



Universidade Federal Fluminense

Instituto de Computação

Flavio Maggesi Viola

**Estudo Sobre Formas de Melhoria na Identificação de Características
Relevantes em Imagens de Impressão Digital**

Orientadora: Aura Conci

Niterói - RJ

Agosto de 2006

Flavio Maggesi Viola

**Estudo Sobre Formas de Melhoria na Identificação de Características
Relevantes em Imagens de Impressão Digital**

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Computação Visual e Interfaces.

Orientadora: Aura Conci

Niterói - RJ

Agosto de 2006

Flavio Maggesi Viola

**Estudo Sobre Formas de Melhoria na Identificação de Características
Relevantes em Imagens de Impressão Digital**

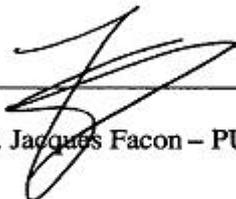
**Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-
Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense
como requisito parcial para obtenção do título de Mestre. Área de
concentração: Computação Visual e Interfaces.**

Avaliada em agosto de 2006

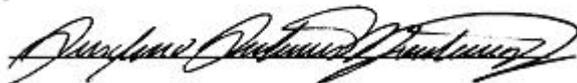
Banca Examinadora



Prof. Aura Conci – IC/UFF



Prof. Jacques Facon – PUCPR



Prof. Anselmo Antunes Montenegro – UERJ

Niterói - RJ

Agosto de 2006

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Engenharia e Instituto de
Computação da UFF

A Deus, pelo suporte espiritual;

A Rose e João Pedro, por serem a razão de
tudo que faço e a quem mais vier;

A minha mãe, que com certeza, esteja onde
estiver, continua olhando por mim e a meu
pai, pela educação que me deram.

Agradecimentos

À minha família, em especial a minha esposa e meu filho, pelo incentivo e pela compreensão nas horas que deixei de dedicar a eles durante este trabalho e a meu sogro e minha sogra por estarem sempre presentes quando precisamos;

À minha orientadora professora Aura Conci, pelos ensinamentos, paciência, disponibilidade e capacidade de conduzir o trabalho com liberdade e pelo seu ótimo relacionamento com os alunos;

A Marcelo Amorim Savi, pela honra e prazer de ser meu amigo e por ser o principal incentivador nesta empreitada;

Aos meus colegas do mestrado, em especial ao Sanderson Gonzaga, Daniela Vianna, Rafael Heitor e Ricardo Gonçalves, pelos trabalhos realizados juntos e pela troca de conhecimentos e favores;

Ao Instituto de Computação da Universidade Federal Fluminense;

Aos funcionários do Instituto de Computação, pela dedicação e seriedade no desenvolvimento de suas atribuições;

A Polícia Civil do Estado do Rio de Janeiro, ao Departamento de Trânsito do Estado do Rio de Janeiro e à Marinha do Brasil, pelas visitas permitidas e pelas demonstrações de seus sistemas de identificação e reconhecimento de indivíduos por impressão digital;

A Américo Lobo Neto, pelas primeiras dicas e Airam Marques, pelo fornecimento de materiais e troca de conhecimentos;

A Universidade Estácio de Sá, campus Terra Encantada, pelas muitas horas de estudo na sua biblioteca;

A CAPES, pelo apoio financeiro;

Resumo

O objetivo principal deste trabalho é realizar um estudo sobre formas de identificação de características relevantes em imagens de impressão digital. Primeiramente, faz-se uma descrição dos aspectos mais importantes na identificação de pessoas por esta forma de biometria. Depois são discutidas as formas de aquisição das digitais e aspectos relacionados a seu pré-processamento. Em especial, utiliza-se a transformada de Fourier e o filtro de Gabor com o objetivo de melhorar a qualidade da imagem. Foram incluídas formas de avaliar o tamanho médio das cristas e vales das impressões digitais. Essa característica se mostra relevante na obtenção da imagem direcional de uma digital. A imagem direcional é uma representação das direções das linhas descritivas das digitais e é usada nas etapas posteriores de localização dos pontos de singularidades. Além disso, foram incluídas opções de suavização da imagem direcional no aplicativo desenvolvido nesta dissertação. A localização de núcleos e deltas é realizada através do índice de Poincaré, implementado utilizando uma vizinhança de 2x2 ou 3x3 blocos da imagem direcional. Os resultados apresentados mostram que o tratamento da imagem aliado ao uso de técnicas adequadas podem melhorar a identificação de características em impressões digitais.

Palavras chaves: biometria, impressão digital, transformada de Fourier, filtro de Gabor, imagem direcional, índice de Poincaré.

Abstract

The main objective of this work is the study of forms for the identification of important fingerprint images characteristics. Firstly, a description of the most important aspects of people identification by this biometric form is presented. Afterwards, the digital acquisition form and aspects related to their pre-processing are discussed. Especially, the use of the Fourier transform and the Gabor filter are used to improve the image quality. Forms to evaluate the average size of the fingerprints ridges and valleys had been implemented. This characteristic had shown to be important to obtain the fingerprint directional image. The directional image is a representation of the directions of the digital descriptive lines and is used in the subsequent phases of the singularities points localization. Moreover, different smoothing of directional image options is included in the application developed in this work. The localization of cores and deltas is developed using the Poincaré index, implemented using 2x2 or 3x3 blocks on the directional image. Results show that image treatment together with the use of proper techniques can improve the identification of important fingerprint images characteristics.

Key words: biometric, fingerprint, Fourier transform, Gabor filter, directional image, Poincaré index.

Lista de Figuras

Figura 2.1 Esquema dos principais indicadores biométricos.....	6
Figura 2.2 Biometrias mais usadas em 2005	7
Figura 2.3 Documento chinês antigo com uma impressão digital.....	8
Figura 2.4 Alguns nomes relevantes no estudo das impressões digitais: a)Nehemiah Grew, b)Francis Galton, c)Edward Henry, d)Henry Faulds, e)Jan Purkinje e f)Juan Vucetich	10
Figura 2.5 Formas de reprodução da impressão digital: a)Natural; b)Artificial e c)Latente	12
Figura 2.6 Cristas e vales em uma imagem de impressão digital.....	12
Figura 2.7 Minúcias Fim de linha (vermelho) e Bifurcação (amarelo)	13
Figura 2.8 Tipos de minúcias.....	14
Figura 2.9 Localização de minúcias	14
Figura 2.10 Pontos singulares: Núcleo (em vermelho) e delta (em amarelo)	16
Figura 2.11 Classificação proposta por Jan Purkinje.....	16
Figura 2.12 Datilograma do tipo Arco e suas subdivisões: a)Plano e b)Angular	18
Figura 2.13 Datilograma do tipo Presilha: a)Interna e b)Externa	19
Figura 2.14 Datilograma do tipo Verticilo	20
Figura 2.15 Esquema de um sistema automático de identificação por impressão digital ..	21
Figura 2.16 Esquema de um sistema automático de autenticação por impressão digital...	21
Figura 2.17 Diagrama básico dos sistemas de reconhecimento por impressão digital.....	22
Figura 3.1 Imagens de impressão digital com resolução de 500, 400, 300 e 250 dpi	26
Figura 3.2 Imagem de impressão digital adquirida pela técnica <i>ink-technique</i>	28
Figura 3.3 Esquemas representando o funcionamento de sensores óticos	30
Figura 3.4 Esquema representando o funcionamento de sensores <i>solid-state</i>	31
Figura 3.5 Esquema representando o funcionamento de sensores ultra-som.....	32
Figura 3.6 Imagem sintética gerada pelo aplicativo <i>SFINGE</i>	33

Figura 3.7 Esquema de processamento com transformada de imagens	34
Figura 3.8 Algumas funções bidimensionais e seus espectros de Fourier.....	36
Figura 3.9 Função seno(x): (a) domínio do espaço e (b) seu espectro de Fourier.....	38
Figura 3.10 Esquema ilustrando os passos da filtragem no domínio de Fourier	41
Figura 3.11 Imagem da natureza e seu espectro de Fourier	41
Figura 3.12 Imagem de uma construção e seu espectro de Fourier	42
Figura 3.13 Imagem de uma textura e seu espectro de Fourier	42
Figura 3.14 Imagem de impressão digital, seu espectro de Fourier com círculos indicando a força da imagem.....	43
Figura 3.15 (a) Filtro passa baixa, (b) Filtro passa alta e (c) Filtro passa banda	44
Figura 3.16 Comparação do espectro de Fourier de imagens de impressão digital sem ruído e com ruído	45
Figura 3.17 Resultado da filtragem passa baixa	46
Figura 3.18 Resultado da filtragem passa alta	47
Figura 3.19 Localização de núcleo e delta antes da filtragem.....	48
Figura 3.20 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 30%	48
Figura 3.21 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 20%	48
Figura 3.22 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 15%	49
Figura 3.23 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 12%	49
Figura 3.24 Espectro de Fourier da imagem.....	50
Figura 3.25 Resultado da filtragem utilizando filtro circular não centrado na origem.....	51
Figura 3.26 Resultado da filtragem utilizando filtro setor angular.....	52
Figura 3.27 Fragmento de uma impressão digital e a imagem de uma senóide bidimensional com a mesma direção	53
Figura 3.28 Fragmento de uma impressão digital e seu espectro de Fourier	53
Figura 3.29 Fragmentos de uma impressão digital e seus espectros de Fourier	54

Figura 3.30 Imagens sintéticas representando um fragmento de impressão digital e seus espectros de Fourier.....	55
Figura 3.31 Imagens sintéticas com listras inclinadas e seus espectros de Fourier.....	56
Figura 3.32 Gráfico do resultado da aplicação do filtro de Gabor	59
Figura 3.33 Resultado de uma imagem de impressão digital filtrada por um filtro de Gabor com o parâmetro f incorreto e com parâmetro f correto	60
Figura 3.34 Resultado de uma imagem de impressão digital filtrada por um filtro de Gabor com o parâmetro q_k incorreto e com parâmetro q_k correto	60
Figura 3.35 Impressão digital a ser filtrada pelo filtro de Gabor.....	61
Figura 3.36 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 0 grau.....	62
Figura 3.37 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 90 graus	62
Figura 3.38 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 45 graus	63
Figura 3.39 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 135 graus	63
Figura 3.40 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital com um filtro de Gabor adaptativo.....	64
Figura 3.41 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital utilizando a imagem direcional.....	64
Figura 3.42 Resultado utilizando $s = 0.7$ no filtro de Gabor adaptativo	67
Figura 3.43 Resultado utilizando $s = 0.8$ no filtro de Gabor adaptativo	68

Figura 4.1 Comparação entre distância das linhas e período das linhas (KOVACS et al, 2000).....	71
Figura 4.2 Linhas (em destaque) utilizadas no cálculo da espessura média das cristas e vales	72
Figura 4.3 Exemplo do cálculo do número de linhas entre o núcleo e o delta (11 linhas) e entre as minúcias C e D (2 linhas)	74
Figura 4.4 (a) Imagem em escala de cinza, (b) binarizada e (c) binarizada e afinada.....	75
Figura 4.5 Retas representadas na tela do computador pelas equações 4.4, 4.5 e 4.6.....	76
Figura 4.6 Retas com arredondamento dos pontos desenhadas na tela do computador	77
Figura 4.7 Resultado apresentado pelo programa para a imagem da Figura 4.8a	80
Figura 4.8 (a) Linha indicando dois pontos seleccionados na imagem e (b) figura 4.8a detalhada	80
Figura 4.9 Gráfico com os valores do nível de cinza seleccionados entre os pontos da figura 4.8	81
Figura 4.10 Resultado apresentado pelo programa para a imagem da Figura 4.11a	81
Figura 4.11 Linhas entre o núcleo e o delta em uma imagem de uma impressão digital real. (a) Imagem original e (b) detalhe dos pontos seleccionados na imagem original.....	82
Figura 4.12 Gráfico com os valores do nível de cinza entre o núcleo e o delta seleccionados na imagem da Figura 4.11	82
Figura 4.13 Número de linhas entre dois pontos seleccionados na imagem de uma impressão digital sintética. (a) Imagem original e (b) detalhe dos pontos seleccionados na imagem original	83
Figura 4.14 Resultado apresentado pelo programa para a imagem da Figura 4.13	83
Figura 4.15 Gráfico com o nível de cinza dos pixels percorridos entre os dois pontos na Figura 4.13	83
Figura 4.16 Cristas e caminho da crista	84
Figura 4.17 Imagem original e sua imagem direcional sem suavização	85
Figura 4.18 Máscara com 9x9 ou 17x17 pixels para computar a imagem direcional	87

Figura 4.19 (a) Imagem original, (b) imagem direcional, sem suavização, (c) nível de cinza dos <i>pixels</i> no bloco 9×9 , com <i>pixel</i> central em destaque e (d) matriz direcional, com a região destacada de (b) e o ângulo calculado para o bloco destacado de (c).....	89
Figura 4.20 Imagens direcionais obtidas com máscara de 9×9 <i>pixels</i> nas imagens sintéticas com linhas inclinadas em 0, 22.5, 45, 67.5, 90, 112.5, 135, 157.5 graus e espessura das linhas com 9 e 5 <i>pixels</i>	91
Figura 4.21 Imagens sintéticas com espessura média das linhas: (a) 5, (b) 9 <i>pixels</i>	92
Figura 4.22 Imagem direcional da Figura 4.21a, obtida com máscara 9×9 <i>pixel</i>	92
Figura 4.23 Imagem direcional da Figura 4.21b, obtida com máscara 9×9 <i>pixel</i>	93
Figura 4.24 Imagem direcional da Figura 4.21b, obtida com máscara 17×17 <i>pixel</i>	93
Figura 4.25 Imagem original, imagem direcional e imagem direcional suavizada	95
Figura 4.26 Exemplo de suavização com filtro 3×3 (em vermelho) varrendo o primeiro bloco e o ângulo central destacado (em preto)	96
Figura 4.27 Exemplo de suavização com filtro 4×4 (em vermelho) varrendo o primeiro bloco e o ângulo central destacado (em preto)	96
Figura 4.28 Imagem original, imagem direcional suavizada e imagem direcional suavizada sobreposta à original.....	97
Figura 4.29 Fluxo para calcular imagem direcional e localizar singularidades	97
Figura 4.30 Cálculo do índice de <i>Poincaré</i>	98
Figura 4.31 Representação gráfica do cálculo do índice de <i>Poincaré</i> , em uma vizinhança de 8 ângulos	100
Figura 4.32 Exemplo do cálculo do índice de <i>Poincaré</i> , em uma vizinhança de 8 ângulos	101
Figura 4.33 Núcleo (branco) e Delta (preto), localizados na imagem de impressão digital, utilizando o índice de <i>Poincaré</i> , com vizinhança de 8 ângulos.....	101
Figura 4.34 Localização de Núcleo (branco) e Delta (preto), em imagem de impressão digital original e girada de 10°	103

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 Categorias básicas de aplicações de reconhecimento por impressão digital	23
Tabela 3.1 Percentual de coeficientes da FFT removidos após a filtragem	49
Tabela 3.2 Comparação entre valores de frequência $f = 0,3546$ e $f = 1/2K$	66
Tabela 3.3 Comparação entre valores de frequência $f = 0,3546$ e $f = 1/K$	67
Tabela 4.1 Possíveis direções calculadas pela equação 4.8	88
Tabela 4.2 Valores calculados pelo índice de <i>Poincaré</i> associados às singularidades	99
Tabela 5.1 Resultado da localização de núcleos e deltas pelo método com blocos de 2×2	108
Tabela 5.2 Resultado da localização de núcleos e deltas pelo método com blocos de 3×3	108
Tabela 5.3 Resultado da localização de núcleos e deltas sem pré-processamento	109
Tabela 5.4 Resultado da localização de núcleos e deltas após filtragem.....	109

Sumário

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	MOTIVAÇÃO	1
1.2	OBJETIVOS	2
1.3	CONTRIBUIÇÕES	3
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	4
2	BIOMETRIA E IMPRESSÕES DIGITAIS	5
2.1	HISTÓRICO DO USO DE IMPRESSÕES DIGITAIS	8
2.2	IMPRESSÕES DIGITAIS - CONCEITOS	11
2.3	CARACTERÍSTICAS DAS IMPRESSÕES DIGITAIS	11
2.4	MINÚCIAS	13
2.5	PONTOS SINGULARES	15
2.6	CLASSIFICAÇÃO DAS IMPRESSÕES DIGITAIS	16
2.7	TIPOS DE SISTEMAS DE RECONHECIMENTO	20
3	PREPARAÇÃO DA IMAGEM	24
3.1	FORMAS DE AQUISIÇÃO DA IMAGEM	25
3.1.1	IMAGENS DE IMPRESSÃO DIGITAL	26
3.1.2	AQUISIÇÃO DE IMPRESSÃO DIGITAL <i>OFF-LINE</i>	27
3.1.3	AQUISIÇÃO DE IMPRESSÃO DIGITAL <i>LIVE-SCAN</i>	28
3.1.4	GERAÇÃO DE IMPRESSÃO DIGITAL SINTÉTICA	32
3.2	FILTRAGEM NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA	33
3.2.1	TRANSFORMADA DE FOURIER	34
3.2.2	TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER	38
3.2.3	TEOREMA DA CONVOLUÇÃO	39
3.2.4	PROCESSAMENTO DE IMAGENS NO DOMÍNIO DE FOURIER	40
3.2.5	FILTRAGEM PASSA BAIXA	44
3.2.6	FILTRAGEM PASSA ALTA	46
3.2.7	FILTRAGEM POR UM VALOR DE CORTE	47
3.2.8	IMAGENS DE IMPRESSÃO DIGITAL NO DOMÍNIO FOURIER	52
3.3	ESTUDO SOBRE O FILTRO DE GABOR	57
3.3.1	ESTUDO DO PARÂMETRO q_k – ORIENTAÇÃO DO FILTRO	61
3.3.2	ESTUDO DO PARÂMETRO f – FREQUÊNCIA DA ONDA	65
4	IDENTIFICAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS EM IMPRESSÕES DIGITAIS	69
4.1	ESTIMATIVA DO TAMANHO MÉDIO DAS LINHAS	69

4.1.1	MÉTODO PARA ESTIMAR O TAMANHO MÉDIO DAS LINHAS	71
4.2	ESTIMATIVA DO NÚMERO DE LINHAS ENTRE DOIS PONTOS.....	73
4.2.1	DESENHAR UMA RETA ENTRE DOIS PONTOS.....	75
4.2.2	CALCULAR O NÚMERO DE CRISTAS E VALES	78
4.3	CÁLCULO DA IMAGEM DIRECIONAL.....	84
4.3.1	MÉTODOS PARA CALCULAR A IMAGEM DIRECIONAL.....	85
4.3.2	MÉTODO UTILIZADO PARA ESTIMAR A IMAGEM DIRECIONAL.....	86
4.4	SUAVIZAÇÃO DA IMAGEM DIRECIONAL.....	94
4.4.1	MÉTODO UTILIZADO PARA SUAVIZAÇÃO DA IMAGEM DIRECIONAL.....	95
4.5	LOCALIZAÇÃO DE SINGULARIDADES	98
4.5.1	ÍNDICES DE POINCARÉ	98
5	TESTES E RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....	104
5.1	ORIGEM DAS IMAGENS.....	104
5.2	FILTRAGEM NO DOMÍNIO DE FOURIER.....	105
5.3	FILTRAGEM PELO FILTRO DE GABOR.....	106
5.4	LOCALIZAÇÃO DE NÚCLEOS E DELTAS	107
6	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	110
6.1	CONCLUSÃO.....	110
6.2	TRABALHOS FUTUROS.....	113
	REFERÊNCIAS	115

1 INTRODUÇÃO

Desde que Verne Hudson criou o termo *Computer Graphics*, em 1959 até os dias de hoje, muito se evoluiu nesta área específica da ciência da computação. A evolução tecnológica dos computadores possibilitou que os mesmos deixassem de ser simples instrumentos de cálculos, para tornarem-se um valioso instrumento que realiza as mais diversas e diferentes tarefas.

Pode-se dizer que o computador está limitado à criatividade e a imaginação das pessoas que o utilizam. Com a computação gráfica então, tudo que se consegue imaginar pode ser feito. Desde o primeiro desenho que uma criança faz no computador até o mais complexo sistema de simulação de uma nave espacial em viagem a outros planetas, tudo é possível de ser feito.

A computação gráfica para fins didáticos, pode ser dividida nas áreas de síntese de imagens, processamento de imagens e análise de imagens (AZEVEDO e CONCI, 2003). Síntese de imagens pode ser descrita como a área que engloba as técnicas para a criação sintética de imagens pelo computador. Processamento de imagens é a área que realiza transformações em imagens digitais com objetivo de melhorar a informação visual para interpretação humana e/ou possibilitar a percepção automática através de máquinas (GONZALEZ e WOODS, 2000). Por fim, a análise de imagens permite que se extraia informações de imagens digitais e possibilite concluir algo a partir dessas informações extraídas, por exemplo, diagnósticos médicos.

1.1 MOTIVAÇÃO

Nos dias de hoje podemos encontrar a computação gráfica em diversas áreas, tais como: arte (efeitos especiais), medicina (exames e diagnósticos), arquitetura (projeto de interiores), engenharia (escoamento de fluídos e simulações), geografia (cartografia e GIS), meteorologia (previsão do tempo), marketing (projetos de criação), segurança pública (treinamento e reconhecimento), indústria (controle de qualidade), turismo (visitas virtuais), moda (criação de modelos e estampas), lazer (jogos e desenho animado), processamento de dados (interface e mineração de dados), educação (aprendizado e desenvolvimento motor) entre outros (AZEVEDO e CONCI, 2003).

Observa-se então, que em quase todos os seguimentos da nossa sociedade encontram-se aplicações que utilizam recursos da computação gráfica. Isto faz com que

esta área apresente um enorme potencial de estudos, pesquisas e um excelente campo de trabalho profissional.

Esta dissertação insere-se nas áreas de processamento e análise de imagens, utilizando suas técnicas, para o estudo biométrico através de imagens de impressões digitais.

Este trabalho inicia, na de pós-graduação, a linha de pesquisa em reconhecimento biométrico através de impressões digitais. Para a qual formou-se um grupo de pesquisa, com os seguintes trabalhos já publicados: (VIOLA et al, 2005), (GONZAGA et al, 2005), (GONZAGA et al, 2005a) e (GONZAGA et al, 2006). Outros dois trabalhos (LOBO, 2000) e (GONÇALVES, 2006), de conclusão de graduação na linha de pesquisa, na Universidade Federal Fluminense, já foram desenvolvidos.

Embora já existam bastantes aplicações desenvolvidas neste segmento, o estudo de novos métodos e técnicas para análise de imagens de impressão digital, ainda está longe de se esgotar. Novas áreas de pesquisa estão sendo criadas em função das características das impressões digitais, principalmente na medicina, na genética e na área desportiva, abrindo um grande campo de estudo nestas áreas.

1.2 OBJETIVOS

Neste trabalho, procura-se através de uma revisão bibliográfica, dar uma introdução aos conceitos referentes ao estudo das impressões digitais, possibilitando ao leitor um entendimento inicial sobre o assunto.

Outro ponto importante a ser alcançado é o entendimento das características das imagens de impressão digital no domínio da frequência. Para tanto, será realizado um estudo sobre a filtragem neste domínio, utilizando a transformada de Fourier e o filtro de Gabor. Através dessa filtragem, imagina-se ser possível melhorar a qualidade das imagens de impressão digital, a serem analisadas.

O sistema biométrico de reconhecimento por impressões digitais é o foco principal de estudo deste trabalho. Mas, não será proposto neste momento um sistema completo de identificação e reconhecimento de indivíduos. Tem-se como objetivo, neste trabalho, apresentar algumas técnicas utilizadas e divulgadas amplamente na literatura e também comercialmente. Técnicas estas utilizadas com a finalidade de identificar pontos

característicos das impressões digitais e com isso facilitar o processo final de reconhecimento e identificação de indivíduos.

Um importante objetivo a ser alcançado é a localização dos pontos de singularidades, núcleos e deltas. Estudar diversas técnicas necessárias e implementá-las para localizar essas singularidades automaticamente, através de um programa de computador, torna-se uma tarefa fundamental deste trabalho. Com a localização desses pontos será possível alinhar imagens de impressão digital, para aumentar a precisão na tarefa de comparação e identificação de pessoas.

Ao final deste trabalho espera-se que o mesmo possa servir de base para novas pesquisas, abrindo caminho para que novas técnicas sejam desenvolvidas ou as apresentadas nesta dissertação, sejam melhoradas.

1.3 CONTRIBUIÇÕES

Através da revisão bibliográfica realizada, este trabalho deixa como contribuição um texto de fácil leitura e entendimento sobre os principais temas que envolvem o estudo de impressões digitais. Texto esse que pode servir de base para quem estiver iniciando seus estudos nessa área.

Outra grande contribuição é o estudo da transformada de Fourier e do domínio da frequência. Esse estudo possibilita um melhor entendimento das características das imagens de impressão digital, permitindo identificar filtros apropriados para tratar determinados tipos de problemas das imagens. Além disso, gerar uma literatura sobre este assunto também foi uma contribuição. No que se refere ao filtro de Gabor, além do seu entendimento, este trabalho contribui mostrando ser possível utilizar os ângulos gerados pela imagem direcional como parâmetro de orientação para este filtro.

Quanto às técnicas implementadas, diversas contribuições podem ser observadas. Inicialmente, as formas de avaliar o tamanho médio das cristas e vales e também a estimativa do número de linhas entre dois pontos das digitais, são métodos novos propostos por esta dissertação. O método utilizado para calcular a imagem direcional baseia-se apenas em uma máscara centrada em um bloco de 9×9 pixels. Este trabalho contribui com a generalização dessa máscara para que possa ser utilizada tanto para um bloco 9×9 quanto para um bloco de 17×17 pixels.

O método de suavização, chamado “moda adaptativo”, é um método original proposto por esta dissertação.

Por fim, é apresentada uma comparação entre os métodos de localização de núcleos e deltas, através do índice de Poincaré, utilizando vizinhança de 2×2 ou 3×3 blocos da imagem direcional. E também é feita uma comparação entre os métodos de suavização da imagem direcional. Sendo constatado que os melhores resultados foram obtidos através de uma vizinhança de 3×3 blocos e da suavização pelo método da “moda adaptativo”.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O trabalho está organizado conforme descrito a seguir. No segundo capítulo é apresentada uma introdução referente à biometria, além de alguns conceitos referentes às impressões digitais e como podem ser classificadas. Neste capítulo, também é feito um relato da história do estudo das impressões digitais e são descritas as principais características que possibilitam a comparação entre impressões digitais.

No capítulo três, são abordadas técnicas utilizadas na fase de pré-processamento, ou seja, técnicas para melhorar a qualidade da imagem da impressão digital. Neste trabalho é feito um estudo sobre as formas de aquisição das imagens, a filtragem no domínio da frequência, utilizando a transformada de Fourier e do filtro de Gabor. Sendo então apresentado um estudo sobre a influência dos parâmetros referentes à frequência e a orientação do filtro, e suas relações com a espessura média e a direção das cristas.

No quarto capítulo, é implementado um método para estimar a quantidade de cristas e vales entre dois pontos da imagem e o tamanho médio dessas cristas e vales das impressões digitais. Também é apresentada a implementação de procedimentos para obtenção da imagem direcional e técnicas de suavização dessa imagem. A localização de núcleos e deltas é realizada através do índice de Poincaré. O cálculo desse índice foi implementado utilizando vizinhança de 2×2 e 3×3 .

Por fim, no capítulo cinco são descritos os testes e resultados obtidos e no capítulo seis são apresentadas as conclusões do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2 BIOMETRIA E IMPRESSÕES DIGITAIS

Uma das mais importantes habilidades dos seres humanos é reconhecer e identificar diferentes objetos. A capacidade de reconhecimento pode ser entendida, como um procedimento que envolve a percepção humana associada às informações que se tem em memória. Visão computacional e reconhecimento de padrões são áreas da ciência da computação, que estudam e utilizam sistemas de computador para identificar e reconhecer objetos do mundo real. Além de reconhecer simples objetos, os humanos são capazes de observar e reconhecer suas próprias características físicas e comportamentais. E, a este reconhecimento pode-se chamar de biometria.

O reconhecimento biométrico refere-se à utilização das características fisiológicas e comportamentais para identificar e reconhecer automaticamente uma pessoa. Essas características, também chamadas de identificadores biométricos são, por exemplo: a impressão digital, a face, a geometria das mãos, a íris, a retina, a voz, a assinatura, o modo de andar, o DNA, o formato da orelha, o odor, entre outras, apresentadas na figura 2.1 (MALTONI et al, 2003).

Cientificamente, biometria pode ser definida como ciência da aplicação de métodos de estatística quantitativa a fatos biológicos ou na análise matemática de dados biológicos. Ou ainda, biometria é o recurso que possibilita identificar pessoas por suas características físicas, que definem a sua individualidade (COSTA, 2001).

Para que uma pessoa seja reconhecida e identificada baseada em suas características fisiológicas e/ou comportamentais, devem ser respeitados os requisitos de universalidade (cada pessoa deve ter esta característica), unicidade (não há duas ou mais pessoas com a mesma característica), permanência ou imutabilidade (a característica não se modifica com o passar do tempo) e a possibilidade de quantificação (a característica pode ser quantitativamente mensurada).

Além desses requisitos um sistema de reconhecimento biométrico deve considerar também o desempenho (capacidade de reconhecimento com precisão, velocidade e segurança, e também os equipamentos necessários e a complexidade computacional), a aceitabilidade (a aceitação dos usuários à biometria utilizada) e a dificuldade de fraudar o sistema (MALTONI et al, 2003).

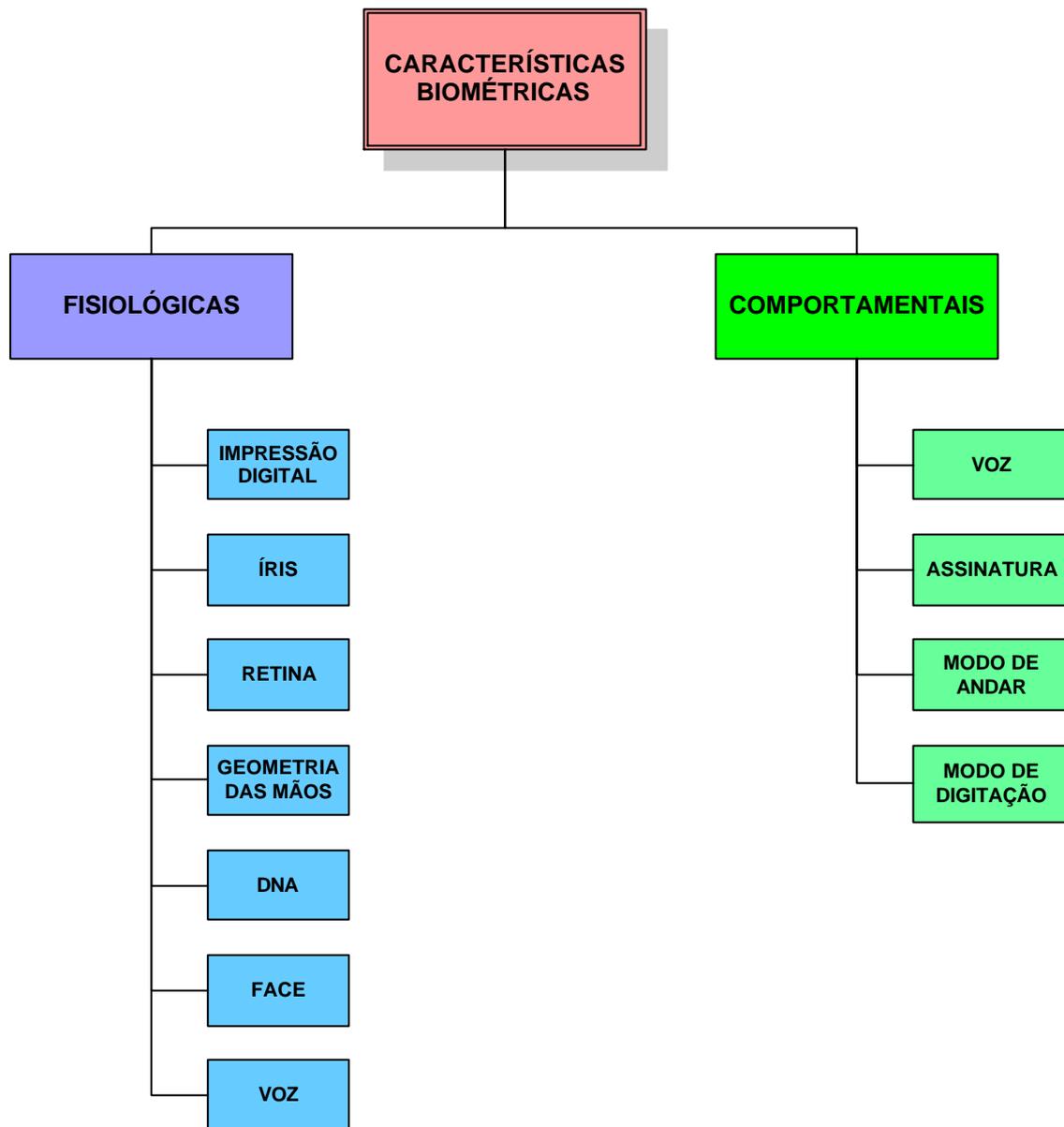


Figura 2.1 Esquema dos principais indicadores biométricos

Como esses identificadores biométricos não são simples de serem disfarçados, esquecidos ou perdidos, são mais confiáveis e seguros para reconhecer e identificar pessoas do que métodos convencionais baseados em senhas ou cartões. Portanto, o reconhecimento biométrico apresenta maior segurança e eficiência, sendo assim a forma mais conveniente de identificar e reconhecer uma pessoa.

Devido a essas razões, os sistemas de reconhecimento biométrico têm se desenvolvido em grande escala, tanto para aplicações governamentais quanto civis, tais como: segurança, identificação criminal e civil, controle de ponto e autorização de acesso a ambientes restritos, operações financeiras, transações eletrônicas, entre outras.

Como já mencionado, existem diversos tipos de biometria. Cada uma delas possui vantagens e desvantagens em relação às outras e devem ser utilizadas dependendo da aplicação específica. Dentre as biometrias citadas, o reconhecimento pelas impressões digitais é a mais utilizada nos dias de hoje, conforme pesquisa apresentada na figura 2.2 (BIOMETRIKA, 2005). Isto ocorre principalmente por ser um método mais simples de se implantar, necessitar de menores custos de investimentos, apresentar bons resultados de precisão e segurança e ser uma das técnicas mais antigas de reconhecimento de pessoas.

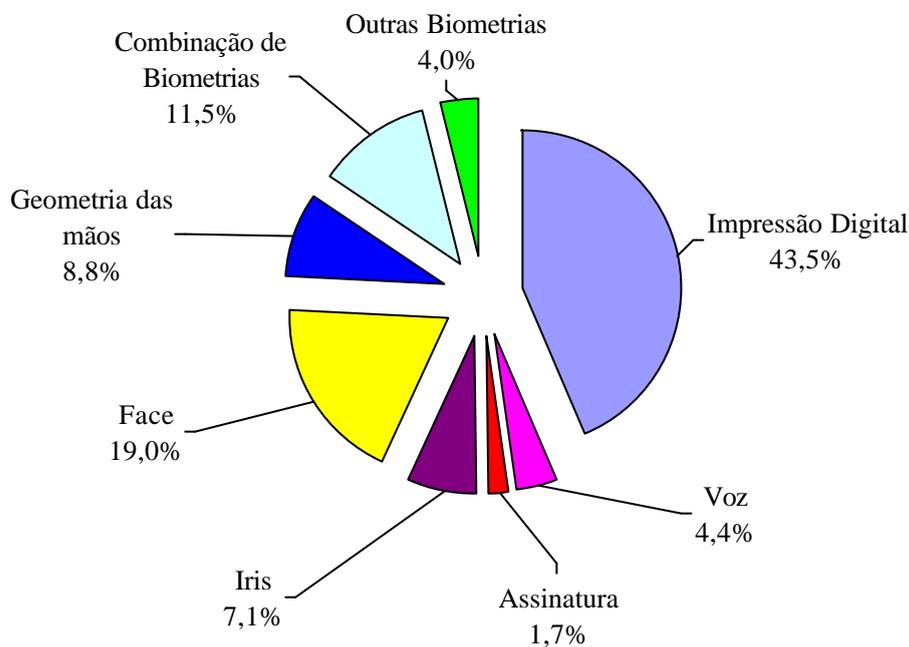


Figura 2.2 Biometrias mais usadas em 2005

Além do reconhecimento de indivíduos, o estudo da análise de imagens de impressões digitais pode ser utilizado em diversas outras áreas de atuação, como exemplo: a área médica e a área desportiva. Na área médica, os padrões das impressões digitais, estão associados a inúmeras síndromes genéticas e passaram a ser utilizados como mais um dos recursos para diagnóstico clínico. Já na área desportiva, há estudos que utilizam as impressões digitais como marcadores de detecção de talentos. Associando as características das impressões digitais, as características de velocidade, potência, coordenação, resistência e força de um indivíduo.

2.1 HISTÓRICO DO USO DE IMPRESSÕES DIGITAIS

Impressões digitais humanas são utilizadas a muito tempo como forma de identificação. São encontrados um grande número de artefatos e registros históricos arqueológicos, que se referem a essa utilização. Os registros mais primitivos, referentes às impressões de mãos e pés de humanos, como forma de identificação, constam que foram encontrados a cerca de 4000 anos atrás, na época da construção das pirâmides, no Egito. Os povos da Ásia, principalmente os chineses, também tinham o costume de identificar documentos oficiais através da impressão digital. Os documentos mais antigos, figura 2.3, datam do terceiro século antes de Cristo e a utilização da impressão digital era uma prática efetiva, como ainda é hoje em dia (BHANU e TAN, 2004). As figuras 2.3 e 2.4 foram adquiridas em (POLICENSW, 2006).



Figura 2.3 Documento chinês antigo com uma impressão digital

Embora estas evidências mostrem que os povos antigos já acreditavam na individualidade das impressões digitais, não havia nenhum embasamento científico ou estudo sobre esse assunto. Fato este que só começa a ocorrer no final do século XVII. Em 1684, o inglês Nehemiah Grew (1641-1712), ver figura 2.4a, publicou o primeiro artigo científico reportando seu estudo sobre linhas (cristas), sulcos (vales) e estrutura de poros da impressão digital. A partir de então, um grande número de pesquisadores começa a investir um enorme esforço no estudo das impressões digitais (MALTONI et al, 2003).

Em 1788, Mayer criou uma descrição detalhada da formação anatômica das impressões digitais, na qual, algumas cristas características foram identificadas e caracterizadas. Em 1809, Thomas Bewick (1753-1828), começou a utilizar sua impressão digital como sua própria marca registrada. Este momento acredita-se ser um dos mais importantes marcos no estudo científico de reconhecimento por impressão digital

(MALTONI et al, 2003). Em 1823, Jan Purkinje (1787-1869), apresentado na figura 2.4d, médico e anatomista tcheco, propõe o primeiro esquema de classificação das impressões digitais em nove categorias de acordo com a configuração das cristas. Um grande avanço no estudo da individualidade e da imutabilidade da impressão digital foi realizado pelo médico escocês Dr. Henry Faulds (1843-1930), ver figura 2.4e. Em 1880, baseado em experiências e observações Faulds concluiu que machucados superficiais não alteram os padrões da impressão digital quando curados, retornando ao formato padrão inicial. Outra grande contribuição descrita pelo Dr. Faulds foi ter encontrado, por acaso, vestígios de impressões digitais em vasos de cerâmica o que o levou a propor sua utilização em investigações criminais (RATHA e BOLLE, 2004).

Nesta mesma época William Herschel (1833-1918), administrador inglês que trabalhava na Índia, declara que já praticava o reconhecimento por impressão digital a cerca de 20 anos. Estas impressões eram usadas como forma de assinatura em documentos devido a grande taxa de analfabetismo na Índia e tentativa de solucionar problemas de falsificação (BHANU e TAN, 2004). Pode-se dizer que nesta época inicia-se a fase moderna no estudo do reconhecimento por impressão digital.

Importantes avanços no reconhecimento por impressões digitais são realizados pelos estudos de Francis Galton (1822-1911) e Edward Henry (1850-1931), ver figuras 2.4b e 2.4c. Galton, em 1888, introduz as características das minúcias para a comparação entre impressões digitais, e Henry, em 1899, estabelece um padrão para classificá-las. A partir de então os trabalhos sobre reconhecimento por impressão digital estenderam-se e refinaram-se.

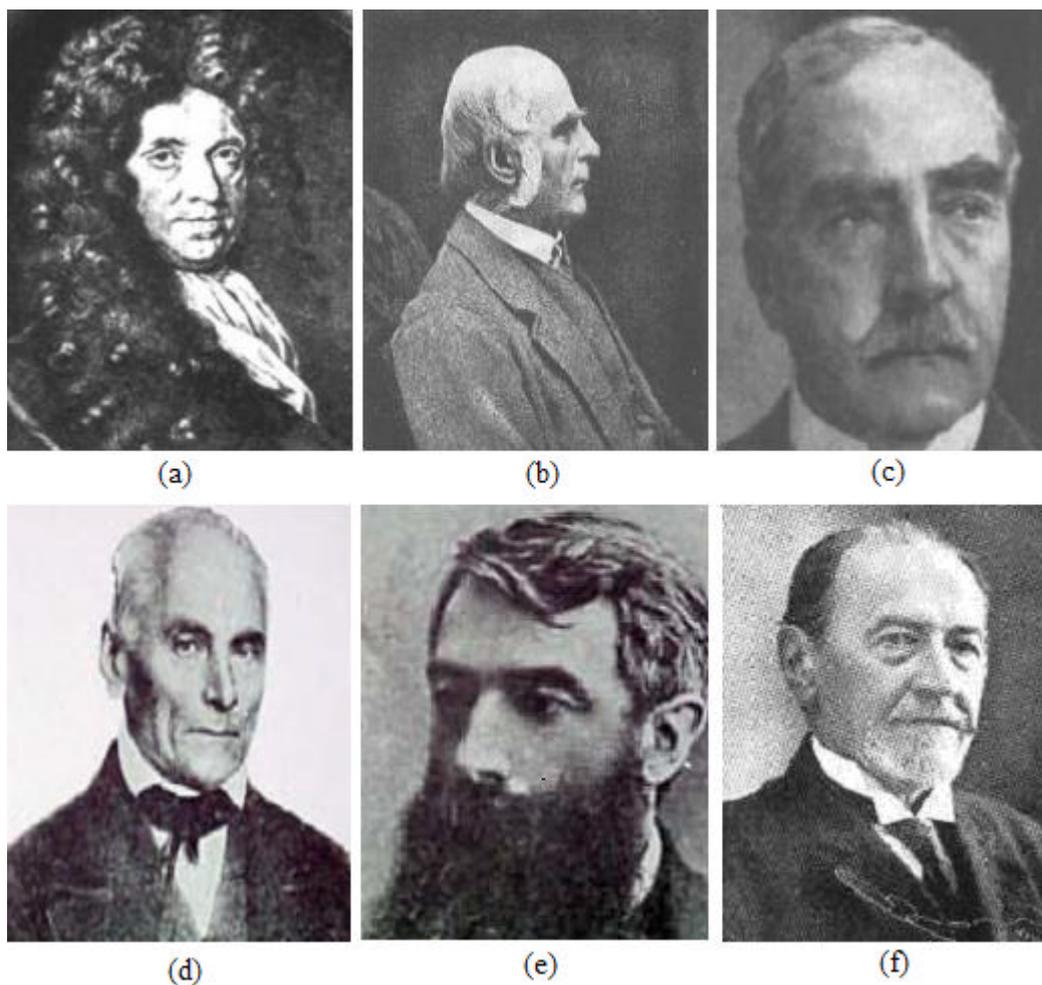


Figura 2.4 Alguns nomes relevantes no estudo das impressões digitais: a)Nehemiah Grew, b)Francis Galton, c)Edward Henry, d)Henry Faulds, e)Jan Purkinje e f)Juan Vucetich

No início do século XX, impressões digitais passaram a ser utilizadas formalmente como uma maneira válida de reconhecimento de indivíduos pela Justiça. Nesta época a identificação por impressão digital era realizada de forma manual, o que tornava o processo tedioso, consumindo muito tempo e sendo muito dispendioso. Somente por volta de 1960, o FBI (Federal Bureau of Investigation) nos Estados Unidos, e algumas instituições de segurança pública na Inglaterra e na França iniciam esforços para desenvolver sistemas automáticos de identificação de impressões digitais. São desenvolvidas várias técnicas para aquisição, reconhecimento, classificação e comparação de imagens de impressões digitais. Surgem então os sistemas conhecidos como AFIS (Automatic Fingerprint Identification Systems), ou sistemas automáticos de identificação por impressão digital.

As tecnologias para desenvolvimento desses sistemas tiveram grande avanço e diversas aplicações que as utilizavam, ainda são aplicadas nos dias de hoje. Isto faz com que os sistemas biométricos baseados em impressão digital sejam bastante populares, tornando-se quase um sinônimo de sistemas biométricos.

2.2 IMPRESSÕES DIGITAIS - CONCEITOS

As impressões digitais ou simplesmente digitais são desenhos formados pelas dobras cutâneas das polpas dos dedos das mãos e dos pés. Estão localizadas na derme (que é um tecido que constitui a parte mais profunda da pele, constituindo sua parte fundamental; situada sob a epiderme) e se reproduzem na epiderme (que é uma membrana fina e transparente que recobre externamente a derme), gerando diversos formatos.

São formadas, no feto, por volta do sétimo mês de gestação e permanecem com o formato inalterado por toda a vida, desde que não sofram alterações (MALTONI et al, 2003). Essas alterações podem ser causadas por fatos não naturais, tais como, o exercício de certas profissões, cortes profundos, amputações ou queimaduras nos dedos, que causem danos permanentes na pele. Ou mesmo naturais, já que a alteração natural embora raríssima e sem registro estatísticos pode ocorrer.

O método que permite a identificação de pessoas pela comparação das impressões digitais, é chamado de datiloscópico. O termo datiloscopia é formado pelos elementos gregos: *Daktylos* que significa dedos e *Skopein* que significa examinar, sugerindo, portanto, o estudo dos dedos, ou das impressões digitais (COSTA, 2001).

2.3 CARACTERÍSTICAS DAS IMPRESSÕES DIGITAIS

A reprodução de uma impressão digital ocorre quando o dedo é pressionado contra uma superfície lisa. Esta reprodução é chamada de datilograma, ver figura 2.5 adquirida em SIM (2002), podendo ser encontrada em três situações: natural, artificial ou acidental.

O modo natural (figura 2.5a) é aquele que se vê pelo exame direto na polpa digital dos dedos, com ou sem o auxílio de lentes. O modo artificial (figura 2.5b) é aquele que resulta da impressão por qualquer dos meios gráficos conhecidos, tais como tinta ou através de scanner. E por último o modo latente ou acidental (figura 2.5c) em que a digital ou parte dela é encontrada em algum objeto ou superfície. O último modo é o encontrado

em locais de crimes, normalmente sendo necessário utilizar técnicas específicas, com auxílio de reagentes químicos, para colher este tipo de datilograma mais adequadamente.

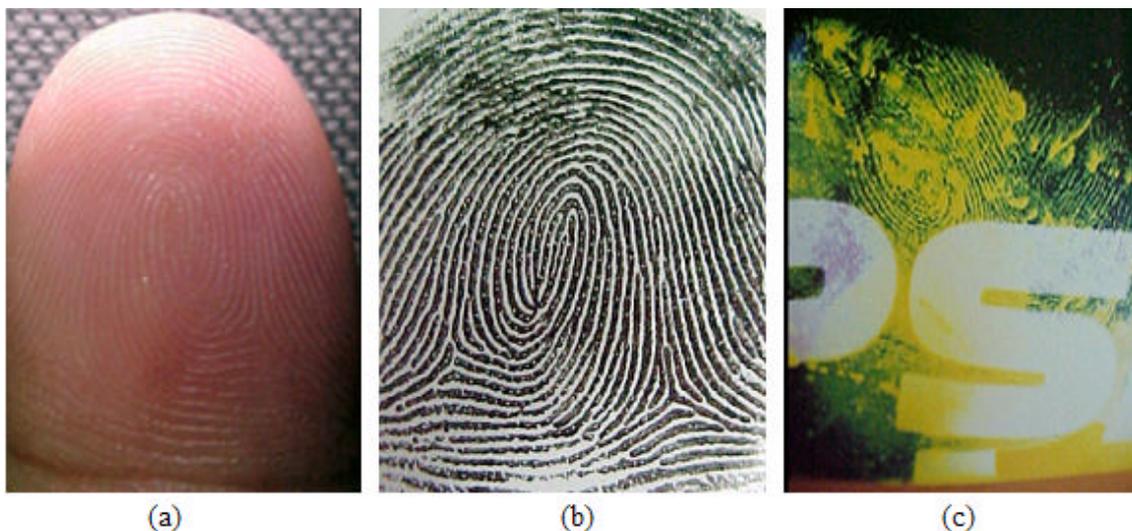


Figura 2.5 Formas de reprodução da impressão digital: a)Natural; b)Artificial e c)Latente

O padrão estrutural característico de uma impressão digital é a intercalação de linhas (cristas) e vales, conforme mostra a figura 2.6. Como em um carimbo, em uma imagem de impressão digital, as cristas são as áreas escuras e os vales as áreas claras (MALTONI et al, 2003).

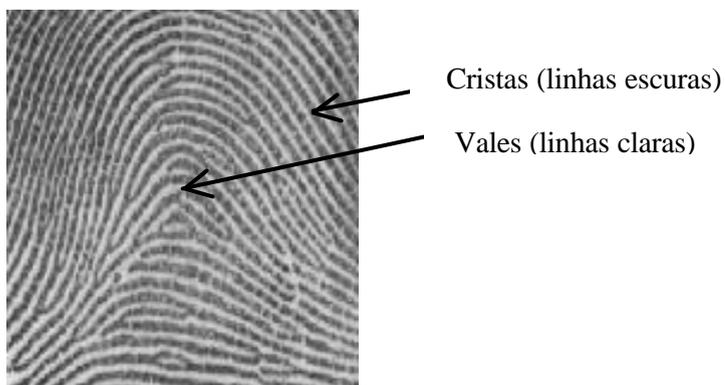


Figura 2.6 Cristas e vales em uma imagem de impressão digital

Existem dois grupos de características que podem ser extraídas de uma imagem de impressão digital: alto nível, ou características globais, e baixo nível, ou características locais. As características de alto nível formam padrões especiais de cristas e vales na região central da impressão digital. Estas características são conhecidas como pontos singulares (núcleo e delta). As características de baixo nível distinguem a imagem de

impressão digital de um indivíduo pelos detalhes das suas cristas ou minúcias (ZHANG et al, 2004).

2.4 MINÚCIAS

Como mencionado anteriormente, a representação de uma impressão digital pode ser analisada sobre suas características de dois modos: local e global. As principais representações de informações locais nas impressões digitais são baseadas na imagem inteira. São as cristas dos dedos, os poros dessas cristas ou características relevantes delas derivadas. É uma representação predominantemente baseada nas terminações ou bifurcações das cristas. São as chamadas minúcias (JAIN e PANKANTI, 1997), que consistem em pontos de descontinuidades das linhas que formam a impressão digital e podem ser classificadas basicamente em dois tipos: fim-de-linha (ponto em que uma crista termina) e bifurcação (ponto em que uma crista se divide em duas), apresentados na figura 2.7.

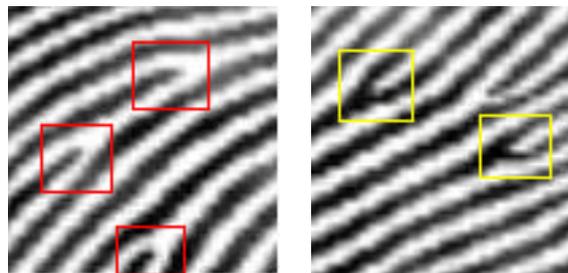


Figura 2.7 Minúcias Fim de linha (vermelho) e Bifurcação (amarelo)

Na literatura podemos encontrar outras classificações e tipos de minúcias, tais como: crista final, bifurcação, lago, crista independente, ponto ou ilha, espora e cruzamento (MALTONI et al, 2003), mostrados na figura 2.8. No entanto, por simplificação, todos esses tipos podem ser obtidos pela combinação de uma ou mais fins-de-linha e bifurcações (MARQUES, 2004).

	Crista Final
	Bifurcação
	Lago
	Crista Independente
	Ponto ou ilha
	Espora
	Cruzamento

Figura 2.8 Tipos de minúcias

As minúcias também são chamadas de pontos característicos ou “detalhes de Galton”, em referência a Francis Galton, que foi o primeiro a categorizar e observar que as minúcias não se modificam ao longo da vida, na grande maioria dos indivíduos (MALTONI et al, 2003).

A localização de uma minúcia, na impressão digital, é feita através de suas coordenadas vertical e horizontal, do sentido da linha a qual ela pertence, o ângulo que a minúcia forma com o eixo horizontal (eixo x) e o seu tipo (bifurcação ou fim-de-linha). Conforme apresentado na figura 2.9, $[x_0, y_0]$, são as coordenadas da minúcia e θ é o ângulo que o sentido da linha da minúcia forma com o eixo horizontal.

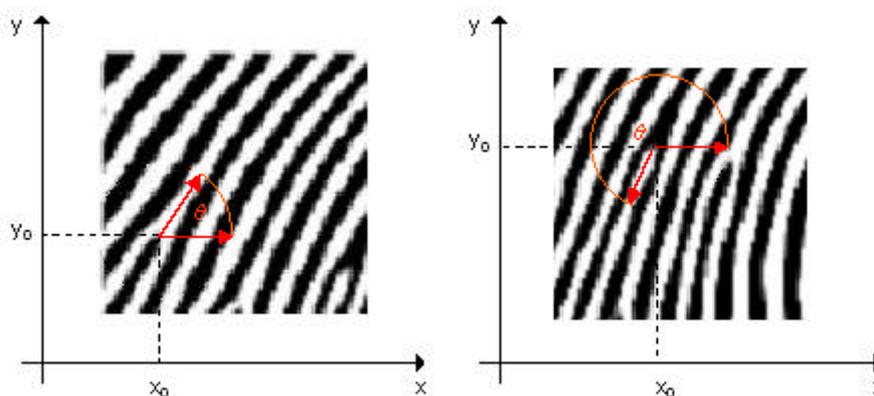


Figura 2.9 Localização de minúcias

As minúcias têm a finalidade de estabelecer unicidade entre as impressões digitais, pois a probabilidade de ocorrerem duas impressões digitais iguais é de aproximadamente 1 para cada $1,9 \times 10^{15}$ (MARQUES, 2004). Sendo assim, é muito improvável encontrar duas impressões digitais com um conjunto de minúcias iguais. Em MARQUES (2004) é apresentado um estudo detalhado sobre a individualidade das impressões digitais.

Para verificação e comparação de impressões digitais é necessário avaliar alguns fatores. Em relação às minúcias deve-se encontrar no mínimo doze minúcias idênticas e com a mesma localização (MALTONI et al, 2003).

2.5 PONTOS SINGULARES

Os pontos singulares, também chamados singularidades, são de dois tipos: núcleos e deltas, apresentados na figura 2.10. São as características globais mais importantes das impressões digitais. A área de um ponto singular é definida como a região onde a curvatura da linha (crista) é maior que o normal e onde a direção da dessa crista muda rapidamente (WANG e WANG, 2004).

O núcleo é definido como o ponto localizado na área central da impressão digital (COSTA, 2001). Segundo MALTONI et al (2003), o núcleo corresponde ao ponto mais extremo no centro de uma singularidade tipo “loop”. Para ZHANG et al (2004) o núcleo é o ponto mais extremo da crista mais interior em um “loop”.

Delta é um ângulo ou triângulo formado pelas cristas papilares podendo ser formado por dois processos: pela bifurcação de uma linha simples ou pela brusca divergência de duas cristas paralelas. Em ZHANG et al (2004), delta é definido como um ponto onde três fluxos de cristas se encontram.

O núcleo e o delta possuem papel fundamental para a classificação das impressões digitais. Muitos trabalhos retratam a utilização do núcleo e/ou do delta para propor métodos de classificação das impressões digitais. Esses métodos ou técnicas levam em conta o número e a localização do núcleo e/ou do delta. Esses pontos são altamente estáveis e não variam em relação à escala e a rotação (ZHANG et al, 2004), sendo utilizados também com o objetivo de alinhar duas imagens de impressões digitais para comparação entre elas.

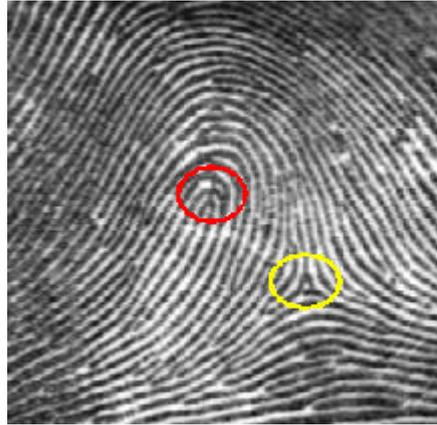


Figura 2.10 Pontos singulares: Núcleo (em vermelho) e delta (em amarelo)

2.6 CLASSIFICAÇÃO DAS IMPRESSÕES DIGITAIS

A classificação das impressões digitais é realizada em função do padrão dos desenhos, que constituem as suas características qualitativas. Além da característica qualitativa, pode-se levar em conta também, em um processo de classificação, a quantidade de cristas de cada um dos dedos e a somatória da quantidade total de cristas, que constituem os aspectos quantitativos.

As primeiras regras para classificação das impressões digitais foram propostas por Jan Purkinje, em 1823 (RATHA e BOLLE, 2004), que as classificou em nove categorias, de acordo com a configuração global das cristas. Essas categorias foram as seguintes: *transverse curve*, *central longitudinal stria*, *oblique stripe*, *oblique loop*, *almond whorl*, *spiral whorl*, *ellipse*, *circle* e *double whorl*. Essas características são mostradas, na ordem mencionada, na figura 2.11.



Figura 2.11 Classificação proposta por Jan Purkinje

O primeiro estudo científico de classificação de impressões digitais foi realizado por Francis Galton, por volta de 1892. Galton baseou-se na classificação de Purkinje e as agrupou em três categorias: arco (*arch*), presilha (*loop*) e verticilo (*whorl*). Observando que cerca de 60% das impressões digitais eram do tipo presilha, ele propôs subdividi-la em presilha interna (*inner loop*) e presilha externa (*outer loop*). Para facilitar a representação da impressão digital de um indivíduo Galton associou cada tipo a uma letra (A – arco; I – presilha interna; O – presilha externa e W – verticilo). Portanto, cada indivíduo poderia ser caracterizado por uma palavra com 10 dígitos, sendo uma letra para cada dedo. Por exemplo, para representar a impressão digital de um indivíduo cujos dez dedos fossem do tipo presilha externa, Galton representava da seguinte forma: OOOOOOOOOO (RATHA e BOLLE, 2004).

Nesta época, Juan Vucetich (1858-1925), apresentado na figura 2.4f, oficial da polícia argentina, que se correspondia com Galton desenvolveu e lançou um sistema de classificação diferente. O sistema de Vucetich mantinha os mesmos quatro tipos fundamentais de Galton, com modificações na nomenclatura e na notação: arco (A - arch), presilha interna (I - loop with internal inclination), presilha externa (E - loop with external inclination) e verticilo (V - whorl). As letras A, I, E ou V são utilizados para representar o tipo de impressão do dedo polegar. Para representar os outros dedos são utilizados os números de 1 a 4, que respectivamente significam os tipos A, I, E e V. Por exemplo, para representar os dez dedos de um indivíduo que possua na mão direita o polegar verticilo, e os demais dedos do tipo arco e na mão esquerda todos os dedos sejam presilha externa, a seguinte representação seria utilizada: $\frac{V1111}{E3333}$. Vucetich ainda utiliza uma classificação secundária, subdividindo o tipo presilha (loop) em cinco subtipos: *loop with plain pattern*, *loop with adhering ridges*, *internal loop approximating central pocket*, *external loop approximating central pocket* e *irregular loops like none of the above* (RATHA e BOLLE, 2004). Além disso, o sistema de Vucetich leva em consideração o número de linhas que são cruzadas por uma linha imaginária entre o delta e o núcleo. Subdividindo então o tipo *loop* (presilha interna e externa) em função da quantidade destas linhas (MALTONI et al, 2003). Este sistema é muito utilizado nos países de língua espanhola e também é a classificação oficial adotada no Brasil (SIM, 2002).

Anos mais tarde, por volta de 1900, Edward Henry refinou a classificação de Galton em cinco categorias: arco plano, arco angular, presilha interna, presilha externa e verticilo. Este esquema de classificação conhecido como “Sistema Henry” é o mais adotado no mundo (MALTONI et al, 2003). Embora sua representação seja bastante complexa (RATHA e BOLLE, 2004), foi e continua sendo, um método para indexar impressões digitais muito utilizados por peritos, em identificações digitais manuais.

A seguir são apresentadas as principais categorias mencionadas e suas definições:

ARCO é o datilograma (nome técnico da impressão digital) que não possui deltas. No arco as cristas correm de um lado para o outro, ora inclinadas para direita, ora para a esquerda. O tipo arco subdivide-se em: Arco Plano e Arco Angular.

Arco Plano – compreende o desenho contendo apenas cristas quase retas ou levemente curvas, paralelas, que partindo de um lado fazem uma pequena curvatura no centro e vão terminar do lado oposto, figura 2.12a.

Arco Angular – apresentam a curvatura das cristas na parte central do desenho com um valor angular bem pronunciado, chegando a se parecer com uma pirâmide ou triângulo isósceles. Geralmente possui uma linha central cujo ápice constitui o núcleo da impressão, figura 2.12b. As figuras 2.12, 2.13 e 2.14 foram adquiridas em SIM (2002)

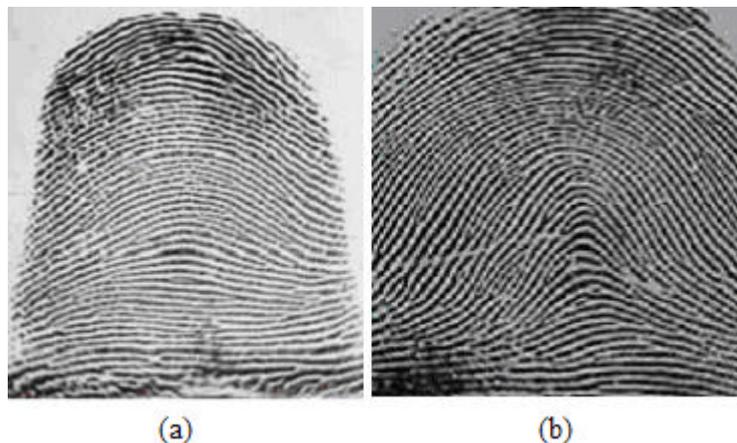


Figura 2.12 Datilograma do tipo Arco e suas subdivisões: a)Plano e b)Angular

PRESILHAS são os datilogramas que possuem um delta, quer de um lado, quer do outro, e núcleo definido. Dividem-se em Presilha Interna e Presilha Externa, conforme mostra a figura 2.13.

Presilha Interna – é o datilograma que apresenta um delta à direita do observador e um núcleo constituído de uma ou mais cristas que, partindo da esquerda, vão ao centro do desenho, curvam-se e voltam ou tendem a voltar ao lado de origem, formando uma ou mais laçadas.

Presilha Externa – é o datilograma que apresenta um delta à esquerda do observador e um núcleo constituído de uma ou mais cristas que, partindo da direita, vão ao centro do desenho, curvam-se e voltam ou tendem a voltar ao lado de origem, formando uma ou mais laçadas.

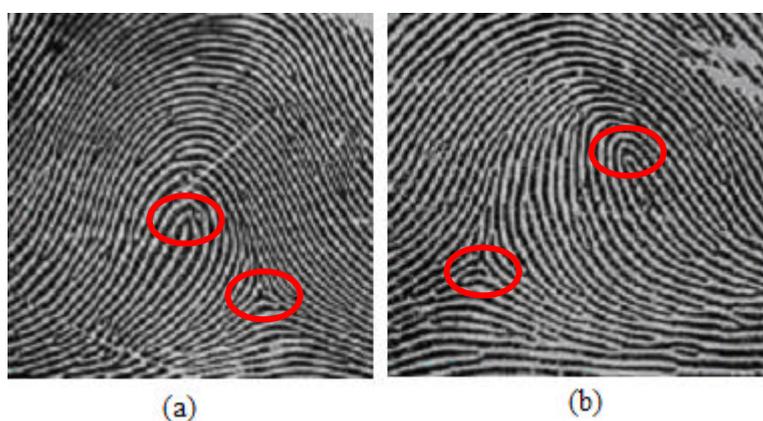


Figura 2.13 Datilograma do tipo Presilha: a)Interna e b)Externa

VERTICILLO é o datilograma que se caracteriza por apresentar dois deltas, um à direita e outro à esquerda do observador, e um núcleo, conforme apresentado na figura 2.14.



Figura 2.14 Datilograma do tipo Verticilo

Segundo os arquivos do FBI (Federal Bureau of Investigation) foi constatado que as ocorrências das impressões digitais são distribuídas da seguinte forma: 65% são do tipo presilhas, 35% são verticilos e 5% do tipo arco (COSTA, 2001). Portanto, as imagens de impressões digitais não estão uniformemente distribuídas nas quatro ou cinco classes, nos bancos de dados.

A principal importância da tarefa de classificação das impressões digitais, em um sistema de verificação, é diminuir o universo de comparação no banco de dados. Com isso, reduz-se o tempo de busca e aumenta-se a precisão. Existem na literatura, diversos métodos e algoritmos para classificar impressões digitais (MALTONI et al, 2003).

2.7 TIPOS DE SISTEMAS DE RECONHECIMENTO

Basicamente, em termos de utilização existem dois tipos de sistema biométrico de reconhecimento por impressão digital:

- Sistema Automático de identificação por impressão digital (AFIS - Automatic Fingerprint Identification Systems)

Este tipo de sistema, representado na figura 2.15, é usualmente utilizado para identificação criminal por agências policiais. A entrada deste sistema é uma impressão digital e sua saída é uma lista de possíveis indivíduos cuja impressão digital possua as mesmas características da impressão de entrada. O sistema compara a impressão digital de entrada com muitos registros de impressões digitais de um banco de dados. Sendo caracterizado como um sistema de 1 para n.



Figura 2.15 Esquema de um sistema automático de identificação por impressão digital

- Sistema Automático de autenticação por impressão digital (AFAS - Automatic Fingerprint Authentication Systems)

Este tipo de sistema (observe o esquema da figura 2.16) compreende aplicações de controle de acesso, segurança bancária ou financeira, entre outros. A entrada deste sistema é geralmente realizada através de uma chave de identificação e da impressão digital de um indivíduo e a saída é uma resposta verdadeira ou falsa, indicando que a impressão digital é consistente com a chave de identificação. Durante o processamento o sistema compara a impressão digital de entrada com o registro identificado pela chave de identificação. Este sistema é caracterizado como um sistema de 1 para 1.



Figura 2.16 Esquema de um sistema automático de autenticação por impressão digital

As fases que compreendem o funcionamento destes sistemas podem ser observadas na figura 2.17.

Em um primeiro momento ocorre a fase de aquisição da impressão digital. Nesta fase é realizada a entrada da impressão no sistema. Em seguida acontece um processamento na imagem desta impressão, onde são extraídas suas características para então armazená-las em um banco de dados, para que possa ser localizada posteriormente.

A outra fase do sistema podemos chamar de fase de autenticação ou identificação de uma impressão digital. Esta fase também se inicia com a entrada da impressão digital no sistema. Em um segundo passo ocorre um processamento na imagem desta impressão, onde são extraídas suas características para compará-las com as impressões armazenadas no banco de dados. Após a comparação o sistema pode identificar um indivíduo ou apenas verificar se ele existe ou não no banco de dados.

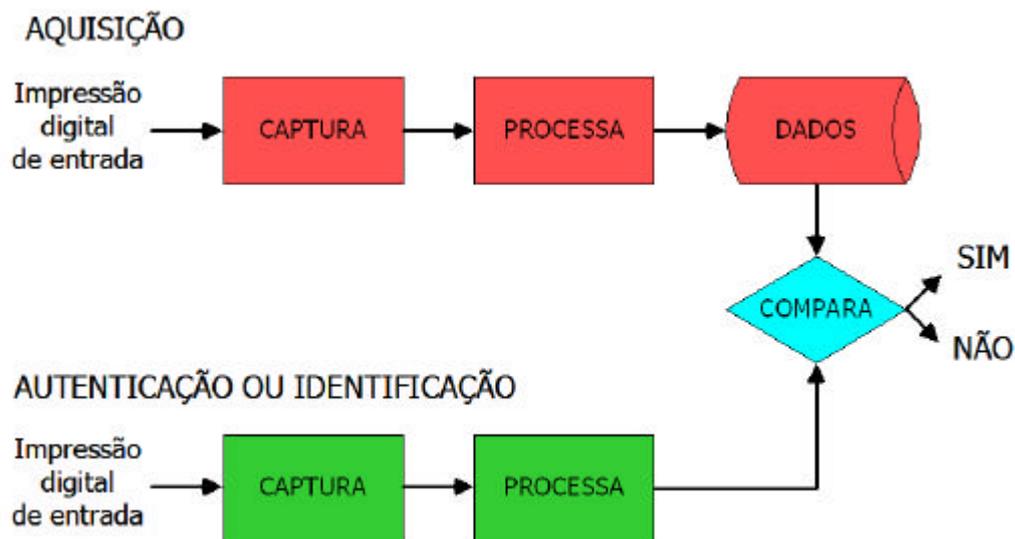


Figura 2.17 Diagrama básico dos sistemas de reconhecimento por impressão digital

Os primeiros sistemas de reconhecimento por impressão digital foram desenvolvidos para resolver problemas relacionados à Justiça e são chamados de “sistemas forenses”. Por exemplo, reconhecimento de criminosos e segurança de prisões. Com o avanço tecnológico dos equipamentos e das técnicas de desenvolvimento esses sistemas mostraram-se com grande potencial para solucionar questões encontradas no cotidiano da nossa sociedade, tais como: controle de acesso a ambientes, identificação civil, controle de comércio eletrônico entre outros. As aplicações de reconhecimento por impressão digital, podem ser classificadas em três categorias, conforme a tabela 2.1 (MALTONI et al, 2003).

JUSTIÇA	GOVERNAMENTAL	COMERCIAL
Identificação de corpos Investigação criminal Desaparecimento de crianças	Carteira de identidade Carteira de habilitação Seguridade social (INSS) Controle de passaporte	Acesso à rede de computadores Comércio eletrônico Acesso a Internet Cartão de crédito Controle de acesso a ambientes Gerenciar registros médicos

Tabela 2.1 Categorias básicas de aplicações de reconhecimento por impressão digital

Essas aplicações tradicionalmente utilizavam para questões judiciais, reconhecimento biométrico manual; aplicações governamentais utilizavam sistemas de controle através de senhas e aplicações comerciais utilizam sistemas de base de conhecimento. Nos dias de hoje todos esses tipos de aplicações podem utilizar seus controles através de sistemas automáticos de análise de impressão digital.

3 PREPARAÇÃO DA IMAGEM

Esta etapa de preparação da imagem consiste em utilizar técnicas para processá-la, de modo que o resultado seja mais apropriado para uma aplicação específica do que a imagem original (GONZALEZ e WOODS, 2000).

Segundo FACON (2005), o pré-processamento não é indispensável, mas na maioria das vezes é necessário para melhorar a qualidade visual das imagens, enfatizando características relevantes a uma aplicação específica. Deve-se então, empregar técnicas apropriadas para cada aplicação específica, ou seja, um método para realçar imagens de raio X, não terá necessariamente a mesma eficiência em imagens de impressão digital.

Especificamente no que se refere às imagens de impressões digitais, faz-se necessário realizar tarefas de pré-processamento. Segundo MALTONI et al (2003), um percentual significativo de imagens de impressão digital, aproximadamente 10%, são de qualidade ruim. Em muitos casos, uma simples imagem de impressão digital apresenta regiões de boa, média e baixa qualidade onde o padrão das cristas (linhas) pode apresentar muitos ruídos e estarem corrompidas.

O processo de preparação inicia-se com a aquisição (captura) da imagem, conforme o diagrama apresentado na figura 2.17. Antes de se extrair as características de um dado biométrico é necessária uma fase de preparação ou pré-processamento da imagem, que consiste basicamente na aplicação de filtros que melhorem ou realcem qualidades presentes nas imagens (MARQUES, 2004).

Nesta etapa de preparação é possível corrigir um certo número de imperfeições e problemas que aparecem durante a aquisição da imagem. Essas imperfeições podem ter como causas características físicas do sistema, condições de iluminação do ambiente e também características do próprio indivíduo. Por exemplo, às condições da pele (oleosidade), marcas de nascença, marcas provocadas pela ocupação, cortes e também problemas causados pela forma como a impressão digital é capturada, tais como: rolamento do dedo, excesso de tinta, pressão exercida sobre o equipamento de captura, entre outros.

Portanto, os fatores mencionados acima influenciam significativamente na qualidade das imagens, fazendo com que a estrutura das cristas não sejam bem definidas, e impossibilitando suas detecções. Como a maior parte dos métodos de classificação e

verificação depende da análise destas cristas, torna-se necessário a aplicação de processos para melhorar a qualidade da imagem.

Em MALTONI et al (2003) e RATHA e BOLLE (2004), são apresentadas as principais técnicas de pré-processamento utilizadas para otimizar imagens de impressão digital, tais como: melhora no contraste, manipulação de histogramas, normalização, filtros para remoção de ruídos, binarização, afinamento, segmentação, além de recuperação da imagem.

Neste trabalho é feito um estudo sobre a filtragem no domínio da frequência, utilizando a transformada de Fourier e o filtro de Gabor. Estas técnicas são utilizadas com o objetivo de melhorar a qualidade de determinadas regiões da imagem da impressão digital. Partes deste estudo sobre o filtro de Gabor, já foram publicados em trabalhos desenvolvidos pelo grupo de pesquisa mencionado na seção 1.1.

3.1 FORMAS DE AQUISIÇÃO DA IMAGEM

Historicamente, a aquisição de imagens de impressão digital era executada por uma técnica chamada de “*ink-technique*”, na qual os dedos dos indivíduos eram pintados com tinta preta e pressionados sobre um cartão de papel branco. Este cartão então era “escaneado”, por um *scanner* comum e a imagem da digital era gerada. Este processo é conhecido como captura da impressão digital “*off-line*”, ou seja, a captura da impressão digital não é realizada diretamente por um sistema de computador. Um exemplo deste tipo “*off-line*” é a captura de impressões digitais latentes, em cenas de crimes.

Nos dias de hoje, na maioria dos sistemas, civis e criminais, a captura da impressão digital é realizada diretamente por um equipamento eletrônico, chamado de *scanner* de dedo. A este processo de captura chama-se “*live-scan*”, onde a aquisição da imagem é realizada pela pressão do dedo do indivíduo diretamente sobre o *scanner*. Esta forma de captura da digital tornou possível o surgimento de diversas aplicações civis e comerciais, devido a facilidade e disponibilidade de uso, o baixo custo e confiabilidade. Isso é simples de entender, quando se imaginam sistemas que utilizam a impressão digital, para controle de acesso ou validar transações comerciais.

3.1.1 IMAGENS DE IMPRESSÃO DIGITAL

Uma imagem de impressão digital apresenta muitos parâmetros que a caracterizam, e precisam ser levados em conta na hora da sua aquisição, tais como:

- Resolução: indica o número de pontos ou *pixels* por polegadas (*dpi-dots per inch*). O FBI (Federal Bureau of Investigation) determina como padrão para os *scanners* a resolução mínima de 500 dpi. Segundo MALTONI et al (2003), de 250 até 300 dpi é provavelmente a resolução mínima que possibilita a localização de minúcias. Figura 3.1 mostra um exemplo da mesma impressão digital com diversas resoluções.

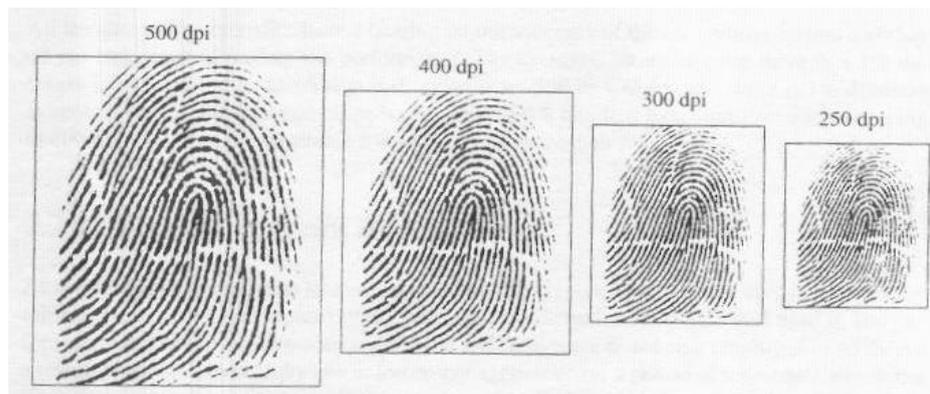


Figura 3.1 Imagens de impressão digital com resolução de 500, 400, 300 e 250 dpi

- Área: este parâmetro representa o tamanho da área disponível para posicionar o dedo no momento da captura. Quanto maior a área, mais cristas e vales são capturados e maior a possibilidade de distinção entre impressões digitais. O FBI determina como padrão uma área quadrada maior ou igual a 1 x 1 polegada ao quadrado (*inch²*).
- Número de *pixels*: o número de *pixels* de uma imagem é obtido em função da resolução e da área, mencionados acima. Um *scanner* trabalha com uma resolução de r dpi sobre uma área com tamanho de altura (a) x largura (l) *inch²*, ou seja, $ra \times rl$ *pixels*.
- Profundidade (*dynamic range*): este parâmetro representa o número de bits usados para codificar a intensidade de cada *pixel*. Como as informações de cores não são muito úteis para reconhecimento de impressão digital, a maioria dos *scanners* captura as imagens em níveis de cinza. O padrão determinado pelo FBI é para que cada *pixel* seja representado por 8 *bits*. Isso permite representar 256 níveis de cinza.
- Precisão geométrica: isto é especificado geralmente pela distorção geométrica máxima introduzida pelo dispositivo de aquisição, e expressada como uma

porcentagem em relação às distorções das posições da imagem. A maioria dos *scanners* óticos introduz esta distorção geométrica que, se não for compensada, dependendo da posição relativa do dedo na superfície do sensor, altera o padrão da impressão digital.

- Qualidade da imagem: não é fácil definir precisamente a qualidade de uma imagem de impressão digital. A dificuldade ocorre ainda para distinguir se o problema é da imagem ou são problemas intrínsecos dos dedos. Estes problemas ocorrem, normalmente, quando a proeminência das cristas é muito baixa (especialmente para trabalhadores manuais e pessoas idosas), quando os dedos estão muito úmidos ou muito secos, ou ainda quando são posicionados incorretamente. Nestes casos, a maioria dos *scanners* produz imagens de baixa qualidade.

Na verdade esses parâmetros e essas determinações do FBI servem como especificações para equipamentos de aquisição de imagem, ou seja, um *scanner* para ser aprovado pelo FBI, precisa cumprir essas determinações.

3.1.2 AQUISIÇÃO DE IMPRESSÃO DIGITAL *OFF-LINE*

Embora os primeiros *scanners* para impressão digital tenham surgido na década de 60, hoje em dia a técnica por tinta (*ink-technique*) ainda é utilizada em muitos sistemas de reconhecimento. O que ocorre é que esses sistemas ainda possuem um legado de impressões digitais, em seus bancos de dados, adquiridos desta forma. Com o surgimento e a evolução dos *scanners*, os sistemas passaram a conviver com essas duas formas de aquisição da imagem.

Como já mencionado na seção 3.1, o processo de aquisição com tinta, consiste em pintar os dedos com tinta e pressioná-lo sobre um cartão. Este cartão então é convertido para forma digital por meio de um *scanner* comum ou através de uma câmera com alta qualidade de resolução. Se este processo não for executado com cuidado, pode produzir imagens com perda de informação, devido a excesso ou falta de tinta nos dedos.

Por outro lado, esta técnica possui uma vantagem que é a possibilidade de gerar uma imagem através da rolagem do dedo sobre o papel, conforme figura 3.2. Com isso uma área maior do dedo é capturada gerando mais informações de que quando o dedo é apenas pressionado sobre o papel. Durante um certo tempo está característica de captura

era exclusividade desta técnica. Atualmente alguns *scanners* de dedo já apresentam a possibilidade de capturar a digital de forma “rolada”.



Figura 3.2 Imagem de impressão digital adquirida pela técnica *ink-technique*

A aquisição *off-line* ainda continua sendo realizada, principalmente em instituições governamentais e militares, ou em casos como a captura de impressões digitais latentes. Impressões digitais são ditas latentes quando as marcas da digital ou parte dela são encontradas em algum objeto ou superfície, conforme mencionado na seção 2.3, e exibida na figura 2.5. Para capturar este tipo de digital, normalmente é necessário utilizar técnicas específicas, com auxílio de reagentes químicos. Após a captura em papel deve ser “escaneada” para gerar a imagem digital.

3.1.3 AQUISIÇÃO DE IMPRESSÃO DIGITAL *LIVE-SCAN*

Como mencionado na seção 3.1, no processo de captura ‘*live-scan*’, a aquisição da imagem é realizada pela pressão do dedo do indivíduo diretamente sobre o sensor do *scanner*, ou seja, a imagem já é digitalizada com o contato do dedo sobre o *scanner*. Portanto a parte mais importante do *scanner* de digitais é o seu sensor, onde a imagem da impressão digital é formada. Segundo XIA e O’GORMAN (2003), existem diversos tipos de sensores, os quais se encaixam em uma das três principais tecnologias: óticos, *solid-state* (sensores de silício) e ultra-som.

Os sensores óticos ainda continuam sendo os mais utilizados, mas os do tipo *solid-state* estão ganhando muita popularidade, devido ao tamanho compacto e a facilidade de introduzi-los em *laptops*, telefones celulares, *palms*, entre outros. Os sensores com tecnologia a base de ultra-som, ainda não são muito utilizados comercialmente.

▪ SENSORES ÓTICOS

Este tipo de sensor foi o primeiro a ser utilizado para converter diretamente a impressão digital em imagem. A imagem da impressão digital é obtida de forma

semelhante a uma câmera eletrônica (CCD ou CMOS), ou seja, através da emissão de luz. A aquisição de digitais através de sensor óptico pode ser realizada por técnicas diferentes, tais como: *Frustrated total internal reflection (FTIR)*, *FTIR with a sheet prism*, *optical fibers*, *electro-optical* e *direct reading*. Essas técnicas serão resumidas a seguir:

Frustrated total internal reflection (FTIR): nesta técnica, raios de luz são emitidos em uma superfície de vidro (prisma de vidro). Quando o dedo entra em contato com a parte de cima desta superfície (prisma), as cristas tocam a superfície, enquanto os vales se mantêm a uma pequena distância. A luz que entra no prisma é refletida nos vales e absorvida pelas cristas. A falta de reflexão permite que as cristas (aparecem escuras nas imagens) sejam diferenciadas dos vales (aparecem claros); a luz então sai pelo outro lado do prisma e é focada através de uma lente em um sensor, gerando a imagem, conforme mostra a figura 3.3a.

FTIR with a sheet prism: forma de aquisição semelhante ao anterior o que difere é a utilização de uma “folha de prismas” formada por diversos pequenos prismas adjacentes ao invés de um prisma grande, conforme esquema da figura 3.3b.

Fibra ótica (optical fibers): através dessa tecnologia é possível uma significativa redução do tamanho do equipamento, ao substituir o prisma e as lentes por um conjunto de fibra ótica (placa). Nesta tecnologia, o dedo está em contato direto com a parte superior da placa e o sensor que vai gerar a imagem está em contato com a parte inferior. Este sensor recebe o resíduo de luz que a pressão do dedo gerou, transportado pelas fibras óticas, ver figura 3.3c.

Electro-optical: os sensores que utilizam esta tecnologia são constituídos de duas camadas principais. A primeira contém um polímero que emite luz. Quando o dedo pressiona a superfície, as cristas tocam no polímero e os vales não. Com isso, o potencial de luz emitido varia, permitindo que uma representação luminosa da impressão digital seja gerada. A outra camada, que está acoplada na parte inferior da primeira, é constituída de uma seqüência de células (matriz) de fotodiodo, que recebem a luz emitida pela primeira camada e a converte em uma imagem digital, exemplificado na figura 3.3d.

Direct reading: esta tecnologia utiliza uma câmera de alta qualidade que focaliza diretamente a impressão digital. O dedo não fica em contato com nenhuma superfície, mas este tipo de *scanner* possui sensores que facilitam o posicionamento do dedo a uma distância uniforme.

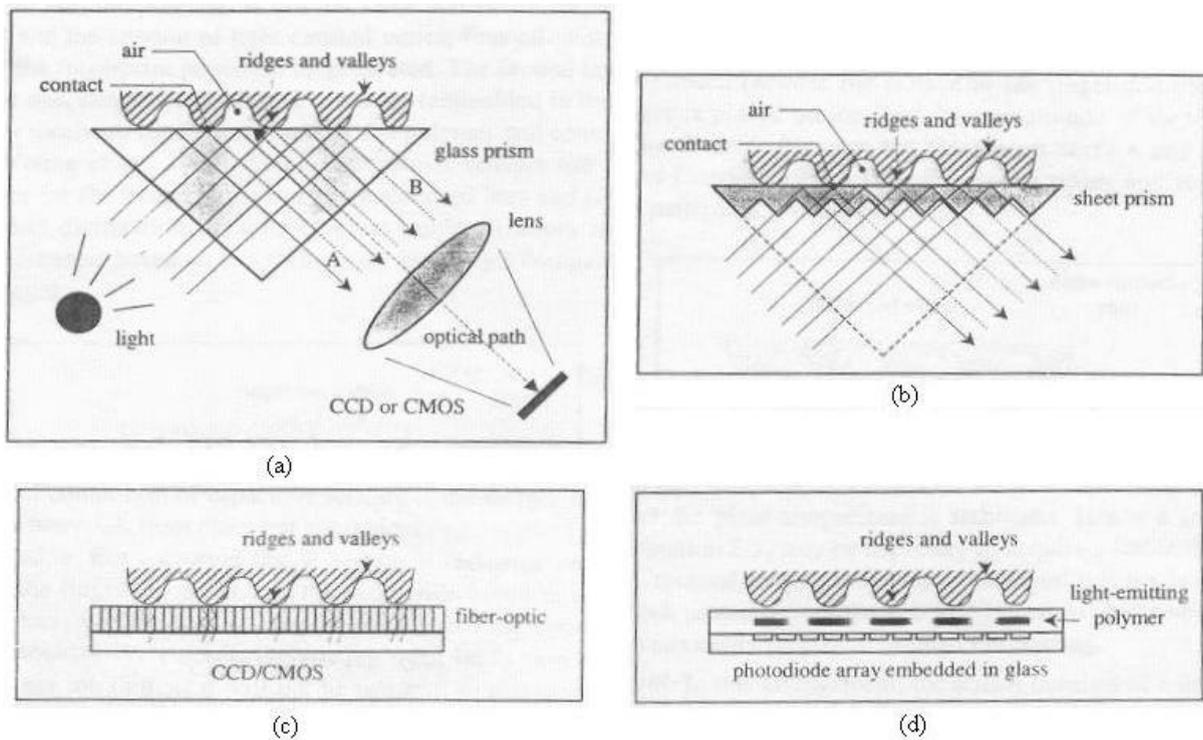


Figura 3.3 Esquemas representando o funcionamento de sensores óticos

▪ SENSORES SOLID-STATE

Estes tipos de sensores, também conhecidos como sensores de silício, surgiram na década de 80, mas só começaram a ser utilizados comercialmente por volta da metade dos anos 90. Foram projetados com objetivo de reduzir o tamanho e o custo dos *scanners*, que eram tidos como barreiras para a expansão de sistemas de reconhecimento por impressão digital. Nesses tipos de sensores os dedos tocam diretamente a superfície de silício e nenhum componente externo é necessário para gerar a imagem. Quatro técnicas são proposta para converter a informação física do dedo em sinais elétricos: *capacitive*, *thermal*, *electric field* e *piezoelectric*, descritos a seguir:

Capacitive: este é o método mais comum baseado em sensores de silício. Um sensor “capacitivo” é constituído por uma placa com micro capacitores encaixados em um *chip*. Quando o dedo é colocado sobre o sensor, pequenas descargas elétricas são criadas entre a superfície do dedo e a placa de silício. A magnitude destas descargas elétricas depende da distância entre a superfície da impressão digital e a placa de capacitores. Com isso, as cristas e vales da impressão digital geram padrões diferentes na placa de capacitores, gerando os sinais que compõem a imagem, conforme esquema apresentado na figura 3.4.

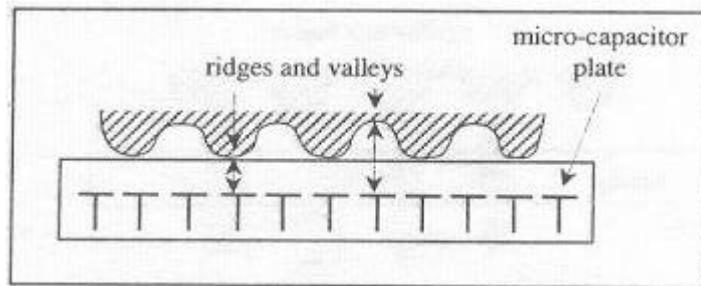


Figura 3.4 Esquema representando o funcionamento de sensores *solid-state*

Thermal: estes sensores são feitos de um material (*pyro-electric*) que gera corrente baseada em diferenciais de temperatura. Quando o dedo é posicionado sobre o sensor, as cristas e os vales da impressão digital, em contato com a superfície do sensor, geram diferenciais de temperatura diferentes. O diferencial da temperatura produz uma imagem quando ocorre este contato.

Electric field: este tipo de sensor consiste em um campo elétrico que gera sinais senoidais e uma matriz que recebe a transmissão desses sinais que são modulados quando entram em contato com a superfície do dedo.

Piezoelectric: esse tipo de sensor é projetado para produzir um sinal elétrico quando uma tensão mecânica (pressão do dedo) é aplicada sobre ele. A superfície do sensor é feita de um material não condutor, que ao sofrer a pressão do dedo gera uma corrente elétrica (este efeito é chamado de “piezoelectric”). A força da corrente gerada depende da pressão aplicada pelo dedo sobre o sensor. Como as cristas e os vales estão a distâncias diferentes do sensor, geram intensidades de correntes elétricas diferentes, criando a imagem digital.

▪ SENSORES DE ULTRA-SOM

Este método usa energia de ultra-som para detectar os padrões de formação da impressão digital. Consiste em enviar sinais acústicos na direção da superfície da impressão digital e capturar o sinal de retorno (eco). Este sensor possui dois componentes principais: um transmissor que gera pequenos pulsos acústicos e um receptor que detecta as respostas obtidas quando estes pulsos retornam da superfície da impressão digital, conforme esquema da figura 3.5. Esta tecnologia ainda não está sendo produzida em escala comercial.

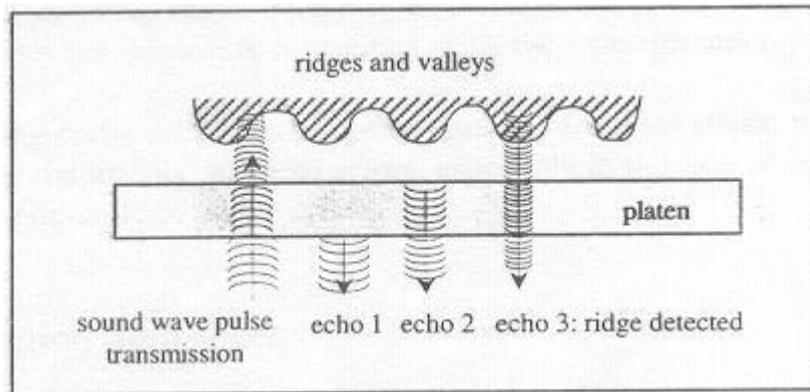


Figura 3.5 Esquema representando o funcionamento de sensores ultra-som

3.1.4 GERAÇÃO DE IMPRESSÃO DIGITAL SINTÉTICA

Nas seções anteriores observou-se como capturar e gerar imagens reais de impressão digital, através de duas formas: pelo uso de tinta (*off-scan*) ou diretamente por um *scanner* (*live-scan*). Além dessas formas pode-se gerar imagens sintéticas de impressão digital. Este tipo de imagem é muito útil para avaliar e testar algoritmos. Uma das maiores dificuldades quando se está testando um algoritmo ou desenvolvendo um aplicativo de reconhecimento de impressões digitais é adquirir bancos de imagens para testes. Esta dificuldade ocorre devido aos proprietários desses bancos de imagem, muitas vezes, terem que manter sigilo de seus registros, em outros casos pelo tamanho que esses bancos apresentam. E o que ocorre é que os testes acabam sendo realizados sobre uma quantidade pequena de imagens de impressão digital, fazendo com que a precisão dos resultados seja reduzida. Portanto uma solução adequada para resolver esses problemas é gerar imagens sintéticas, simulando as características reais de aquisição de impressões digitais. Em CAPPELLI et al (2002) e MALTONI et al (2003) é apresentado o aplicativo *SFINGE* para gerar imagens de impressões digitais sintéticas. Muitas imagens utilizadas para testes nesta dissertação foram geradas por este aplicativo, conforme mostra a figura 3.6.



Figura 3.6 Imagem sintética gerada pelo aplicativo *SFINGE*

Independentemente da forma de aquisição, as imagens de impressão digital geralmente precisam passar por procedimentos para melhorar a sua qualidade. Além de melhorar a qualidade visual da imagem a mesma deve ser preparada para ser utilizada por sistemas automáticos de reconhecimento. Como mencionado no início deste capítulo, existem várias técnicas para tratar a imagem, a seguir serão descritas a filtragem no domínio da frequência (seção 3.2) e pelo filtro de Gabor (seção 3.3).

3.2 FILTRAGEM NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

Pode-se entender filtragem de uma imagem, como sendo técnicas de transformações aplicadas a esta imagem, *pixel a pixel*, levando em conta os níveis de cinza de cada *pixel* e dos níveis de cinza dos *pixels* vizinhos. As técnicas de filtragem podem ser divididas em dois tipos: filtragem no domínio espacial e filtragem no domínio da frequência.

A filtragem no domínio espacial refere-se ao conjunto de *pixels* que compõem uma imagem e os métodos neste domínio são procedimentos que operam diretamente sobre esses *pixels*, podendo ser expressa como:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (3.1)$$

onde $f(x, y)$ é a imagem de entrada; $g(x, y)$ é a imagem processada e T é um operador sobre f , definido sobre alguns *pixels* vizinhos ao *pixel* (x, y) . A filtragem no domínio espacial baseia-se na utilização de máscaras. Essas máscaras são pequenas matrizes bidimensionais e os valores de seus coeficientes determinam o objetivo a ser alcançado durante o processamento (GONZALEZ e WOODS, 2000).

A filtragem no domínio da frequência, o principal objetivo desta seção, tem suas técnicas fundamentadas no teorema da convolução, que é uma das propriedades da transformada de Fourier e será descrito mais a frente neste capítulo, na seção 3.2.3.

Portanto, o processamento de imagens no domínio da frequência é realizado, usualmente através de três passos: a imagem é transformada do domínio espacial para o da frequência; operações são realizadas nessa imagem; e para que a imagem possa ser exibida ocorre o processo inverso, onde a imagem no domínio da frequência é transformada para o domínio espacial, conforme o esquema da figura 3.7. Este último passo será realizado através da transformada inversa de Fourier. A seguir será descrita a transformada de Fourier e sua aplicação no processamento de imagens.

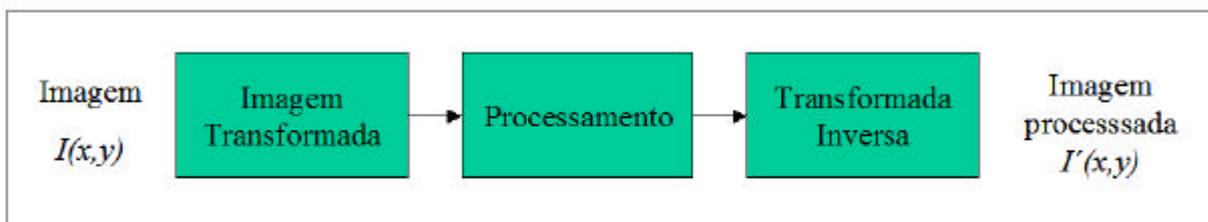


Figura 3.7 Esquema de processamento com transformada de imagens

3.2.1 TRANSFORMADA DE FOURIER

A transformada de Fourier (Jean Baptiste Joseph Fourier, matemático francês - 1768 a 1830) é uma ferramenta matemática fundamental na solução de problemas de processamento de imagens digitais. A utilização de suas formas Discreta (DFT – *Discrete Fourier Transform*) e Rápida (FFT - *Fast Fourier Transform*) e suas propriedades são de grande aplicabilidade, pois, a mudança de domínio do espaço (x,y) para o domínio da frequência (u,v) e vice-versa, ocorre através dessas transformadas (GONZAGA et al, 2005a).

Na transformada de Fourier, não há perda de informação durante a mudança de domínios, apenas a informação visual da imagem está representada de uma outra forma,

no domínio da frequência. A princípio parece difícil entender a visualização da imagem, pois, um ponto de uma imagem representada no domínio Fourier (ou da frequência) pode conter informações sobre toda a imagem no domínio espacial, indicando quanto desta frequência há na imagem (WATT e POLICARPO, 1998).

A transformada de Fourier de uma função contínua $f(x)$ de uma variável real x pode ser definida como sendo

$$F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp[-j2\pi ux] dx, \text{ onde } j = \sqrt{-1} \quad (3.2)$$

e a partir de $F(u)$, pode-se obter $f(x)$ através da transformada inversa de Fourier

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(u) \exp[j2\pi ux] du \quad (3.3)$$

Essas duas equações são chamadas de par de transformada de Fourier e podem existir se forem integráveis e se $f(x)$ for contínua.

A transformada de Fourier de uma função $f(x)$ é uma função complexa e pode ser expressa pela soma de componentes real e imaginário, representados por R e I , respectivamente, ou seja,

$$F(u) = R(u) + jI(u) \quad (3.4)$$

Freqüentemente, para obter-se o espectro de Fourier e o ângulo de fase da função $f(x)$, faz-se necessário expressar a equação 3.4 na forma exponencial:

$$F(u) = |F(u)| e^{jq(u)} \quad (3.5)$$

Com isso obtêm-se o espectro de Fourier:

$$|F(u)| = [R^2(u) + I^2(u)]^{1/2} \quad (2,6)$$

e o ângulo de fase

$$f(u) = \tan^{-1}[I(u)/R(u)] \quad (3.7)$$

Além disso, pode-se obter o espectro de potência da função, elevando-se o espectro da função ao quadrado:

$$P(u) = R^2(u) + I^2(u) \quad (3.8)$$

A variável u que está presente na transformada de Fourier é chamada de variável de frequência, derivada do termo exponencial, $\exp[-j2\mathbf{p}ux]$ e pela fórmula de Euler obtêm-se:

$$\exp[-j2\mathbf{p}ux] = \cos 2\mathbf{p}ux - j\text{sen } 2\mathbf{p}ux \quad (3.9)$$

Portanto, uma função pode ser decomposta pelo somatório de senos e co-senos e a transformada de Fourier computa a distribuição (amplitudes, frequências e fases) desses senos e co-senos (GONZALEZ e WOODS, 2000).

A figura 3.8 mostra o espectro de Fourier de três figuras: um ponto, um segmento de reta vertical e quatro segmentos de reta. Repare que como já comentado, um ponto no espaço foi representado em todo o domínio da frequência.

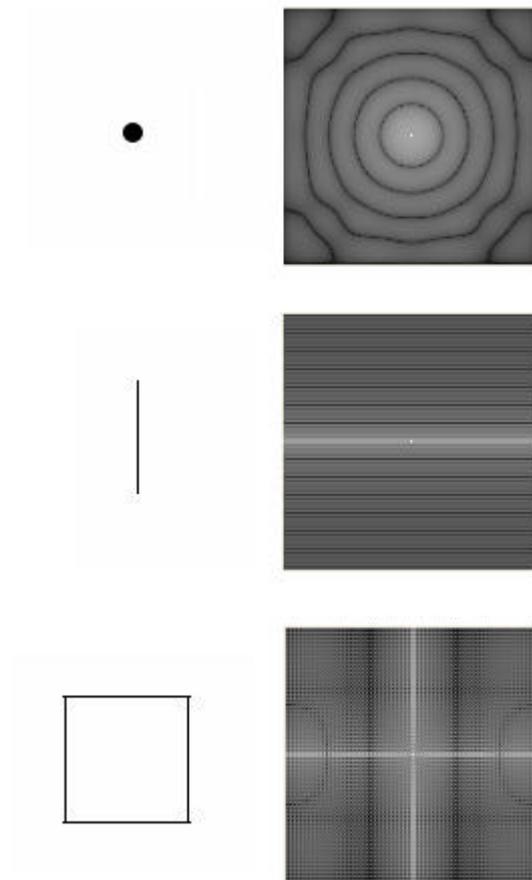


Figura 3.8 Algumas funções bidimensionais e seus espectros de Fourier

Entendida a transformada de Fourier de uma função unidimensional pode-se estender suas definições para um função bidimensional $f(x, y)$. E assim tem-se o seguinte par de transformadas de Fourier:

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp[-j2\mathbf{p}(ux + vy)] dx dy \quad (3.10)$$

e a partir de $F(u, v)$, pode-se obter $f(x, y)$ através da transformada inversa de Fourier

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) \exp[j2\mathbf{p}(ux + vy)] du dv \quad (3.11)$$

A transformada de Fourier de uma função de $f(x, y)$ é uma função complexa e pode ser expressa pela soma de componentes real e imaginário, representados por R e I , respectivamente, ou seja,

$$F(u, v) = R(u, v) + jI(u, v) \quad (3.12)$$

Como na função unidimensional, o espectro de Fourier, o ângulo fase e o espectro da potência podem ser representados, respectivamente, conforme as equações seguir:

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2} \quad (2,13)$$

$$\mathbf{f}(u, v) = \tan^{-1}[I(u, v) / R(u, v)] \quad (3.14)$$

$$P(u, v) = R^2(u, v) + I^2(u, v) \quad (3.15)$$

O objetivo neste momento é a utilização da transformada de Fourier aplicada ao processamento de imagens. Uma imagem pode ser representada através de uma função bidimensional, por exemplo, $I(x, y)$ e esta pode ser transformada em um conjunto de freqüências espaciais $|F(u, v)|$. Neste caso a visualização em 2D do espectro de Fourier é uma superfície senoidal bidimensional. Um único ponto $|F(u, v)|$, representa quanto de freqüência espacial é contida pela imagem, no domínio de freqüências (WATT e POLICARPO, 1998).

A figura 3.9 mostra a amplitude de uma única senóide, cuja representação do espectro de Fourier é somente um par de pontos simetricamente dispostos sobre a origem no domínio da freqüência.

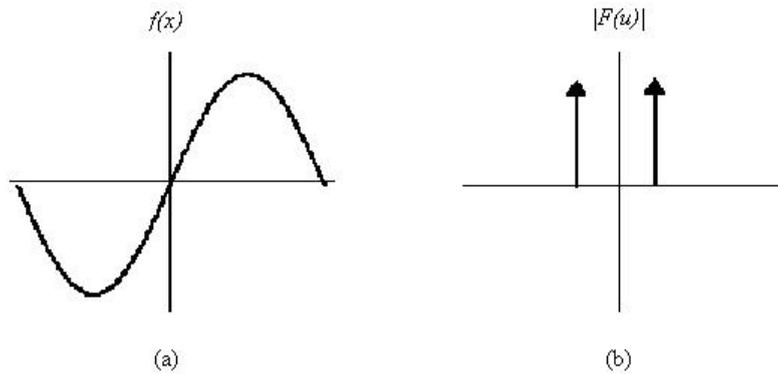


Figura 3.9 Função seno(x): (a) domínio do espaço e (b) seu espectro de Fourier

3.2.2 TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER

Imagine que uma função contínua assuma a seguinte seqüência discreta:

$\{f(x_0), f(x_0 + Dx), f(x_0 + 2Dx), \dots, f(x_0 + [N-1]Dx)\}$, com um número finito de pontos.

Neste exemplo, N são amostras separadas em intervalos de Dx unidades. Para utilizar x como uma variável discreta, defini-se: $f(x) = f(x_0 + n Dx)$, com n assumindo os valores discretos $(0, 1, 2, \dots, N-1)$. Com isso, pode-se denotar amostragens de N valores com intervalos uniformemente espaçados de uma função contínua através da seqüência: $\{f(0), f(1), f(2), \dots, f(N-1)\}$. Com base na transformada de Fourier de funções contínuas e a partir desta “discretização” de x , pode-se definir o par de transformadas discretas de Fourier como sendo uma soma finita de exponenciais complexas. Considerando o domínio da frequência também discreto e representado por $u = (0, Du, 2Du, \dots, (N-1)Du)$, onde $Du = 1/NDx$. A transformada discreta se obtém através de:

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \exp[-j2\pi ux/N] \quad (3.16)$$

e sua inversa por:

$$f(x) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} F(u) \exp[j2\pi ux/N] \quad (3.17)$$

Considerando a partir daqui x uma “discretização”, para $x = (0, 1, 2, \dots, N-1)$.

Aplicando estas equações para uma função bidimensional, o par de transformadas discretas de Fourier passa a ser:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp \left[-j2\mathbf{p} \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (3.18)$$

para u e v , “discretizados” com $u = (0, 1, 2, \dots, M-1)$ e $v = (0, 1, 2, \dots, N-1)$ e a inversa

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp \left[j2\mathbf{p} \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (3.19)$$

para x e y assumindo valores discretos: $x = (0, 1, 2, \dots, M-1)$ e $y = (0, 1, 2, \dots, N-1)$.

Onde $\mathbf{D}u = 1/M\mathbf{D}x$ e $\mathbf{D}v = 1/N\mathbf{D}y$

Na prática, em aplicações de processamento de imagens, as transformadas discretas de Fourier são sempre calculadas utilizando o algoritmo da transformada rápida de Fourier (FFT - *Fast Fourier Transform*) que devido as suas características de implementação fazem com que a complexidade caia de N^2 para $N \log_2 N$ operações. Representando assim, uma significativa economia computacional, particularmente quando o valor de N é muito grande, conforme apresentado em GONZALEZ e WOODS (2000).

A transformada de Fourier possui algumas propriedades que facilitam a sua utilização em aplicações computacionais, tais como: separabilidade, translação, periodicidade e simetria conjugada, rotação, distributividade e mudança de escala, valor médio, laplaciano, convolução e correlação e amostragem. Dentre essas, a propriedade da convolução é de fundamental importância para a compreensão das técnicas de processamento de imagens baseadas na transformada de Fourier (GONZALEZ e WOODS, 2000) e será apresentada a seguir.

3.2.3 TEOREMA DA CONVOLUÇÃO

De uma forma geral a convolução de uma imagem $f(x, y)$ com uma outra imagem $h(x, y)$ gera uma terceira imagem $g(x, y)$. Estando os valores de x e y compreendidos no intervalo $[0, M-1]$ e $[0, N-1]$ respectivamente. Sendo M e N a quantidade de linhas e colunas dessas imagens e $*$ o operador que indica a convolução. Pode-se escrever as seguintes equações:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) \quad (3.20)$$

$$g(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) h(x-m, y-n) \quad (3.21)$$

O sinal negativo $(-m)$ e $(-n)$ significa que a função é espelhada sobre a origem (GONZALEZ e WOODS, 2000, p.72). Pode-se entender a equação 3.21 do seguinte modo:

- faz um espelhamento da função $h(x,y)$ sobre a origem;
- desloca-se esta função $h(x,y)$ com respeito à $f(x,y)$ pelo incremento dos valores de (m,n) e
- calcula-se a soma dos produtos sobre todos os valores de m e n , para cada deslocamento. Os deslocamentos (m,n) são incrementos inteiros que param quando as funções não mais se sobrepõem.

Como $F(u,v)$ e $H(u,v)$ são as transformadas de Fourier de $f(x,y)$ e $h(x,y)$, respectivamente, o teorema da convolução diz que $f(x,y)*h(x,y)$ e $F(u,v)H(u,v)$ constituem um par de transformadas de Fourier. Então, a partir do teorema da convolução obtém-se a seguinte relação no domínio da frequência:

$$f(x, y) * h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v)H(u, v) \quad (3.22)$$

$$f(x, y)h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) * H(u, v) \quad (3.23)$$

Esta relação indica que a convolução pode ser obtida pela transformada de Fourier inversa do produto $F(u,v)H(u,v)$

Portanto, a convolução entre duas funções no domínio espacial tem como transformada a multiplicação das transformadas das duas funções no domínio da frequência.

3.2.4 PROCESSAMENTO DE IMAGENS NO DOMÍNIO DE FOURIER

Após serem apresentados os conceitos da transformada de Fourier, da transformada discreta de Fourier e do teorema da convolução, será mais simples entender como ocorre o processamento de imagens no domínio de Fourier. A idéia básica para o processamento neste domínio pode ser observada no esquema apresentado na figura 3.10. Em um primeiro passo, a imagem $I(x,y)$ é transformada para o domínio de Fourier, através da sua transformada discreta, utilizando o algoritmo FFT. A imagem no domínio de Fourier é representada por $F(u,v)$ e esta é convoluída com o filtro $H(u,v)$. Ao produto $F(u,v)H(u,v)$ é aplicada a inversa da transformada de Fourier para retornar ao domínio espacial, onde se tem a imagem processada $I'(x,y)$.

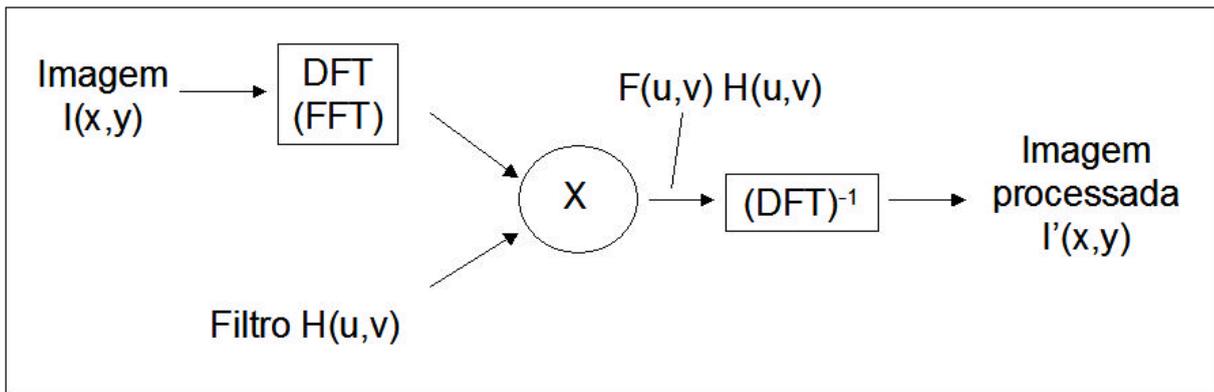


Figura 3.10 Esquema ilustrando os passos da filtragem no domínio de Fourier

A maioria das imagens no domínio de frequências possui como amplitude característica, picos no centro $(0,0)$ do domínio. Segundo WATT e POLICARPO (1998), neste ponto a imagem atinge o seu maior valor, pois nele é computada justamente a menor frequência presente na imagem e pode-se deduzir que este é o valor médio da imagem. Analisando a imagem no espectro de Fourier pode-se observar que diferentes categorias de imagens podem apresentar diferentes categorias de espectros de Fourier. Em WATT e POLICARPO (1998), é apresentado um exemplo de uma imagem da natureza, uma imagem de uma construção feita pelo homem e uma imagem com textura criada pelo homem, conforme as figuras 3.11, 3.12 e 3.13. Os testes realizados para exemplificar a filtragem por Fourier e gerar as imagens do espectro de Fourier foram feitos com o aplicativo “*2D Fast Fourier Transform*” (WATT e POLICARPO, 1998).

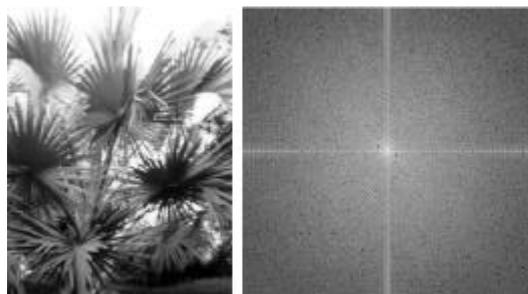


Figura 3.11 Imagem da natureza e seu espectro de Fourier

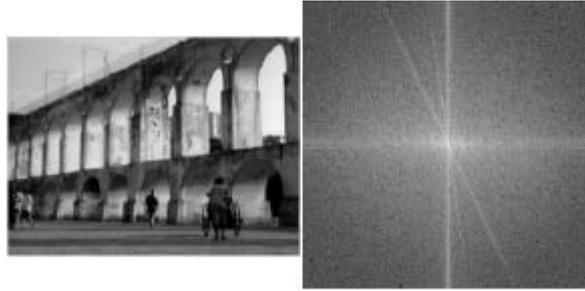


Figura 3.12 Imagem de uma construção e seu espectro de Fourier

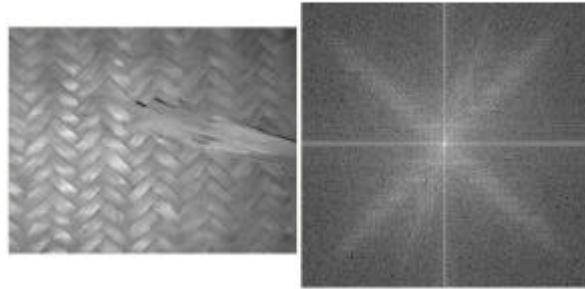


Figura 3.13 Imagem de uma textura e seu espectro de Fourier

Observando essas figuras, percebe-se que a imagem da cena natural, figura 3.11, tem uma tendência a não apresentar estruturas características no espectro de Fourier. Na figura 3.12, observa-se que há uma representação de muitas linhas repetidas e paralelas. No espectro de Fourier isto vai ficar caracterizado. Primeiro há uma repetição de linhas gerada pela cerca da linha do trem no topo dos arcos. Existe também uma descontinuidade entre os arcos de cima (linhas também verticais) e os de baixo que provocam o aparecimento de linhas no espectro de Fourier. Há também duas estruturas representadas como linhas diagonais ao longo do eixo u , no espectro de Fourier, que caracterizam os lados dos arcos. Há ainda coerência em relação ao sentido vertical, no espectro de Fourier, devido às descontinuidades horizontais manifestadas pelas sombras. Na figura 3.13, a relação entre as texturas da imagem e as estruturas apresentadas no espectro de Fourier é bastante evidente. As texturas são caracterizadas pelas estruturas que se parecem com uma linha diagonal borrada. E a folha é representada pela outra estrutura diagonal mais fina.

A importância de entender a representação da imagem do espectro de Fourier é que a partir desse entendimento, torna-se mais simples e intuitivo determinar um filtro apropriado a ser aplicado à imagem. Através das informações geradas pela imagem do espectro de Fourier pode-se realçar (manter) ou reter (eliminar) os coeficientes das componentes de determinadas frequências.

Uma outra informação muito importante que se pode obter do espectro de Fourier é a força da imagem (*image power*). Através desta informação, observa-se que a força da imagem, a partir do seu centro no espectro de Fourier, está concentrada nas componentes de baixas frequências. A figura 3.14 apresenta uma imagem no domínio de Fourier, com círculos de diferentes raios. Os círculos representam uma proporção de quanto da informação da imagem está contida em cada círculo. Calculando-se a proporção da soma total de $|F(u,v)|^2$ sobre cada círculo, encontra-se a relação exibida na figura 3.14. Esta informação é bastante relevante na hora de determinar um filtro a ser aplicado a imagem. Sendo possível determinar, aproximadamente, a percentagem da imagem que será retida ou atenuada.

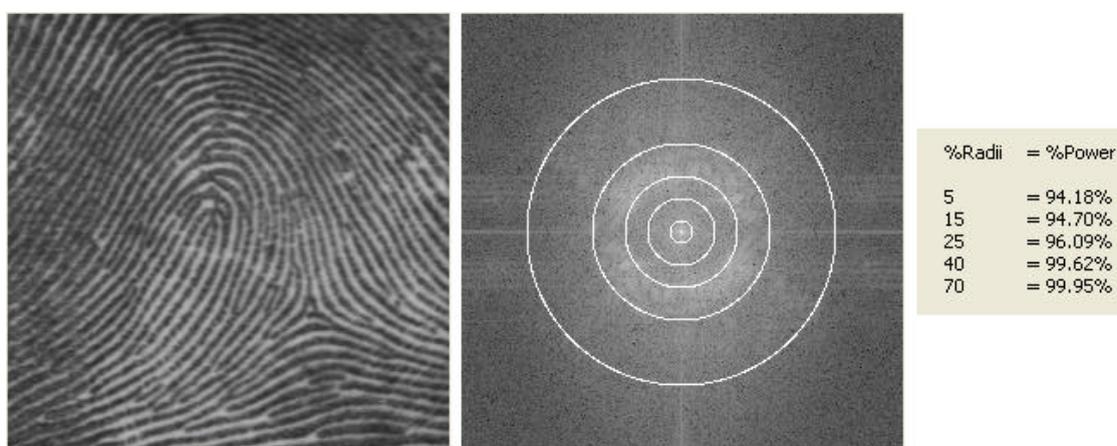


Figura 3.14 Imagem de impressão digital, seu espectro de Fourier com círculos indicando a força da imagem

Neste momento, pode-se entender os tipos de filtros e como utilizá-los no processamento de imagens. A filtragem mais simples e mais utilizada é realizada através de um filtro passa faixa. Quando esta faixa está próxima à origem, o filtro é chamado de passa baixa. Quando está afastada, o filtro é chamado de passa alta. Um terceiro tipo de filtragem é o tipo passa banda que remove regiões selecionadas de frequências entre altas e baixas frequências. A figura 3.15 exemplifica esses três tipos de filtro.

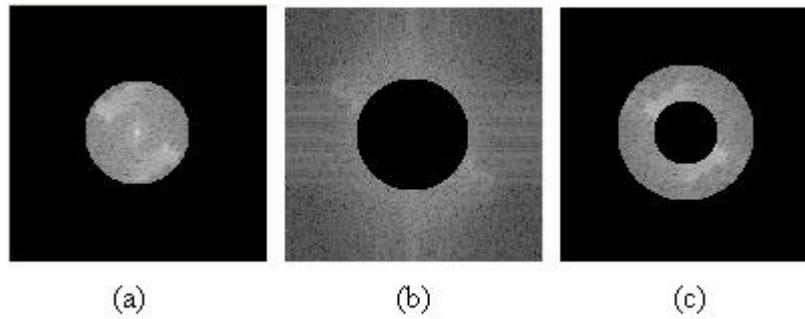


Figura 3.15 (a) Filtro passa baixa, (b) Filtro passa alta e (c) Filtro passa banda

Pelo esquema apresentado na figura 3.10, $F(u,v)$ é a transformada de Fourier de uma imagem a ser filtrada. A dificuldade é escolher a função de transferência do filtro $H(u,v)$, que é a filtragem desejada. Essas funções de transferência afetam as partes real e imaginária de $F(u,v)$, exatamente da mesma forma, sem alterar a fase da transformada. Esses filtros são chamados de *filtros de deslocamento de fase zero*. Para realizar essas filtragens utilizamos um filtro circular simétrico, por exemplo, o filtro $H(u,v)$ na figura 3.10.

3.2.5 FILTRAGEM PASSA BAIXA

Como dito anteriormente a maior força da imagem está concentrada nas componentes de baixa frequência. Conseqüentemente, as componentes de alta frequência representam pouca força da imagem. Isto é simples de entender, pois são os detalhes da imagem que geram essas altas frequências. Detalhes da imagem são, por exemplo, bordas, lados e outras transições abruptas de nível de cinza. Portanto, utilizando um filtro passa baixa obtém-se uma imagem “borrada” (suavizada), ou seja, ocorre uma perda de detalhes que são os componentes de altas frequências.

Nas figuras 3.16a e 3.16b, é apresentada uma imagem de impressão digital de boa qualidade, sem apresentar ruído, e seu espectro de Fourier. Nas figuras 3.16c e 3.16d, é apresentada a mesma imagem da figura 3.16a, só que agora com ruídos do tipo “*salt and pepper*” e seu novo espectro de Fourier. Segundo WATT e POLICARPO (1998) este tipo de ruído é freqüentemente gerado dentro de equipamento eletrônico e se manifestam numa imagem como manchinhas pretas em regiões brancas ou manchinhas brancas em áreas escuras.

Observando o espectro de Fourier das duas imagens é fácil perceber a presença dos ruídos representados pelas altas frequências na imagem, ou seja, as informações que estão

mais afastadas da origem. Este é um exemplo clássico em que a utilização de um filtro passa baixa melhora a qualidade da imagem. Neste caso, as baixas frequências serão mantidas e as altas frequências, fora do círculo de raio r , presentes na transformada da imagem, $F(u,v)$ serão removidas, conforme a filtragem mostrada na figura 3.17.

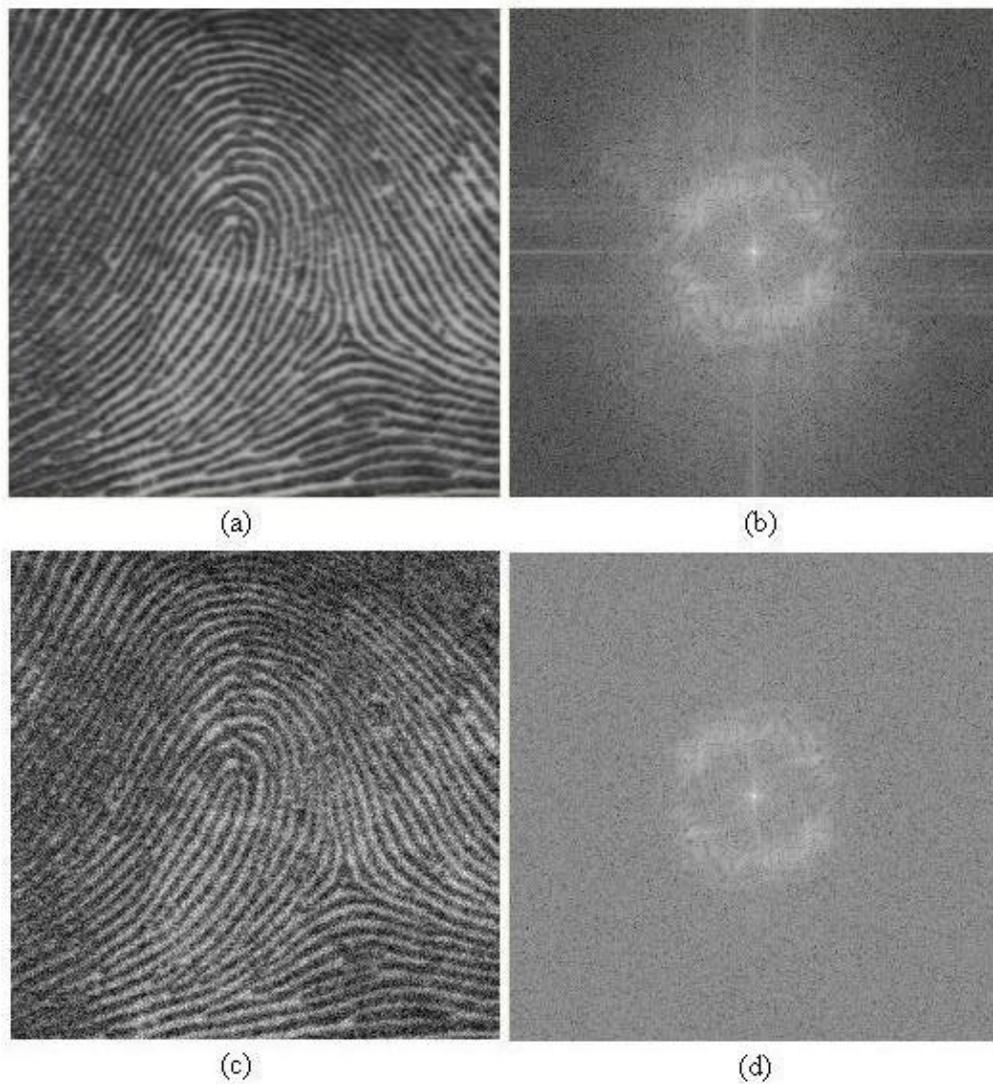


Figura 3.16 Comparação do espectro de Fourier de imagens de impressão digital sem ruído e com ruído

Portanto, se $\sqrt{u^2 + v^2} > r$ então $F(u,v) := 0$. De forma equivalente pode-se especificar um filtro $H(u,v)$, da seguinte forma:

$$H(u,v) = 1 \text{ se } u^2 + v^2 < r^2$$

$$H(u,v) = 0 \text{ se } u^2 + v^2 \geq r^2$$

Esse filtro é chamado de passa baixa ideal, pois todas as frequências, dentro do círculo de raio r , são passadas sem atenuação e todas as fora do círculo são retidas completamente. O ponto de transição entre $H(u,v) = 1$ e $H(u,v) = 0$ é chamado de frequência de corte.

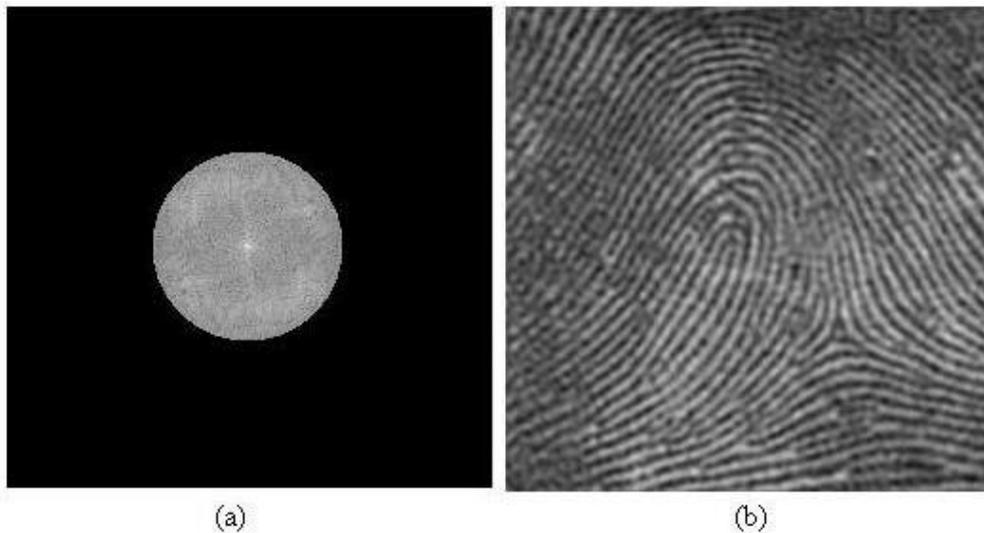


Figura 3.17 Resultado da filtragem passa baixa

3.2.6 FILTRAGEM PASSA ALTA

Pode-se entender a filtragem passa alta como uma operação contrária à filtragem passa baixa. Na filtragem passa alta, os componentes de alta frequência da transformada de Fourier não são alterados, enquanto os de baixa frequência são removidos. Isto faz com que os detalhes finos da imagem sejam enfatizados.

Neste caso, as baixas frequências serão removidas e as altas frequências, fora do círculo de raio r , presentes na transformada da imagem, $F(u,v)$ serão mantidas, conforme a filtragem mostrada na figura 3.18.

Portanto, se $\sqrt{u^2 + v^2} < r$ então $F(u,v) := 0$. De forma equivalente pode-se especificar um filtro $H(u,v)$, da seguinte forma:

$$H(u,v) = 0 \text{ se } u^2 + v^2 < r^2$$

$$H(u,v) = 1 \text{ se } u^2 + v^2 \geq r^2$$

Esse filtro é chamado de passa alta ideal, pois todas as frequências, fora do círculo de raio r , são passadas sem atenuação e todas as dentro do círculo são retidas completamente. Um exemplo de filtragem passa alta em imagem de impressão digital é

mostrado na figura 3.18. As figuras 3.18a, 3.18b e 3.18c, apresentam, respectivamente, a imagem original, o filtro passa alta utilizado e a imagem com detalhes finos após a filtragem.

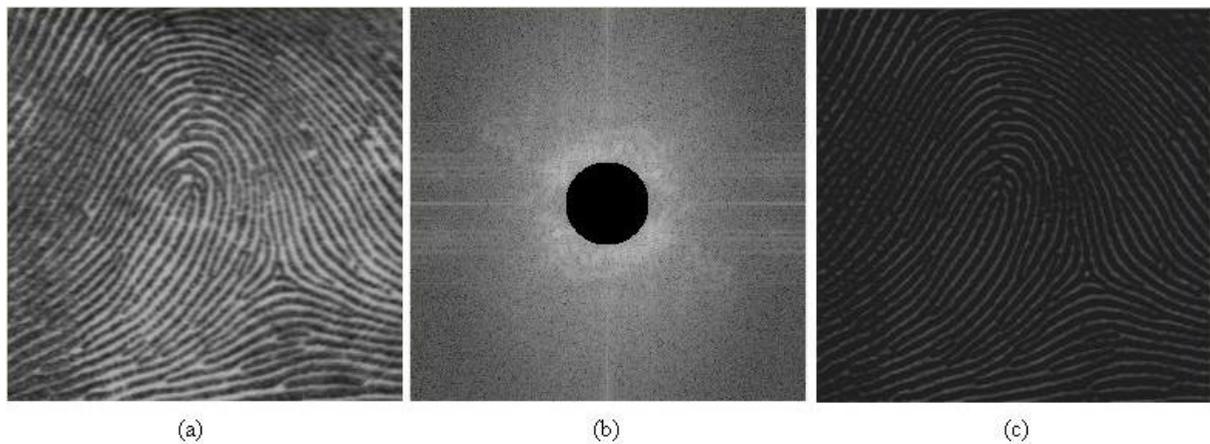


Figura 3.18 Resultado da filtragem passa alta

3.2.7 FILTRAGEM POR UM VALOR DE CORTE

Neste tipo de filtragem um determinado valor percentual é informado e os coeficientes cuja intensidade de $|F(u,v)|$ está abaixo desse valor são “zerados”, ou seja, são retirados da imagem. No caso de imagens de impressão digital, isto representa, dependendo da definição do valor uma melhora na qualidade da imagem, ocorrendo uma suavização da mesma.

A seguir para exemplificar este filtro, será utilizada uma imagem de impressão digital na qual deseja-se localizar o núcleo e o delta. Esta localização é realizada pelo aplicativo apresentado na seção 4.5. A figura 3.19a, apresenta o espectro de Fourier da imagem da figura 3.19b e a figura 3.19c apresenta o resultado do processamento desta imagem. Cabe ressaltar que a imagem da figura 3.19b não sofreu nenhum pré-processamento. Nesta imagem, foram encontrados o núcleo (quadrado branco) e o delta (quadrado preto), mas também foram encontrados falsos núcleos e deltas. Com objetivo de melhorar a imagem a ser processada, pelo aplicativo, foram aplicados a ela filtros com valor de corte de 30% , 20%, 15% e 12%. Estes valores foram arbitrados, baseado em testes e observações dos resultados. O resultado pode ser observado nas figuras 3.20 a 3.23. Estas figuras mostram a imagem da figura 3.19b, após a filtragem, seu espectro de Fourier e o resultado da localização, pelo aplicativo. Na tabela 3.1 são apresentados o percentual dos coeficientes da FFT removidos das imagem, após a filtragem, de acordo com o valor de corte utilizado.

Com o valor de 12% a imagem apresentou um melhor resultado tanto visual quanto ao ser processada pelo programa que localiza núcleos e deltas nas impressões digitais. Após a filtragem, com este valor, só foram encontrados o núcleo e o delta que realmente existem na imagem, conforme a figura 3.23. Embora este valor de 12% tenha sido o melhor resultado encontrado nas imagens testadas, esses testes não possibilitaram definir um valor de corte ideal a ser utilizado em todas as imagens.

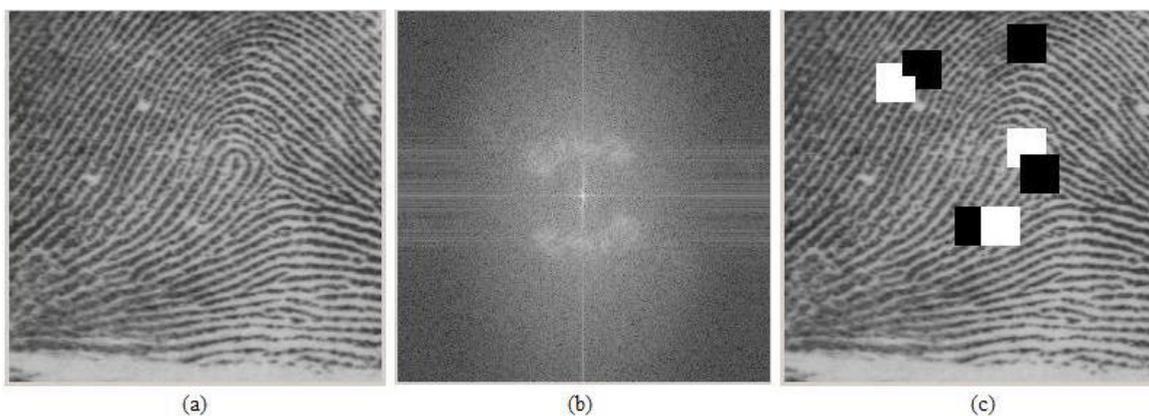


Figura 3.19 Localização de núcleo e delta antes da filtragem

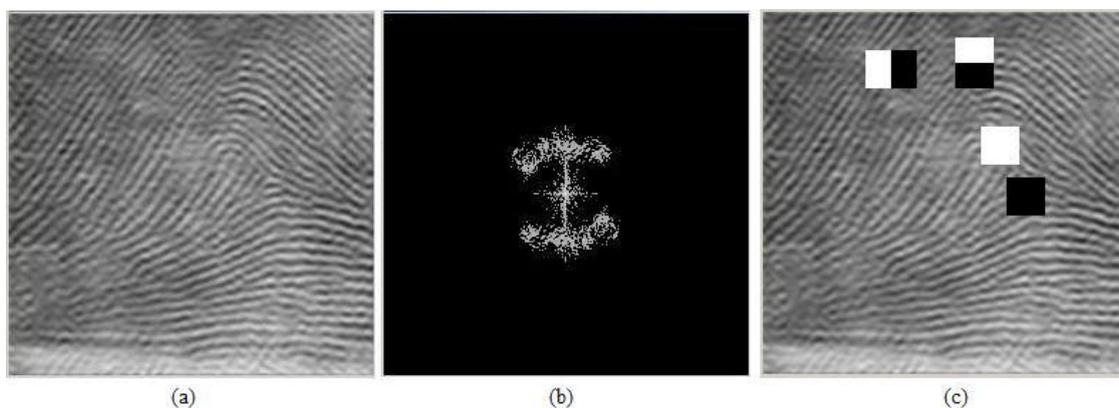


Figura 3.20 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 30%

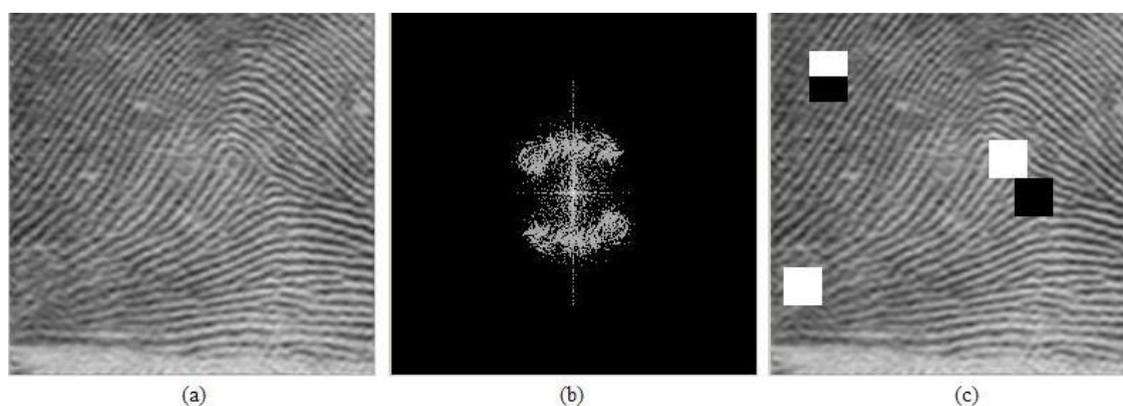


Figura 3.21 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 20%

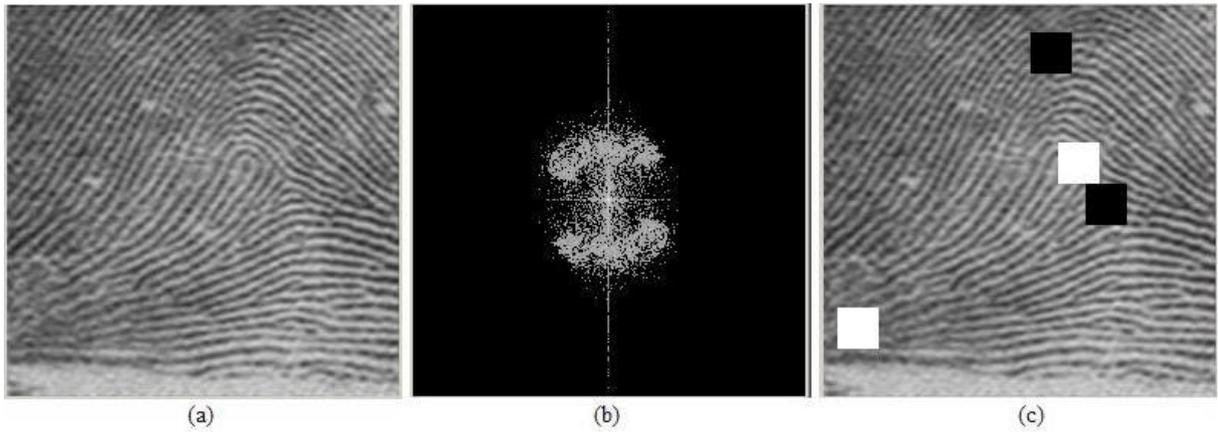


Figura 3.22 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 15%

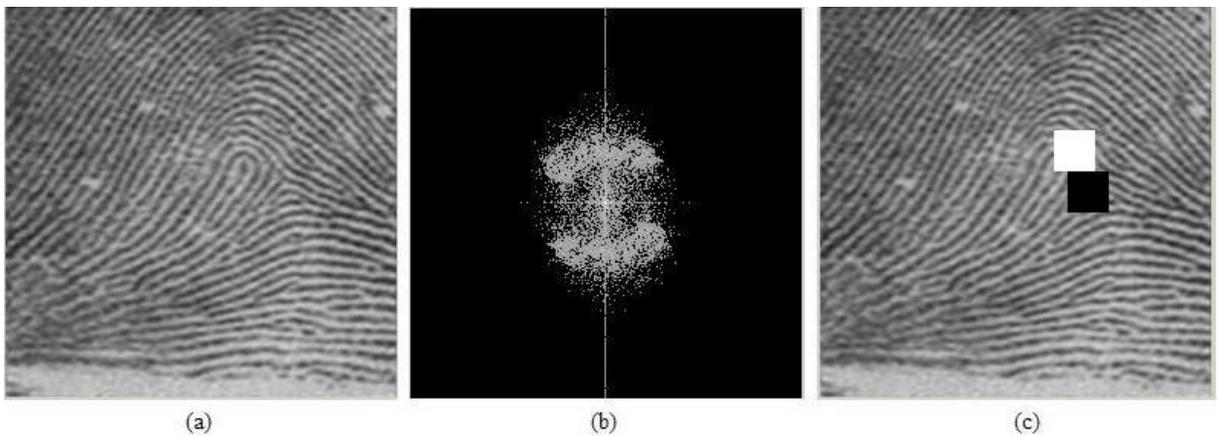


Figura 3.23 Localização de núcleo e delta após filtragem com valor de corte de 12%

Valor de corte	Coefficientes da FFT removidos
30%	97,66%
20%	95,72%
15%	93,88%
12%	92,30%

Tabela 3.1 Percentual de coeficientes da FFT removidos após a filtragem

Além dos filtros apresentados anteriormente, existem outros que podem ser aplicados as imagens no domínio de Fourier, dependendo do efeito que se deseja alcançar. Em SCURI (1994) e WATT e POLICARPO (1998), além dos filtros circulares (passa

baixa, passa alta e passa banda), são apresentados filtros retangulares horizontais (isolar frequências verticais) e verticais (isolar frequências horizontais). Outro tipo de filtro apresentado é chamado de “circular não centrado na origem”, utilizado quando se deseja isolar as frequências que se manifestam através de pontos brilhantes no domínio da frequência, apresentado nas figuras 3.24 e 3.25. Há ainda, um filtro chamado de “fan” (setor angular) aplicado a imagens com frequências distribuídas ao longo de uma direção inclinada. Este último filtro é bastante utilizado em imagens com ruídos com uma frequência periódica, como por exemplo, as linhas diagonais da imagem, como apresentado na figura 3.26. As imagens utilizadas para os testes mostrados nas figuras 3.24, 3.25 e 3.26 foram adquiridas em “<http://www.eneate.freeseve.co.uk>”.

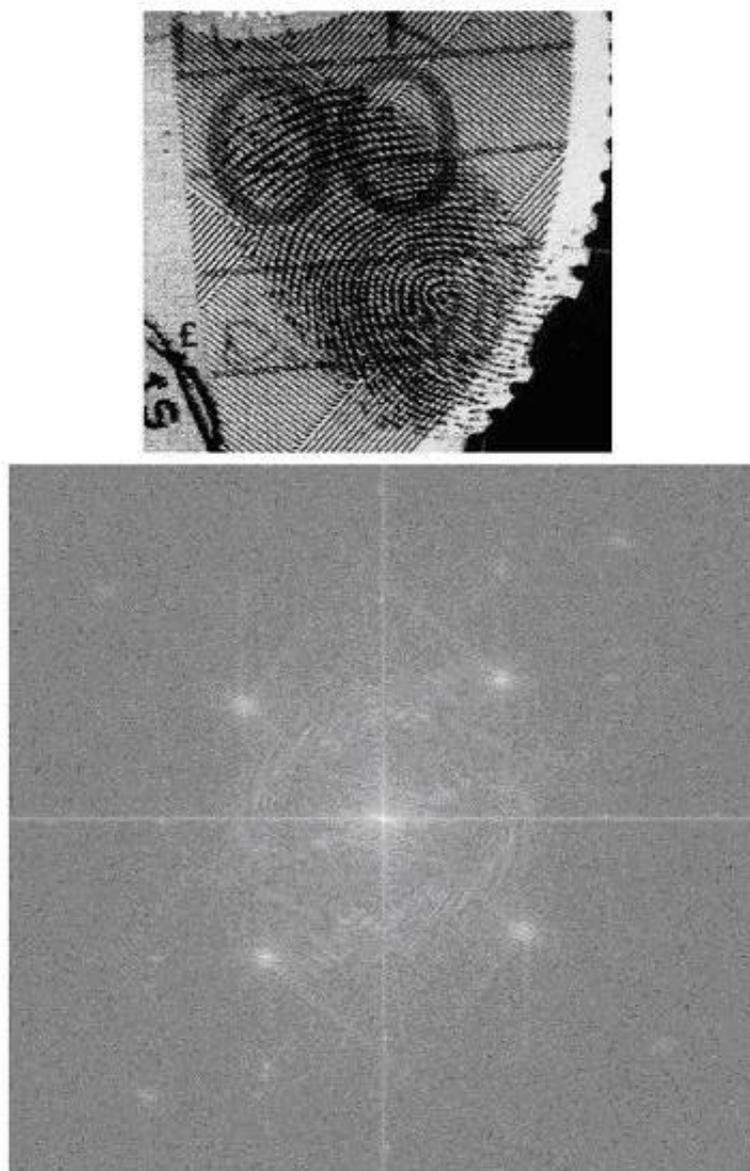


Figura 3.24 Espectro de Fourier da imagem

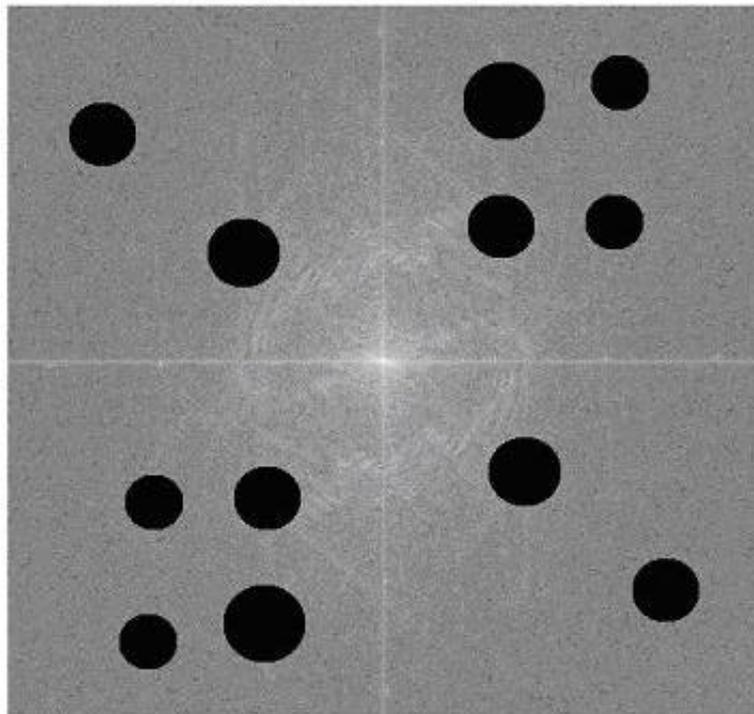


Figura 3.25 Resultado da filtragem utilizando filtro circular não centrado na origem

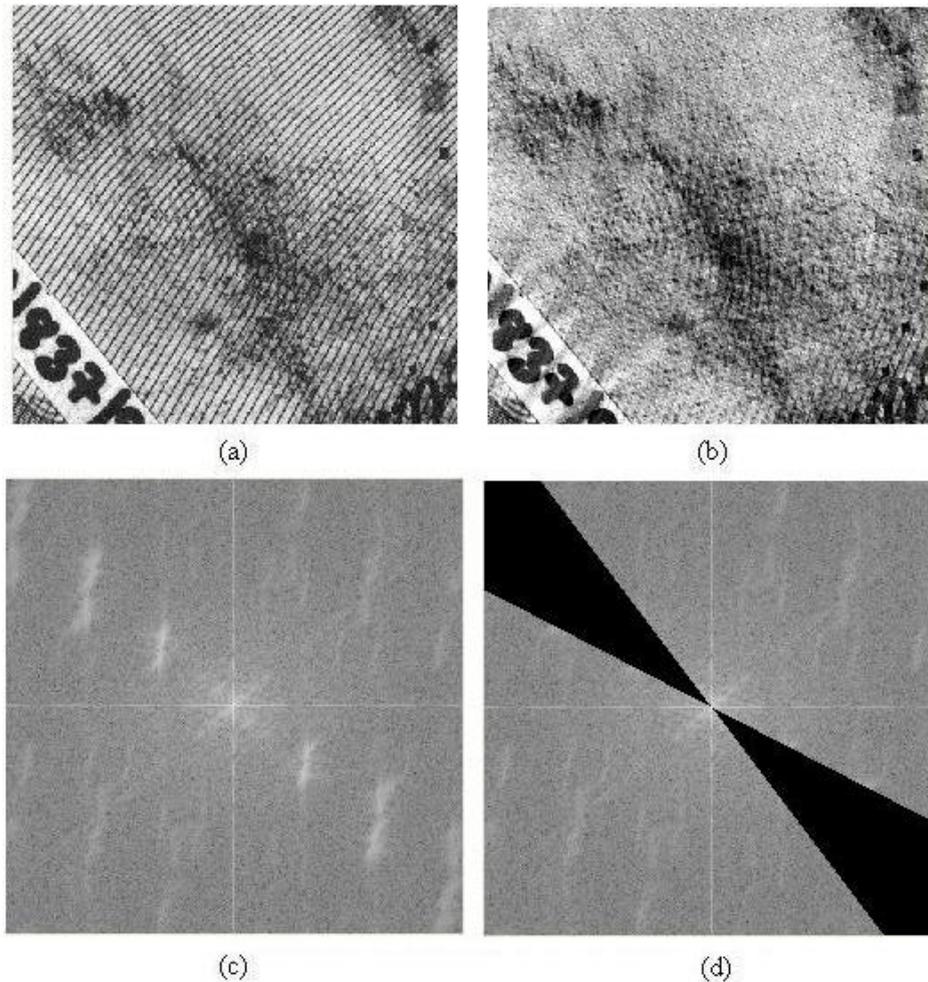


Figura 3.26 Resultado da filtragem utilizando filtro setor angular

3.2.8 IMAGENS DE IMPRESSÃO DIGITAL NO DOMÍNIO FOURIER

Até o momento, as filtragens foram aplicadas nas imagens como um todo, retirando ruídos, suavizando e enfatizando detalhes finos das mesmas. Porém no caso de impressões digitais podem ser realizadas melhorias em partes da imagem. Para isso faz-se necessário um melhor entendimento das características dessas impressões digitais no domínio de Fourier.

Segundo JAIN e PANKANTI (1997), uma impressão digital é formada por linhas que possuem largura aproximadamente constante, e ao se analisar um fragmento pequeno da impressão, observa-se que ele tem um comportamento semelhante a uma função senoidal bidimensional, conforme mostra a figura 3.27.

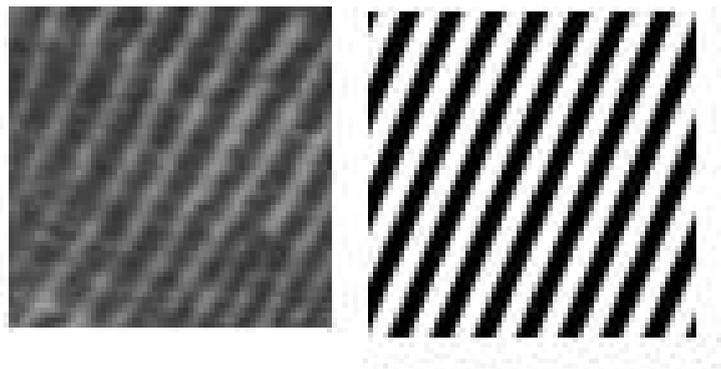


Figura 3.27 Fragmento de uma impressão digital e a imagem de uma senóide bidimensional com a mesma direção

Como dito anteriormente e observando a figura 3.27, uma parte pequena de impressão digital se assemelha a uma senóide, e com isso, seu espectro de Fourier é bem parecido com o espectro de uma senóide, que são dois impulsos simetricamente posicionados em relação à origem, conforme mostra a figura 3.28.

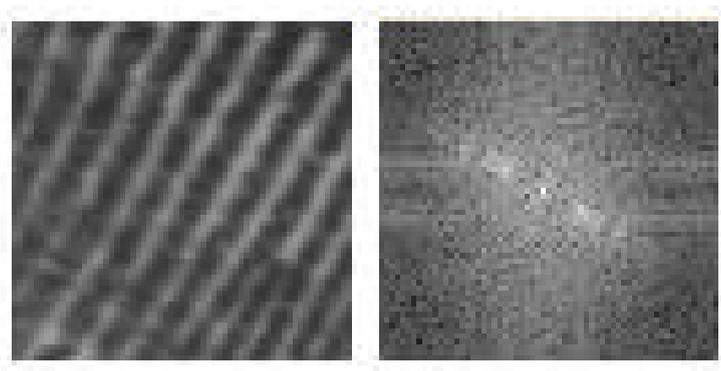


Figura 3.28 Fragmento de uma impressão digital e seu espectro de Fourier

Ao se analisar o espectro de Fourier de uma impressão digital, como um todo, percebe-se um acúmulo de energia em torno de um anel, devido ao fato das cristas se comportarem como senóides, apresentando frequências bem definidas. Como as linhas de uma impressão digital podem ocorrer em várias direções diferentes, e como a frequência no domínio da transformada de Fourier bidimensional é calculada pela distância do ponto ao centro do gráfico, verifica-se que a imagem de uma impressão digital é formada por várias senóides, com frequências bem definidas em diferentes direções (THOMÉ e MARQUES, 2005), conforme pode ser observado na figura 3.29.

Dependendo do tamanho da região da impressão digital, por exemplo, 64×64 pixels, suas cristas apresentam características semelhantes quanto à direção e frequência. Isto pode ser observado na figura 3.29, onde é apresentada uma impressão digital, quatro fragmentos desta e seus espectros de Fourier. Nos espectros de Fourier, dos fragmentos desta imagem, aparecem dois picos de intensidade simétricos, em relação à origem. De acordo com a localização desses picos, no domínio de Fourier, duas características da impressão digital podem ser observadas: a distância e a direção das cristas na região. A frequência é indicada pela distância entre esses picos e a direção das cristas é indicada pela direção de uma linha “perpendicular imaginária” à “linha” que conecta esses pontos (RATHA e BOLLE, 2004).

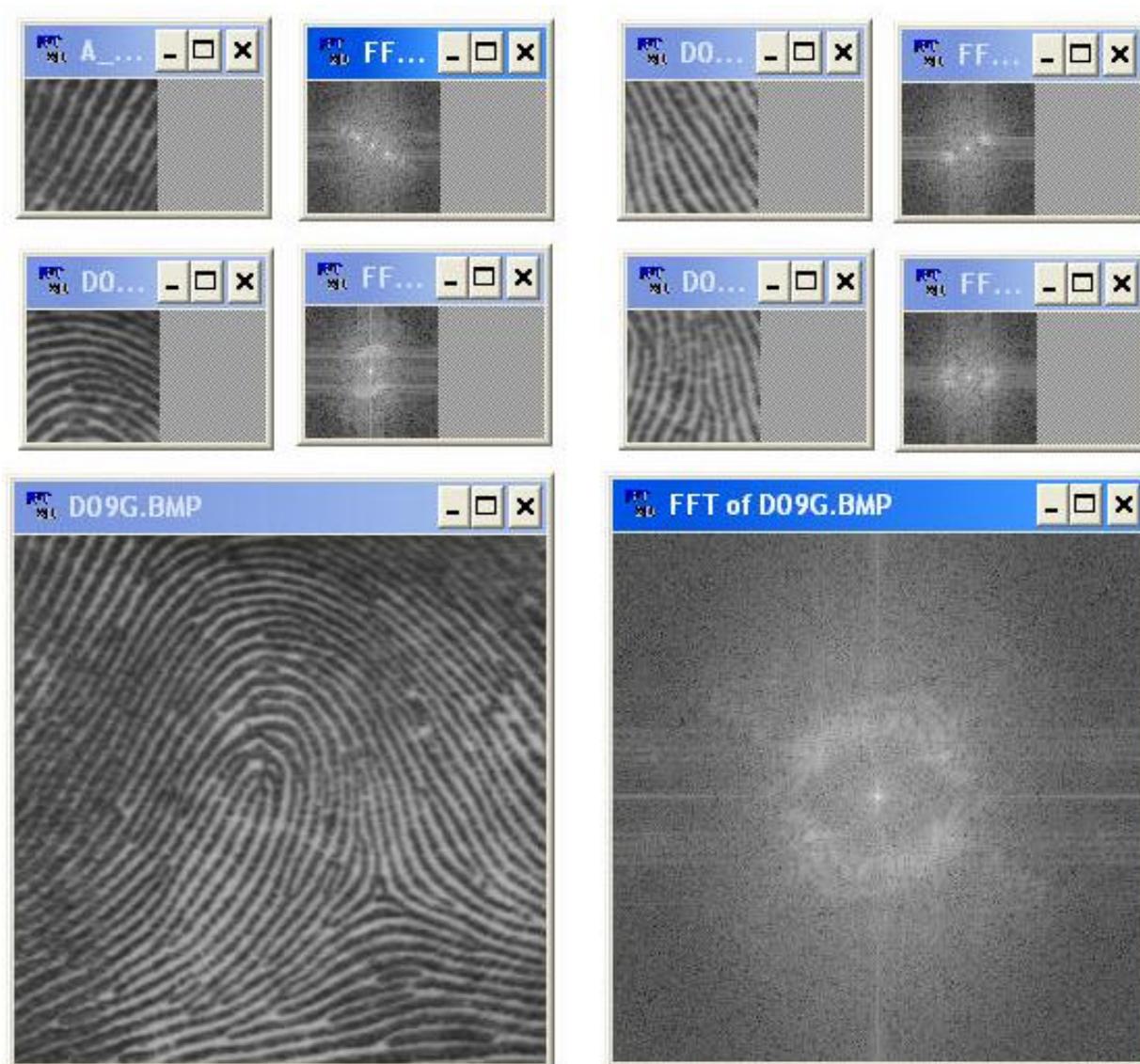


Figura 3.29 Fragmentos de uma impressão digital e seus espectros de Fourier

A figura 3.30 mostra duas imagens sintéticas, semelhantes a fragmentos de uma impressão digital, com inclinação das cristas de 45 graus e suas espessuras com 5 (figura 3.30a) e 9 (figura 3.30c) *pixels*, respectivamente. As figuras 3.30b e 3.30d apresentam o espectro de Fourier das figuras 3.30a e 3.30c, respectivamente. Ainda na figura 3.30b e 3.30d, está desenhada uma linha vermelha indicando a direção e uma outra amarela indicando a distância. Vale destacar que a direção representada no espectro de Fourier é a mesma nas duas figuras, enquanto a distância é menor na figura cuja espessura das cristas é menor.

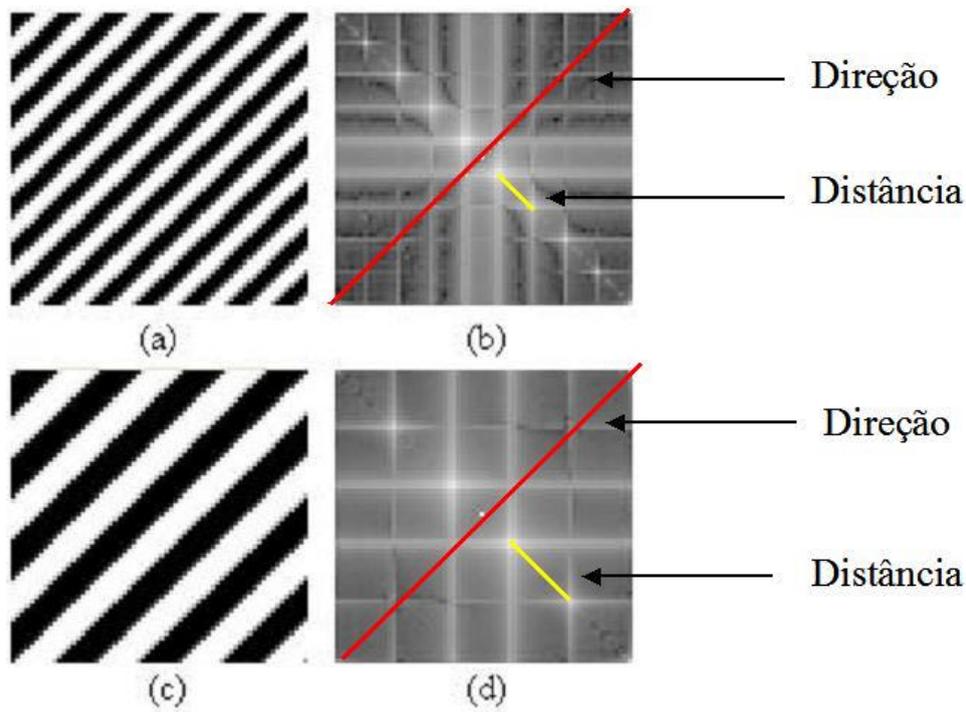


Figura 3.30 Imagens sintéticas representando um fragmento de impressão digital e seus espectros de Fourier

Como já apresentado na definição da transformada de Fourier, cada elemento do espectro de Fourier contém um valor proporcional à amplitude de uma senóide, cuja frequência é proporcional à distância deste elemento ao centro do espectro. Por exemplo, seja $F(u, v)$ a transformada de Fourier de uma função $f(x, y)$, onde u e v representam as frequências horizontal e vertical respectivamente. Se o elemento $F(u_0, v_0)$ for igual a A_0 , sabe-se que a senóide de frequência $\sqrt{u_0^2 + v_0^2}$ e direção \mathbf{q} , dada por $\mathbf{q} = \arctan(v_0/u_0)$, possui amplitude, ou energia, proporcional a A_0 .

Pode-se concluir então, que a transformada de Fourier varia com a rotação, ou seja, apresenta resultados distintos para fragmentos de impressões digitais cujos fluxos das cristas estejam orientados em direções diferentes, conforme se pode visualizar na figura 3.31. Na figura 3.31 é apresentado um conjunto de imagens sintéticas, caracterizando partes de impressões digitais, com a inclinação das cristas variando de 0 a 157,5 graus e com intervalos de 22,5 graus e seus espectros de Fourier, caracterizando a direção e a distância dessas cristas. Observa-se que a distância é a mesma em todas as imagens, pois as espessuras das cristas são iguais, enquanto as direções se modificam conforme o ângulo de inclinação das cristas.

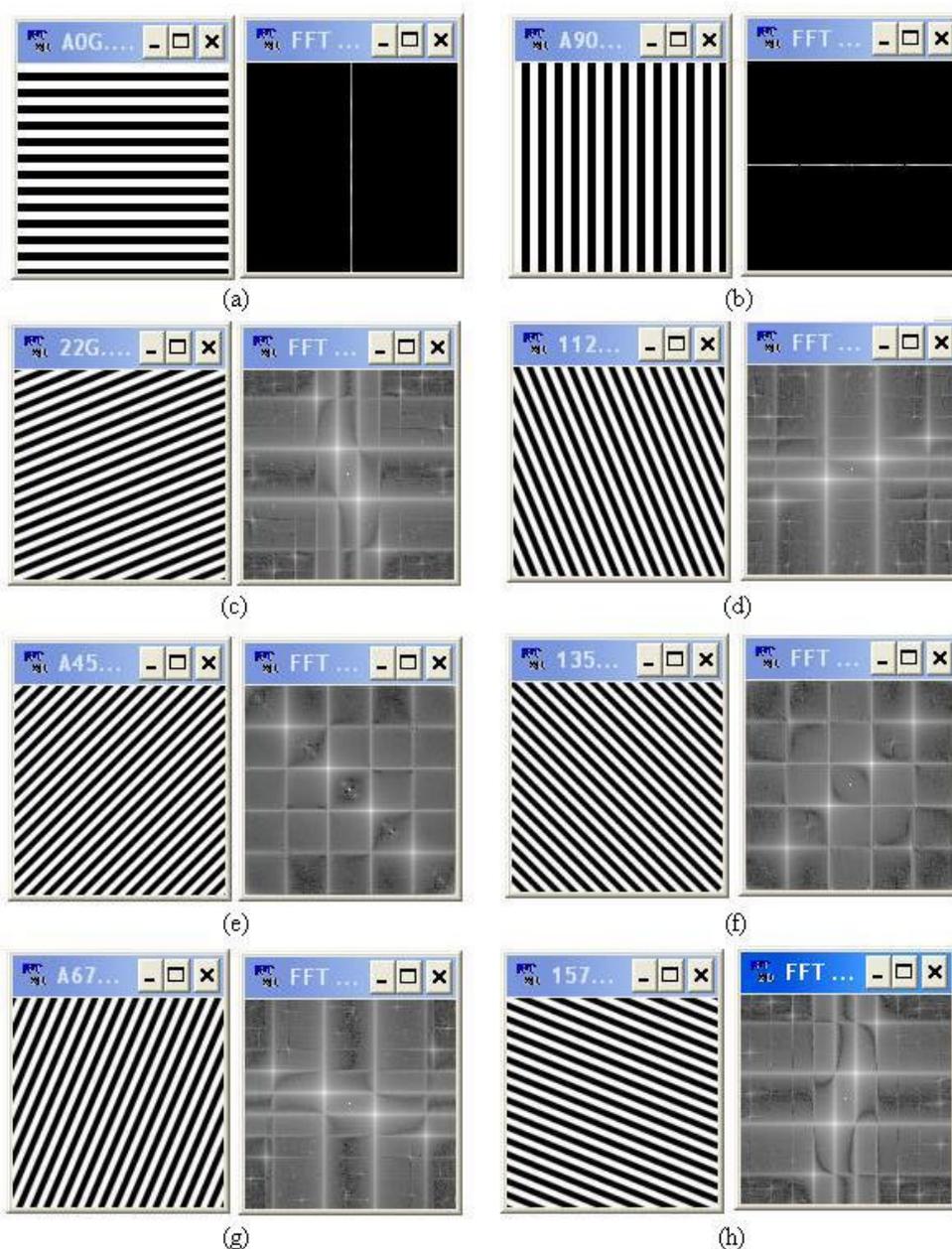


Figura 3.31 Imagens sintéticas com listras inclinadas e seus espectros de Fourier

Com base na informação da distância (frequência) e da direção, obtidas através do espectro de Fourier das imagens, pode-se definir filtros e procedimentos para melhorar a qualidade dessas imagens. A utilização da transformada discreta de Fourier está presente em vários trabalhos, tais como: SHERLOCK et al (1994), KAMEI e MIZOGUCHI (1995) e (ROSS et al, 2003), que realizam melhoramentos na imagem através de filtros direcionais por Fourier; PARK e PARK (2005), que apresentam um método para classificação de imagens utilizando a transformada rápida de Fourier. Por fim o trabalho de THOMÉ e MARQUES (2005) que utiliza informações da frequência e direção obtidas pelo espectro de Fourier, para segmentação de imagens de impressão digital.

3.3 ESTUDO SOBRE O FILTRO DE GABOR

Desenvolvido por Dennis Gabor, em 1946, este filtro é bastante utilizado em diferentes contextos em processamento de imagens. Sendo aplicado com sucesso em segmentação de imagens, reconhecimento de faces, reconhecimento de assinaturas, melhoria e identificação de impressões digitais (MALTONI et al, 2003).

Segundo HONG et al (1998), em impressões digitais sua principal utilização ocorre no processo de recuperação da qualidade da imagem. Portanto, a idéia básica deste filtro é melhorar a qualidade de imagens senoidais, aumentando o contraste entre as cristas e os vales e retirando ruídos. Dependendo dos parâmetros utilizados, possibilita também caracterizar melhor as informações sobre os ângulos direcionais e a espessura das cristas e vales das impressões digitais. Isto devido as suas características, especialmente as representações de frequência e orientação, que são similares aos do sistema visual humano (LEE e WANG, 1999).

Além de melhorar a qualidade das imagens, este filtro, na sua forma complexa, também é utilizado para localização de minúcias (GONZAGA et al, 2005a). Uma outra utilização bastante interessante para este filtro, é apresentada no trabalho de CAPPELLI et al (2002), no qual o filtro de Gabor é utilizado durante o processo de criação de imagens sintéticas.

Este é um filtro linear bi-dimensional e não variante ao deslocamento e pode ser entendido como o produto de uma função gaussiana, simétrica em relação à origem e uma função cossenoidal, sendo largamente utilizado no domínio espacial e explicado na

literatura (AYRES e RANGAYYAN, 2005) (RATHA e BOLLE, 2004), (PRABHAKAR et al, 2003), (MALTONI et al, 2003), (WANG e LEE, 1999), (HONG et al, 1998) e (GABOR, 1946). Sua forma geral complexa é dada pela equação 3.24:

$$G(x, y, f, \mathbf{q}, \mathbf{s}) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_q^2}{\mathbf{s}_x^2} + \frac{y_q^2}{\mathbf{s}_y^2}\right)\right] \cdot \exp[2\mathbf{p} \cdot j \cdot f(x_q)] \quad (3.24)$$

onde: $x_q = x \cos \mathbf{q} + y \sin \mathbf{q}$ e $y_q = -x \sin \mathbf{q} + y \cos \mathbf{q}$; x, y são as coordenadas espaciais da imagem, $j = \sqrt{-1}$. Uma variação da equação 3.24, pode ser utilizar y_q na primeira parte da equação, ao invés de x_q . O filtro tem os seguintes parâmetros:

- 1) f é a frequência da onda no plano senoidal;
- 2) \mathbf{q}_k é a orientação do filtro;
- 3) \mathbf{s}_x e \mathbf{s}_y é o desvio padrão da função gaussiana ao longo dos eixos x e y , respectivamente.

Segundo o trabalho de AYRES e RANGAYYAN (2005) este filtro pode ser decomposto em componentes reais e imaginários, conforme as equações 3.25 e 3.26, respectivamente:

$$G_{real}(x, y, f, \mathbf{q}, \mathbf{s}) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left[\frac{x_q^2}{\mathbf{s}_x^2} + \frac{y_q^2}{\mathbf{s}_y^2}\right]\right\} \cdot \cos(2 \cdot \mathbf{p} \cdot f \cdot x_q) \quad (3.25)$$

$$G_{imag}(x, y, f, \mathbf{q}, \mathbf{s}) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left[\frac{x_q^2}{\mathbf{s}_x^2} + \frac{y_q^2}{\mathbf{s}_y^2}\right]\right\} \cdot \sin(2 \cdot \mathbf{p} \cdot f \cdot x_q) \quad (3.26)$$

sendo $G_{complexo} = G_{real} + j G_{imag}$

A equação 3.25 pode ser reescrita da seguinte forma:

$$G_{real}(x, y, f, \mathbf{q}, \mathbf{s}) = W(x, y, \mathbf{q}, \mathbf{s}) \cdot V(x, f) \quad (3.27)$$

então é possível visualizar a função gaussiana:

$$W(x, y, \mathbf{q}, \mathbf{s}) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left[\frac{x_q^2}{\mathbf{s}_x^2} + \frac{y_q^2}{\mathbf{s}_y^2}\right]\right\} \quad (3.28)$$

e a função cossenoidal:

$$V(y, f) = \cos(2 \cdot \mathbf{p} \cdot f \cdot x_q) \quad (3.29)$$

Como a função $G_{real}(x, y, f, \mathbf{q}, \mathbf{s})$ é obtida pelo produto de uma gaussiana por uma cossenoidal de frequência f , então pode ser representada no domínio da frequência e sua transformada de Fourier pode ser obtida pela convolução da transformada de Fourier dessas duas funções. O resultado dessa convolução é um filtro passa banda, que realça as senóides com frequências em torno de f , suprimindo seus ruídos. A figura 3.32 apresenta um exemplo de um gráfico do resultado da aplicação do filtro de Gabor.

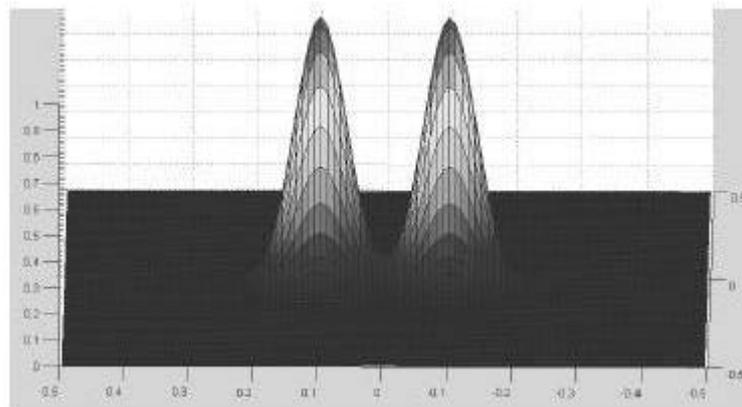


Figura 3.32 Gráfico do resultado da aplicação do filtro de Gabor

Uma das dificuldades para utilização do filtro de Gabor é a determinação ou obtenção de seus parâmetros. Por exemplo, se o valor de f é muito grande, ruídos são criados na imagem após a filtragem e se f é muito pequeno, linhas podem se entrelaçar, conforme a figura 3.33b (JAIN et al, 2000). A escolha de um parâmetro correto possibilita um melhor resultado na utilização do filtro, conforme a figura 3.33c. As figuras 3.33 e 3.34, foram adquiridas em (MARQUES, 2004) e adaptadas.

Pode-se então perceber uma relação entre a frequência e a espessura das linhas.

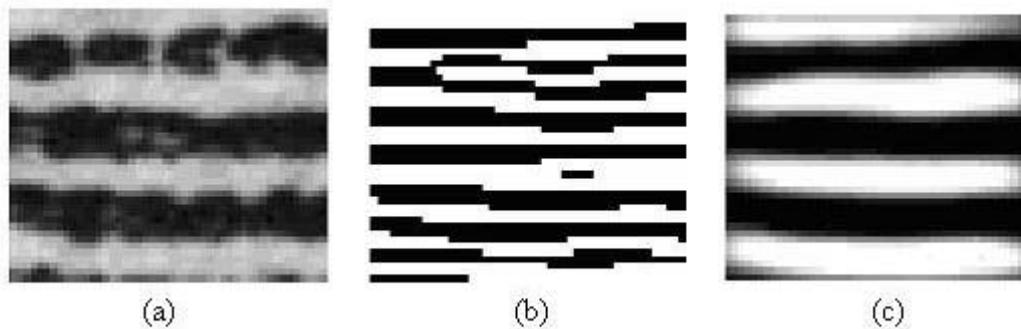


Figura 3.33 Resultado de uma imagem de impressão digital filtrada por um filtro de Gabor com o parâmetro f incorreto e com parâmetro f correto

O parâmetro q_k , como mencionado anteriormente, é a orientação do filtro e dependendo da sua utilização pode-se obter um resultado indesejado na imagem, conforme o exemplo da figura 3.34b. Nesta figura, foi utilizado o valor de $q_k = 0$ enquanto na figura 3.34c foi utilizado o valor de $q_k = 90^\circ$, ou seja, o filtro foi girado para este ângulo. Pode-se observar, com base na figura 3.34, que este parâmetro deve ser determinado em função da direção das cristas.

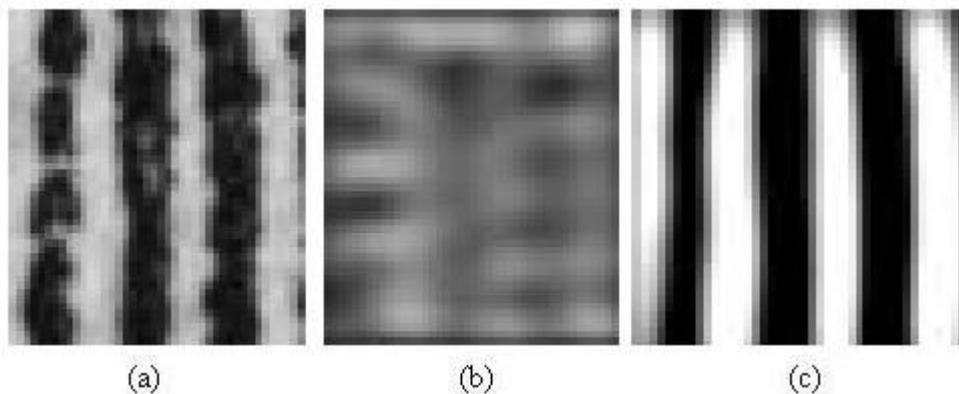


Figura 3.34 Resultado de uma imagem de impressão digital filtrada por um filtro de Gabor com o parâmetro q_k incorreto e com parâmetro q_k correto

Já s , o desvio padrão da distribuição normal, está relacionado à largura da Gaussiana que modula o filtro de Gabor. Esse parâmetro controla o tamanho da banda passante do filtro e deve ser determinado com cuidado, pois têm um efeito significativo no realce das cristas e vales. O valor desse parâmetro determina o grau de contraste entre cristas e vales. Se s é muito grande, o filtro é mais robusto a ruídos, mas não conseguirá capturar os detalhes das cristas. Se s é muito pequeno, o filtro não consegue remover ruídos, mas consegue capturar os detalhes das linhas (GONZAGA, 2004), (RATHA e BOLLE, 2004).

3.3.1 ESTUDO DO PARÂMETRO q_k – ORIENTAÇÃO DO FILTRO

Para realizar o estudo sobre a influência do parâmetro q_k na utilização do filtro de Gabor, foram realizados testes em um fragmento da imagem de impressão digital apresentada na figura 3.35. O objetivo é avaliar o resultado apresentado neste fragmento da imagem após a realização da filtragem, com os ângulos direcionais variando entre 0, 45, 90 e 135 graus. Além disso, os seguintes parâmetros foram definidos: frequência de 0,33, largura da Gaussiana bidimensional de 0,7 e domínio da janela espacial do filtro entre -15 a 15.



Figura 3.35 Impressão digital a ser filtrada pelo filtro de Gabor

A figura 3.36a apresenta um fragmento da impressão digital da figura 3.35. Nesta figura, percebe-se que há falhas nas cristas, por exemplo, na segunda crista em destaque no círculo superior. Além disso, algumas regiões da imagem não apresentam bom contraste entre as cristas e os vales. Tornando a diferença entre os níveis de cinza das cristas e dos vales muito pequena. A figura 3.36b apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento x_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 0 grau. Após a filtragem pode-se perceber que os vales resultaram em intensidades mais brancas que a imagem da figura 3.36a. Outra característica que se pode observar na imagem da figura 3.36b é que aquela segunda crista, destacada em vermelho, deixou de ter falhas, tornando-se uma crista homogênea. Por outro lado, as cristas com inclinação vertical em relação ao plano retangular deixaram de ser consistentes e apresentaram falhas.

A figura 3.36c apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento y_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 0 grau. Os vales resultaram em intensidades mais claras e com melhor definição. As

cristas com inclinação vertical em relação ao plano retangular apresentaram cristas mais consistentes e concisas, com menos falhas. Por outro lado, a imagem sofreu uma piora de qualidade nas cristas horizontais.

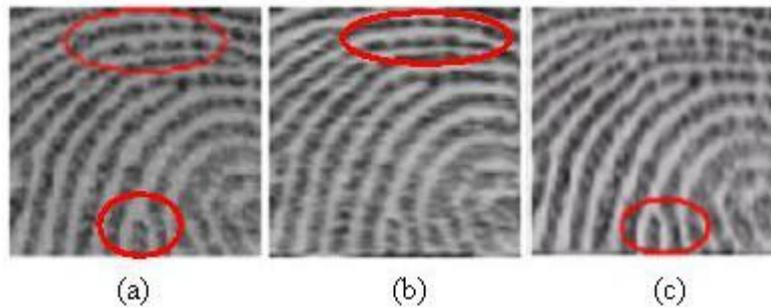


Figura 3.36 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 0 grau

A figura 3.37b apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento x_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 90 graus. Após a filtragem percebe-se que melhorou a definição entre as cristas e os vales, com os vales mais claros. As cristas verticais apresentaram melhor definição, enquanto as horizontais e inclinadas apresentaram falhas.

A figura 3.37c apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento y_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 90 graus. Como no exemplo anterior a imagem apresentou melhor definição entre as cristas e os vales. Além disso, as cristas com inclinação horizontal apresentam-se mais consistentes e concisas, com menos falhas. Como esperado, a imagem sofreu uma piora de qualidade nas cristas verticais.

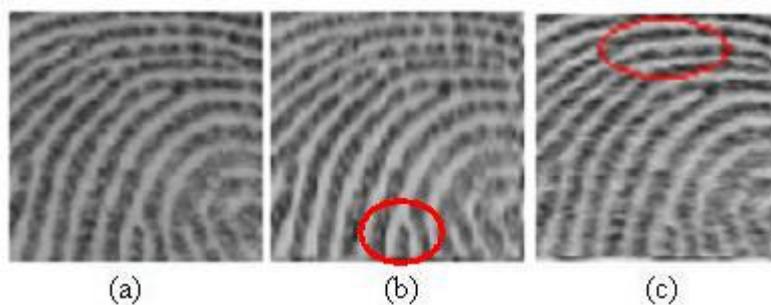


Figura 3.37 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 90 graus

A figura 3.38b apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento x_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a

45 graus. Após a filtragem, uma melhora na definição das cristas com inclinação de 45 graus, destacadas em vermelho, foi apresentada.

A figura 3.38c apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento y_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 45 graus. Uma pequena melhora foi observada na região destacada em vermelho.

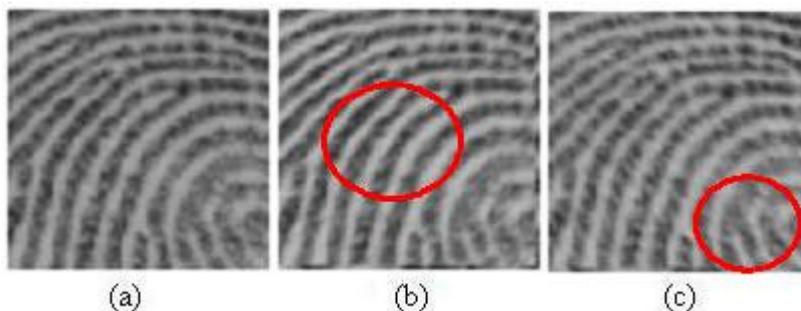


Figura 3.38 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 45 graus

A figura 3.39b apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento x_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 135 graus. Após a filtragem, não foi observada nenhuma melhora relevante na imagem.

A figura 3.39c apresenta o resultado da aplicação do filtro de Gabor com a utilização do elemento y_q na primeira parte da expressão e com o ângulo direcional igual a 135 graus. A filtragem apresentou melhora na definição entre linhas e vales, principalmente nas linhas inclinadas conforme a região destacada em vermelho.

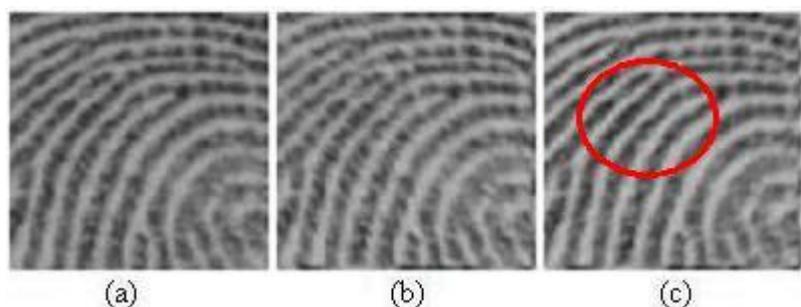


Figura 3.39 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital (a), (b) com o elemento x_q e (c) com o elemento y_q , na primeira parte da expressão do filtro de Gabor e ângulo direcional de 135 graus

De acordo com os testes descritos acima, pode-se constatar a relevância do parâmetro referente ao ângulo direcional. Sempre que as cristas apresentaram inclinação

aproximada com a mesma direção do ângulo aplicado ao filtro, observou-se uma melhora em suas definições.

A figura 3.40b apresenta o resultado da filtragem do fragmento de uma impressão digital, figura 3.40a, pelo filtro de Gabor, utilizando ângulos direcionais adaptativos para cada região da imagem. O resultado mostra uma melhor definição das cristas, em todas as direções, além de uma maior diferença dos níveis de cinza entre as cristas e os vales, melhorando sensivelmente a qualidade da imagem.

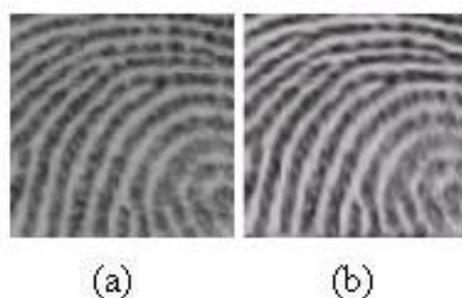


Figura 3.40 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital com um filtro de Gabor adaptativo

A figura 3.41 apresenta o resultado de uma filtragem utilizando o cálculo da imagem direcional, que será apresentado na seção 4.3, para determinar o ângulo de orientação do filtro. A imagem direcional é uma matriz com ângulos que indicam a direção das cristas em uma determinada região. A figura 3.41a, mostra um fragmento de uma impressão digital, sua imagem direcional (figura 3.41b) e a convolução da imagem com o filtro de Gabor (figura 3.41c). Os parâmetros utilizados para os testes foram: frequência = 0.33, largura da gaussiana = 0.8 e orientação do ângulo = 135 graus, de acordo com o cálculo da imagem direcional. Mais uma vez é possível observar uma melhora na qualidade da imagem.

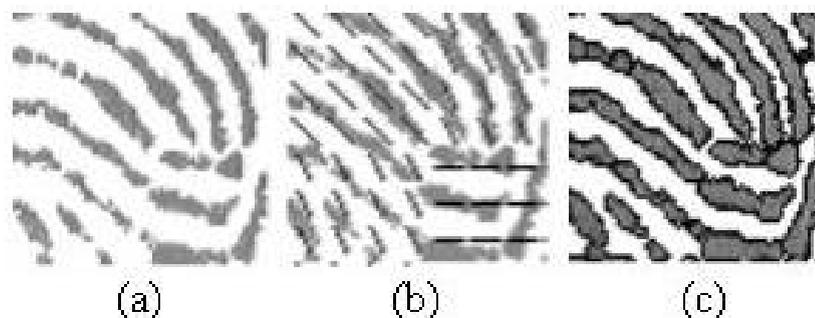


Figura 3.41 Resultado da filtragem do fragmento de impressão digital utilizando a imagem direcional

Nos testes realizados até o momento, pode-se perceber que o filtro de Gabor é bastante útil e adequado para melhorar a qualidade de imagens de impressões digitais. Os

resultados mostram também ser possível utilizar a imagem direcional para definir a orientação do filtro de Gabor.

3.3.2 ESTUDO DO PARÂMETRO f – FREQUÊNCIA DA ONDA

O parâmetro f representa a frequência da onda no plano senoidal. Desde que as estruturas das cristas das impressões digitais estejam bem definidas quanto à frequência (espessura) e a orientação (direção), f pode ser determinada em função da espessura média entre as cristas. Nos trabalhos de JAIN et al (2000), PRABHAKAR et al (2000), ROSS et al (2003) a frequência é determinada por $f = 1/2K$, onde K é a distância média entre duas cristas. Já no trabalho de LEE e WANG (1999a) a frequência é determinada por $f = 1/2\sqrt{2}$. AYRES e RANGAYYAN (2005) estimam este valor de uma forma mais complexa fazendo uma relação com os valores da gaussiana.

Com objetivo de analisar o comportamento deste parâmetro foram realizados os experimentos com os valores de $f = 0,3546$ ($1/2\sqrt{2}$); $f = 1/2K$ e $f = 1/K$. As tabelas 3.2 e 3.3 apresentam os resultados desses experimentos.

Na tabela 3.2 é feita uma comparação entre os valores de frequência $f = 0,3546$ e $f = 1/2K$. Os valores determinados para os demais parâmetros foram largura da gaussiana $s = 0.3$ e orientação do ângulo $q = 45^\circ$. Para determinar o valor da largura da gaussiana, em todos os testes, foram sendo atribuídos valores até que a imagem apresentasse um resultado visual satisfatório.

Imagem Original	f	Resultado
-----------------	-----	-----------

	0,167	
	0,3546	
	0,143	
	0,3546	
	0,091	
	0,3546	

Tabela 3.2 Comparação entre valores de frequência $f = 0,3546$ e $f = 1/2K$

Pode-se perceber para esse valor da gaussiana que o parâmetro da frequência $f = 1/2K$ apresentou melhor resultado visual. Enquanto que com a frequência $= 0,3546$, não houve mudança nenhuma na imagem. Mas, ao modificar o valor da largura da gaussiana, as imagens apresentaram comportamentos diferentes.

Na tabela 3.3 é feita uma comparação entre os valores de frequência $f = 0,3546$ e $f = 1/K$, de acordo com a espessura média das linhas. Os valores determinados para os demais parâmetros foram largura da gaussiana $s = 0.5$ e orientação do ângulo $q = 45^\circ$.

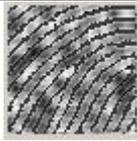
Imagem Original	f	Resultado
	0,12	
	0,3546	
	0,25	
	0,3546	

Tabela 3.3 Comparação entre valores de frequência $f=0,3546$ e $f=1/K$

Neste exemplo as imagens com a frequência $f = 1/K$, pioraram a apresentação visual, enquanto as com frequência $f = 0,3546$ não sofreram alteração.

As figuras 3.42 e 3.43 também apresentam uma comparação entre os valores de frequência $f = 0,3546$ e $f = 1/K$, só que com valores da gaussiana diferentes. Na figura 3.42, os parâmetros utilizados para os testes foram: largura da gaussiana $s = 0.7$ e orientação do ângulo $q = 135^\circ$, de acordo com o cálculo da imagem direcional, e frequência $f = 0.3546$ ($1/2\sqrt{2}$) para a figura 3.42b e frequência $f = 0,20$ para a figura 3.42c, pois a estimativa da espessura média das cristas e vales neste fragmento é $K=5$.

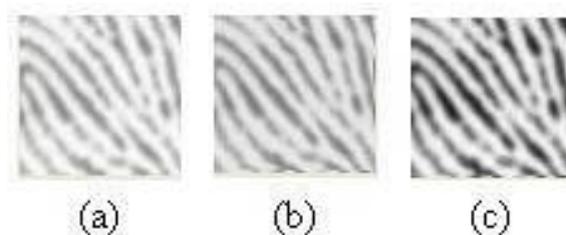


Figura 3.42 Resultado utilizando $s = 0.7$ no filtro de Gabor adaptativo

Na figura 3.43, os parâmetros utilizados para os testes foram: largura da gaussiana $s = 0.8$ e orientação do ângulo $q = 135^\circ$, de acordo com o cálculo da imagem direcional, e frequência $f = 0.3546$ ($1/2\sqrt{2}$) para a figura 3.43b e frequência $f = 0,20$ para a figura 3.43c, pois a estimativa da espessura média das cristas e vales neste fragmento é $K = 5$.

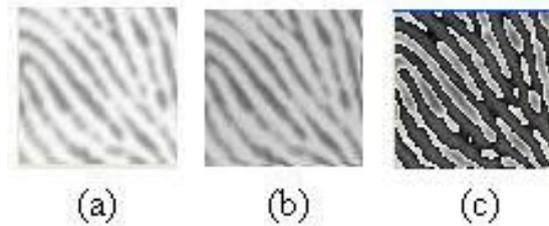


Figura 3.43 Resultado utilizando $s = 0.8$ no filtro de Gabor adaptativo

Com base nestes testes, embora o valor da frequência $f = 1/2K$ tenha apresentado melhores resultados visuais, isso não determina que seja a forma ideal de se obter o parâmetro da frequência f . Pois, dependendo do valor da largura da gaussiana, as imagens resultantes apresentaram comportamentos diferentes. O mais importante é observar a relevância do valor da largura da gaussiana, ou seja, da banda passante do filtro. Isto mostra uma relação entre esses parâmetros que devem ser estudadas em futuros trabalhos.

4 IDENTIFICAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS EM IMPRESSÕES DIGITAIS

Neste capítulo, são apresentadas as formas de avaliar o tamanho médio das cristas e vales e também a estimativa do número de linhas entre dois pontos das digitais. Além disso, consta a opção para calcular a imagem direcional e suas opções de suavização. Por fim, é apresentada a localização de núcleos e deltas realizada através do índice de Poincaré. O cálculo desse índice foi implementado utilizando uma vizinhança de 2×2 ou 3×3 blocos da imagem direcional. A identificação dessas características possibilita uma maior precisão nos processos de classificação e verificação de impressões digitais.

4.1 ESTIMATIVA DO TAMANHO MÉDIO DAS LINHAS

O objetivo dessa seção é realizar um estudo sobre como estimar o tamanho (espessura) médio das linhas (cristas e vales) em imagens de impressão digital. A distância entre as linhas é uma propriedade intrínseca das imagens de impressão digital e são utilizadas como um parâmetro básico em muitos métodos de melhoramento da imagem (YILONG et al, 2004). A utilização desse parâmetro ocorre com a finalidade de projetar filtros ou procedimentos de identificação e classificação de impressões digitais (KOVACS et al, 2000). Por exemplo, ao utilizar o filtro de Gabor, descrito no capítulo 3, para melhorar a qualidade da imagem, o parâmetro da frequência (f) da senóide a ser realçada é atribuído em função da largura das suas linhas.

A grande maioria das aplicações que analisa imagens de impressões digitais utiliza a comparação do padrão das linhas (cristas e vales), a localização de núcleo e delta, a posição relativa das minúcias (terminações e bifurcações) e o número de linhas entre pontos da impressão digital. Nesta dissertação o tamanho (espessura) médio das linhas é em uma parâmetro para definir a máscara a ser utilizada na criação da imagem direcional.

Segundo YILONG et al (2004) a estimativa da distância entre as linhas não é simples de ser calculada em função dos seguintes fatores:

- A aquisição de uma mesma imagem pode ser obtida com resoluções diferentes, fazendo com que as distâncias entre as linhas sejam diferentes nas imagens;
- Ainda que a resolução seja a mesma, podem ocorrer ruídos, baixo contraste, ruptura nas linhas, provocando distorções na estimativa;

- Em uma mesma imagem de impressão digital existem diferentes regiões com diferentes distâncias;
- A ocorrência de minúcias também pode causar distúrbio na estimativa da distância;
- A existência de altas curvaturas nas regiões contendo singularidades dificulta a estimativa utilizando métodos comuns.

Os dois primeiros problemas podem ser controlados, através de técnicas de processamento da imagem. Os outros problemas se referem a propriedades intrínsecas das impressões digitais, sendo necessário então utilizar métodos específicos para tratar essas possíveis distorções. Embora o cálculo do número de linhas entre pontos da impressão digital e a estimativa do tamanho médio das linhas sejam parâmetros importantes e muito utilizados em sistemas que analisam impressões digitais, segundo KOVACS et al (2000) são assuntos que ainda não foram muito investigados.

Os principais trabalhos sobre este assunto podem ser encontrados em LIN e DUBES (1983) que propõem um sistema automático para contar linhas entre dois pontos da impressão digital em imagens binarizadas e assumem que as distâncias são constantes na imagem; O'GORMAN e NICKERSON (1989) utilizam a distância média entre as cristas como parâmetro fundamental para projetar filtros; HONG et al (1998) apresentam um método, chamado por eles de *x-signature*, que consiste em obter a frequência das linhas (distância) a partir de suas orientações em uma determinada região; Segundo YILONG et al (2004) Hung estima o período das linhas em imagens binarizadas e tenta resolver o problema da variação interna do tamanho das linhas pela equalização de toda a impressão digital.

No trabalho de KOVACS et al (2000), é abordada a diferença entre o padrão da seqüência (período ou frequência) das linhas e a distância entre elas. O padrão da seqüência das linhas pode ser entendido como sendo a soma do tamanho da crista e o seu subsequente vale, enquanto a distância entre as linhas pode ser entendida como o tamanho do segmento que interliga os centros de duas cristas, conforme pode ser observado na figura 4.1. Embora a diferença entre essas medidas possa ser relevante localmente, suas médias tendem a ser coincidentes em um padrão de curvaturas limitadas. Segundo mostra a figura 4.1, essas medidas podem ser obtidas conforme as equações 4.1 e 4.2:

Equação para calcular a distância média entre as linhas:

$$\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \left(\frac{w_i}{2} + v_i + \frac{w_{i+1}}{2} \right) \quad (4.1)$$

Equação para calcular a período médio entre as linhas:

$$\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (w_i + v_i) \quad (4.2)$$

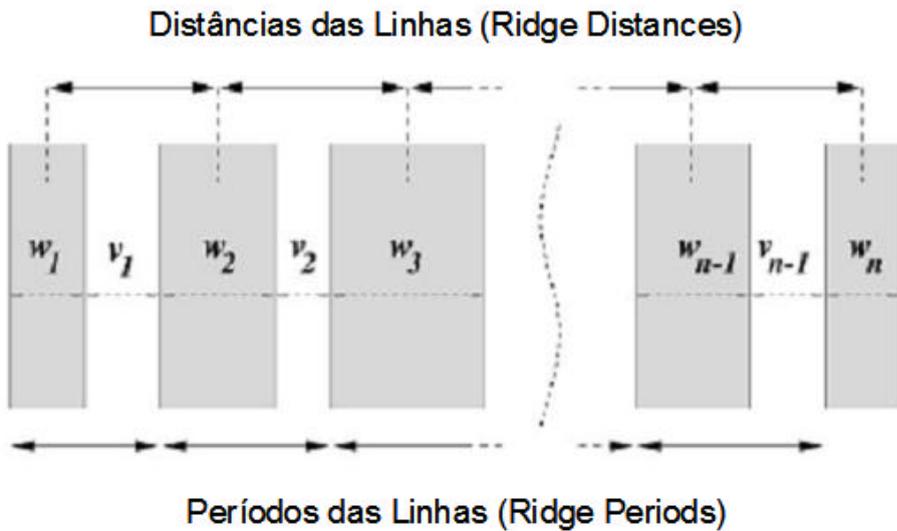


Figura 4.1 Comparação entre distância das linhas e período das linhas (KOVACS et al, 2000)

Nos trabalhos de HONG et al (1998) e KOVACS et al (2000) a imagem da impressão digital é subdividida em pequenos blocos e as medidas da espessura das linhas são estimadas para esses blocos.

4.1.1 MÉTODO PARA ESTIMAR O TAMANHO MÉDIO DAS LINHAS

Nesta dissertação, há necessidade de estimar a espessura média das linhas com a finalidade de definir o tamanho da máscara a ser utilizada no cálculo da imagem direcional.

O método aqui apresentado para estimar a espessura média das linhas ocorre em função de uma determinada região próxima ao centro da imagem, conforme a figura 4.2. Esta região foi escolhida por ser o local onde as linhas, normalmente, apresentam melhor definição entre cristas e vales e com uma inclinação adequada para serem contados. Estas

características foram observadas na maioria das impressões digitais estudadas neste trabalho.

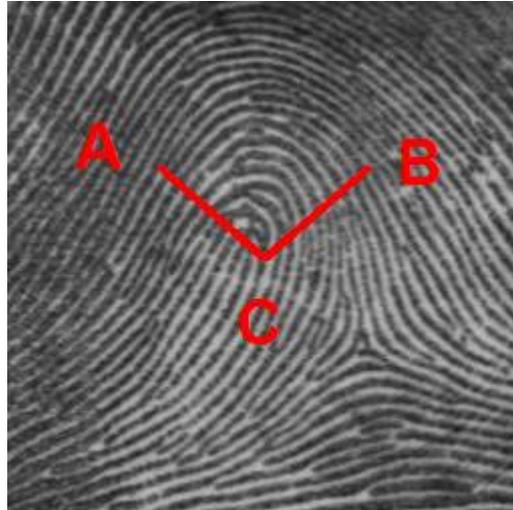


Figura 4.2 Linhas (em destaque) utilizadas no cálculo da espessura média das cristas e vales

Este método consiste em calcular a quantidade de cristas e vales que são cruzadas ao longo das linhas vermelhas, indicadas na figura 4.2, e então, o resultado encontrado será dividido pelo número de pixels que compõem estas linhas vermelhas. O modo como as cristas e vales são contados será apresentada na próxima seção.

O algoritmo para estimar a espessura média das linhas, proposto nesta dissertação, é apresentado a seguir:

EstimaMedia(largura,altura)

altura = altura da imagem em pixels;

largura = largura da imagem em pixels;

fator = tamanho da linha diagonal;

posição do PontoA = ((altura/2)-fator) , (largura/2)-fator));

posição do PontoB = ((altura/2)-fator) , (largura/2)+fator));

posição do PontoC = (altura/2 , largura/2);

NL_AC = Número de linhas entre os pontos A e C;

NL_BC = Número de linhas entre os pontos B e C;

$$\text{Espessura Média} = (2 \times \text{fator}) / (\text{NL_AC} + \text{NL_BC});$$

fim EstimaMedia

Este método apresentou-se bem adequado para imagens de boa qualidade estimando a espessura média das linhas com boa precisão. Sendo, portanto, empregado na definição da máscara a ser utilizada no cálculo da imagem direcional. Já no que se refere ao parâmetro da frequência (f) utilizado no filtro de Gabor, deve-se empregar um método que a estime em função da região na qual o filtro será aplicado, por exemplo, o apresentado em HONG et al (1998).

4.2 ESTIMATIVA DO NÚMERO DE LINHAS ENTRE DOIS PONTOS

A posição absoluta, a direção e o tipo da minúcia (fim de linha ou bifurcação) não são as únicas características que podem ser usadas para reconhecimento de impressões digitais. Muitas vezes faz-se necessário utilizar uma contagem de linhas entre pontos da impressão digital, para aumentar a confiabilidade e segurança nas comparações. A contagem de linhas ou cristas sempre foi utilizada nos sistemas “forenses”, ou seja, relativos à justiça. Mais recentemente, com a finalidade de aumentar a precisão dos sistemas de reconhecimento de impressões digitais para aplicações comerciais, muitos autores introduziram esta contagem em seus sistemas.

A esta contagem de linhas dá-se o nome de “*ridge count*” e é uma medida abstrata de distância entre dois pontos de uma impressão digital (LIN e DUBES, 1983). Na verdade esta distância representa a quantidade de cristas que são cortadas por uma linha imaginária entre as posições das singularidades (distância entre o núcleo e o delta) e a distância entre minúcias.

Na figura 4.3, observa-se o número de linhas entre o núcleo e o delta (pontos **A** e **B**) e o número de linhas entre duas minúcias (pontos **C** e **D**). Repare que o valor é determinado pelo número de cristas que são cortadas entre os pontos indicados, desconsiderando a linha inicial e a final. Portanto, sendo **A** e **B** dois pontos em uma impressão digital, o seu “*ridge count*” é o número de cristas interceptadas pelo segmento **AB**. Portanto entre os pontos **A** e **B** o número de cristas é 11 e entre os pontos **C** e **D** é 2.



Figura 4.3 Exemplo do cálculo do número de linhas entre o núcleo e o delta (11 linhas) e entre as minúcias C e D (2 linhas)

Basicamente existem as seguintes abordagens para calcular o número de cristas entre dois pontos em uma imagem de impressão digital:

- determinar o valor máximo local no segmento em imagem em escala de cinza, figura 4.4a.
- determinar o número de transições (0 para 1) ao longo do seguimento em imagem binarizada, figura 4.4b (LIN e DUBES, 1983);
- determinar o número de linhas entre os pontos em imagem afinada, figura 4.4c;

As imagens da figura 4.4 foram adquiridas em (CHANG e FAN, 2001).



Figura 4.4 (a) Imagem em escala de cinza, (b) binarizada e (c) binarizada e afinada

Nos três casos, a estimativa da contagem de linhas pode apresentar problemas em áreas com ruídos, próximo de singularidades e próximo de minúcias. Segundo MAIO e MALTONI (1997), muitas informações são perdidas durante a binarização, além de que binarização e afinamento consomem muito tempo de processamento e não apresentam bons resultados em imagens de baixa qualidade.

Em função dos problemas descritos acima, nesta dissertação é apresentado um método para contar linhas diretamente em imagens em escala de cinza, sem binarização e afinamento, e que será mostrado nas seções 4.2.1 e 4.2.2.

Neste método, para contar o número de cristas que são cruzadas pela reta, definida pelos pontos selecionados, serão realizados os seguintes procedimentos:

- determinar o caminho da linha entre os pontos;
- armazenar o nível de cinza dos *pixels* percorridos por esta linha;
- desenhar a linha na imagem da impressão digital e
- contar as cristas e vales cruzados por esta linha.

4.2.1 DESENHAR UMA RETA ENTRE DOIS PONTOS

Para desenhar uma linha reta entre dois pontos em um vídeo, precisa-se conhecer quais os *pixels* que compõe esta linha, para depois desenhá-la. A partir dos pontos inicial e final é possível calcular quais *pixels* que devem ser “acesos” na tela, para desenhar a reta desejada. Como o vídeo do computador é uma matriz composta de pequenos pontos (*pixels*), que podem ser referenciados como pontos (x,y) de um plano cartesiano

bidimensional, a equação da reta, será utilizada para calcular os *pixels* a serem preenchidos pela linha.

$$y = mx + b \quad (4.3)$$

Os *pixels* utilizados para representar as linhas desenhadas, conforme a figura 4.5, são bem simples de serem calculados, com as seguintes equações:

$$y = x \quad (4.4)$$

$$y \text{ constante } \forall x \quad (4.5)$$

$$x \text{ constante } \forall y \quad (4.6)$$

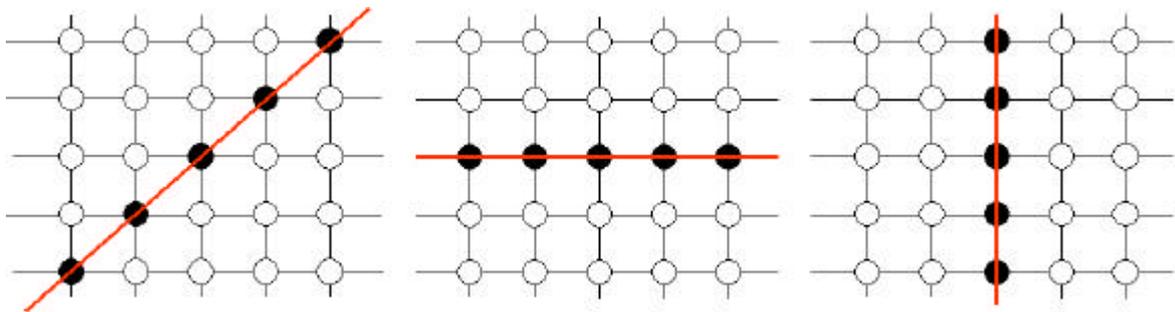


Figura 4.5 Retas representadas na tela do computador pelas equações 4.4, 4.5 e 4.6

Como deseja-se que a espessura da reta desenhada entre os pontos seja de 1 *pixel*, em algumas situações não será possível representar a reta exata. Nestes casos será necessário utilizar um arredondamento para escolher o melhor *pixel* a ser aceso para desenhar a reta, conforme mostra a figura 4.6. A medida que a linha vai sendo desenhada é necessário guardar o valor do nível de cinza da posição na imagem da impressão digital. Este valor do nível de cinza será utilizado no procedimento que conta o número de cristas e vales que são cortados pela linha imaginária entre os pontos selecionados.

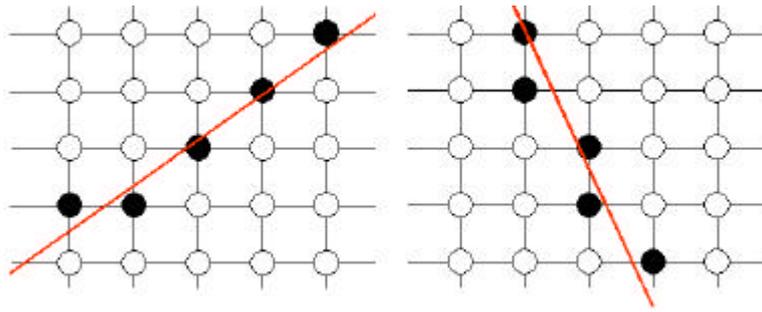


Figura 4.6 Retas com arredondamento dos pontos desenhadas na tela do computador

O algoritmo utilizado para calcular os *pixels* para desenhar a linha é baseado no “Midpoint line algorithm” (FOLEY et al, 1990), sendo realizadas algumas adaptações, conforme descrito a seguir:

Desenhar Linha($x_0, y_0, x_1, y_1, valor$)

valor: inteiro;

$x, i, j, nível_cinza(i, j)$: inteiro;

dx, dy, y, m : real;

$dy = y_1 - y_0$;

$dx = x_1 - x_0$;

SE $dx = 0$ ENTÃO

$m = 0$;

SENÃO

$m = dy / dx$;

FIM-SE

CASO $m > 1$ E $x_0 = x_1$

$dy = y_0 - y_1$;

$dx = x_0 - x_1$;

$m = dx / dy$;

CASO $m < -1$

$m = dx / dy$;

FIM-CASO

```

y = y0;
PARA x = x0 ATÉ x1 FAÇA
    nivel_cinza(x,y) = conteúdo(x, Arredonda(y));
    EscrevaPixel (x, Arredonda(y), valor);
    y = y + m;

```

FIM-PARA

fim Desenhar Linha

Sendo:

$(x0, y0)$ - posição inicial da linha;

$(x1, y1)$ - posição final da linha;

valor - nível de cinza da linha a ser desenhada;

nivel_cinza(x,y) - matriz com os valores do nível de cinza na posição (x,y) , na imagem da impressão digital.

4.2.2 CALCULAR O NÚMERO DE CRISTAS E VALES

Em uma imagem de impressão digital, os níveis de cinza vão variando ao longo de determinadas direções. Ou seja, partindo de um vale, os valores do nível de cinza vão decrescendo até atingir um valor mínimo (cristas) e então voltam a crescer até atingir um valor máximo (vales), voltando a decrescer, e assim sucessivamente em uma direção. O método aqui proposto analisa esses valores e contabiliza os valores mínimos e máximos entre dois pontos indicados da imagem de impressão digital.

Como descrito anteriormente, para realizar a tarefa de contar a quantidade de linhas entre dois pontos, no método proposto nesta dissertação, primeiro é necessário percorrer a linha desenhada e guardar os valores do nível de cinza de cada *pixel* que compõe esta linha. Em um segundo passo é realizada a contagem das linhas de acordo com o algoritmo a seguir:

ContarLinhas (*nivel_cinza(x,y)*)

I, PosMatriz, entrou_vale, entrou_crista, NV, NC : inteiro

PARA ($i=0; i < PosMatriz; i++$)

entrou_vale=0;

```

entrou_crista=0;

ENQUANTO (nivel_cinzax(i) >= nivel_cinzax(i+1) E i < PosMatriz) FAÇA

    i=i+1;

    entrou_vale=entrou_vale+1;

FIM-ENQUANTO

SE (entrou_vale>=2) ENTÃO

    NV = NV + 1;

FIM-SE

ENQUANTO (nivel_cinzax(i) <= nivel_cinzax(i+1) E i < PosMatriz) FAÇA

    i=i+1;

    entrou_crista=entrou_crista+1;

FIM-ENQUANTO

SE (entrou_crista>=2) ENTÃO

    NC = NC + 1;

FIM-SE

```

FIM-PARA

Sendo:

nivel_cinzax(*x,y*) – matriz contento os níveis de cinza dos *pixels* selecionados

PosMatriz – índice da matriz *nível_cinza*

NV - número de vales encontrados

NC - número de cristas encontradas

Utilizando o algoritmo proposto, podemos analisar os exemplos das figuras 4.7 a 4.9. A figura 4.7 apresenta os resultados obtidos pelo programa desenvolvido, informando que foram contadas 5 cristas e 6 vales entre o ponto inicial (149,71) e o ponto final (110,127), de uma imagem original de impressão digital.

Na figura 4.8a é apresentada a mesma imagem da figura 4.7, com a linha interligando os pontos, em vermelho. A figura 4.8b é a figura 4.8a, detalhada com os

números de 1 a 5 indicando as cristas que foram contadas. No Gráfico exibido na figura 4.9, pode-se observar os pontos de 1 a 5, que representam os valores de nível de cinza indicados na figura 4.8b.

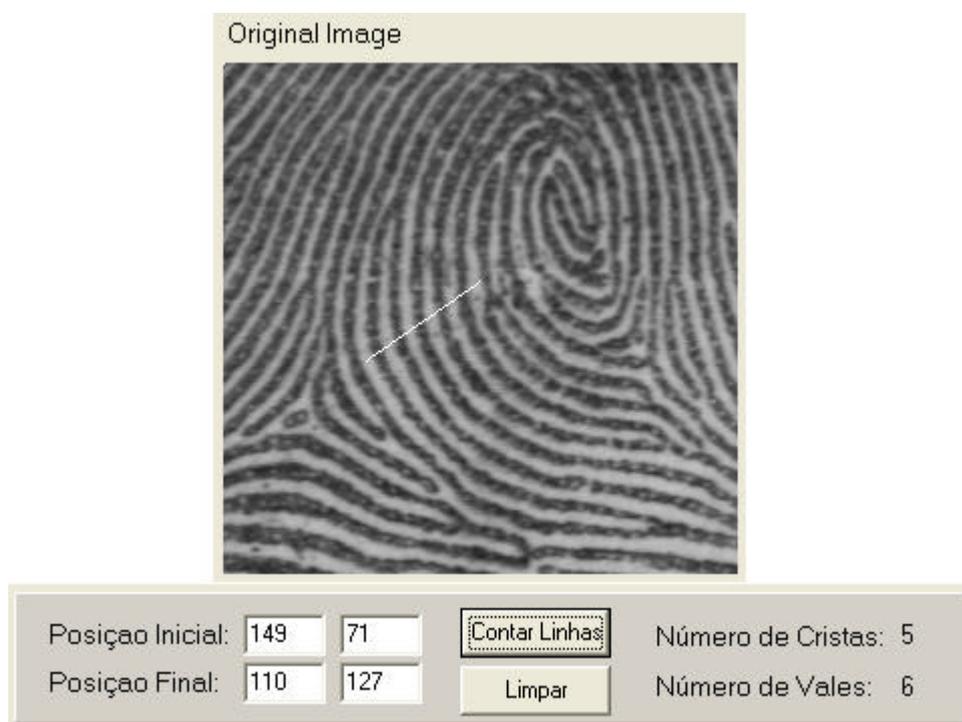


Figura 4.7 Resultado apresentado pelo programa para a imagem da Figura 4.8a

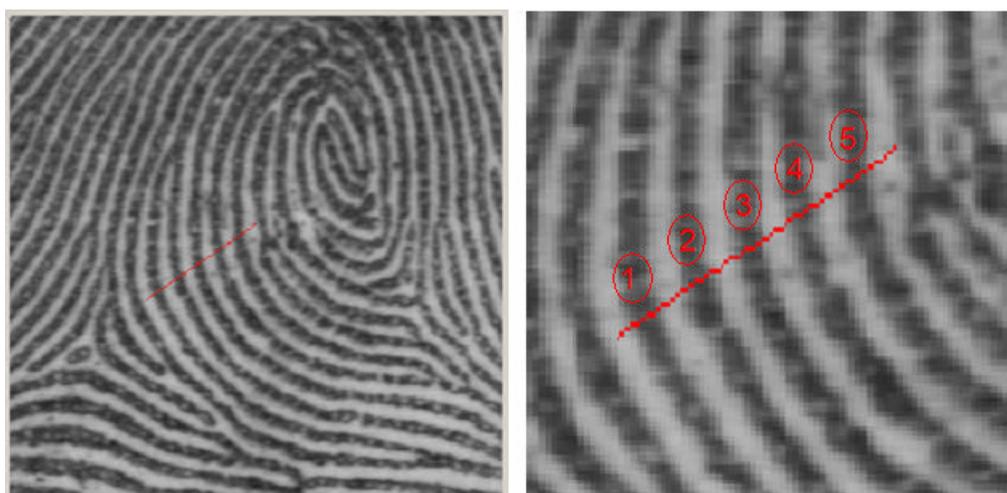


Figura 4.8 (a) Linha indicando dois pontos seleccionados na imagem e (b) figura 4.8a detalhada

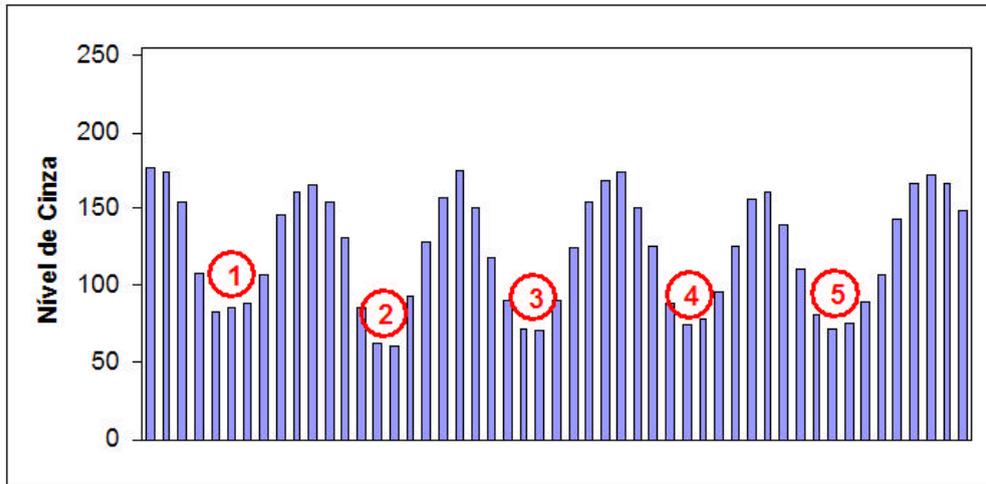


Figura 4.9 Gráfico com os valores do nível de cinza selecionados entre os pontos da figura 4.8

O exemplo das figuras 4.10 e 4.11 mostra os resultados obtidos pelo algoritmo proposto, informando que foram contados 9 cristas e 8 vales entre o ponto inicial, núcleo (116,121) e o ponto final, delta (171,176), de uma imagem original de impressão digital. Na figura 4.12 é apresentada o gráfico referente aos níveis de cinza dos *pixels* percorridos pela linha que interliga o núcleo e o delta da figura 4.11a.

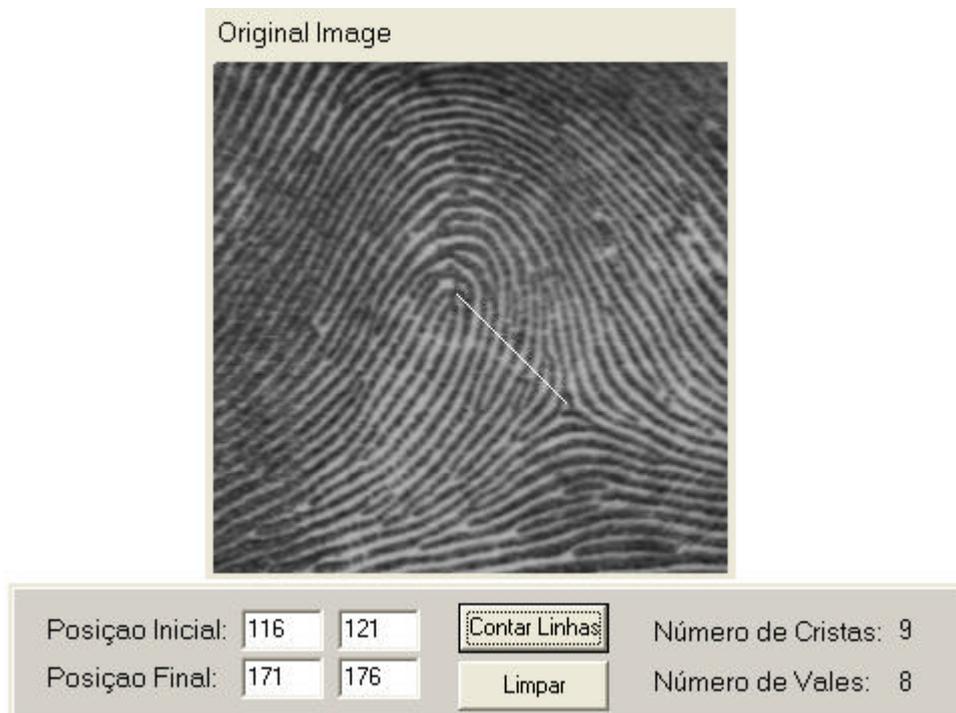


Figura 4.10 Resultado apresentado pelo programa para a imagem da Figura 4.11a

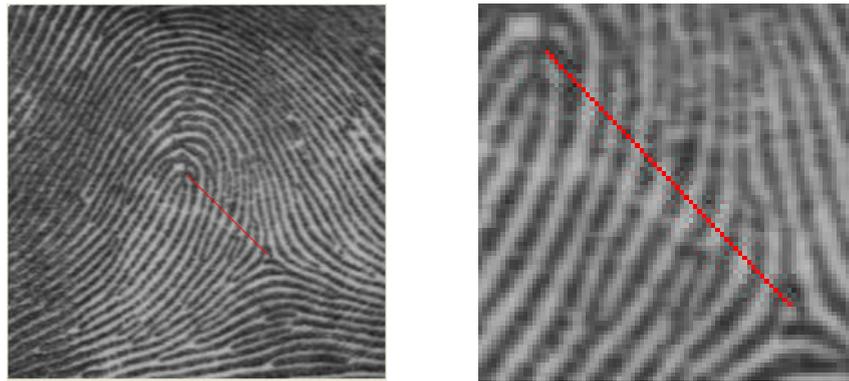


Figura 4.11 Linhas entre o núcleo e o delta em uma imagem de uma impressão digital real. (a) Imagem original e (b) detalhe dos pontos selecionados na imagem original

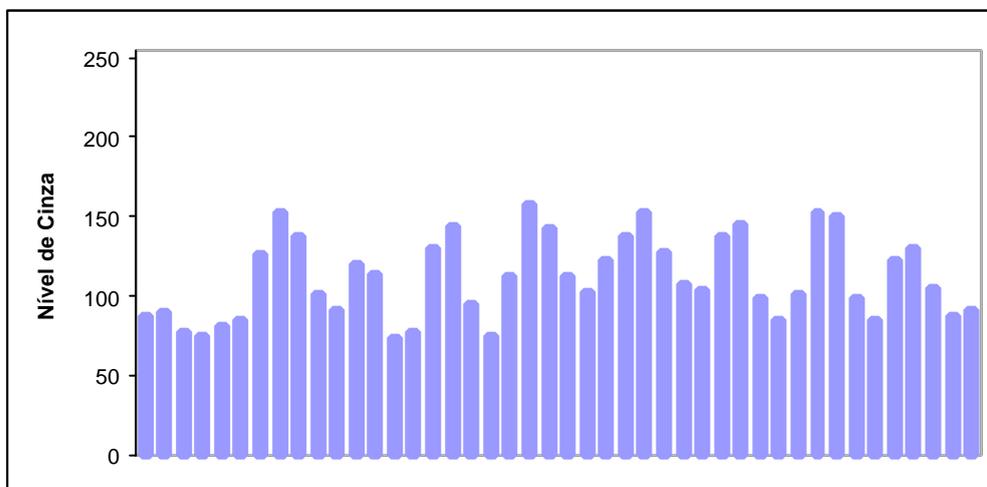


Figura 4.12 Gráfico com os valores do nível de cinza entre o núcleo e o delta selecionados na imagem da Figura 4.11

A figura 4.13 apresenta uma imagem sintética, binarizada, processada pelo algoritmo proposto nesta seção e a figura 4.14 apresenta o resultado obtido. Foram contadas 11 cristas e 11 vales entre o ponto inicial, núcleo (107,124) e o ponto final, delta (181,212). Na figura 4.15 é apresentado o gráfico referente aos níveis de cinza dos *pixels* percorridos pela linha que interliga o núcleo e o delta da figura 4.13a.



Figura 4.13 Número de linhas entre dois pontos seleccionados na imagem de uma impressão digital sintética. (a) Imagem original e (b) detalhe dos pontos seleccionados na imagem original



Figura 4.14 Resultado apresentado pelo programa para a imagem da Figura 4.13

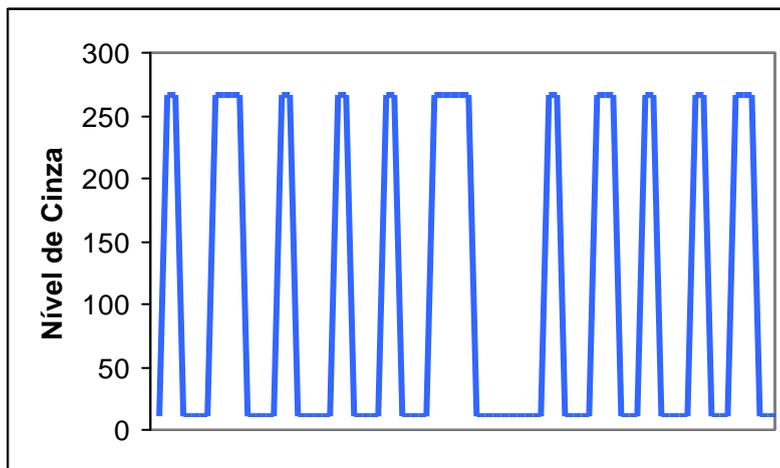


Figura 4.15 Gráfico com o nível de cinza dos pixels percorridos entre os dois pontos na Figura 4.13

Este método apresentado mostrou bons resultados tanto em imagens de impressão digital em nível de cinza quanto em imagens binarizadas. Nas próximas seções deste capítulo serão apresentados os métodos para calcular a imagem direcional e localizar os núcleos e deltas nas imagens.

4.3 CÁLCULO DA IMAGEM DIRECIONAL

Como descrito, anteriormente, uma impressão digital é formada por uma estrutura de linhas identificadas como cristas e vales, formando um desenho chamado de “*ridge pattern*” ou padrão das cristas, onde as cristas são as linhas escuras e os vales as linhas claras. A imagem direcional ou o campo direcional da imagem descreve o curso dessa estrutura. A imagem direcional é definida pela orientação local da estrutura das cristas e vales (GU et al, 2004).

Ao analisar a estrutura da impressão digital encontra-se também o que se pode chamar de “*flow-line*” ou caminho da crista. Isto pode ser definido como uma linha hipotética que corre paralelamente junto às cristas. A figura 4.16 mostra esses elementos.

A determinação do caminho da crista, não é único e depende da sua localização na imagem. A imagem direcional é uma matriz cujos elementos são denotados pelos ângulos que as tangentes desta linha hipotética formam com o eixo horizontal.

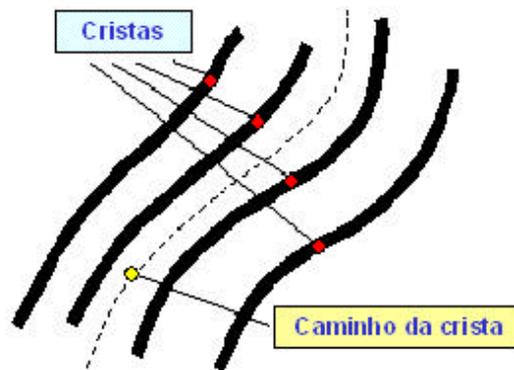


Figura 4.16 Cristas e caminho da crista

Examinando o andamento das cristas pode-se notar que em determinadas regiões assumem características particulares, através de curvas acentuadas, terminações ou bifurcações. A estas características chamamos de singularidades que são basicamente: núcleos e deltas. A imagem direcional de uma impressão digital desempenha um importante papel para a análise e extração dessas singularidades (JAIN e PANKANTI, 1997). Muitos métodos foram propostos para calcular a imagem direcional. A imagem direcional representa uma importante característica da impressão digital, sendo portanto bastante utilizada em sistemas automáticos de identificação ou autenticação por impressão digital (ZHANG et al, 2004).

A imagem direcional, apresentada na figura 4.17, pode ser calculada com boa segurança mesmo em imagens com ruídos. Bastando para isso, realizar uma suavização da imagem direcional, tomando a média das direções para reduzir a influência dos ruídos (COSTA, 2001).

Uma boa definição que resume as descritas acima é a seguinte: $[x,y]$ é um *pixel* genérico de uma imagem de impressão digital. A orientação local da crista para $[x,y]$ é o ângulo \mathbf{q}_{xy} que esta crista, em uma pequena vizinhança arbitrada centrada em $[x,y]$, forma com o eixo horizontal. Este ângulo é calculado segundo os *pixels* vizinhos mais próximos, com centro em $[x,y]$. Isto desempenha um importante papel para a análise de imagens de impressões digitais (MALTONI et al, 2003).

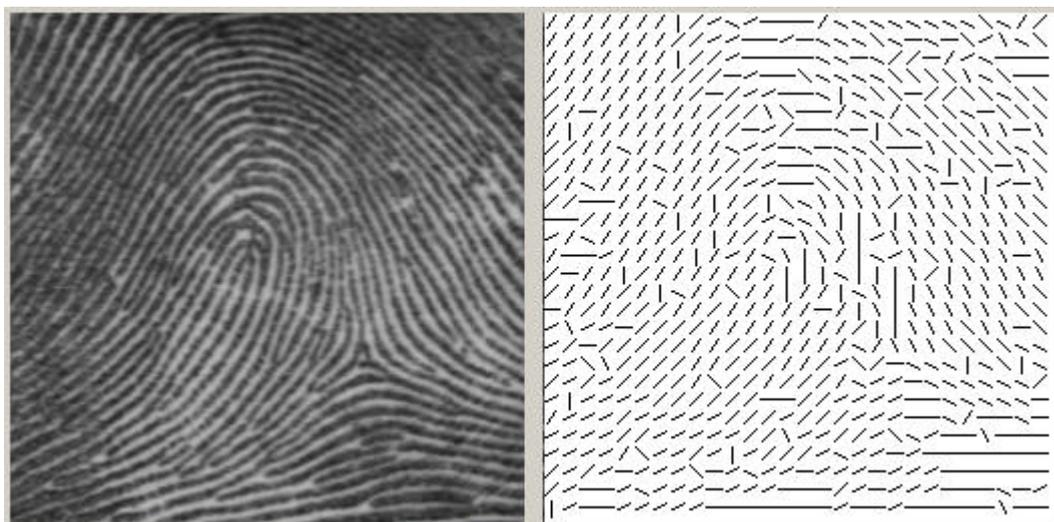


Figura 4.17 Imagem original e sua imagem direcional sem suavização

4.3.1 MÉTODOS PARA CALCULAR A IMAGEM DIRECIONAL

A imagem direcional ou campo direcional para imagens de impressão digital foi proposta primeiramente por Grasseli em 1969 (MALTONI et al, 2003). A partir deste trabalho muitos métodos para estimar a imagem direcional foram propostos na literatura. Segundo MALTONI et al (2003), a abordagem mais simples e natural para extrair a direção local de uma região da impressão digital é baseada no cálculo do gradiente local de um bloco da imagem de impressão digital. O trabalho de SHIN et al (2006), usou um algoritmo para estimar a orientação local pelo método dos mínimos quadrados, já KARU e

JAIN (1996), utiliza uma janela local pré-definida para calcular a magnitude de certas direções. Em MALTONI et al (2003) é mencionado um método que trabalha com a média aritmética sobre grandes regiões da imagem. Além desses, outros trabalhos se basearam em gradientes, como os de JAIN e PANKANTI (1997), BAZEN e GEREZ (2001), BAZEN e GEREZ (2002), WANG e WANG (2004) e ZHANG et al (2004).

Outros métodos com diferentes abordagens também foram propostos. No trabalho de KAWAGOE e TOJO (1984), para cada bloco de vizinhança de 2×2 *pixels*, estes são comparados com uma máscara com quatro modelos de direção para extrair uma estimativa direcional não muito precisa. É realizada então uma média aritmética sobre uma região maior para se obter uma estimativa mais exata. No trabalho de MEHTRE et al (1987), uma abordagem similar é usada, avaliando a direção das tangentes com base na posição relativa dos *pixels* para um determinado número fixo de direções. O método apresentado em MAIO e MALTONI (1997), utiliza um tipo de operador gradiente para estimar a imagem direcional em uma vizinhança 2×2 *pixels*, sobre a qual é calculada uma média na janela local para minimizar o problema de ruídos.

Mais recentemente, uma interessante abordagem baseada no domínio da frequência, utilizando espectro de Fourier, é apresentada em RATHA e BOLLE (2004). PARK et al (2006) utilizam um método para calcular a imagem direcional bloco a bloco, com o tamanho do bloco definido em função da distância média entre as cristas, de modo que o menor par de uma crista e um vale possa estar incluído no bloco. Outras técnicas são mencionadas em MALTONI et al (2003), RATHA e BOLLE (2004), BHANU e TAN (2004) e WANG et al (2002).

4.3.2 MÉTODO UTILIZADO PARA ESTIMAR A IMAGEM DIRECIONAL

Neste trabalho calcula-se a direção de um *pixel* usando uma máscara 9×9 ou 17×17 , com o *pixel* de interesse no centro, conforme mostra a figura 4.18.

A abordagem utilizada neste trabalho estima a direção para cada *pixel* através do resultado de um filtro com oito orientações. Esse filtro calcula a soma das diferenças entre o *pixel* $[i,j]$ e os oito ou dezesseis *pixels* vizinhos usando uma máscara de 9×9 *pixels*, conforme proposto por KARU e JAIN (1996), LAI e KUO (2003) ou uma máscara de 17×17 *pixels*, adaptada em VIOLA et al (2005). Tais direções podem ser vistas na figura 4.18.

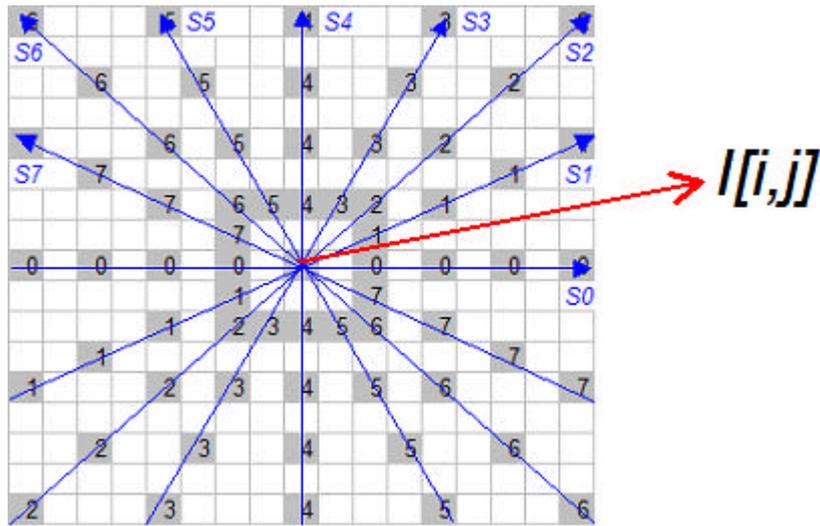


Figura 4.18 Máscara com 9x9 ou 17x17 pixels para computar a imagem direcional

O método adotado, neste trabalho, se mostrou adequado para a localização dos núcleos e deltas. As estimativas médias são calculadas aritmeticamente sobre uma grande região da imagem e os resultados obtidos apresentam medidas bem precisas. Além disso, sua implementação computacional é de complexidade simples em relação a outros trabalhos, representa um baixo custo computacional e possibilita capturar as principais direções das cristas locais, onde oito ângulos são possíveis de serem obtidos o que é suficiente para a abordagem descrita.

Para calcular a direção em um bloco, de 9×9 ou 17×17 pixel, a máscara é centralizada no pixel $I[i,j]$. Os valores de tons de cinza dos pixels vizinhos nas oito direções (posições identificadas pelos números 0 a 7 na figura 4.18) são utilizados para obter-se as somas S_0 a S_7 . Ambas as máscaras de 9×9 e 17×17 pixels computam as somas de forma adaptativa pela equação 4.7 (VIOLA et al, 2005).

$$S_l = \sum_{K=-n}^n I(i - mK, j + m'K) - I(i, j) \quad (4.7)$$

onde $m = |\min(l, 2, 8 - l)|$ e

$m' = 0$ SE $l=4$; $m' = -2$ SE $l=7$; em outros casos $m' = |\min(4-l, 2)| \times (4-l) / |4-l|$. A diferença entre a máscara de 9×9 e 17×17 pixels na equação 4.7 é o valor de n , sendo 2 ou 4 e o valor de incremento K será 1 ou 2, respectivamente nas somas. Se o pixel $I[i,j]$ tem o valor do tom de cinza C , então o ângulo da direção é obtido pela equação 4.8.

$$d=p \text{ if } (2nC + Sp + Sq) < \frac{3}{8} \sum_{i=0}^7 Sl; \text{ outros casos } d=q \quad (4.8)$$

Se p e q são inteiros entre $[0,7]$, tal que $Sp = \text{mínimo } Sl$ ($l=0\dots7$), $Sq = \text{máximo } Sl$ ($l=0\dots7$); Sl é cada uma das somas $S0$ até $S7$ na equação 4.7. Em outras palavras p é o índice do mínimo Sl e q é o índice do máximo Sl . A equação 4.8 apresenta uma direção média de cada bloco 9×9 ou 17×17 pixels, quantificado para oito possíveis ângulos: $q = dp/8$ radianos, conforme a tabela 4.1. A direção d é p , se o pixel central C está localizado em uma crista e q se estiver em um vale.

Valor obtido para d	Ângulo q em radianos	Ângulo q em graus
0	0	0
1	$p/8$	22,5
2	$p/4$	45
3	$3p/8$	67,5
4	$p/2$	90
5	$5p/8$	112,5
6	$3p/4$	135
7	$7p/8$	157,5

Tabela 4.1 Possíveis direções calculadas pela equação 4.8

Portanto, para obter a imagem direcional percorre-se a imagem original em blocos de 9×9 ou 17×17 e para cada bloco será calculada uma direção. Por exemplo, para uma imagem com tamanho de 256×256 pixels será gerada uma matriz com 28×28 ou 15×15 direções, dependendo da máscara utilizada.

Cada bloco resulta em uma célula da matriz direcional. Esta matriz de ângulos representa então a imagem direcional para uma determinada vizinhança considerada. Esta imagem na verdade acaba sendo uma forma discretizada da imagem original. Cada célula da matriz direcional contém um ângulo que mapeia um bloco da imagem original. A figura 4.19 exemplifica o resultado do cálculo da matriz direcional para um determinado bloco da imagem.

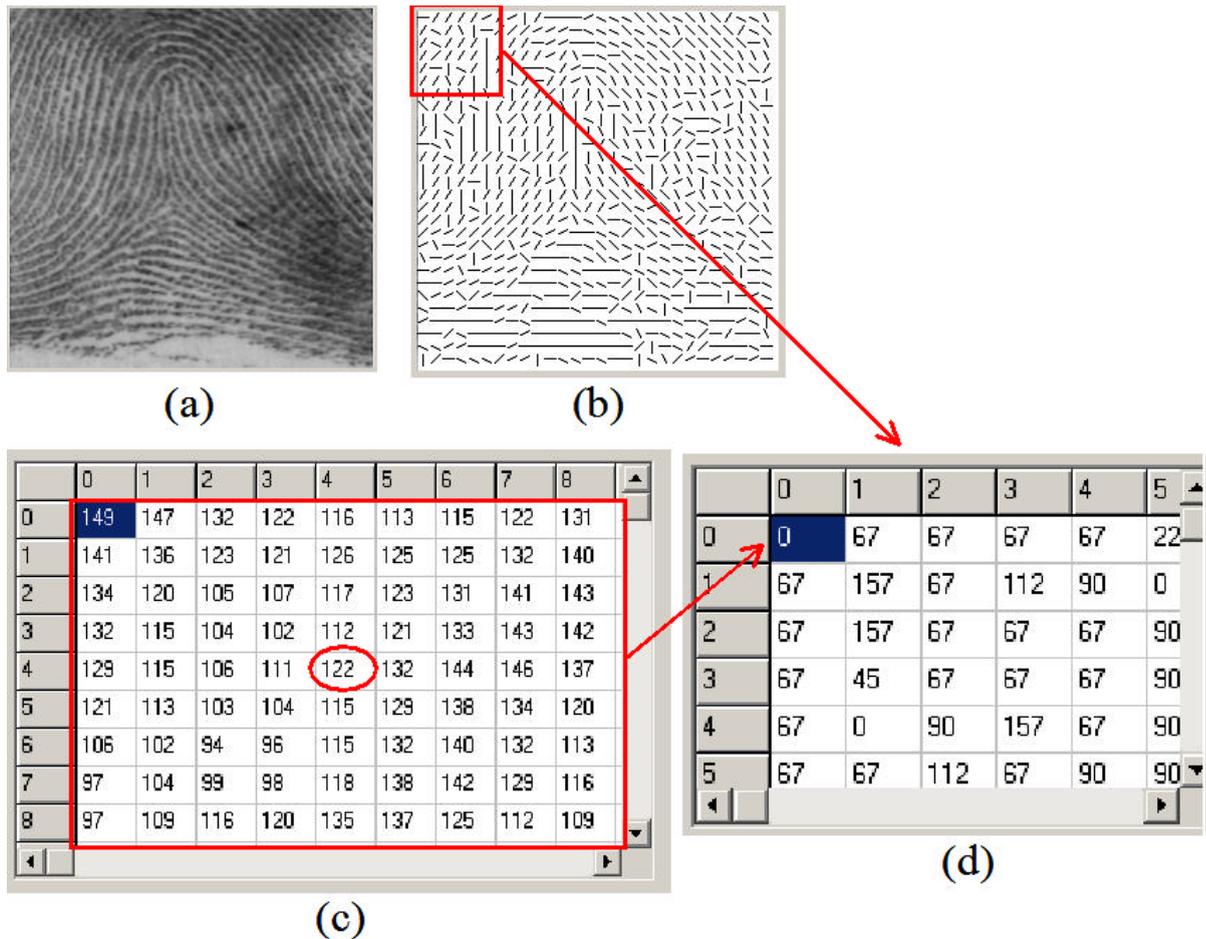


Figura 4.19 (a) Imagem original, (b) imagem direcional, sem suavização, (c) nível de cinza dos *pixels* no bloco 9×9 , com *pixel* central em destaque e (d) matriz direcional, com a região destacada de (b) e o ângulo calculado para o bloco destacado de (c)

O método de KARU e JAIN (1996) que é utilizado neste trabalho, para o cálculo da imagem direcional, sofre grande influência da espessura média das linhas e vales das imagens de impressão digital. Esta influência foi constatada em testes realizados utilizando imagens sintéticas, binarizadas, com diversos tamanhos de espessura das linhas.

Para comprovar esta influência, inicialmente foi utilizada uma imagem com linhas a 90 graus e com espessura média de 9 *pixels*, utilizando uma máscara de 9×9 *pixels*. Os resultados obtidos não foram bons, pois os ângulos calculados foram na grande maioria de 67 graus. Novos testes foram realizados, reduzindo a espessura das linhas da imagem até 5 *pixels*, em intervalos de 1 *pixel*. Com esta espessura foi encontrado o melhor resultado, ou seja, os ângulos calculados foram 90 graus, o que retrata fielmente a direção das linhas.

Outros testes foram realizados em imagens com diversos ângulos de inclinação, conforme figura 4.20. As imagens utilizadas para esses testes possuíam graus de inclinação das linhas variando de 22,5 até 157,5 em intervalos de 22,5 graus, ou seja, os mesmos valores que a equação 4.8 gera. Os melhores resultados, com a máscara de 9×9 *pixels*, também foram obtidos com a espessura média das linhas de 5 *pixels*. Para as imagens com espessura média das linhas de 9 *pixels* os melhores resultados foram encontrados utilizando uma máscara de 17×17 *pixels*. Apenas em imagens com linhas horizontais (0 grau) os ângulos obtidos foram os mesmos para as imagens com espessura 5 e 9 *pixels*. Os mesmos resultados foram obtidos no cálculo da imagem direcional, também em imagens reais de impressão digital, pois o padrão das linhas e vales dessas imagens, na grande maioria possuíam espessura média de 5 *pixels* (VIOLA et al, 2005).

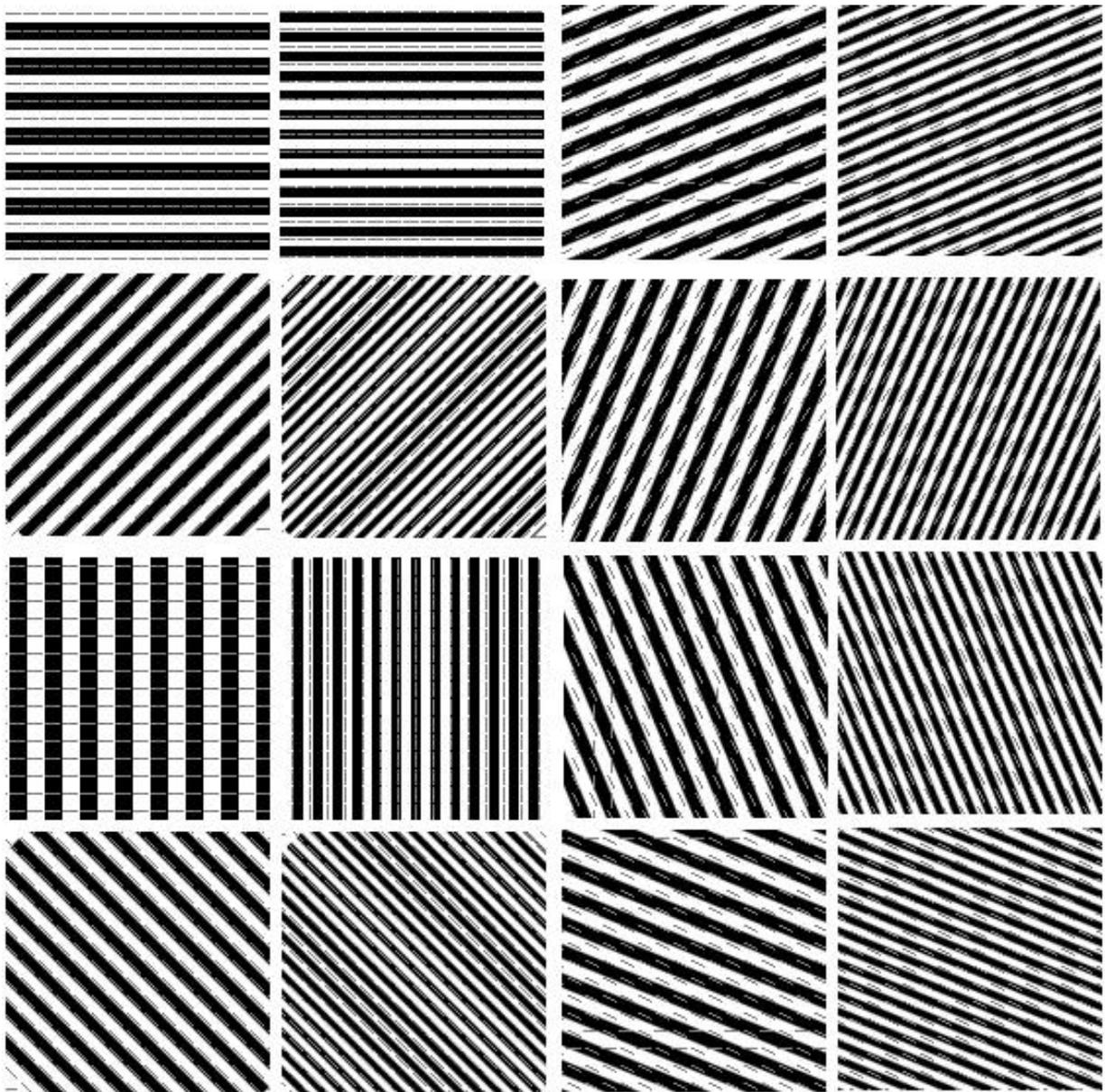


Figura 4.20 Imagens direcionais obtidas com máscara de 9×9 pixels nas imagens sintéticas com linhas inclinadas em 0, 22.5, 45, 67.5, 90, 112.5, 135, 157.5 graus e espessura das linhas com 9 e 5 pixels

A figura 4.21 apresenta duas imagens sintéticas geradas pelo programa *Sfinge*, disponível em: <http://bias.csr.unibo.it>. Nas figuras 4.22 e 4.23, são apresentados os resultados do cálculo da imagem direcional com uma máscara de 9×9 pixels. A esquerda está a imagem direcional e a direita a imagem direcional sobreposta à imagem original. As imagens direcionais estão suavizadas pelo método “moda adaptativo” proposto neste trabalho, que será discutido na próxima seção. Pode-se observar, que a figura 4.22 apresenta bons resultados ao passo que a figura 4.23 apresenta resultados bastante

inferiores, com vários ângulos calculados incorretamente. Na figura 4.24, foi utilizada uma máscara 17×17 pixels e o resultado encontrado foi bem adequado.

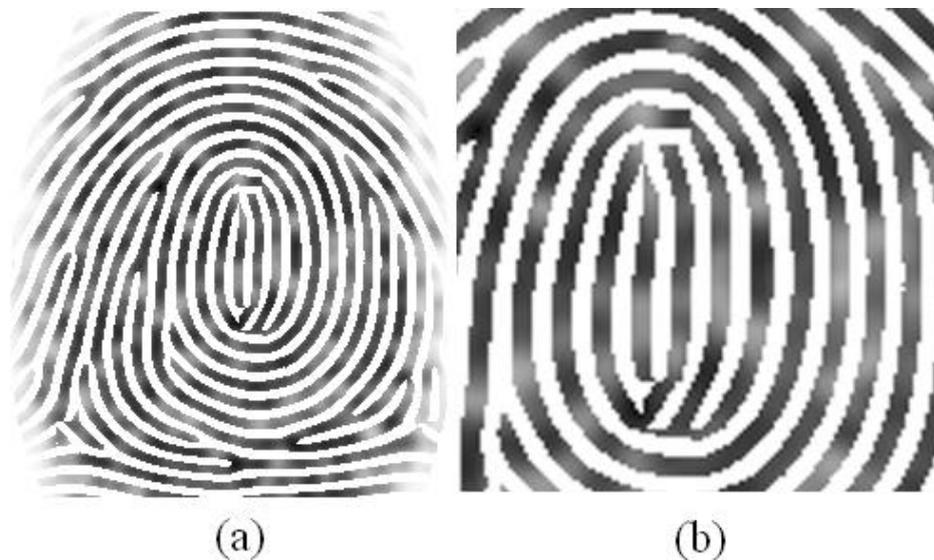


Figura 4.21 Imagens sintéticas com espessura média das linhas: (a) 5, (b) 9 pixels

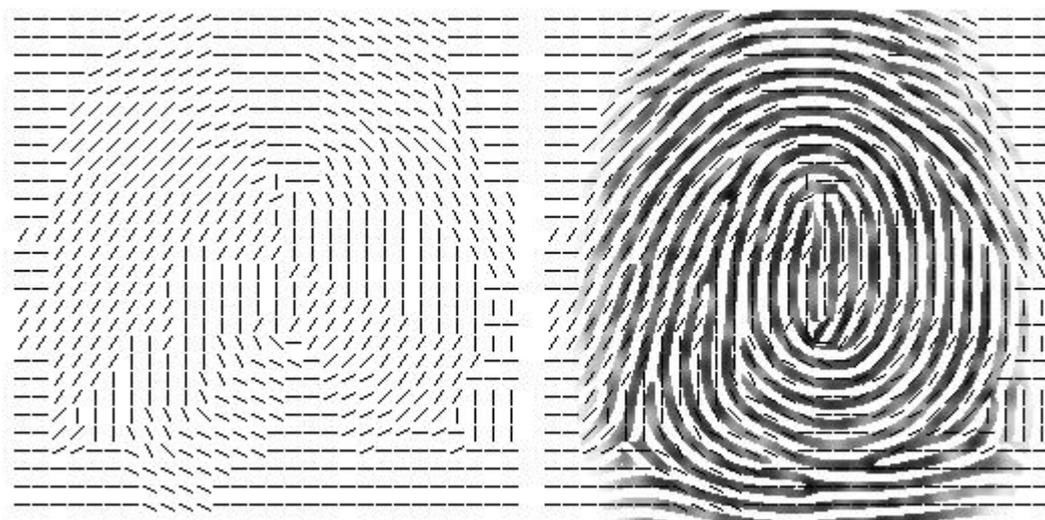


Figura 4.22 Imagem direcional da Figura 4.21a, obtida com máscara 9×9 pixel

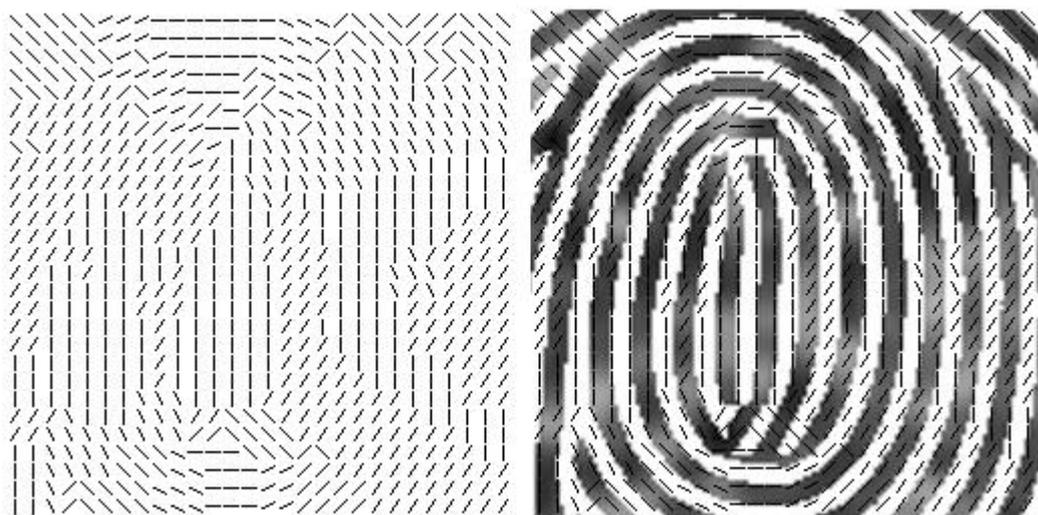


Figura 4.23 Imagem direcional da Figura 4.21b, obtida com máscara 9×9 pixel

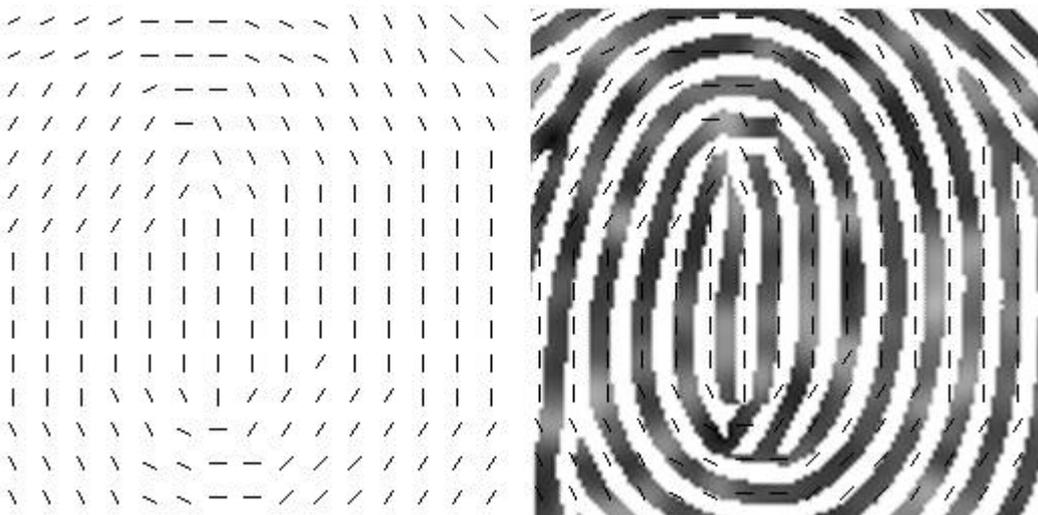


Figura 4.24 Imagem direcional da Figura 4.21b, obtida com máscara 17×17 pixel

Vários testes foram realizados em imagens com espessura média entre 3 e 10 *pixels*. Utilizando a máscara de 9×9 *pixels* para calcular a imagem direcional, bons resultados foram obtidos quando o tamanho médio da espessura das linhas é inferior a 7 *pixels*, porque o tamanho da máscara é grande o suficiente para verificar a orientação da linha (VIOLA et al, 2005), (GONZAGA et al, 2005a). Aplicando a máscara 9×9 *pixels* para imagens com espessura média das linhas de 7 e 8 *pixels*, os resultados obtidos são inferiores aos obtidos com a espessura média de 5 linhas. Mesmo assim a orientação pode ser estimada. Quando as imagens apresentam espessuras medias maiores que 8 *pixels*, a mascara 9×9 *pixel* não é suficientemente grande para distinguir as direções das linhas.

Portanto, avaliar a espessura média das linhas, conforme apresentado na seção 4.1, é importante para definir a máscara a ser utilizada no processo para estimar a imagem ou campo direcional. Pelos testes realizados, se a espessura média for menor que ou igual a 7 *pixels*, a máscara *9x9 pixel* deve ser usada. Em outros casos, a máscara de *17x17 pixel* será mais apropriada para se obter bons resultados. Deve-se estudar futuramente a utilização de outros tamanhos de máscaras e máscaras que possam representar mais ângulos

O cálculo da imagem direcional além de ser bastante aplicado a sistemas de identificação de impressões digitais é também muito utilizado em sistemas dinâmicos de engenharia tais como, por exemplo, escoamento de fluidos, entre outros (GONZAGA et al, 2005).

A imagem direcional, calculada diretamente para uma matriz direcional, pode conter alguns elementos incorretos, devido as características da imagem original. Nesta situação é necessário realizar uma regularização ou suavização na imagem direcional. Este passo deve ser realizado com o objetivo de reduzir a presença de imperfeições, aumentar a precisão na estimativa do ângulo correto e melhorar a imagem direcional. Esta suavização não é necessária apenas para este método apresentado para estimar a imagem direcional e sim é bastante utilizada por quase todas as abordagens apresentadas na literatura.

4.4 SUAVIZAÇÃO DA IMAGEM DIRECIONAL

Após o cálculo da imagem direcional é necessário realizar uma suavização nesta imagem, com o objetivo de compensar a presença de ruídos e aumentar a precisão da localização do ângulo correto.

Vários métodos para suavização da imagem direcional são descritos na literatura, tais como, filtro Gaussiano em WANG e WANG (2004) e em ZHANG et al (2004), cálculo do seno-cosseno em MALTONI et al (2003), cálculo estatístico do componente de maior frequência (moda) em COSTA (2001), entre outros.

4.4.1 MÉTODO UTILIZADO PARA SUAUVIZAÇÃO DA IMAGEM DIRECIONAL

Neste trabalho, para suavizar a imagem direcional utiliza-se uma abordagem estatística calculando o elemento que ocorre com maior frequência em um bloco. Foram implementados dois métodos de suavização. O primeiro foi o método apresentado em COSTA (2001), chamado de “suavização pela moda”, onde em cada bloco 3×3 é considerada a direção que ocorre com maior frequência, neste bloco, atribuindo este valor a todos os elementos do bloco. Neste método, a suavização ocorre através de uma máscara 3×3 que percorre a imagem direcional sem sobrepor a região anteriormente percorrida. Quando ocorre empate entre as direções que acontecem com maior frequência a primeira direção, com maior frequência, é a escolhida. Isto faz com que a imagem direcional fique sempre com blocos de 3×3 , com os mesmos ângulos, conforme a figura 4.25.

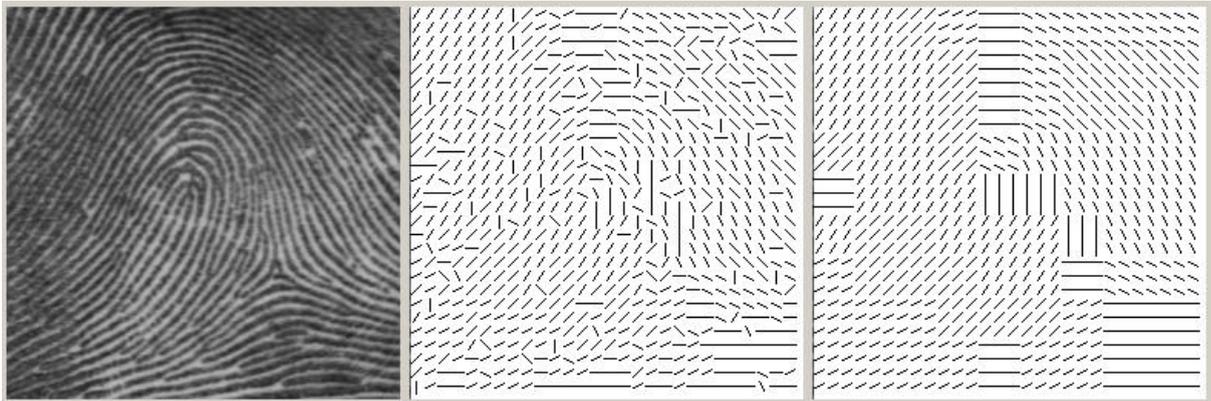


Figura 4.25 Imagem original, imagem direcional e imagem direcional suavizada

Então, um segundo método, chamado de “suavização pela moda adaptado” foi implementado fazendo uma adaptação ao método “suavização pela moda”, descrito anteriormente (VIOLA et al, 2005). Este segundo método também é baseado no cálculo estatístico do componente (ângulo) que ocorre com maior frequência em um determinado bloco. No método de “suavização pela moda adaptado” percorre-se toda a imagem direcional, inicialmente com um filtro 3×3 . Em cada bloco 3×3 considera-se a direção que ocorre com maior frequência, neste bloco, atribuindo este valor ao ponto central deste bloco. Ou seja, a diferença entre os dois métodos é que no primeiro todo o bloco 3×3 recebe o ângulo de maior ocorrência enquanto no segundo apenas o elemento central. Quando, em um bloco, duas ou mais direções tem o mesmo número de elementos, ou seja, caso haja empate na quantidade, o filtro é incrementado de uma posição na linha e na

coluna, passando a ser um filtro 4×4 e uma nova contagem é feita para se obter uma direção que ocorra com maior frequência. Este processo se repete (filtro 5×5 , 6×6 , ..., $n \times n$) até que não haja mais empate. Nos testes realizados em nenhum caso o filtro atingiu o tamanho da imagem, que seria a maior dimensão possível deste filtro. Em comparação ao método utilizado por COSTA(2001) obteve-se uma melhor suavização da imagem direcional, como pode-se observar nos testes apresentados no capítulo 5 (seção 5.4).

A figura 4.26 apresenta um filtro 3×3 percorrendo o primeiro bloco (em vermelho), no qual ocorre 5 vezes a direção de 0 grau, três vezes a direção de 45 graus, e uma vez a direção de 90 graus. O ponto central do bloco recebe então o valor da direção de 0 grau.

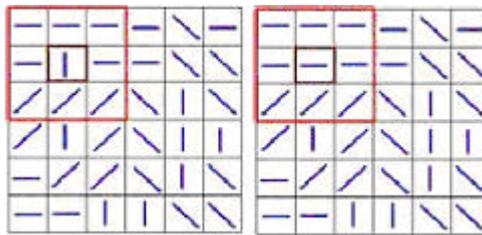


Figura 4.26 Exemplo de suavização com filtro 3×3 (em vermelho) varrendo o primeiro bloco e o ângulo central destacado (em preto)

A figura 4.27, apresenta a direção de 0 grau e de 135 graus ocorrendo o mesmo número de vezes no primeiro bloco (em amarelo). Então, o filtro é incrementado de uma linha e uma coluna, passando a ser um filtro 4×4 . Neste novo bloco (em vermelho), a direção de 135 graus ocorre 6 vezes, a direção de 0 grau e de 45 graus ocorrem 4 vezes e a direção de 90 graus ocorre duas vezes. O ângulo central deste bloco recebe o valor que ocorre com maior frequência, ou seja, 135 graus. A figura 4.28 apresenta o resultado da suavização e a figura 4.29 apresenta os passos realizados para calcular a imagem direcional e a localização de singularidades.

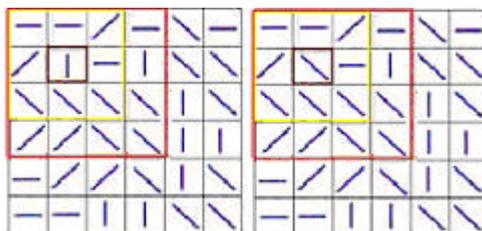


Figura 4.27 Exemplo de suavização com filtro 4×4 (em vermelho) varrendo o primeiro bloco e o ângulo central destacado (em preto)

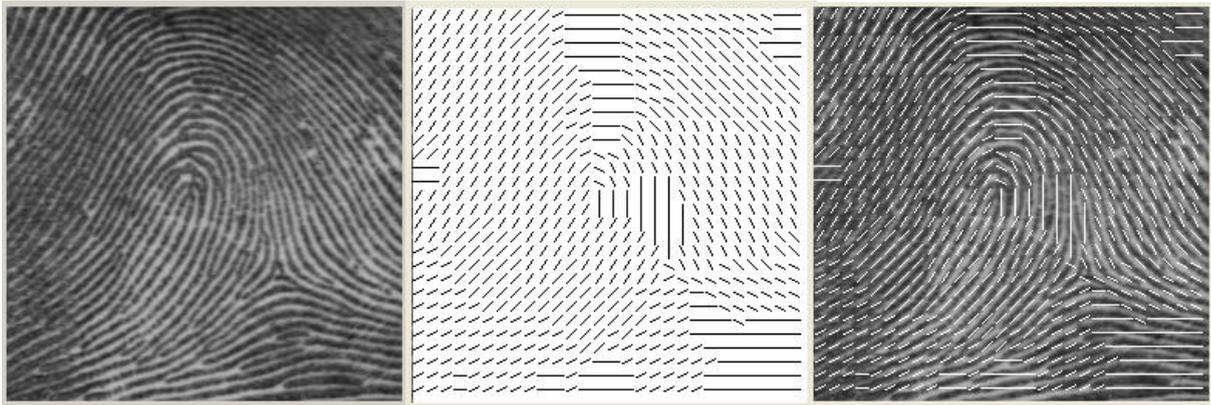


Figura 4.28 Imagem original, imagem direcional suavizada e imagem direcional suavizada sobreposta à original

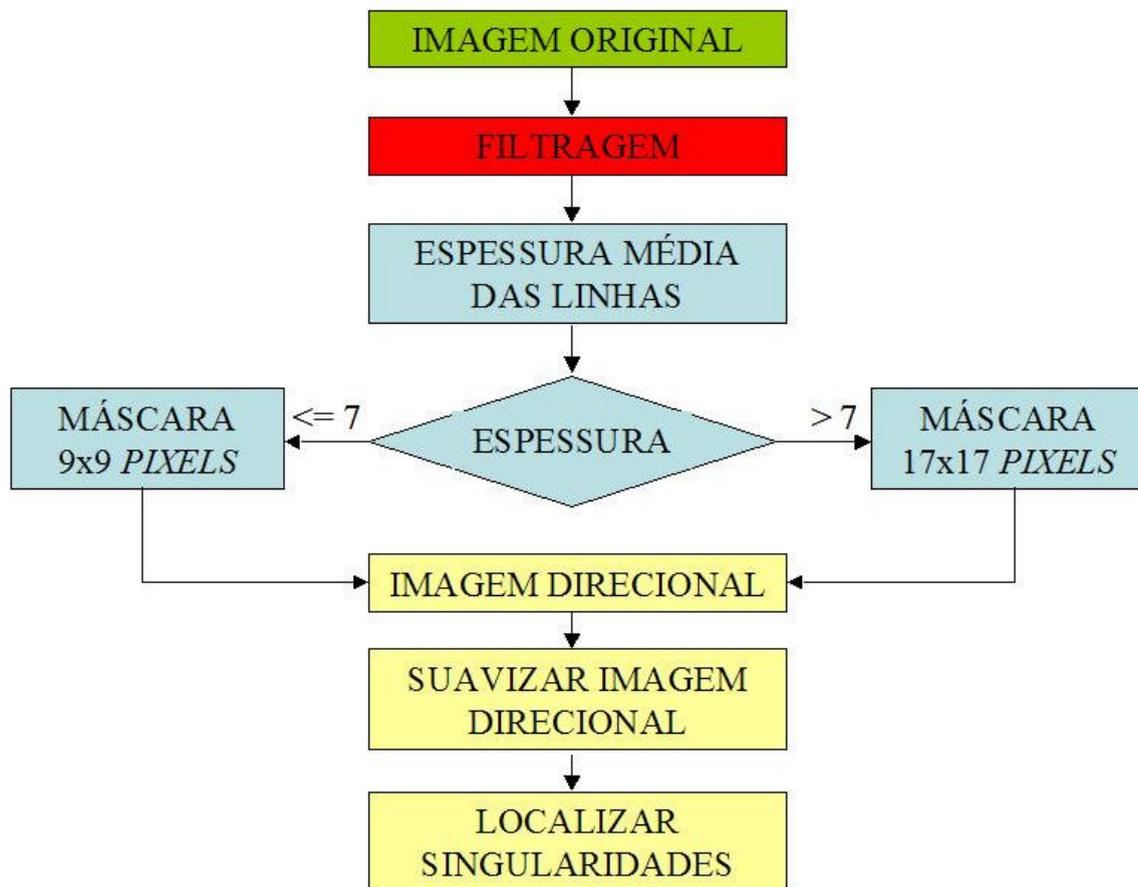


Figura 4.29 Fluxo para calcular imagem direcional e localizar singularidades

4.5 LOCALIZAÇÃO DE SINGULARIDADES

Os dois tipos especiais de características relacionadas ao mapa de direções são os pontos núcleo e delta que são denominados de pontos de singularidade. O ponto núcleo é definido como o ponto mais ao topo sobre a linha curva mais interna e um ponto delta é o centro de uma região triangular onde três diferentes direções se encontram, conforme a figura 2.10.

Existem várias abordagens propostas na literatura para detectar singularidades (núcleo, delta e pontos ordinários) em uma imagem direcional de impressão digital, tais como PARK et al (2006) e NILSSON e BIGUN (2003). Um método clássico baseado na utilização do índice de *Poincaré* (Jules Henri Poincaré - (1854 - 1912) foi proposto por KAWAGOE e TOJO (1984) e posteriormente utilizado por diversos autores para classificação de impressões digitais e será o método implementado neste trabalho. Este é um método não linear, baseado na teoria de índices, cuja teoria pode ser encontrada em SAVI (2006).

4.5.1 ÍNDICES DE POINCARÉ

Em MALTONI et al (2003) é apresentada a seguinte definição para o índice de *Poincaré*: Seja G um campo vetorial e C uma curva imersa em G , então o índice de *Poincaré* $P_{G,C}$ é definido como a rotação total dos vetores de G ao longo de C , conforme a figura 4.30.

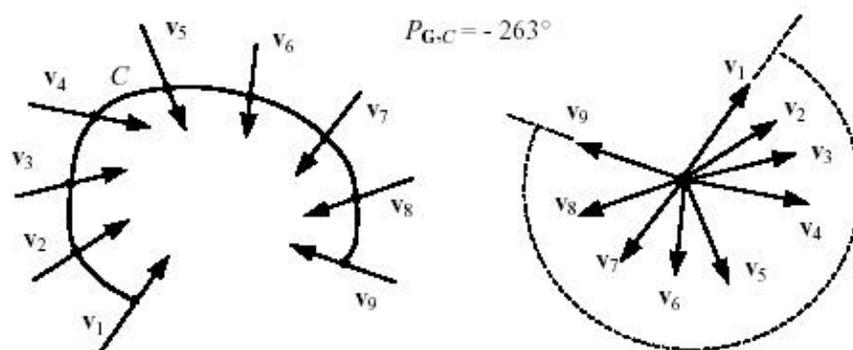


Figura 4.30 Cálculo do índice de *Poincaré*

Aplicando esta definição para impressões digitais podemos imaginar G como um campo associado com a imagem direcional da impressão digital D e $[i,j]$ a posição do

elemento q_{ij} na imagem direcional, então o índice de *Poincaré* $P_{G,C}(i,j)$ em $[i,j]$ é computado da seguinte forma:

- A curva C é uma curva fechada definida pelos elementos ordenados de D em torno de um ponto interno $[i,j]$, ou seja, em torno do *pixel* da posição $[i,j]$;
- O índice de *Poincaré*, $P_{G,C}(i,j)$, é calculado somando-se algebricamente as diferenças entre os elementos (ângulos direcionais) adjacentes de C , no sentido anti-horário. É escolhido aleatoriamente o primeiro elemento de C e esse é subtraído do seu antecedente, sucessivamente até que se feche a curva.
- Ao completar uma volta no sentido anti-horário, o índice de *Poincaré* assume somente um dos seguintes valores discretos (ângulo direcional): 0° , 180° , -180° e 360° (MALTONI et al, 2003).

No caso de impressões digitais, estes valores estão associados as singularidades, conforme a tabela 4.2:

$P_{G,C}(i,j) =$	0°	$[i,j]$ não pertence a nenhuma região singular (<i>pixel</i> ordinário).
	360°	$[i,j]$ pertence a uma região espiral.
	180°	$[i,j]$ pertence a uma região com singularidade núcleo.
	-180°	$[i,j]$ pertence a uma região com singularidade delta.

Tabela 4.2 Valores calculados pelo índice de *Poincaré* associados às singularidades

Portanto, pode-se definir o índice de *Poincaré*, aplicado a impressões digitais, como sendo o resultado encontrado pela soma das mudanças dos ângulos direcionais que compõem uma pequena curva fechada em torno de um *pixel*, conforme a figura 4.31. Ao completar a curva no sentido anti-horário, o ângulo direcional assume os valores discretos mencionados anteriormente na tabela 4.2.

O índice de *Poincaré* pode ser calculado pela equação 4.9.

$$P_{G,C(i,j)} = \sum_{k=0..7} \text{angulo}(d_k, d_{(k+1) \bmod 8}) \quad (4.9)$$

A figura 4.31 apresenta uma representação gráfica do cálculo do índice de *Poincaré* em uma vizinhança de 8 ângulos, para três tipos de singularidades. O caminho definido para *C* é a seqüência ordenada dos 8 elementos d_k ($k=0..7$) circundando a posição $[i,j]$. A direção dos elementos d_k é escolhida da seguinte forma: a partir de d_0 pega-se a direção para cima d_k ($k=1..7$) calcula-se então o valor absoluto (módulo) da diferença entre os ângulos d_k e d_{k+1} e este valor deve ser menor ou igual a 90° . Se o valor encontrado for maior que 90° , verifica-se o sinal. Caso seja negativo, soma ($+180^\circ$) e caso seja positivo soma (-180°). Aplicando a equação 4.9, conforme a representação gráfica da figura 4.31 teríamos:

$$P_{G,C(i,j)} = (d_0-d_1)+(d_1-d_2)+(d_2-d_3)+(d_3-d_4)+(d_4-d_5)+(d_5-d_6)+(d_6-d_7)+(d_7-d_0)$$

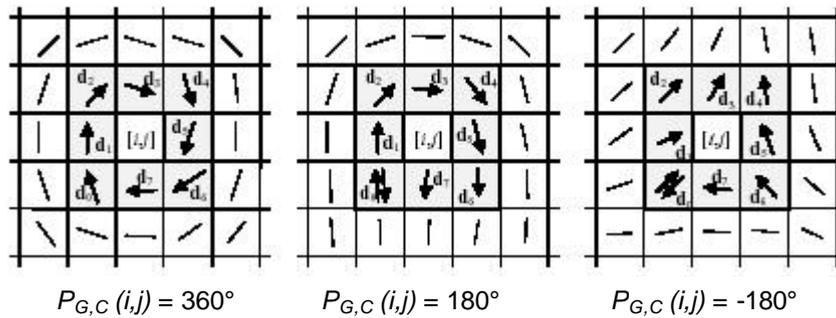


Figura 4.31 Representação gráfica do cálculo do índice de *Poincaré*, em uma vizinhança de 8 ângulos

Como exemplo, na figura 4.32, é encontrada uma singularidade tipo núcleo. Para calcular a diferença entre os ângulos direcionais em uma vizinhança 3×3 , considere que parte de uma imagem direcional apresenta os seguintes ângulos direcionais:

22,5°	0°	157,5°
22,5°	0°	0°
67,5°	67,5°	112,5°

$$\begin{aligned}
P_{(3 \times 3)} &= (67,5-22,5) + (22,5-22,5) + (22,5-0) + (0-157,5) + (157,5-0) + (0-112,5) + (112,5-67,5) + (67,5-67,5) = \\
&= 45 + 0 + 22,5 + (-157,5) + 157,5 + (-112,5) + 45 + 0 = \\
&= 45 + 0 + 22,5 + (180-157,5) + (-180+157,5) + (180-112,5) + 45 + 0 = \mathbf{180}
\end{aligned}$$

Figura 4.32 Exemplo do cálculo do índice de *Poincaré*, em uma vizinhança de 8 ângulos

A figura 4.33 apresenta uma imagem de impressão digital com o núcleo e delta localizados pela aplicação desenvolvida neste trabalho.

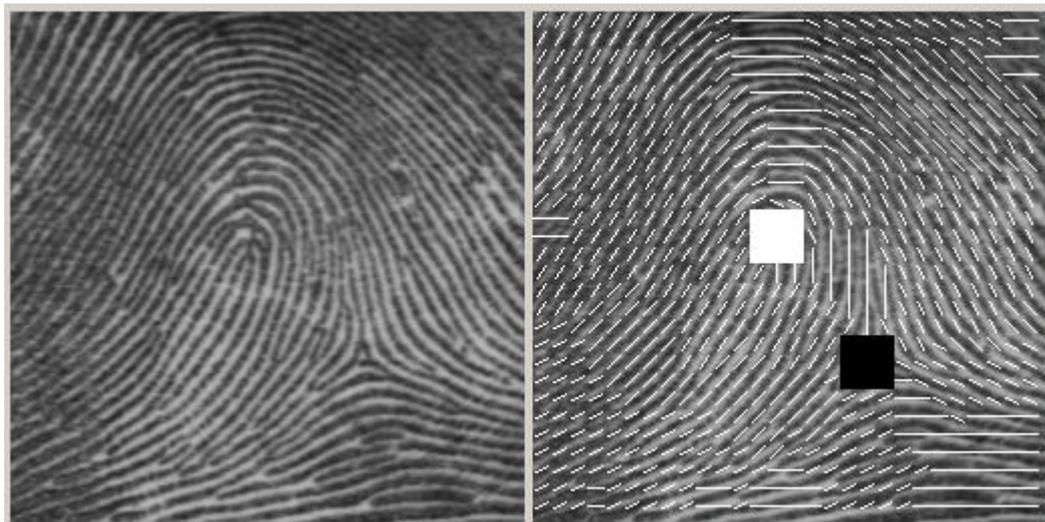


Figura 4.33 Núcleo (branco) e Delta (preto), localizados na imagem de impressão digital, utilizando o índice de *Poincaré*, com vizinhança de 8 ângulos

Também é possível calcular o índice de Poincaré usando uma vizinhança 2×2 , da imagem direcional (COSTA, 2001). Em trabalhos anteriores (VIOLA et al, 2005), (GONZAGA et al, 2005) foi implementada e testada a forma de obtenção usando vizinhança 2×2 . Os resultados com a vizinhança 3×3 se mostraram superiores na identificação dos pontos de singularidades, na maioria das imagens, conforme apresentado no capítulo 5, seção 5.4. As duas técnicas estão implementadas no aplicativo desenvolvido.

Segundo COSTA (2001), durante o processo de extração de singularidades, pelo índice de Poincaré, pode ser necessário realizar algumas tarefas de pós-processamento. Isto ocorre para o caso de singularidades serem encontradas em vizinhanças próximas. Por exemplo, na ocorrência de núcleo e delta em uma vizinhança próxima, ambos devem ser desconsiderados. Nesta dissertação como objetivo é realizar um estudo e não uma aplicação profissional, todas as posições encontradas são analisadas.

A utilização do índice de Poincaré para localizar características das impressões digitais mostrou-se um método bastante interessante. Pois, além de localizar núcleos e deltas, o que já era esperado, encontrou também alguns tipos de bifurcações que se assemelham a um delta. Este é um ponto que pode ser analisado com mais profundidade em futuros trabalhos. Falsos núcleos e deltas também foram encontrados. Isso pode ser considerado como um comportamento normal e a principal causa está relacionada com a qualidade da imagem. Pois, imagens de baixa qualidade geram imagens direcionais com imperfeições e como o cálculo do índice de Poincaré é realizado diretamente sobre a imagem direcional, podem ocorrer erros. Em imagens de boa qualidade está abordagem apresenta resultados satisfatórios.

Após a localização do núcleo e do delta pode-se encontrar a posição central destas singularidades. O objetivo de encontrar essas posições é poder girar e deslocar a imagem de impressão digital fazendo com que o núcleo seja o centro da imagem. Na figura 4.34, é apresentada a localização do núcleo e delta em uma imagem de impressão digital original e na mesma imagem girada de 10° . Observa-se que as mesmas posições do núcleo e do delta foram encontradas. Com isso pode ser possível alinhar impressões digitais, para melhorar o processo de identificação. Para isso, deve-se entender a forma e a posição que se deseja encontrar. Pela definição de núcleo, sua posição de referência é o topo da linha mais interna e o delta o centro de uma região triangular onde três diferentes direções se encontram.

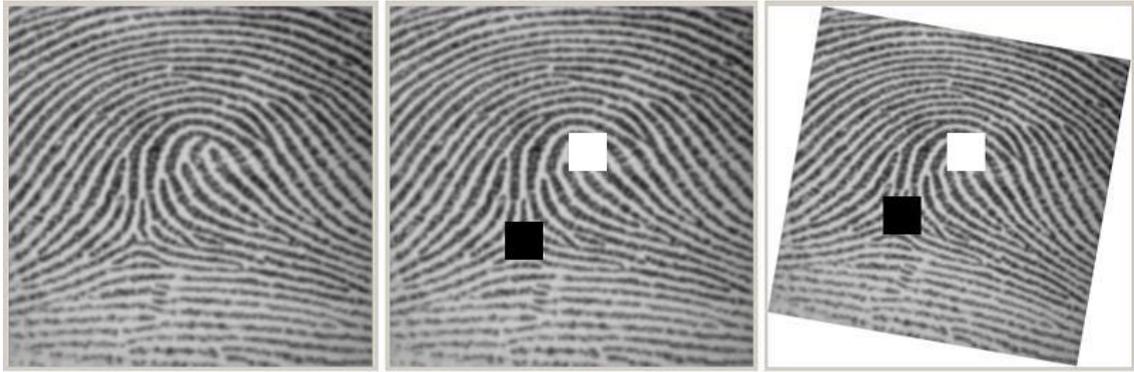


Figura 4.34 Localização de Núcleo (branco) e Delta (preto), em imagem de impressão digital original e girada de 10°

Uma possível forma de encontrar essas posições é através de operadores morfológicos. Mais precisamente através da transformada *HIT-OR-MISS* (SERRA, 1982), (SOILLE, 1998) que é utilizada para na detecção de formas em imagens binárias e deve ser estudada em trabalhos futuros.

5 TESTES E RESULTADOS EXPERIMENTAIS

O propósito deste capítulo é apresentar os diversos testes executados, que deram subsídios às conclusões finais do trabalho. Estes testes serão apresentados por seções, nas quais são descritas as metodologias utilizadas.

5.1 ORIGEM DAS IMAGENS

As imagens utilizadas para os testes foram adquiridas nas seguintes bases de dados:

- Fornecida pelo Biometric Systems Lab, Universidade Bologna e disponíveis na Internet em <http://biolab.csr.unibo.it>
 - FINGDB - 168 imagens (256x256 pixels) em nível de cinza adquiridas por scanner;
 - DSPAMI97 - 14 imagens (256x256 pixels) em nível de cinza, escaneadas a partir de impressões digitais impressas colhidas pelo método chamado *ink-technique* (seção 3.1.2) e com rolagem do dedo;
 - DB1 - 80 imagens (300x300 pixels, 500 dpi) adquiridas por scanner ótico do tipo FTIR;
 - DB2 - 80 imagens (640x480 pixels, 500 dpi) adquiridas por scanner solid-state do tipo capacitivo.
- Fornecido pelo FBI (Federal Bureau Investigation), disponível na Internet em <http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/databases/defs/dbases.html>
 - NIST (National Institute of Standards and Technology) DB4 - 50 imagens (256x256 pixels) escaneadas a partir de impressões digitais impressas colhidas pelo método *ink-technique* (seção 3.1.2) e com rolagem do dedo.

Além dessas, algumas imagens de impressões digitais sintéticas foram utilizadas. Estas imagens foram geradas pelo aplicativo SFINGE, versão beta (Biometric Systems Lab, Universidade Bologna e disponível na Internet em <http://biolab.csr.unibo.it>).

Algumas imagens latentes (seção 2.3) também foram utilizadas e foram adquiridas em <http://www.emeate.freemove.co.uk>.

5.2 FILTRAGEM NO DOMÍNIO DE FOURIER

Foram realizados testes para exemplificar a filtragem por Fourier e gerar as imagens no espectro de Fourier foram feitos com o aplicativo “*2D Fast Fourier Transform*” (WATT e POLICARPO, 1998).

O objetivo desses testes é entender e visualizar como uma imagem de impressão digital se comporta no espectro de Fourier e a partir disso realizar procedimentos para melhorar essas imagens, tais como, definir filtros específicos para cada característica apresentada pela imagem.

Em um primeiro momento foram utilizadas imagens de impressão digital de boa qualidade. A visualização destas imagens no espectro de Fourier possibilitou observar que apresentam sempre suas frequências se encontram em forma de anel próximas da origem. E com isso pode-se entender que a força da imagem está concentrada nas baixas frequências (figura 3.14).

Em um segundo passo, foram utilizadas imagens de impressão digital de baixa qualidade, com muitas falhas nas cristas e vales. Esses testes apresentaram imagens no espectro de Fourier com as frequências em forma de anel, só que mais afastadas da origem.

Também foram realizados testes com imagens apresentando ruídos do tipo *salt-and-pepper* (figura 3.16). Ainda foi possível observar uma concentração de frequências em forma de anel, só que agora a quantidade de informações de alta frequência aumentou consideravelmente em todo o espectro de Fourier. Para estes tipos de imagem uma filtragem passa-baixa no domínio de Fourier foi executada apresentando ótimo resultado.

Ainda com o objetivo de analisar as imagens como um todo, foram utilizadas imagens de impressões digitais latentes, como mostradas nas figura 3.24 e 3.26, com ruídos na imagem. O espectro de Fourier dessas imagens apresentou frequências próximas da origem e também frequências distribuídas ao longo de uma direção inclinada. Para este tipo de imagens foi utilizado um filtro do tipo setor angular (figura 3.26), que conseguiu retirar quase que completamente as linhas ruidosas, melhorando muito a qualidade da imagem. Outras imagens, apresentaram ruídos periódicos diferentes fazendo com que as

freqüências se manifestassem através de pontos brilhantes espalhados pelo espectro de Fourier (figura 3.24 e 3.25). Para estas imagens recomenda-se a utilização de filtros circulares não centrado na origem, que conseguem isolar esses pontos brilhantes.

Pôde-se observar também que existem algumas imagens de impressão digital que mesmo aparentando boa qualidade, precisam ser suavizadas, para melhorar a sua definição entre cristas e vales. Para estes tipos de imagens deve ser aplicado um filtro que retira da imagem determinadas freqüências abaixo de um valor percentual informado. Essas imagens apresentaram uma melhor definição entre as cristas e os vales e apresentaram melhores resultados quando utilizadas, após a filtragem, no aplicativo desenvolvido para localizar núcleos e deltas nas imagens.

Após esses testes nas imagens como um todo, foram realizados outros testes em pequenos fragmentos de impressões digitais. Estes testes revelaram uma importante característica dessas imagens. Pois normalmente um fragmento de impressão digital possui as cristas e os vales com a mesma freqüência e direção. No espectro de Fourier isso se apresenta bem caracterizado, apresentando dois picos simétricos em relação à origem (figura 3.28). Foi possível então perceber que a distância entre esse picos está relacionada com a espessura das cristas e a direção é indicada por uma linha perpendicular a esses pontos.

5.3 FILTRAGEM PELO FILTRO DE GABOR

Para realizar os testes referentes à filtragem pelo filtro de Gabor, foi utilizado um aplicativo desenvolvido em nossos trabalhos anteriores (GONZAGA et al, 2005a).

O objetivo de estudar o filtro de Gabor neste trabalho foi entender o seu funcionamento quanto à melhoria da qualidade das imagens de impressão digital. Como já mencionado na seção 3.3, e de acordo com a equação 3.24, o filtro de Gabor depende dos seguintes parâmetros: a freqüência da onda senoidal, a orientação do filtro e o desvio padrão da função gaussiana. Neste trabalho foram estudadas as influências dos dois primeiros parâmetros e como estimá-los para serem usados pelo filtro.

Os testes foram realizados em fragmentos de imagens de impressão digital de 64×64 e 128×128 bits, em escala de cinza. Para os testes referentes à orientação do filtro, foram utilizados os valores 0,33 para a freqüência, 0,7 para a largura da gaussiana e domínio da janela espacial do filtro entre -15 e 15. A seguir foram realizadas filtragens

nas imagens, com a orientação do filtro com os valores 0° , 45° , 90° e 135° . Em todos os testes as imagens mostraram uma melhor definição entre o nível de cinza das cristas e dos vales. Melhoraram também a definição das cristas que apresentassem inclinação aproximadamente igual ao valor do ângulo utilizado. No entanto, as cristas que possuíam inclinações diferentes não melhoraram a definição e em alguns casos sofreram piora. Com isso foi possível constatar a importância de uma boa definição da orientação do ângulo, antes da filtragem.

Em seguida foram feitos testes utilizando os ângulos de orientação adaptativos a cada região a ser filtrada. Isso resultou em uma melhora da imagem como um todo, tanto na definição das cristas e vales, quanto na recuperação de falhas que havia nas imagens. A orientação dos ângulos foi obtida a partir dos ângulos da imagem direcional (seção 4.3), apresentada no capítulo 4. Sendo, portanto, uma boa forma de se obter este parâmetro.

Para analisar a influência da frequência no filtro de Gabor foram realizados testes em fragmentos de impressões digitais, com cristas e vales de diferentes espessuras. O objetivo foi comparar os resultados usando valores $f=1/2K$, $f=1/K$ sendo K a espessura das cristas da impressão digital, referenciado em diversos trabalhos e o valor $f=1/2\sqrt{2}$ utilizado no trabalho de LEE e WANG (1999a). Nas imagens testadas o valor da espessura das linhas não apresentou influência significativa nos resultados do filtro de Gabor. Sendo muito mais importante o valor atribuído a largura da gaussiana (σ). Isto mostra que a identificação desse parâmetro que deve ser estudada em trabalhos futuros.

5.4 LOCALIZAÇÃO DE NÚCLEOS E DELTAS

Para realizar os testes referentes a calcular o número de linhas entre pontos da impressão digital, estimar a espessura das linhas, calcular a imagem direcional, suavizar a imagem direcional e localizar núcleos e deltas, foi desenvolvido um aplicativo para realizar estas tarefas. Este aplicativo foi desenvolvido no Borland C++ Builder 5.

Um primeiro teste foi realizado com o objetivo de comparar os métodos implementados referentes à localização de núcleos e deltas. Utilizando o banco de dados DSPAMI97 pôde-se comparar o desempenho dos métodos de suavização “suavização pela moda” e “suavização pela moda adaptado”. Com estes testes também foi possível comparar os métodos para a localização de núcleos e deltas pela vizinhança 2×2 e 3×3 . Na tabela 5.1 foi utilizado o método com blocos de 2×2 e na tabela 5.2 foi utilizado o método

com blocos de 3×3 , para localizar núcleos e deltas. A seguinte metodologia foi adotada para esses testes:

Acerto: quando encontrou corretamente núcleo e delta;

Acerto Parcial: quando encontrou pelo menos um dos dois e não encontrou o outro;

Erro: quando o resultado foi um falso positivo (encontrou um ponto singular que não havia na imagem) ou um falso negativo (quando não encontrou um ponto singular que estava presente na imagem).

Suavização	Qtde de imagens	Acertos	Acertos parciais	Erros
Moda adaptado	14	9 (62,3%)	2 (14,3%)	3 (21,4%)
Moda	14	8 (57,1%)	2 (14,3%)	4 (28,6%)

Tabela 5.1 Resultado da localização de núcleos e deltas pelo método com blocos de 2×2

Suavização	Qtde de imagens	Acertos	Acertos parciais	Erros
Moda adaptado	14	10 (71,4%)	2 (14,3%)	2 (14,3%)
Moda	14	6 (42,9%)	8 (57,1%)	0 (0 %)

Tabela 5.2 Resultado da localização de núcleos e deltas pelo método com blocos de 3×3

Estes testes foram realizados sem qualquer pré-processamento nas imagens. Com base neles pode-se concluir que o método com blocos 3×3 e suavização pelo método “moda adaptado“ foi o que apresentou melhor resultado sendo, portanto o método adotado no trabalho. Sendo os próximos testes realizados com este método.

Os testes foram realizados nas imagens dos bancos de dados DSPAMI97 e NISTDB4, mencionados no início deste capítulo.

Os seguintes resultados foram observados (tabela 5.3) quanto à localização de núcleos e deltas, utilizando a mesma metodologia mencionada no teste anterior:

Banco de Dados	Qtde de imagens	Acertos	Acertos parciais	Erros
DSPAMI97	14	10 (71,4%)	2 (14,3%)	2 (14,3%)
NISTDB4	50	26 (52%)	13 (26%)	11 (22%)

Tabela 5.3 Resultado da localização de núcleos e deltas sem pré-processamento

O banco DSPAMI97 apresenta imagens de boa qualidade enquanto o NIST apresenta imagens de boa qualidade e de qualidade ruim. Os primeiros testes foram realizados sem nenhum pré-processamento para melhoria das imagens. Em seguida, foi realizado um pré-processamento nas imagens do banco DSPAMI97, que haviam apresentados resultados com acertos parciais e com erros. Essas imagens sofreram uma filtragem pelo filtro apresentado na seção 3.2.7 (filtragem por valor de corte) e o resultado pode ser observado na tabela 5.2. Cabe ressaltar que os valores aplicados a este filtro foram realizados de forma empírica. O estudo desse filtro deve ser investigado em trabalhos futuros. Outro ponto importante é que após está filtragem, a imagem direcional também melhorou sensivelmente.

Banco de Dados	Qtde de imagens	Acertos	Acertos parciais	Erros
DSPAMI97	14	12 (85,72%)	1 (7,14%)	1 (7,14%)

Tabela 5.4 Resultado da localização de núcleos e deltas após filtragem

6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

6.1 CONCLUSÃO

Através deste trabalho, procura-se dar uma introdução aos conceitos referentes ao estudo das impressões digitais, possibilitando ao leitor um entendimento inicial do assunto. Inicialmente a impressão digital era utilizada somente em situações de identificação de criminosos ou vítimas, mas com o avanço da tecnologia dos computadores, outras aplicações surgiram. A localização das singularidades (núcleos e deltas), das minúcias e a classificação das impressões digitais são as principais características analisadas para se identificar e ou autenticar um indivíduo através de um sistema automático. Esses, de uma forma geral, compreendem as seguintes fases: aquisição e tratamento da imagem, extração de características e identificação ou autenticação.

Portanto, pode-se concluir que, na grande maioria das vezes, se faz necessário realizar uma preparação nas imagens de impressão digital, para que estas sejam usadas por um sistema automático ou mesmo para melhorar a sua visualização. Nos dias de hoje, para adquirir as imagens são utilizados procedimentos automáticos, através de *scanners*, com os quais as imagens digitais de impressão digital são capturadas. Como ainda há um legado de impressões digitais obtidas através de tinta e papel os sistemas devem tratar ambas as formas de aquisição das imagens. Mesmo com o avanço da tecnologia dos *scanners*, ainda são geradas imagens com baixa qualidade. Portanto essas imagens devem passar por um processo de melhora ou preparação.

Existem diversas técnicas para tratar e melhorar a imagem de impressão digital. Essas técnicas podem ser divididas em filtragem no domínio espacial e filtragem no domínio da frequência. Neste trabalho, foi realizado um estudo sobre a filtragem no domínio da frequência, através da transformada de Fourier e do filtro de Gabor.

A importância da mudança de apresentação de uma imagem do domínio do espaço para o da frequência é bastante relevante no estudo de imagens de impressão digital. Como uma imagem de impressão digital é constituída por uma seqüência de cristas e vales que se repetem e possuem largura aproximadamente constante, observa-se que ela tem um comportamento semelhante a uma função senoidal bidimensional. Isso faz com que as frequências dessas senóides apresentem características próprias no espectro de Fourier, possibilitando um maior entendimento da imagem.

Portanto, a importância de entender a representação da imagem do espectro de Fourier é que a partir desse entendimento, torna-se mais simples e intuitivo determinar um filtro apropriado a ser aplicado à imagem. Através das informações geradas pela imagem do espectro de Fourier pode-se realçar (manter) ou reter (eliminar) os coeficientes das componentes de determinadas frequências.

Com base nos testes realizados, este estudo identificou, através do espectro de Fourier, que tipo de filtro deve ser utilizado para cada necessidade de melhora da imagem. Através da utilização de um filtro de suavização foi possível melhorar a localização do núcleo e delta nas imagens de impressão digital. Outro importante entendimento que se pode extrair do espectro de Fourier, de um fragmento de uma imagem de impressão digital, é a relação entre a frequência e a espessura das cristas e vales, além da direção das cristas e vales, que ficam bem caracterizados quando a imagem está no domínio de Fourier.

Outro importante filtro utilizado para imagens de impressão digital é o filtro de Gabor, que como pôde ser constatado, tem como finalidade básica realçar a qualidade de imagens senoidais, aumentando o contraste e retirando ruídos. Pode ser utilizado na forma real, na melhoria da imagem, ou na forma complexa, na melhoria da imagem e identificação de minúcias. Seus parâmetros devem ser utilizados de forma adaptativa, levando em consideração a região na qual será aplicado. Portanto, para obter melhores resultados, deve-se primeiramente estimar a frequência, calcular a orientação do ângulo e avaliar o desvio padrão (largura da gaussiana bidimensional) da região a ser filtrada, antes de realizar a filtragem.

Este filtro é projetado no domínio espacial da imagem, modulado por uma gaussiana bidimensional, e no domínio de frequências tem o mesmo formato que no domínio espacial. Foi possível observar também que este é um filtro passa-banda, cuja frequência f estabelecida no domínio espacial da imagem é o pico da gaussiana bidimensional no domínio de frequências. Isto faz com que o filtro atenuar ou rejeite as frequências com distância maior que o desvio padrão no domínio de frequências, com centro na frequência f . Portanto, encontrar valores ideais para estes parâmetros para cada imagem é muito importante.

De acordo com os testes realizados, pôde-se constatar a relevância do parâmetro referente ao ângulo direcional. Sempre que as cristas apresentaram inclinação aproximada com a mesma direção do ângulo aplicado ao filtro, observou-se uma melhora em suas

definições. Daí pode-se concluir que é possível utilizar informações da imagem direcional para definir a orientação do filtro de Gabor. Quanto à relação da frequência com a espessura das linhas da impressão digital, não foi possível determinar a forma ideal de obtê-la. Pois os resultados não foram suficientemente conclusivos quanto a isto. Foi possível constatar a importância do parâmetro que determina a largura da gaussiana e que deve ser estudado mais profundamente em trabalhos futuros.

O filtro de Gabor mostrou-se bastante útil e adequado para melhorar a qualidade de imagens de impressões digitais, retirando ruídos, corrigindo inconsistências e melhorando a definição das cristas.

As técnicas utilizadas para estimar a espessura das linhas (cristas e vales) e calcular a quantidade de linhas entre dois pontos da impressão digital, devem ser mais aprofundadas, pois não apresentaram bons resultados com imagens de baixa qualidade.

Estimar a espessura média das linhas é relevante para a determinação da máscara a ser utilizada na criação da imagem direcional. A medida que a resolução dos scanners melhorem, as cristas devem apresentar-se com espessuras maiores.

De acordo com os testes realizados, a localização de singularidades através do índice de Poincaré apresentou resultados satisfatórios, em imagens de boa qualidade, enquanto que em imagens de baixa qualidade, falsas ocorrências de singularidades são encontradas. Fazendo com que seja imprescindível um bom pré-processamento das imagens. Este método é também bastante dependente do cálculo da imagem direcional e da sua suavização. Então, se a imagem direcional for calculada com precisão a localização de singularidades pelo índice de Poincaré atinge grandes percentuais de acerto. Os resultados da utilização do índice de Poincaré em uma vizinhança de 3×3 em comparação com uma vizinhança de 2×2 se mostraram superiores na identificação dos pontos de singularidades, na maioria das imagens, conforme apresentado no capítulo 5, seção 5.4.

Por fim, acredita-se que os objetivos iniciais do trabalho foram alcançados. Ou seja, introduzir o estudo da análise de imagens de impressões digitais como uma nova linha de pesquisa na pós-graduação em computação no Instituto de Computação da Universidade Federal Fluminense. Acredita-se que este trabalho possa servir de base para novas pesquisas, abrindo caminho para que os estudantes desenvolvam novas técnicas ou melhorem as apresentadas nesta dissertação.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

- Realizar um estudo da correta utilização dos parâmetros de frequência e largura da Gaussiana do filtro de Gabor e da relação que há entre eles;
- Estudar a possibilidade de estimar a frequência das linhas através da transformada de Fourier;
- Desenvolver um aplicativo para utilizar o filtro de Gabor de forma adaptativa em toda a imagem;
- Estudar a possibilidade de localizar núcleos e deltas utilizando as características das imagens no espectro de Fourier;
- Continuar o estudo da transformada de Fourier para criar filtros automatizados;
- Implementar outros métodos para estimar a espessura das linhas da impressão digital;
- Implementar outros métodos para calcular a imagem direcional da impressão digital, incluindo outros ângulos na máscara utilizada para cálculo;
- Implementar outros métodos para localizar núcleos e deltas;
- Realizar um estudo para extrair informações da impressão digital através de operadores morfológicos;
- Existem algumas pesquisas que relacionam as características da impressão digital com aptidões esportivas. Este é um bom tema para ser desenvolvido;
- Estudar técnicas para alinhar impressões digitais;
- Estudar técnicas para segmentação de imagens de impressão digital;
- Estudar a possibilidade de utilizar a transformada de Hough na detecção de características das impressões digitais.

Embora já existam bastantes aplicações desenvolvidas, o estudo de novos métodos e técnicas para análise de imagens de impressão digital, ainda está longe de se esgotar. Novas áreas de pesquisa estão sendo criadas em função das características das impressões digitais, principalmente na medicina, na genética e na área desportiva, abrindo um grande campo de estudo nestas áreas.

REFERÊNCIAS

(AYRES e RANGAYYAN, 2005) AYRES, F.J. e RANGAYYAN R. M., **Performance Analysis of Oriented Feature Detectors**, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Calgary, Calgary, Alberta, Canada T2N 1N4, 2005

sibgrapi.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/banon/2005/07.15.17.57/doc/ayresf_oriented.pdf

(AZEVEDO e CONCI, 2003) AZEVEDO, E. e CONCI, A., **Computação Gráfica – Teoria e Prática**. 1ª. ed. Elsevier Ltda., Rio de Janeiro, 2003.

(BAZEN e GEREZ, 2001) BAZEN, A. M. e GEREZ, S. H., **Extraction of Singular Points from Directional Fields of Fingerprints**, Mobile Comm. In Perspective, CTIT Workshop Mobile Comm., Univ. of Twente, Enschede, The Netherlands, pp. 41-44, Feb 2001.

(BAZEN e GEREZ, 2002) BAZEN, A. M. e GEREZ, S. H., **Systematic Methods for the Computation of Directional Fields and Singular Points of Fingerprints**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 7, pp. 905-919, 2002.

(BHANU e TAN, 2004) BHANU, B. e TAN, X., **Computational Algorithms for Fingerprint Recognition**, Kluwer Academic Publishers, New York, ISBN 1-4020-7651-7, 2004.

(BIOMETRIKA, 2005) <http://www.biometrika.it/index.html>, consultado em dezembro de 2005.

(CAPPELLI et al, 2002) CAPPELLI, R., MAIO, D. e MALTONI, D., **Synthetic Fingerprint Database Generation**, Pattern Recognition, Vol. 3, pp 744-747, 2002.

(CHANG e FAN, 2001) CHANG, J. H. e FAN, K. C., **Fingerprint Ridge Allocation in Direct Gray-scale Domain**, Pattern Recognition, Vol. 34, pp 1907-1925, 2001.

(COSTA, 2001) COSTA, S. M. F., **Classificação e Verificação de Impressões Digitais**, Dissertação de Mestrado – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – Departamento de Sistemas Elétricos – 2001. Disponível em http://www.sim.lme.usp.br/publicacoes/teses/pdf/dissertacao_silvia.pdf.

(FACON, 2005) FACON, J., **Apostila de Processamento e Análise de Imagens** – curso de Mestrado em Informática Aplicada da PUCPR – agosto de 2005.- disponível em <http://www.ppgia.pucpr.br/~facon>.

(FOLEY et al, 1990) FOLEY, J.D., DAM, A.V., FEINER, S.K. e HUGHES, J.F., **Computer Graphics – Principles and Practice**. 2ª. ed. Addison Wesley, Reading, 1990.

(GABOR, 1946) GABOR, D., **Theory of Communication**. *Journal of the Institute of Electrical Engineers*, 93, 429-457, 26, 1946.

(GONÇALVES, 2006) GONÇALVES, R. A., **Desenvolvimento de Algoritmo para Tratamento de Impressões Digitais Rotacionadas**, Monografia (Bacharelado em Ciência da Computação), UFF – Universidade Federal Fluminense, 2006.

(GONZAGA, 2004) GONZAGA, S. L. O., **Desenvolvimento de um Algoritmo Baseado no Filtro de Gabor para Identificação de Impressões Digitais**, Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional), Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro: Nova Friburgo, 2004.

(GONZAGA et al, 2005) GONZAGA, S. L. O., VIOLA, F., GONÇALVES, R. A. e CONCI, A., **Attracting Basin Based Approach in a Fingerprint Identification System**, Proceedings of the Workshop on Nonlinear Phenomena Modeling and Their Applications, 4-6 May, 2005 - SP- Brazil. ISBN: 85-85769-23-8, vol. 7, pp.32-33. Edited by J M Balthazar, RMLRF Brasil, E E N Macau and B R Pontes, May 2005.

(GONZAGA et al, 2005a) GONZAGA, S. L. O., VIOLA, F., e CONCI, A., **Filtro Adaptativo para Melhoria de Imagens de Impressões Digitais Utilizando o Filtro de Gabor e Campos Direcionais**, 4o Congresso Temático de Dinâmica, Controle e Aplicações - DINCON'2005, 6-10 de junho de 2005, UNESP - Campus de Bauru. ISBN: 85-86883-24-7, vol.4 pp. 1057-1066, Junho 2005.

(GONZAGA et al, 2006) GONZAGA, S. L. O., VIOLA, F., e CONCI, A., **Enhancing Fingerprint Images by an Adaptive Gabor Filter**, Universidade Federal Fluminense, Relatório Técnico, cód: RT-2/06, 2006.

(GONZALEZ e WOODS, 2000) GONZALEZ, R. C. e WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. 1ª. ed. Edgard Blücher Ltda, São Paulo, 2000.

(GU et al, 2004) GU, J., ZHOU, J. e ZHANG, D., **A Combination Model for Orientation Field of Fingerprints**. Pattern Recognition, Vol. 37, pp 543-553, 2004.

(HONG et al, 1998) HONG, L., WAN, Y. e JAIN, A.K., **Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 8, pp. 777-789, 1998.

(JAIN e PANKANTI, 1997) JAIN, A. K. e PANKANTI, S., **Fingerprint Classification and Matching**, 1997. Disponível em: <http://www.research.ibm.com/ecvg/pubs/sharat-handbook.pdf> - Acesso em: dezembro de 2004.

(JAIN et al, 2000) JAIN, A. K., PRABHAKAR, S., HONG, L. e PANKANTI, S., **Filterbank-Based Fingerprint Matching**, IEEE Trans. Image Processing, vol. 9,no. 5, pp. 846-859, 2000.

(KAMEI e MIZOGUCHI, 1995) KAMEI, T. e MIZOGUCHI, M., **Image Filter Design for Fingerprint Enhancement**, International Symposium on Computer Vision, ISCV'95, Proceedings; Coral Gables, FL; USA, pp. 109-114, 1995.

(KARU e JAIN, 1996) KARU, K. e JAIN, A. J., **Fingerprint Classification**, Pattern Recognition, Vol. 29, No. 3, pp 389-404, 1996.

(KAWAGOE e TOJO, 1984) KAWAGOE, M. e TOJO, A., **Fingerprint Pattern Classification**, Pattern Recognition, volume 17, pp.295-303, 1984.

(KOVACS et al, 2000) KOVACS, V.Z.M., ROVATTI, R. e FRAZZONI, M., **Fingerprint Ridge Distance Computation Methodologies**, Pattern Recognition, Vol. 33, No. 1, pp 69-80, 2000.

(LAI e KUO, 2003) LAI, J. Z. C. e KUO, S. C., **An Improved Fingerprint Recognition System Based on Partial Thinning**, 16th IPPR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, pp. 169-176, 2003.

(LEE e WANG, 1999) LEE, C.J. e WANG, S.D., **Fingerprint Feature Extraction Using Gabor filters**, Electronic Letters, 35, 288-290, 4, 1999.

(LEE e WANG, 1999a) LEE, C.J. e WANG, S.D., **A Gabor Filter-based Approach to Fingerprint Recognition**, IEEE Workshop on Signal Processing Systems, pp. 371-378, 1999.

(LIN e DUBES, 1983) LIN, W. e DUBES, R., **A Review of Ridge Counting in Dermatoglyphics**, Pattern Recognition, Vol. 16, pp 1-8, 1983.

(LOBO, 2000) LOBO Nt., A., **Extração Automática de Minúcias de Impressões Digitais**, Monografia (Bacharelado em Ciência da Computação), UFF – Universidade Federal Fluminense, 2000.

(MAIO e MALTONI, 1997) MAIO, D. e MALTONI, D., **Direct Gray-scale Minutiae Detection in Fingerprints**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 1, pp 27-40, 1997.

(MALTONI et al, 2003) MALTONI, D.; MAIO, D.; JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S., **Handbook of Fingerprint Recognition**, 1 ed. Springer – Verlag Inc., New York, 348 P. ISBN 0-387-95431-7, 2003.

(MARQUES, 2004) MARQUES, A. C. P. B., **Extração de Minúcias em Impressões Digitais**, Rio de Janeiro, 2004.xxiii, 155f.; il. Dissertação de Mestrado em Informática – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Matemática, Núcleo de Computação Eletrônica, 2004.

(MEHTRE et al, 1987) MEHTRE, B. M., KAPOOR, M. S. e CHATTERJEE, B., **Segmentation of Fingerprint Images Using the Directional Image**, Pattern Recognition, Vol. 20, No. 4, pp 429-435, 1987

(NILSSON e BIGUN, 2003) NILSSON, K. e BIGUN, J., **Localization of Corresponding Points in Fingerprints by Complex Filtering**, Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp 2135-2144, 2003.

(O’GORMAN e NICKERSON, 1989) O’GORMAN, L. e NICKERSON, J.V., **An Approach to Fingerprint Filter Design**, Pattern Recognition, Vol. 22, No. 1, pp 29-38, 1989.

(PARK e PARK, 2005) PARK, C.H. e PARK, H., **Fingerprint Classification Using Fast Fourier Transform and Nonlinear Discriminant Analysis**, Pattern Recognition, vol. 38, pp. 495-503, 2005.

(PARK et al, 2006) PARK, C., LEE, J., SMITH, M. J. T. e PARK, K., **Singular Point Detection by Shape Analysis of Directional Fields in Fingerprints**, Pattern Recognition, vol. 39, no. 5, pp. 839-855, 2006.

(POLICENSW, 2006) <http://www.policensw.com/fingerprints;finger01.html>, em março de 2006.

(PRABHAKAR et al, 2000) PRABHAKAR, S., JAIN, A. K. e WANG, J., **Minutia Verification and Classification for Fingerprint Matching**, 15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR’00), vol. 1, pp. 1025-1029, 2000.

(PRABHAKAR et al, 2003) PRABHAKAR, S., JAIN, A. K. e PANKANTI, S., **Learning Fingerprint Minutiae Location e Type**, Pattern Recognition, vol. 36, pp. 1847-1857, 2003.

(RATHA e BOLLE, 2004) RATHA, N. K. e BOLLE, R., **Automatic Fingerprint Recognition Systems**, Springer–Verlag Inc., New York, ISBN 0-387-95593-3, 2004.

(ROSS et al, 2003) ROSS, A., JAIN, A. e REISMAN, J., **A Hybrid Fingerprint Matcher**, Pattern Recognition, vol. 36, pp. 1661-1673, 2003.

(SAVI, 2006) SAVI, M. A., **Dinâmica Não-linear e Caos**, E-Papers, Rio de Janeiro, ISBN 85-7650-062-0, 2006.

(SCURI, 1994) SCURI, A. E., **Filtros Interativos para Imagens Digitais no Domínio da Frequência**, Rio de Janeiro, 1994; Dissertação de Mestrado – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Informática, 1994.

(SERRA, 1982) SERRA, J., **Image Analysis and Mathematical Morphology**, Academic Press Inc., Orlando, ISBN 0-12-637240-3, 1982.

(SHERLOCK et al, 1994) SHERLOCK, B.G., MONRO, D.M. e MILLARD, K., **Fingerprint Enhancement by Directional Fourier Filtering**, IEE Proceedings - Vision, Image, and Signal Processing, vol. 141, no. 2, pp. 87-94, 1994.

(SHIN et al, 2006) SHIN, J., HWANG, H. e CHIEN, S., **Detecting Fingerprint Minutiae by Run Length Encoding Scheme**, Pattern Recognition, vol. 39, pp. 1040-1154, 2006.

(SIM, 2002) SERVIÇO DE IDENTIFICAÇÃO DA MARINHA - **Apostila do Curso Especial de Identificador Datiloscopista do Serviço de Identificação da Marinha – Marinha do Brasil**, 2002.

(SOILLE, 1998) SOILLE, P., **Morphological Image Analysis**, Springer – Verlag Inc., Berlin, ISBN 3-540-65671-5, 1998.

(THOMÉ e MARQUES, 2005) THOMÉ, A. C. G. e MARQUES, A. C. P. B., **A Neural Network Fingerprint Segmentation Method**. In: Hybrid Intelligent Systems - HIS2005, 2005, Rio de Janeiro. Fifth International Conference on Hybrid Intelligent Systems. Los Alamitos, California, USA : IEEE Computer Society Conference Publishing Services, v. 1. p. 385-392, 2005.

(VIOLA et al, 2005), VIOLA, F. M., GONZAGA, S. L. O. e CONCI, A., **On the Line Width Influence in Directional Field Determination for Fingerprint Images**, Proceedings of 12th International Workshop on Systems, Signals and Image Processing - IWSSIP'05, Grecia, Institute of Electronics and Telecommunications, Co-sponsorship: IEEE Signal Processing Society and Euraspip, ISBN: 0-907776-20-5, September 2005.

(WANG et al, 2002) WANG, S., ZHANG, W. W. e WANG, Y. S., **Fingerprint Classification by Directional Fields**, IEEE International Conference on Multimodal Interaces, 2002.

(WANG e LEE, 1999) WANG, S.D. e LEE, C.J., **Fingerprint Recognition Using Directional Micropattern Histograms and LVQ Networks**, Proceedings of IEEE International Conference on Information Intelligence and Systems, 300-303, 1999.

(WANG e WANG, 2004) WANG, S. e WANG, Y. S., **Fingerprints Enhancement in the Singular Point Area**. IEEE Signal Processing Letters, vol. 11, no. 1, pp. 16-19, 2004.

(WATT e POLICARPO, 1998) WATT, A.H. e POLICARPO, F., **The Computer Image**, Addison-Wesley, ISBN 0-201-42298-0, 1998.

(XIA e O'GORMAN, 2003) XIA, X. e O'GORMAN, L., **Innovations in Fingerprint Capture Devices**, Pattern Recognition, vol. 36, pp. 361-369, 2003.

(YILONG et al, 2004) YILONG, Y., JIE, T. e XIUKUN, Y., **Ridge Distance Estimation in Fingerprint Images: Algorithm and Performance Evaluation**. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, vol. 4, pp 495–502, 2004.

(ZHANG et al, 2004) ZHANG, Q., HUANG, K., YAN, H., **Fingerprint Classification Based on Extraction and Analysis of Singularities and Pseudoridges**. Pattern Recognition, vol. 37, pp. 2233-2243, 2004.