado que os tons de cinza de uma imagem representam alturas) de forma que, quanto mais escuro um ponto da imagem mais alto ele se encontra. É importante notar que esta não é a convenção mais adotada, pois geralmente os tons de cinza mais escuros estão associados às alturas mais baixas. A figura 4.9 exemplifica como as linhas de uma impressão digital são vistas quando os tons de cinza são utilizados como alturas.

Figura 4.9: Linhas de uma impressão digital vistas como um sólido tridimensional, onde o tom de cinza da imagem representa a altura da superfície. Os eixos z , j e i representam respectivamente o tom de cinza da imagem, a direção das linhas e a direção ortogonal às linhas. As linhas representam máximos locais ao longo do eixo i .

Após a detecção de uma linha, esta é percorrida com um passo fixo μ , até um ponto onde ela termina ou bifurca, detectando-se assim, uma terminação ou uma bifurcação, respectivamente. Os testes utilizando este método foram realizados em 150 imagens de impressões digitais, contendo imagens de boa e má qualidade. E foram comparadas com mais quatro métodos que utilizam métodos de binarização da imagem, obtendo 79.1% de acerto em imagens de boa qualidade e 65.45% em imagens de má qualidade. Os erros foram de 20.09% em imagens de boa qualidade e 34.55% em imagens de má qualidade. Estes erros compreendem minúcias que não foram detectadas, algumas que foram trocadas (minúcias que foram marcadas, por exemplo, como terminação, em um local que havia uma bifurcação e vice-versa) e falsas minúcias (ruído que foi marcado como minúcia).

Os mesmos autores propuseram um método de pós-processamento, baseado em redes neurais, para eliminar e corrigir minúcias espúrias geradas pelo método proposto (MALTONI e MAIO, 1998). A RNA obteve 98.2% de convergência com 6000 iterações e os testes foram realizados em 62 imagens de impressões digitais adquiridas através de um protótipo de sensor óptico. Foram utilizadas 31 destas imagens para o treinamento da RNA, obtendo 64.4% de acerto e 35.6% de erros dentre minúcias não detectadas, trocadas e falsas minúcias.

No artigo de Sagar e Beng (1999) é proposta uma mudança no sistema

nebuloso descrito anteriormente. São utilizados 4 conjuntos de 8 janelas ao invés de um único conjunto, perfazendo um total de 32 janelas ao invés de 8. Cada conjunto de janelas está a uma distância diferente do pixel central. Como o número de janelas é quatro vezes maior, o número de regras nebulosas seria muito grande, por isso, os autores propõem o uso de duas redes neurais que recebem como entrada os graus de pertinência da média de cada uma das 32 janelas, e classificam o ponto como sendo uma bifurcação, uma terminação ou uma falsa minúcia. Duas redes são utilizadas, uma treinada para detecção de terminações e outra para bifurcações. Os resultados foram comparados com o método clássico e um método que utiliza uma RNA. O total de minúcias extraídas foi de 107, 47 e 41. E o número de verdadeiras minúcias que não foram detectadas foi de 14, 13 e 11 para o método clássico, método que utiliza uma RNA e o método proposto respectivamente.

Em Jiang et. al. (2001) é proposta uma variação do método apresentado por Maltoni e Maio (1997). Ao invés de usar um passo μ fixo para percorrer a linha, ele é adaptado dinamicamente de acordo com as mudanças de contraste e de curvatura das linhas. O passo μ diminui conforme a curvatura da linha aumenta. Foram utilizados dois conjuntos de imagens, um com imagens capturadas por um sensor CMOS (*Complementary Metal-Oxide-Semiconductor*), e outro da base de dados 4 do NIST. O método adaptativo apresentou menor tempo de processamento que o método com passos fixos entre 3 e 9, uma taxa de erro de 31% com o método adaptativo e 54.6% entre os passos 3 e 11 para as imagens adquiridas pelo CMOS *Sensor*, e 24% de erro no método adaptativo e nas imagens do banco de dados do NIST. Em alguns casos estes erros chegaram a ser de 11% nas imagens adquiridas pelo CMOS e 16% nas imagens do NIST.

Apesar de existirem vários métodos propostos de extração de minúcias na literatura, os mencionados nesta seção exemplificam bem como abordagens diferentes foram adotadas para resolver o mesmo problema, o que deixa claro a sua dificuldade. A existência de vários métodos extratores de minúcias traz um grande problema no que diz respeito à troca de informações entre sistemas automáticos de impressões digitais. Supondo, por exemplo, que o sistema automático utilizado pela Scotland Yard na Inglaterra, tenha que trocar informações com um futuro sistema brasileiro. Os extratores de minúcias utilizados podem ser diferentes, a posição exata das minúcias não será compatível para ambos os sistemas. Isso ocorre pelo fato de não haver uma definição formal de minúcias, ou seja, não existe uma equação matemática que defina o desenho de uma terminação ou de uma

bifurcação ideais, por exemplo. Portanto, cada extrator utiliza uma definição de minúcia adotada em particular pelos seus criadores, alguns com o afinamento das cristas papilares e outros utilizam a imagem capturada em tons de cinza.

Com o objetivo de tornar possível essa troca de informações entre diferentes extratores de minúcias, em Bolle et. al. (2002) é utilizada uma definição construtiva de minúcia. A imagem de uma terminação que ocorre na posição $(0,0)$ (origem) com direção de 90° é dada pela equação 4.1.

$$\begin{aligned}
 m(x,y) &= W(x).L(y) \\
 W(x) &= \frac{1}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{2\pi x}{\beta} \right) \right) \\
 L(y) &= \frac{1}{1 + e^{-y/\alpha}}
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Onde: β - é o dobro da largura em pixels da linha da impressão digital.

α - é um valor proporcional ao tamanho da faixa de transição da função sigmóide $L(y)$; os autores da proposta utilizam $\alpha = \beta / 10$.

A equação 4.1 é o produto de uma senóide com período β , com uma função sigmóide $L(y)$. Observe que os valores de $m(x,y)$ oscilam entre 0 e 1. A Figura 4.10 exhibe a imagem obtida utilizando-se a equação 4.1, mapeando-se os valores 0 e 1 dos tons de cinza, para branco e preto respectivamente.

Figura 4.10: Imagem de uma terminação obtida através da equação 4.1, mapeando-se os valores 0 e 1 dos tons de cinza, para branco e preto respectivamente.

Da Figura 4.10, pode-se observar que a imagem obtida pela equação 4.1 assemelha-se a uma terminação. Uma bifurcação pode ser obtida através da mesma equação, invertendo-se os tons de cinza.

Como dito anteriormente, as posições (x,y) de cada minúcia varia de acordo com o extrator de minúcias utilizado, devido às diferentes definições particulares de

minúcias utilizadas por cada autor. Porém, com o uso da equação. 4.1 é possível a elaboração de um método de reposicionamento que altera a posição de uma minúcia, extraída através de algum método, de forma que não importa como ela tenha sido extraída, a minúcia terá sempre a mesma coordenada depois de reposicionada.

O método de reposicionamento proposto em Bolle et. al. (2002) consiste em encontrar os valores (x,y) de forma a minimizar a função $D(x,y)$ da equação 4.2.

$$D(x,y) = \iint (I(u,v) - m(u',v'))^2 du.dv \quad (4.2)$$

$$\begin{pmatrix} u' \\ v' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u-x \\ v-y \end{pmatrix}$$

Onde: θ - é o ângulo da minúcia.

$I(x,y)$ – Tom de cinza da imagem original na posição (x,y) .

Como as imagens $I(x,y)$ e $m(x,y)$ na prática são discretas, as integrais da equação 4.2 são substituídas por somatórios de inteiros, e o processo de minimização pode ser feito através do algoritmo de gradiente descendente, derivando-se $D(x,y)$ com relação a x e a y , e modificando-se estes valores dando passos no sentido contrário ao gradiente. Desta forma, aplicando-se o método apresentado em um conjunto de minúcias, não importará qual extrator foi utilizado para extraí-las, pois as suas posições serão aproximadamente as mesmas.

Em Chikkerur (2005) é apresentado um método para extração e verificação de minúcias, onde é realizado o melhoramento das imagens utilizando a FFT (*Fast Fourier Transform*). A imagem foi dividida em blocos de tamanho 16x16, filtrados no domínio de Fourier por um filtro seletivo de orientação e frequência, cujos parâmetros dependem da frequência e orientação local das cristas papilares. Uma nova técnica de recuperação das cristas que foram corrompidas é apresentada utilizando a *STFT Analysis (Short Time Fourier Transform)*, onde é verificada a orientação local das cristas dentro de um determinado bloco da imagem. Este bloco é posteriormente substituído por uma máscara de aproximação do mesmo tamanho do bloco da imagem que tem as mesmas características de direção e frequência do bloco analisado (figura 4.11).

Figura 4.11: (a) Região local de uma impressão digital (b) Máscara de aproximação da superfície (c, d) Espectro de Fourier de (a) e (b).

Nesse trabalho também é proposto um novo algoritmo para extração de minúcias conhecido como código de cadeia (*chain code*). O código de cadeia é invariante à translação, e pode ser também invariante à rotação se forem usadas direções relativas. Esta é uma das razões por ele ser usado em máquinas de visão para reconhecimento de objetos. Já para as imagens de impressões digitais o código de cadeia é interessante para prover uma representação sem perda das informações das cristas papilares, podendo assim ser utilizado em imagens de tons de cinza. Baseiam-se no contorno das cristas para localização das minúcias, fornecendo uma grande variedade de informações sobre o contorno destas, como curvatura, direção, comprimento etc. Os resultados foram avaliados comparando-os manualmente com as taxas de falsas e verdadeiras minúcias encontradas nos testes realizados no FVC2004 (*The Third International Fingerprint Verification Competition*). Para isso foram utilizados dois métodos quantitativos de medida chamados “sensibilidade” e “especificidade”, propostos em Sherlock et. al. (1994). Foram obtidos resultados de 79.4% para sensibilidade e 85.29% para especificidade, com desvio padrão de 7.86% e 12.91% respectivamente.

Em Chen e Gao (2007) é proposto um novo método para comparação de minúcias que utiliza imagens em níveis de cinza. O método proposto baseia-se em uma nova representação conhecida como MDM (*Minutiae Direction Map*). Primeiramente a minúcia é definida em um espaço 2-D (bi-dimensional). Então os parâmetros de alinhamento das minúcias são calculados usando a correlação de fase entre o MDM de entrada e o *template* do MDM armazenado, o que requer um pequeno espaço de armazenamento se comparado com métodos que armazenam a própria imagem da impressão digital para a verificação. Este novo método não

necessita procurar por pares de minúcias correspondentes entre duas imagens de impressão digital. Os parâmetros de alinhamento delas são obtidos através da correlação de fases entre dois MDM, e a similaridade entre duas imagens de impressão digital é determinada pela distância entre as duas minúcias a serem comparadas. A figura 4.12 mostra a curva ROC em escalas log-log para o algoritmo proposto, onde o FNMR é a falsa taxa de um “não casamento” das minúcias e FMR é a falsa taxa “casamento” das minúcias. O EER (*Equal Error Rate*) do algoritmo proposto é de 2.44%.

Figura 4.12: Gráfico da curva ROC em escalas log-log do algoritmo proposto.

Em Jedryca e Wawrzyniak (2007) é apresentado um novo método para otimização do algoritmo de localização de minúcias baseado no contorno de imagens em níveis de cinza proposto por Wu et. al. (2004). Este novo método faz uso da informação da estrutura local das cristas papilares para otimizar a detecção das bordas destas para análise, especialmente em imagens de má qualidade. O método proposto baseia-se na análise do plano vertical das cristas paralelas nas quais as distribuições dos níveis de cinza podem aproximar-se de uma função

senoidal. Sendo assim os autores citam que utilizando estas informações é possível aprimorar a imagem através de uma filtragem e segmentação da mesma para uma detecção mais precisa das minúcias. As imagens utilizadas para testes foram obtidas das bases de dados do FVC e um banco de dados local, e os autores afirmam que este aprimoramento apresentou bons resultados na detecção de minúcias e redução das falsas minúcias se comparados com outros métodos mais simples de extração de minúcias.

4.5 *Considerações finais*

Vários métodos foram propostos para a extração de minúcias conforme mencionados neste capítulo, e abordagens diferentes foram adotadas para resolver o mesmo problema, o que deixa claro a sua dificuldade.

A abordagem clássica, apesar de simples, possui algumas desvantagens, tais como, perda de informação e criação de falsas minúcias para imagens de baixa qualidade, devido ao processo de binarização. Essa abordagem é muito dependente da qualidade da imagem e por isso requer um bom pré-processamento. Mas geralmente funciona bem para imagens de boa qualidade.

Devido às desvantagens da abordagem clássica, têm sido propostos outros algoritmos, que se baseiam no nível de cinza e no contorno das cristas papilares para realizar a detecção, e que se enquadram nos métodos não clássicos. Alguns desses algoritmos têm obtido uma porcentagem de acerto ligeiramente superior aos métodos clássicos, mas por outro lado utilizam técnicas mais complexas.

O método adotado para esse trabalho foi o método clássico, devido à sua simplicidade, e pelo avanço tecnológico dos sistemas de aquisição de imagens digitais, possibilitando a geração de imagens de melhor qualidade.

5 Extração de Minúcias em imagens de impressão digital: Metodologia

5.1 Considerações iniciais

Neste capítulo é apresentada a metodologia que foi utilizada para a extração de minúcias em imagens de impressão digital.

5.2 Visão geral do algoritmo de extração de minúcias

Como já mencionado na seção 1.1, a extração de minúcias de imagens de impressão digital é a etapa que antecede a autenticação ou identificação de um indivíduo. O algoritmo desenvolvido é constituído pelos seguintes módulos, ilustrados na figura 5.1: pré-processamento das imagens, para o aumento da discriminação visual; extração das minúcias e pós-processamento para a remoção de falsas minúcias (MALTONI et. al, 2003). Baseia-se na abordagem clássica, como a utilizada no trabalho de Espinosa-Duró (2002).

Para o desenvolvimento do algoritmo foi utilizado o MATLAB, com os toolbox de processamento de imagens.

Figura 5.1: Módulos do algoritmo de extração de minúcias.

A metodologia utilizada em cada módulo será apresentada nas seções seguintes.

5.3 Aquisição das imagens

Foram utilizadas imagens da base de dados FVC2004 (*Fingerprint Verification Competition*) apresentadas a seguir:

-DB2: imagens capturadas por um sensor óptico da *Digital Persona*, conhecido como “U.are.U”, com tamanho de 640x480 (307 Kpixels) e resolução de 500 dpis (*dots per inches*);

-DB3: imagens capturadas por um sensor de varredura térmica da Atmel conhecido como “FingerChip FCD4B14CB”, com tamanho de 300x480 (144 Kpixels) e resolução de 512 dpis;

-DB4: imagens geradas pelo SFinGe (*Synthetic Fingerprint Generation*) desenvolvido pela *Biometric System Laboratory*, DEIS – *University of Bologna*, com tamanho de 288x384 (108 Kpixels) e resolução de 500 dpis.

Amostras destas imagens é apresentada na figura 5.2.

Figura 5.2: Amostras de imagens do DB2, DB3 e DB4 da base de dados FVC2004 (*The Third International Fingerprint Verification Competition*).

5.4 Módulo de pré-processamento

As imagens de impressões digitais são pré-processadas com o intuito de reduzir as distorções e aumentar a discriminação visual entre os objetos contidos nas mesmas. Imagens reais adquiridas através de sensores frequentemente apresentam deformações se comparadas com a digital original do indivíduo.

A figura 5.3 ilustra as técnicas que foram utilizadas no desenvolvimento dessa etapa. Essas técnicas serão descritas nas seções seguintes.

Figura 5.3: Técnicas utilizadas na etapa de pré-processamento.

5.4.1 Espalhamento de contraste

O espalhamento de contraste é utilizado, pois imagens de má qualidade apresentam deficiência no contraste, podendo gerar configurações de *pixels* similares, que acabam criando falsas minúcias. Esta técnica consiste em calcular para cada *pixel*, um valor médio de intensidade em uma vizinhança de 5x5. Se o valor do *pixel* for menor que a média do bloco considerado, então o *pixel* de interesse receberá o valor zero, caso contrário o *pixel* continuará com seu valor original (HONG et. al., 1996). Para a equalização foi usada a função “*histeq*” do Matlab.

A figura 5.4 ilustra a diferença entre o histograma da imagem original (a) e o histograma da mesma imagem após o espalhamento de contraste (b).

A figura 5.5 apresenta a imagem original (a) e a mesma imagem após o espalhamento de contraste (b).

Figura 5.4: Histograma de equalização da imagem original (a) e da equalizada (b).

Figura 5.5: Comparação da imagem original (a) e imagem equalizada (b).

5.4.2 Aprimoramento da imagem através da FFT

O aprimoramento da imagem através da *Fast Fourier Transform* proposto por Watson et. al. (1994) baseia-se na técnica “*root filtering*” encontrada em Jain (1989). Permite que cristas papilares que foram desconectadas por ruído, sejam conectadas novamente, e também que algumas conexões entre as cristas, que acabam ligando umas às outras, sejam eliminadas, para que o algoritmo de detecção não as marque como uma bifurcação.

Para a realização do aprimoramento, a imagem é dividida em pequenos blocos de processamento de 32 por 32 *pixels*, e então é aplicada a transformada de Fourier através da equação 5.1, em cada bloco:

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) * \exp \left\{ -j2\pi * \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right\} \quad (5.1)$$

Para $u = 0, 1, 2, \dots, 31$ e $v = 0, 1, 2, \dots, 31$

Este método tem o efeito de reforçar as frequências dominantes de cada bloco enquanto atenua as mais fracas. Para reforçar um bloco específico por suas frequências dominantes, basta multiplicar a FFT do bloco por suas magnitudes, onde a magnitude original do bloco é dada pela equação 5.2:

$$FFT = abs(F(u, v)) = |F(u, v)| \quad (5.2)$$

E então a imagem aprimorada é obtida através da equação 5.3:

$$g(x, y) = F^{-1} \left\{ F(u, v) * |F(u, v)|^k \right\} \quad (5.3)$$

Na equação 5.3, k é uma constante determinada de maneira experimental.

Chikkerur et. al. (2004), em seu trabalho, menciona que após testes intensivos chegou ao valor 0.45 para esta constante. Se o valor de k for alto haverá um melhoramento das cristas papilares, porém pode causar pequenas perfurações ou quebras nestas. Com o valor alto para k pode resultar também na união das cristas. Assim, uma terminação pode se transformar em uma bifurcação causando problemas para o algoritmo de detecção de minúcias.

Para que a imagem possa ser visualizada novamente no domínio espacial basta calcular a transformada inversa de Fourier, onde $F^{-1}(F(u,v))$ é determinada pela equação 5.4.

$$f(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u,v) * \exp \left\{ j2\pi * \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right\} \quad (5.4)$$

Para $x = 0, 1, 2, \dots, 31$ e $y = 0, 1, 2, \dots, 31$

O efeito de cada bloco na imagem é notável, porém não causa danos na imagem para as etapas seguintes do processo. Chega-se a esta conclusão depois de se efetuar vários testes consecutivos em imagens de impressões digitais da base de dados DB2, DB3 e DB4 do FVC2004.

Outras variações de aprimoramento de imagens através da FFT podem ser encontradas em Maio e Maltoni (1997).

A figura 5.6 apresenta a imagem de entrada equalizada (a), e a imagem aprimorada por essa técnica (b).

Figura 5.6: (a) Imagem equalizada e (b) imagem aprimorada pela FFT.

5.4.3 Filtros de suavização

Ainda com a imagem no domínio da frequência foram integrados ao software dois filtros, o filtro da média e o filtro gaussiano passa-baixa. O filtro da média tem por objetivo suavizar as bordas das cristas papilares e atenuar o ruído existente nos vales (espaço entre as cristas), levando-se em conta que uma imagem de impressão digital tem uma grande variação de frequência. E o filtro gaussiano passa-baixa atenua o efeito dos blocos resultantes do aprimoramento da imagem pela FFT (os filtros foram utilizados com os valores padrões do matlab). Estes filtros são utilizados principalmente para remover ruído nas imagens reais capturadas por sensores, pois as geradas por computador, apesar de simularem impressões digitais reais, têm um contraste bem definido entre as cristas papilares e o fundo da imagem, resultando numa melhor detecção das minúcias. A Figura 5.8 (b) mostra a imagem após a aplicação do filtro da média.

Figura 5.7: Filtro da média (a) e filtro gaussiano passa-baixa (b).

Figura 5.8: Imagem aprimorada pela FFT (a) após filtragem de suavização (b).

5.4.4 Binarização

O processo de binarização consiste em transformar a imagem original de 8 *bits/pixel* em uma de 1 *bit/pixel*, com o valor 1 atribuído às cristas papilares que formam a impressão digital, e o valor 0 para os vales (espaço entre as cristas papilares), ou seja, a binarização consiste em transformar uma imagem em tons de cinza para uma imagem em preto e branco (RATHA et. al., 1995; COETZEE e BOTHA, 1993; RAO, 1976). Depois de realizado o processo de binarização das imagens, as cristas papilares são destacadas na cor branca e os vales na cor preta.

Para binarizar a imagem foi utilizado o método de Otsu, que implementa um *threshold* adaptável. Para isso a imagem foi dividida em blocos de tamanho 32 x 32, e foi determinado o valor médio do nível de cinza de cada bloco. A binarização foi realizada em cada bloco, usando o valor médio do nível de cinza correspondente do bloco como limiar (ou nível de *threshold*). Assim, *pixels* com valor médio de cinza menor que o nível de threshold são transformados em zero, e no caso contrário são convertidos para um (FARINA et. al., 1999). Esta operação pode ser expressa pela equação 5.5.

$$\begin{aligned}
 B(i, j) &= 0 \text{ se } O(i, j) < T \\
 B(i, j) &= 1 \text{ se } O(i, j) \geq T \\
 (i &= 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M)
 \end{aligned}
 \tag{5.5}$$

Nessa equação $B(i, j)$ é um bloco da imagem binária resultante, $O(i, j)$ é um bloco da imagem de entrada, T é o limiar (valor médio do nível de cinza) utilizado para realizar a binarização do bloco, N são as linhas e M as colunas do bloco.

A imagem resultante desta operação pode ser observada na figura 5.9, onde em (a) é apresentada a imagem aprimorada pela FFT e em (b) a imagem binarizada.

Figura 5.9: Imagem aprimorada (a) e imagem binarizada (b).

5.4.5 *Estimação da imagem direcional*

Muitos trabalhos de extração de minúcias utilizam a imagem direcional, pois através dela obtêm-se informações contidas nos padrões de impressões digitais que podem ser seguramente calculadas em imagens ruidosas (KARU e JAIN, 1996; CAPELLI et. al., 1999; RATHA et. al., 1996).

A determinação da imagem direcional não é uma tarefa trivial, e é de grande importância durante o processo de extração das características globais (núcleo e delta) da imagem, para um posterior trabalho de classificação desta dentre os cinco padrões adotados pelo NIST (*National Institute of Standards and Technology*) que são: arco angular, arco plano, presilha interna, presilha externa e verticilo. Depois de identificada a classe a qual pertence tal imagem o processo torna-se mais rápido, pois não é preciso procurar a imagem entre todas as outras no banco de dados. Ela também é importante durante o processo de reconhecimento do indivíduo, onde são criados vetores de características contendo a localização da minúcia, seu tipo e orientação. E finalmente, a imagem direcional também é utilizada na etapa de pós-processamento para remoção de falsas minúcias, por exemplo, se dentro de uma determinada distância existir duas terminações e ambas tiverem a mesma direção, considera-se que houve uma desconexão da crista papilar.

Inúmeras abordagens são encontradas na literatura para estimação do campo direcional de uma impressão digital. Dentre elas, métodos baseados em gradiente são os que fornecem melhor precisão. A notação de gradiente pode ser melhor explicada quando os valores de *pixel* são usados para indicar a altura em um cenário contínuo bi-dimensional. Gradientes podem ser considerados como orientações elementares em cada *pixel* da imagem.

O campo direcional, a princípio, é perpendicular aos gradientes. Entretanto, os gradientes são orientações em escala de *pixel*, enquanto o campo direcional descreve a orientação da estrutura crista e vale, que é uma escala menos detalhista. Por essa razão, o campo direcional pode ser derivado dos gradientes pela execução de alguma operação de média sobre os gradientes, envolvendo *pixels* em alguma vizinhança como pode ser observado na figura 5.10. A figura 5.10 (a) apresenta gradientes de uma parte de uma impressão digital e a figura 5.10 (b) a média do

campo direcional.

Figura 5.10: Em (a) Gradientes e (b) Campo direcional.

Seja I uma imagem de resolução $M \times N$ que representa uma impressão digital e O a matriz de dimensões $P \times Q$ que define a orientação do campo de I ; então a imagem é dividida em blocos não sobrepostos de dimensões $W \times W$ (onde W tem 16 *pixels*). A matriz O é obtida através do algoritmo 5.1.

Entrada: imagem Ib que contém a impressão digital.

Saída: matriz O que representa a orientação do campo de Ib.

1 – Calcular a magnitude dos gradientes Gx e Gy para cada pixel utilizando o operador de Sobel para detecção de contornos.

2 – Determina-se $P = \left\lceil \frac{M}{W} \right\rceil$ e $Q = \left\lceil \frac{N}{W} \right\rceil$, sendo W a dimensão do bloco.

3 – Divide-se a imagem I em blocos não sobrepostos de dimensão W x W.

4 – Estima-se a orientação local das cristas papilares através de:

$$Gx_{(i,j)} = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} (\sigma_x^2(u,v) - \sigma_y^2(u,v)), \quad (5.6)$$

$$Gy_{(i,j)} = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} 2\sigma_x(u,v)\sigma_y(u,v), \quad (5.7)$$

$$O(i,j) = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{Gy(i,j)}{Gx(i,j)}\right) \quad (5.8)$$

Onde $i \in \{0; P-1\}$ e $j \in \{0; Q-1\}$.

Algoritmo 5.1: cálculo da orientação local.

As orientações dos gradientes são distribuídas em um espaço cíclico de 0 a π e a orientação média tem de ser encontrada. A equação 5.8 do algoritmo 5.1 apresenta uma ambigüidade, onde, se $tg(\theta) = y/x$ então $tg(\theta + k\pi) = y/x$, o que resulta na mesma tangente para os vetores $\vec{v} = (x, y)$ e $\vec{u} = (-x, -y)$, como ilustrado na figura 5.11 Neste caso não é possível efetuar o cálculo da tangente num dado bloco com base em estatísticas do tipo $\sum_i y_i / \sum_i x_i$. Se no interior do mesmo bloco existirem dois vetores $\vec{v} = (x, y)$ e $\vec{u} = (-x, -y)$, esse tipo de estatística resulta na anulação da direção, pois a soma dos dois vetores é nula, o que não corresponde à realidade.

Figura 5.11: Ilustração da ambigüidade no cálculo da tangente.

A solução está em dobrar o ângulo θ antes de calcular a média. Onde o ângulo θ é transformado em 2θ , e $(\theta + k\pi)$ em $2(\theta + k\pi) = 2\theta + 2k\pi = 2\theta$ onde $k \in \mathbb{Z}$. E conhecendo-se as relações trigonométricas sabe-se que:

$$\text{sen}(2\theta) = 2\text{sen}(\theta)\cos(\theta) \quad (5.9)$$

$$\cos(2\theta) = \cos^2(\theta) - \text{sen}^2(\theta) \quad (5.10)$$

$$\text{sen}(\theta) = \frac{y}{\|\vec{v}\|^2} \quad (5.11)$$

$$\cos(\theta) = \frac{x}{\|\vec{v}\|^2} \quad (5.12)$$

Então substituindo as equações (5.11) e (5.12) em (5.9) e (5.10) obtém-se:

$$\text{sen}(2\theta) = \frac{2xy}{\|\vec{v}\|^2} \quad \text{e} \quad \cos(2\theta) = \frac{x^2 - y^2}{\|\vec{v}\|^2} \quad (5.13)$$

Dado que a $\text{tg}(2\theta) = \frac{\text{sen}(2\theta)}{\cos(2\theta)} = \frac{2xy}{x^2 - y^2}$, e substituindo x e y respectivamente pelos

gradientes em x e em y do bloco, obtém-se $\frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 - \sigma_y^2}$, resultando em:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 - \sigma_y^2}\right) \quad \text{ou} \quad \theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{\text{sen}(2\theta)}{\cos(2\theta)}\right) \quad (5.14)$$

Após obter a matriz de orientação O , o próximo passo é obter a matriz O' que resulta da matriz O , com a imagem dividida em blocos $W \times W$ não sobrepostos (REIS, 2003), como observado no algoritmo 5.2.

Entrada: matriz O que representa a orientação do campo I .	
Saída: matriz O' que representa a orientação do campo de I após suavização.	
<hr/>	
1 – Converter a matriz O em um vetor de campo normalizado:	
$\Phi_x(i, j) = \cos(2O(i, j))$	(5.15)
$\Phi_y(i, j) = \sin(2O(i, j))$	(5.16)
Que representam as componentes x e y do vetor campo.	
2 – Agora a imagem direcional é calculada com a imagem dividida em blocos não sobrepostos $W \times W$:	
$\Phi'_x(i, j) = \sum_{u=-\frac{W_\Phi}{2}}^{\frac{W_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{W_\Phi}{2}}^{\frac{W_\Phi}{2}} w(u, v) \Phi_x(i - u, j - v)$	(5.17)
$\Phi'_y(i, j) = \sum_{u=-\frac{W_\Phi}{2}}^{\frac{W_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{W_\Phi}{2}}^{\frac{W_\Phi}{2}} w(u, v) \Phi_y(i - u, j - v)$	(5.18)
3 – Em seguida determina-se a matriz O' :	
$O'(i, j) = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{\Phi_y(i, j)}{\Phi_x(i, j)}\right)$	(5.19)

Algoritmo 5.2: Cálculo da orientação local suavizada.

Na figura 5.12 pode ser visualizada à esquerda, a imagem binarizada de uma impressão digital, e à direita o mapa direcional resultante .

Figura 5.12: Imagem binarizada (a) e Mapa direcional da impressão digital (b).

5.4.6 Cálculo da região de interesse através de operadores morfológicos

Os operadores morfológicos são utilizados aqui para determinar a região de interesse, que na verdade é apenas a região em que se encontram as informações importantes da impressão digital (parte central da digital). Nesta etapa são utilizados dois operadores morfológicos, denominado de operação *OPENING* e *CLOSING*, ambos encontrados na *toolbox* de morfologia matemática do software Matlab (*bwmorph*). Esse *toolbox* contém um conjunto específico de arquivos compostos por operadores morfológicos, e foi desenvolvido pela *SDC Information System*. A operação *CLOSING* é uma dilatação seguida de uma erosão, e consiste em contrair a imagem e unir objetos que estão próximos um do outro. É utilizada para preencher buracos e pequenas fendas existentes nas cristas papilares que compõem a impressão digital. Já a operação *OPENING* consiste numa erosão seguida de uma dilatação, sendo usada para remover *pixels* introduzidos por ruído existente no fundo da imagem (as duas operações foram utilizadas com os valores padrões do matlab). Após estas operações é eliminado parte do ruído encontrado na imagem, e com isso também se obtém a região de interesse para extrair as minúcias, que é apenas a região que contém as cristas papilares da imagem. A operação descrita pode ser observada na Figura 5.13 (b).

Figura 5.13: imagem direcional (a) e região de interesse da imagem (b).

5.5 Módulo de extração das minúcias

Para a extração de minúcias é realizado inicialmente o afinamento das cristas papilares da impressão digital (*thinning*), e em seguida a filtragem da imagem para remoção de pontos e reentrâncias existentes entre as cristas papilares. Após a realização dessas operações são extraídas as minúcias (terminações, marcadas em verde e bifurcações, marcadas em lilás). Essa seqüência de operações encontra-se ilustrada na figura 5.14. Cada operação será detalhada nas seções seguintes.

Figura 5.14: Técnicas usadas no módulo de extração das minúcias.

5.5.1 *Afinamento (thinning)*

O afinamento (*thinning*) pode ser definido como uma linha que representa um objeto, onde a linha deve ter a espessura de um *pixel*, passando pelo meio do objeto, preservando assim a topologia do objeto. Pode também ser utilizado para a remoção de parte do ruído da imagem e ângulos retos ao longo de bordas dos objetos, ou seja, das linhas que formam a geometria da impressão digital, que é o caso de interesse para este trabalho (HUNG, 1993), (MEHTRE, 1993), (COETZEE e BOTHA, 1993).

Um algoritmo de afinamento para ser eficiente deve compactar dados, manter as propriedades significativas dos padrões e eliminar ruídos sem introduzir distorções. Além disso, o algoritmo deve ser simples e rápido, o que é um desafio (GONZALEZ e WOODS, 1987).

Em geral estes algoritmos consomem muito tempo, especialmente para impressões digitais, pois a varredura da imagem é feita linha a linha, examinando dentro de uma vizinhança de 8 conectados, quando um *pixel* pode ou não ser apagado (RAO, 1976; CHONG et. al., 1992).

Quando um *pixel* é apagado, ou seja, seu valor muda de um para zero, a imagem é dita transformada. Um número total de *pixels* apagados em um passo constitui um número total de mudanças neste passo. O afinamento pode ser dado como completo quando o número de mudanças na imagem converge para zero, ou seja, quando não ocorrem mais mudanças. Nesse momento cristas papilares da imagem devem ter atingido a espessura de um *pixel* (ISENOR e ZAKY, 1986), (ASAI et. al., 1975), (XIAO et. al., 1986), (VERMA et. al., 1987). Estes algoritmos necessitam normalmente de 20 a 30 passos para o afinamento das cristas papilares.

A operação de afinamento é definida por máscaras 3 x 3 (Figura 5.15), que constituem os elementos estruturantes. Ao invés de 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 e Woods (1987) figura 5.15.

Figura 5.15: Família de elementos estruturantes.

Os símbolos ativos são representados pelo número zero. Os símbolos representados pela letra x são os *pixels* que não interagem com a imagem.

Em outras palavras, o processo é afinar a imagem por uma seqüência das máscaras da figura 5.15, que vão sofrendo rotações e verificando quais *pixels* podem ser apagados, e este processo deve ser repetido até que não ocorram mais mudanças na imagem.

O afinamento é realizado através da operação “*thin*” também encontrada na *toolbox* de morfologia matemática (*bwmorph*) do Matlab.

A figura 5.16 apresenta o resultado de uma operação de afinamento (b) e a região de interesse (a).

Figura 5.16: ROI em (a) e imagem resultante após a operação de afinamento em (b).

5.5.2 Filtros morfológicos

Após a operação de afinamento ainda é necessário remover alguns *pixels* errôneos que se encontram na imagem (ruído), exceto aqueles que compõem estas cristas, de forma iterativa. Para isso aplica-se a seguinte seqüência de filtros na imagem afinada: *clean*, *hbreak* e *spur*. Esses filtros são operações do *toolbox* de morfologia matemática do MATLAB.

A operação *clean* remove pixels isolados examinando o *pixel* central num agrupamento 3 x 3 da imagem (Figura 5.17), e transformando o *pixel* central em 0 se ele for 1 e os demais forem 0.

Figura 5.17: Operação *clean*: máscara para remoção de pontos isolados.

A operação *hbreak* remove *pixels* H-conectados, como mostrado na figura 5.18 (a) e (b).

Figura 5.18: Operação *hbreak*: máscara antes encontrada (a) máscara após remoção (b).

A operação *spur* remove *pixels* espúrios da imagem como ilustrado na figura 5.19.

Figura 5.19: Operação *spur*: máscara antes encontrada (a) e após a remoção dos *spurs* (b).

A figura 5.20 (a) mostra a imagem afinada, 5.20 (b) a imagem afinada e filtrada utilizando apenas os filtros morfológicos e em 5.20 (c) a imagem filtrada com os filtros morfológicos e os filtros de suavização.

Figura 5.20: Imagem afinada (a) Imagem após a remoção de ruídos com operadores morfológicos (b) e imagem após filtragem de suavização(c).

5.5.3 Detecção de minúcias

Após a aplicação da operação de afinamento e filtragem na imagem de impressão digital, o processo de extração das minúcias torna-se relativamente fácil. Consiste em aplicar na imagem uma máscara 3 x 3 para a detecção de bifurcações (figura 5.21 a) e outra para detecção de terminações (figura 5.21 b). No algoritmo para marcação das supostas minúcias essas máscaras percorrem a imagem linha a linha. Se o *pixel* central tem valor um e mais três vizinhos com valor também um, então este local será marcado como uma minúcia do tipo bifurcação (lilás). Agora se o *pixel* central tiver valor um e apenas um de seus *pixels* vizinhos tiver também o valor um, então o local será marcado como uma minúcia do tipo terminação (verde).

Figura 5.21: Exemplos de minúcias encontradas. (a) bifurcação e (b) terminação.

A figura 5.22 mostra a imagem afinada e filtrada à esquerda e a imagem com a marcação das minúcias à direita.

Figura 5.22: Imagem após remoção de ruídos (a) e Imagem após detecção de minúcias (b).

5.6 Módulo de pós-processamento

A etapa de pré-processamento não recupera completamente a imagem de impressão digital, pois as operações de filtragem aplicadas na imagem nesta etapa não conseguem remover todo o ruído. Conseqüentemente, na etapa de detecção de minúcias são detectadas falsas minúcias. A função do módulo de pós-processamento é justamente a de remover as falsas minúcias. A figura 5.23 mostra a etapa do módulo de pós-processamento.

Figura 5.23: Etapa do módulo de pós-processamento.

As falsas minúcias afetam significativamente a precisão do módulo seguinte, que é o de verificação das minúcias para uma suposta identificação. No processo de verificação, as falsas minúcias serão utilizadas pelo sistema, que fará comparações

com pontos que na verdade não são as minúcias reais que diferenciam um indivíduo do outro, ocasionando assim uma falsa identificação. Portanto alguns mecanismos para remover as falsas minúcias são necessários para manter um sistema de verificação de impressões digitais confiável.

Na figura 5.24 são mostrados seis tipos de falsas minúcias que ocorrem em uma imagem de impressão digital.

Figura 5.24: Estrutura de falsas minúcias.

Em (a) tem-se um caso de quebra encontrado na crista papilar; em (b) uma ponte que conecta duas cristas; no caso (c) ocorre um pequeno segmento de crista no vale também conhecido como ilhota; em (d) ocorre um caso conhecido como lago que é o encontro de duas bifurcações existentes na mesma crista papilar; em (e) pode-se observar uma espora que é uma pequena ramificação encontrada na crista; em (f) nota-se uma ocorrência de pontos isolados encontrados entre as cristas papilares.

O processo para remoção de falsas minúcias é o seguinte:

I – Se duas terminações estão dentro de um mesmo bloco com distância D e suas direções são coincidentes, com uma pequena variação angular, então é imposta a condição de que não há nenhuma terminação entre as duas terminações que foram marcadas como minúcias, pois é considerado que houve uma quebra na crista (caso a).

II – Se a distância entre duas bifurcações for menor que D e elas estiverem na mesma crista, são removidas as duas bifurcações (casos b e d).

III – Se duas terminações se encontram a uma distância menor que a especificada em D , são removidas as duas terminações (caso c).

IV – Se a distância entre uma bifurcação e uma terminação for menor que D e as duas minúcias se encontrarem na mesma crista, são removidas ambas as minúcias (caso e).

V – Se por algum motivo ainda existirem pontos isolados entre as cristas papilares e estes não tiverem nenhum vizinho dentro da distância especificada, esta

minúcia também será removida (SANTHANAM et. al., 2006).

A figura 5.25 apresenta a imagem com suas respectivas minúcias localizadas e marcadas (à esquerda), e a imagem após o pós-processamento para eliminar as falsas minúcias (à direita).

Figura 5.25: Imagem com minúcias detectadas (a) e imagem após a remoção de falsas minúcias (b).

É importante notar que se as imagens de entrada forem de boa qualidade, o processo de detecção de minúcias apresentará um bom desempenho, como no caso das imagens sintéticas geradas pelo SFinGe. A dificuldade inerente a este processo é que as imagens reais adquiridas através de sensores biométricos raramente se assemelham com as produzidas sinteticamente. E é por isso que existe a necessidade de realizar um bom pré-processamento das imagens adquiridas pelos sensores, de modo que estas se aproximem ao máximo de uma imagem sintética.

6 Resultados e Discussões

6.1 *Considerações iniciais*

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos e as discussões.

6.2 *Resultados e discussões*

Para a obtenção dos resultados apresentados nesta seção foram aplicados os algoritmos de pré-processamento, extração de minúcias e pós-processamento sobre 10 imagens de cada banco da base de dados FVC2004: DB2 (sensor óptico), DB3 (varredura térmica) e DB4 (sintética). Para cada imagem foi avaliado o número de minúcias trocadas e não detectadas, que são as minúcias perdidas (MP) e o número de falsas minúcias (FM). Os resultados foram colocados em tabelas e a partir destas foram levantados gráficos para ilustrar os resultados.

Como mencionado no capítulo 5, mesmo após todas as etapas de pré-processamento, algumas minúcias podem ainda não ser detectadas, ou podem ser trocadas (caso em que é marcada uma terminação em um local que na verdade seria uma bifurcação, ou vice-versa). Isso pode ocorrer devido à presença de ruído ainda existente na imagem. Estes problemas são classificados como minúcias que não foram detectadas e minúcias que foram trocadas. Essas minúcias são denominadas minúcias perdidas (MP). Também existem as minúcias que foram marcadas, mas que na verdade representam ruído ainda existente na imagem, que não foi removido pelo algoritmo de pós-processamento. Essas minúcias são denominadas de falsas minúcias (FM).

Os resultados foram também avaliados de forma estatística através de métodos quantitativos de medidas conhecidos como “sensibilidade” e “especificidade”, apresentadas em Chikkerur (2005) e Sherlock et. al. (1994).

O cálculo da sensibilidade baseia-se na relação entre minúcias perdidas e minúcias verdadeiras como ilustrado pela equação 6.1. E o cálculo da especificidade baseia-se na relação entre falsas minúcias e minúcias verdadeiras, como ilustrado pela equação 6.2.

$$Sensibilidade = 1 - \frac{MinúciasPerdidas}{MinúciasVerdadeiras} \quad (6.1)$$

$$Especificidade = 1 - \frac{FalsasMinúcias}{MinúciasVerdadeiras} \quad (6.2)$$

As seções seguintes apresentam os resultados da seguinte forma: na seção 6.2.1 são apresentados exemplos das imagens resultantes em cada etapa do algoritmo; na seção 6.2.2 são apresentados e avaliados os resultados considerando o número de minúcias; na seção 6.2.3 são avaliados os resultados através da sensibilidade e da especificidade.

6.2.1 Exemplos de imagens resultantes após as diferentes etapas do algoritmo

Para ilustrar as diferentes etapas do algoritmo de extração de minúcias são apresentadas as imagens resultantes, desde o pré-processamento até o pós-processamento, tendo sido escolhida uma imagem de cada banco (figuras de 6.1 até 6.15).

Base de Dados DB2 FVC2004

Figura 6.1: Imagem original (a) e após a equalização (b).

Figura 6.2: Imagem após aprimoramento pela FFT e filtragem de suavização (a) e após a binarização (b).

Figura 6.3: Imagem após estimação da orientação (a) e após o cálculo da região de interesse (b).

Figura 6.4: Após afinamento (a) e após a filtragem com operadores morfológicos (b).

Figura 6.5: Imagem após detecção de minúcias (a) e após a remoção de falsas minúcias (b).

Base de Dados DB3 FVC2004

Figura 6.6: Imagem original (a) e após a equalização (b).

Figura 6.7: Imagem Imagem após aprimoramento pela FFT e filtragem de suavização (a) e após a binarização (b).

Figura 6.8: Imagem após estimação da orientação (a) e após o cálculo da região de interesse (b).

Figura 6.9: Após afinamento (a) e após a filtragem com operadores morfológicos (b).

Figura 6.10: Imagem após detecção de minúcias (a) e após a remoção de falsas minúcias (b).

Base de Dados DB4 FVC2004

Figura 6.11: Imagem original (a) e após a equalização (b).

Figura 6.12: Imagem após aprimoramento pela FFT (a) e após a binarização (b).

Figura 6.13: Imagem após estimação da orientação (a) e após o cálculo da região de interesse (b).

Figura 6.14: Após afinamento (a) e após a filtragem com operadores morfológicos (b).

Figura 6.15: Imagem após detecção de minúcias (a) e após a remoção de falsas minúcias (b).

6.2.2 Resultados considerando o numero de minúcias

A tabela 6.1 apresenta as 10 imagens de cada banco com o número total de minúcias verdadeiras (MV) detectadas pelo algoritmo, além da quantidade de minúcias não detectadas e trocadas, que são as minúcias perdidas (MP) e falsas (FM). A partir dessa tabela foram levantados três gráficos de barras para a representação da quantidade de minúcias verdadeiras (MV) perdidas (MP) e falsas (FM) para o DB2 (figura 6.16), o segundo para a representação no DB3 (figura 6.17) e o terceiro para a representação do DB4 (figura 6.18). Através dos gráficos observa-se que os melhores resultados foram obtidos para o banco DB4 (imagens sintéticas), seguido pelo DB2 (imagens de sensores ópticos).

Tabela 6.1: Minúcias detectadas em imagens selecionadas aleatoriamente com respectivos números de verdadeiras minúcias (MV), minúcias perdidas (MP) e falsas minúcias (FM).

Impressão Digital	DB2			DB3			DB4		
	MV	MP	FM	MV	MP	FM	MV	MP	FM
1	36	11	3	14	9	6	45	12	3
2	37	6	9	21	4	3	47	11	6
3	34	9	5	18	6	4	52	12	5
4	31	9	8	23	7	3	36	16	7
5	27	4	4	17	5	2	36	7	4
6	31	4	6	19	5	4	38	9	3
7	36	16	7	22	6	13	36	14	6
8	28	5	8	19	5	9	31	4	3
9	19	7	4	13	7	10	35	5	2
10	21	11	8	29	7	12	29	7	4

Figura 6.16: Gráfico das minúcias do DB2.

Figura 6.17: Gráfico das minúcias do DB3.

Figura 6.18: Gráfico das minúcias do DB4.

6.2.3 Resultados considerando a sensibilidade e a especificidade

A eficiência do software proposto é dada através da estatística utilizando os métodos quantitativos de medidas, sensibilidade e especificidade, apresentados na seção 6.2. Essas medidas podem ser observadas nas tabelas 6.2, 6.3 e 6.4, para os três bancos. Para ilustrar, foi levantado um gráfico para estas medidas, que se encontra na figura 6.19. Pode-se então concluir que os melhores resultados foram obtidos para o banco DB4 (imagens sintéticas), seguido pelo banco DB2 (imagens do sensor óptico). A diferença entre os valores de sensibilidade do DB4 para o DB2 está em torno de 3%, enquanto que a diferença entre o banco DB4 e DB3 está em torno de 8%. Para a especificidade, avaliando-se a diferença entre os bancos DB4 e DB2 chega-se a um valor em torno de 10%, enquanto que a diferença entre o banco DB4 e DB3 está ao redor de 23%. Pode-se então concluir que os resultados da sensibilidade e da especificidade para as imagens do DB3 foram os piores.

Tabela 6.2: Porcentagem de sensibilidade (S) e especificidade (E) do DB2.

Impressão Digital	DB2				
	MV	MP	FM	S	E
1	36	11	3	69.44%	91.66%
2	37	6	9	83.78%	75.67%
3	34	9	5	73.52%	85.29%
4	31	9	8	70.96%	74.19%
5	27	4	4	85.18%	85.18%
6	31	4	6	87.09%	80.64%
7	36	16	7	55.55%	80.55%
8	28	5	8	82.14%	71.42%
9	19	7	4	63.15%	78.94%
10	21	11	8	47.61%	61.90%

Tabela 6.3: Porcentagem de sensibilidade (S) e especificidade (E) do DB3.

DB3				
MV	MP	FM	S	E
14	9	6	35.71%	57.14%
21	4	3	80.95%	85.71%
18	6	4	66.66%	77.77%
23	7	3	69.56%	86.95%
17	5	2	70.58%	88.23%
19	5	4	73.68%	78.94%
22	6	13	72.72%	40.90%
19	5	9	73.68%	52.63%
13	7	10	46.15%	23.07%
29	7	12	75.86%	58.62%

Tabela 6.4: Porcentagem de sensibilidade (S) e especificidade (E) do DB4.

DB4				
MV	MP	FM	S	E
45	12	3	73.33%	93.33%
47	11	6	76.59%	87.23%
52	12	5	76.92%	90.38%
36	16	7	55.55%	80.55%
36	7	4	80.55%	88.88%
38	9	3	76.31%	92.10%
36	14	6	61.11%	83.33%
31	4	3	87.09%	90.32%
35	5	2	85.71%	94.28%
29	7	4	75.86%	86.20%

Figura 6.19: Gráfico ilustra a média da sensibilidade e especificidade de cada banco.

6.2.4 Tempo gasto em cada etapa do algoritmo

Os tempos de processamento de cada etapa do sistema estão representados na figura 5.47. Os testes foram realizados em um micro-computador AMD Athlon X2 (dual core) 64-bits 4200+, com 2GB de memória RAM e um dispositivo gráfico ATI

Radeon X1950 Pro de 256MB DDR3, com barramento de comunicação entre a GPU (*Graphic Processor Unit*) e a memória de 256-bits. O sistema operacional utilizado foi o Windows XP®.

Pela figura 6.20 pode-se concluir que as etapas que consomem maior tempo são as de afinamento e a de detecção de minúcias. Além disso as imagens do banco DB3 foram as que consumiram maior tempo de processamento.

Figura 6.20: Gráfico com o tempo gasto por cada etapa do sistema e com o tempo total gasto em cada imagem do DB2, DB3 e DB4.

6.3 *Discussões*

Os resultados apresentados na seção 6.2 permitem concluir que o melhor resultado do software desenvolvido foi para as imagens do banco DB4, como pôde ser analisado nas tabelas e gráficos ilustrados na mesma seção.

O segundo melhor resultado foi para as imagens do banco DB2 que são as imagens adquiridas através de um sensor óptico. Os resultados desse banco aproximam-se mais dos resultados das imagens do banco DB4 do que as do banco DB3, e isso pode ser notado em todos os resultados apresentados na seção 6.2. Isso leva a concluir que as imagens obtidas pelo sensor óptico apresentam melhor qualidade do que as adquiridas pelo sensor térmico.

A diferença de resultado para especificidade e sensibilidade entre o banco DB4 e os bancos DB2 e DB3 deve-se ao fato das imagens desses bancos serem imagens reais e, portanto elas contêm maior número de falsas minúcias e minúcias perdidas. Consequentemente essas imagens apresentam menor número de minúcias verdadeiras.

7 Conclusões

Segundo Prabhakar (2001), em uma impressão digital contendo entre 36 a 46 minúcias em média, 15 já são suficientes para realizar uma identificação correta de uma pessoa.

No presente trabalho foram testadas 10 imagens de cada banco de dados, num total de 30 imagens, por inspeção visual, nas quais foi também aplicado o software para extração de minúcias. Para as imagens sintéticas foi detectada uma média de 38.5 minúcias verdadeiras (MV), e para as adquiridas pelo sensor óptico foi detectada uma média de 30 minúcias verdadeiras (MV). Já as imagens obtidas pelo sensor térmico não apresentaram bons resultados como pôde ser observado nas tabelas e gráficos da seção 6.2, obtendo assim, uma média de 19.5 minúcias verdadeiras (MV) detectadas.

A validação dos testes foi realizada através de métodos quantitativos de medida denominados “sensibilidade” e “especificidade”, apresentados em Chikkerur (2005) e em Sherlock et. al. (1994). Os melhores resultados foram obtidos para as imagens sintéticas seguido das imagens adquiridas por sensor óptico. As imagens obtidas através de sensor térmico apresentaram diferença de resultado considerável em relação às imagens dos demais bancos, pelo fato de conterem maior quantidade de ruído.

7.1 *Trabalhos futuros*

Para trabalhos futuros, sugere-se a melhoria do presente trabalho através da pesquisa por técnicas mais eficientes na redução de ruído presente nesse tipo de imagem, e também o estudo sobre técnicas que possam até mesmo reconstituir estruturas que foram perdidas, das cristas que formam a impressão digital.

Sugere-se também o desenvolvimento de um algoritmo que localize características globais de uma impressão digital, ou seja, os pontos singulares (núcleo e delta).

E por fim, com o sistema completo, podem ser extraídos os vetores de características destas imagens, com a posição da característica global (núcleos e deltas) ou local (terminações e bifurcações), para que estas possam ser classificadas e depois reconhecidas através de redes neurais artificiais, onde para a classificação pode-se usar uma rede neural artificial derivada da arquitetura de Kohonen, que é a SOM (*Self-Organization Maps* - Mapas Auto-organizáveis). Para realizar a etapa de reconhecimento é sugerido que se utilize uma rede neural artificial de arquitetura conhecida como Perceptron Multi-Camadas (*MLP-Multi Layer Perceptron*).

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ASAI, K.; HOSHINO, Y.; YAMASHITA, N.; HIRATSUKA, S. (1975). "*Fingerprint Identification System*". Second USA-Japan Computer Conference, session 1-4-1 a 1-4-6, pp. 30-35.
- ARANTES, M. (2002). "Procedimento para Reconhecimento de Impressões Digitais Combinando Neocognitron e MLP". Departamento de computação, Universidade Federal de São Carlos.
- BLUE, J. L.; CANDELA, G. T.; GROTH, P. J.; CHELLAPPA, R.; WILSON, C. L. (1994). "*Evaluation of Pattern Classifiers for Fingerprint and OCR Applications*". Pattern Recognition, vol. 27, nº 4, pp. 485-501.
- BOLLE, R. M.; SENIOR, A. W.; RATHA, N. K.; PANKANTI, S. (2002). "*Fingerprint Minutiae: A Constructive Definition*". Proc. Workshop on Biometric Authentication, LNCS 2359, pp. 58-66, Springer Verlag, New York.
- CAPPELLI, R.; LUMINI, A.; MAIO, D.; MALTONI, D. (1999). "*Fingerprint Classification by Directional Image Partitioning*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, nº 5, pp. 402-421.
- CHEN, W.; GAO, Y. (2007). "*A Minutiae-based Fingerprint Matching Algorithm Using Phase Correlation*". IEEE Computer Society, pp. 233-237.
- CHEUNG, Y. S.; YIP, W. M. (1987). "*A Personal Computer-based Fingerprint Identification System*". Proc. IEEE Asian Electron. Conf. Hong Kong.
- CHIKKERUR, S.; WU, C. H.; GOVINDARAJU, V. (2005). "*Online Fingerprint Verification System*". Department of Electrical Engineering, University of New York.
- CHONG, M. S.; GAY, R. K. L.; TAN, H. N.; LIU, J. (1992). "*Automatic Representation of Fingerprints for Data Compression by B-Spline Functions*". Pattern Recognition, vol. 25, nº 10, pp. 1199-1210.
- CLARKE, R. (1994). "*Human Identification in Information Systems: Management Challenges and Public Policy Issues*". Information Technology & People, Vol. 7, Nº 4, pp 6-37.
- COETZEE, L.; BOTHA, E. C. (1993). "*Fingerprint Recognition in Low Quality Images*". Pattern Recognition, vol. 26, nº 10, pp. 1441-1460.
- COSTA, S. M. F. (2001). "Classificação e Verificação de Impressões Digitais". Departamento de Engenharia Elétrica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- ELECCION, M. (1973). "*Pattern Recognition – Automatic Fingerprint Identification*". IEEE Spectrum, pp. 36-45.
- ESPINOSA-DURÓ (2002). "*Minutia Detection Algorithm for Fingerprint Recognition*". IEEE AESS Systems Magazine.

- FARINA, A.; KOVÁCS-VAJNA, Z. M.; LEONE, A. (1999) "*Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images*". Pattern Recognition, 32, pp. 877-889.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. (1987). "*Digital Image Processing*". Addison Wesley Publishing Company.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS R. E. (2000). "Processamento de Imagens Digitais", 1. ed. Edgard Blücher Ltda.
- GRASSELLI, A. (1969). "*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.
- HALICI, U.; JAIN, L. C.; EROL, A. (1999). "*Introduction to Fingerprint Recognition*". The CRC Press, International Series on Computational Intelligence. cap. 1, p. 3-34.
- HONG, L.; JAIN, A. K.; PANKANTI, S.; BOLLE, R. (1996). "*Fingerprint Enhancement*". Proc. Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 202-207.
- HONG, L.; JAIN, A. K. (1998). "*Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, nº 8, pp. 777-789.
- HRECHAK, A. K.; MCHUGH, J. A. (1990). "*Automated Fingerprint Recognition using Structural Matching*". Pattern Recognition, vol. 23, nº 8, pp. 893-904.
- HUNG, D. C. (1993). "*Enhancement and Feature Purification of Fingerprint Images*". Pattern Recognition, vol. 26, nº 11, pp. 1661-1671.
- ISENOR, D. K.; ZAKY, G. (1986). "*Fingerprint Identification using Graph Matching*". Pattern Recognition, vol. 19, nº 2, pp. 113-122.
- JAIN, A. K. (1989). "*Fundamentals of Digital Image Processing*". Prentice Hall International.
- JAIN, A. K.; HONG, L.; PANKANTI, S.; BOLLE, R. (1997a). "*An Identity-Authentication System using Fingerprints*". Proceedings of the IEEE, vol. 85, nº 9, pp. 1365-1388.
- JAIN, A. K.; HONG, L.; BOLLE, R. (1997b). "*On – Line Fingerprint Verification*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.19, nº 4, pp. 302-313.
- JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S.; HONG, L. (1999). "*A Multichannel Approach to Fingerprint Classification*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, nº 4, pp. 348-359.
- JEDRYKA, M.; WAWRZYNIAK, Z. (2007). "*Improvement in Minutiae Detection by Single Ridge Local Analysis for Fingerprint Image Processing*". IEEE Internation Workshop on Imaging Systems and Techniques.
- JIANG, X. D.; YAU, W. Y; SER, W. (2001). "*Detecting The Fingerprint Minutiae by Adaptive Tracing The Gray Level Ridge*". Pattern Recognition, vol. 34, nº 5, pp. 999-1013.

- KAWAGOE, M.; TOJO, A. (1984). "*Fingerprint Pattern Classification*". Pattern Recognition, vol. 17, n° 3, pp. 295-303.
- KARU, K.; JAIN, A. K. (1996). "*Fingerprint Classification*". Pattern Recognition, vol. 29, n° 3, pp. 389-404.
- LEE, H.C.; GAENSSLEN, R.E. (1991). "*Advances in Fingerprints Technology, Elsevier*", New York.
- LINDLEY, C. A. (1991). "*Practical Image Processing in C (Acquisition, Manipulation, Storage)*" Ed. Wiley.
- LIU, J.; HUANG, Z.; CHAN, K. (2000). "*Direct Minutiae Extraction from Gray-Level Fingerprint Image by Relationship Examination*". Proc. International Conference on Image Processing, vol. 2, pp. 427-430.
- LIU, S.; SILVERMAN, M. (2001). "*A Practical Guide to Biometric Security Technology*". IT Pro, [S.l.], pp. 27-32.
- LEUNG, M. T.; ENGELER W. E.; FRANK R. (1990). "*Fingerprint Image Processing Using Neural Network*". proc. 10th conf. on Computer and Communication Systems, pp. 582-586, Hong Kong.
- LUK, A.; LEUNG, S. H.; LEE, C. K.; LAU, W. H. (1991). "*A Two-Level Classifier for Fingerprint Recognition*". Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems, Singapore.
- MALTONI, D.; MAIO D. (1997). "*Direct Gray Scale Minutiae Detection in Fingerprints*". Transactions on PAMI.
- MALTONI D.; MAIO D. (1998). "*Neural Network Based Minutiae Filtering in Fingerprints*". Proc. 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Brisbane (Australia), pp.1654-1658.
- MALTONI, D; MAIO, D; JAIN, A. K; PRABHAKAR, S. (2003). "*Handbook of Fingerprint Recognition*". Springer, New York.
- MEHTRE, B. M. (1993). "*Fingerprint Image Analysis for Automatic Identification*". Machine Vision and Applications, vol. 6, n° 2 . 3, pp. 124-139.
- MEYER, H. (1999). "*Abstracts of Articles and Recent Literature*". Computers and Security, vol. 18, pp. 149-154.
- MILLER, B. (1994). "*Vital Signs of Identity*". IEEE Spectrum, vol. 31, n° 2, pp. 22-30.
- MOAYER, B.; FU, K. S. (1975) "*Syntactic Approach to Fingerprint Pattern Recognition*". Pattern Recognition, vol. 7, pp. 1-23.
- MOAYER, B.; FU, K. S. (1976a). "*A Tree System Approach for Fingerprint Pattern Recognition*". IEEE Transactions on Computers, vol. C25, n° 3, pp. 262-274.
- MOAYER, B.; FU, K. S. (1976). "*An Application of Stochastic Languages to Fingerprint*

- Pattern Recognition*". Pattern Recognition, vol. 8, pp. 173-179.
- NETO, A. L. (2000). "Extração Automática de Minúcias de Impressões Digitais". Departamento de computação, Universidade Federal Fluminense.
- NEWHAM, E. (1995). "*The Biometric Report*", SJB Services, New York.
- PRABHAKAR, S. (2001) "*Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank*". PhD Thesis, Michigan State University.
- RAO, C. V. K.; PRASADA, B.; SARMA, K. R. (1974). "*Na automatic fingerprint classification system*". Proc. Second Int. Conf. Pattern Recognition. Copenhagen, Denmark.
- RAO, C. V. K. (1976). "*Feature Extraction for Fingerprint Classification*". Pattern Recognition, vol. 8, pp. 181-192.
- RAO, C. V. K.; BALCK, Kenneth. (1980). "*Type Classification of Fingerprints: a syntatic approach*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 2, nº 3, pp. 223-231.
- RATHA, N. K.; CHEN, S.; JAIN, A. K. (1995). "*Adaptative Flow Orientation – Based Feature Extraction in Fingerprint Images*". Pattern Recognition, vol. 28, nº 11, pp. 1657-1672.
- RATHA, N. K.; KARU, K.; CHEN, S.; JAIN, A. K. (1996). "*A Real Time Matching System for Large Fingerprint Databases*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, nº 8, pp. 799-813.
- REIS, C. M. S. (2003). "Autenticação com Impressão Digital". Departamento de Engenharia de Eletrônica e Telecomunicações e de Computadores. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa.
- SANTHANAM, T.; SUMATHI C. P.; EASWARAKUMAR K. S. (2006). "*Fingerprint Minutiae Filtering Using ARTMAP*". Spring-Verlag London Limited, pp 49-55.
- SAGAR, V. K.; NGO, D. B. L.; FOO, K. C. K. (1995). "*Fuzzy Feature Selection For Fingerprint Identification*". Pro. of IEEE 29th Annual International Carnahan Conference on Security Technology, pp. 85-90.
- SAGAR, V. K.; BENG, K. J. (1999). "*Hybrid Fuzzy Logic and Neural Network Model For Fingerprint Minutiae Extraction*". International. Joint Conf. on Neural Networks, vol. 5, pp. 3255-3259.
- SENGOTTUVELAN, P.; WAHI, A. (2007). "*Analysis of Living and Dead Finger Impression Identification for Biometric Application*". IEEE Computer Society, pp. 466-470.
- SHERLOCK, B. G.; MONRO, D. M.; MILLARD, K. (1994) "*Fingerprint Enhancement by Directional Fourier Filtering*". IEEE Proc. Vis. Image Signal Procces., Vol. 141, No. 2.
- VERMA, M. R.; MAJUNDAR, A. K.; CHATTERJEE, B. (1987). "*Edge Detection in Fingerprints*". Pattern Recognition, vol. 20, nº 5, pp. 513-523.

- WAHAB, A.; CHIN, S. H.; TAN, E. C. (1998). "Novel approach to automated fingerprint recognition". IEE Proc. Vis. Image Signal Processing, vol. 145, nº 3, pp. 160-166.
- WATSON, C. I.; CANDELA; GROTH P. J. (1994). "Comparison of FFT Fingerprint Filtering Methods for Neural Network Classification". NISTIR, 5493.
- WILSON, C. L.; CANDELA, G. T.; WATSON, C. I. (1994). "Neural Network Fingerprint Classification". Journal of Artificial Neural Networks, 1(2), pp. 203-228.
- WU, C.; SHI, Z.; GVINDARAJU, V. (2004). "Fingerprint Image Enhancement Method Using Directional Median Filter". Proc. SPIE, vol. 5404, pp. 66-75.
- XIAO, Q.; BIAN, Z. (1986). "An approach to fingerprint identification by using the attributes of feature lines of fingerprint". Proc. 8th Int. Conf. Pattern Recognition, Paris, pp. 663-665.
- XIAO, Q.; RAAFAT, H. (1991). "Fingerprint Image Postprocessing: A Combined Statistical and Structural Approach". Pattern Recognition, vol. 24, nº 10, pp. 985-992.
- The Third International Fingerprint Verification Competition. Disponível em: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/>. Acessado em: 06 Dez 2006.
- Van der Walt, C.M; Barnard, E. (2006). "Data characteristics that determine classifier performance". Proceedings of the Sixteenth Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa, p. 2006.160-165 ISBN 34523432. http://pt.wikipedia.org/wiki/Reconhecimento_de_padr%C3%B5es. Acessado em: 20 Dez 2007.

9 APÊNDICE A – IMAGENS DO DB2

10 APÊNDICE B – IMAGENS DO DB3

11 APÊNDICE C – IMAGENS DO DB4