

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA
INSTITUTO TERCIO PACITTI DE APLICAÇÕES E PESQUISAS
COMPUTACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

PAULO SÉRGIO DE SOUZA LEITE DE
ASSUMPÇÃO

**DETECÇÃO DE PONTOS
CARACTERÍSTICOS EM UM
DATILOGRAMA**

Rio de Janeiro
2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA
INSTITUTO TÉRCIO PACITTI DE APLICAÇÕES E PESQUISAS
COMPUTACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

PAULO SÉRGIO DE SOUZA LEITE DE
ASSUMPÇÃO

**DETECÇÃO DE PONTOS
CARACTERÍSTICOS EM UM
DATILOGRAMA**

Dissertação de Mestrado submetida ao
Corpo Docente do Departamento de Ci-
ência da Computação do Instituto de Ma-
temática, e Instituto Tércio Pacitti de
Aplicações e Pesquisas Computacionais da
Universidade Federal do Rio de Janeiro,
como parte dos requisitos necessários para
obtenção do título de Mestre em Informá-
tica.

Orientadora: Luziane Ferreira de Mendonça

Rio de Janeiro
2014

A851 Assumpção, Paulo Sérgio de Souza Leite de

Detecção de pontos característicos em um datilograma / Paulo Sérgio de Souza Leite de Assumpção. – 2014.

224 f.: il.

Dissertação (Mestrado em Informática) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Programa de Pós-Graduação em Informática, Rio de Janeiro, 2014.

Orientadora: Luziane Ferreira de Mendonça.

1. Datilograma. 2. Impressão digital. 3. Processamento de imagem. 4. Biometria. 5. Minúcias. 6. Orientação. 7. Frequência. 8. Esqueletização. 9. Binarização. – Teses. I. Mendonça, Luziane Ferreira de (Orient.). II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Programa de Pós-Graduação em Informática. III. Título

CDD:

PAULO SÉRGIO DE SOUZA LEITE DE ASSUMPÇÃO

Detecção de pontos característicos em um datilograma

Dissertação de Mestrado submetida ao Corpo Docente do Departamento de Ciência da Computação do Instituto de Matemática, e Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Informática.

Aprovado em: Rio de Janeiro, ____ de _____ de _____.

Profa. Dra. Luziane Ferreira de Mendonça (Orientadora)

Prof. Dr. Marcello Goulart Teixeira

Prof. Dr. Severino Collier Coutinho

Rio de Janeiro
2014

À Deus, minha família, amigos, colegas de trabalho e orientadora pelo apoio, força, incentivo, companheirismo e amizade. Sem eles nada disso seria possível.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, de coração, a minha orientadora, Profa. Dra. Luziane Ferreira de Mendonça, pelas muitas horas de leitura e reflexão que dedicou ao texto desta dissertação. Ao incentivo dado para que eu continuasse o trabalho mesmo nos momentos em que parecia não haver saída, pela confiança depositada, pela espera da extração de resultados, mas, acima de tudo pela paciência, companhia e ensinamentos tanto científicos quanto pessoais, ao longo de todo o processo.

Ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza da UFRJ e a todos os seus colaboradores e corpo discente, por terem me acolhido, compartilhado ideias e permitido que acompanhasse as atividades de seus trabalhos. Em especial, a minha gratidão ao corpo docente que de forma atraente, elegante e generosa transmitiram seus conhecimentos e compartilharam de seu tempo, na qual sem este tipo de interação este trabalho não teria sido concluído.

Aos membros da banca, Prof. Dr. Marcello Goulart Teixeira e Prof. Dr. Severino Collier Coutinho, por concordar em participar da avaliação deste trabalho.

À todos os meus amigos de trabalho, em especial ao Antonio, William e Geraldo, por terem compartilhado comigo as angústias e tensões de se elaborar uma dissertação e também por me auxiliarem em momentos difíceis.

Aos meus pais, que me ensinaram a ousar, ser curioso e perseguir os meus ideais com dedicação e coragem.

À minha esposa, Jaqueline, por ser uma fonte constante de alegria e encorajamento, e muito mais.

Enfim, a todos que de alguma maneira contribuíram para a execução deste trabalho, seja pela ajuda constante ou por uma palavra de amizade.

RESUMO

Assumpção, Paulo Sérgio de Souza Leite de . **Detecção de pontos característicos em um datilograma**. 2014. 224 f. Dissertação (Mestrado em Informática) - PPGI, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2014.

A identificação por impressão digital é o método mais antigo e amplamente utilizado na garantia da autenticidade. Trata-se da prova mais concludente e positiva da identidade de um indivíduo; por isso, foi incorporado ao processo penal brasileiro através do decreto-lei nº 3.689, de 3 de outubro de 1941. Apesar da ampla utilização de impressões digitais em sistemas de identificação, a extração de forma confiável das minúcias nas imagens datiloscópicas tem sido um desafio para muitos algoritmos. De fato, imagens de impressões digitais raramente possuem qualidade aceitável. Elas podem ter sido degradadas e corrompidas devido a variações nas condições da pele e a estratégia usada na captura. Dessa forma, são empregados modelos matemáticos, aliados à estratégias de reconhecimento de padrões e técnicas de processamento de imagens, para a extração dos pontos característicos. Com isso, nesta dissertação, um arranjo de algoritmos é apresentado com o objetivo de realçar as cristas e vales, localizar os pontos característicos, eliminar os pontos espúrios, criar o modelo de minúcias e reconhecer datilogramas. Algoritmos difundidos na literatura são experimentados e adaptados de forma a considerar um arranjo sequencial, cujo desempenho é avaliado utilizando testes numéricos. Por fim, os resultados preliminares sobre as estatísticas de imagens de impressões digitais são, então, apresentados e discutidos.

Palavras-chave: Datilograma, impressão digital, processamento de imagem, biometria, minúcias, orientação, frequência, esqueletização, binarização.

ABSTRACT

Detection of characteristic points in a fingerprint

Assumpção, Paulo Sérgio de Souza Leite de . **Detecção de pontos característicos em um datilograma**. 2014. 224 f. Dissertação (Mestrado em Informática) - PPGI, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2014.

The fingerprint identification is the oldest method and widely used in the guarantee of authenticity. This is the most positive and conclusive evidence of the identity of an individual, so it was incorporated into the Brazilian criminal justice system through the Decree-Law number 3,689, of October 3, 1941. Despite the widespread use of fingerprints for identification systems, to extract reliable minutiae in images of fingerprint has been a challenge for many algorithms. In fact, fingerprint images rarely have acceptable quality. They may have been degraded and corrupted due to variations in skin conditions and the strategy used in the capture. Thus, mathematical models, pattern recognition, statistical and technical analysis for image processing are used for the extraction of feature points. Thus, in this dissertation, an array of algorithms is presented in order to highlight the ridges and valleys, find the characteristic points, eliminate spurious points, create the template and matching. Known algorithms in the literature are tested and adapted to consider a sequential arrangement, whose performance is evaluated using numerical tests. Finally, preliminary results on the statistics of fingerprint images are then presented and discussed.

Keywords: fingerprint, image processing, biometrics, minutiae, orientation, frequency, skeletonization, binarization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Mercado de tecnologia biométrica (INTERNATIONAL BIOMETRIC GROUP (2009)).	24
Figura 1.2: Cristas e vales da impressão digital.	26
Figura 1.3: Elementos e regiões da impressão digital	27
Figura 1.4: Classificação de acordo com o sistema de Vucetich. (a) Presilha interna, (b) Presilha externa, (c) Verticilo e (d) Arco.	28
Figura 1.5: Linhas de Galton	28
Figura 1.6: Desenhos dos poros em uma impressão papilar	29
Figura 1.7: Impressão digital com as linhas albedactiloscópicas e prega interfalangeana	30
Figura 1.8: Tipos de minúcias (a) extremidade de linha (ou terminação), (b) bifurcação, (c) lago, (d) ilha, (e) fragmento, (f) espora (ou gancho), (g) ponte.	31
Figura 1.9: Tipos de minúcias simples.	31
Figura 2.1: Discretização de uma imagem bidimensional.	35
Figura 2.2: Vizinhança de um pixel em uma imagem (a) “4-Connected”, (b) “8-Connected”.	36
Figura 2.3: Processo de convolução de uma máscara sobre uma imagem . . .	38
Figura 2.4: Comparação do espectro de Fourier de imagens de impressão digital. (a) imagem sem ruído, (b) espectro de Fourier da imagem sem ruído, (c) imagem com ruído e (d) espectro de Fourier da imagem com ruído.	40
Figura 2.5: Esquema de processamento no domínio da frequência usando a transformada de imagens.	41
Figura 2.6: Fase e magnitude. (a) imagem original, (b) $\log(A(\Omega, \Psi))$, (c) $\varphi(\Omega, \Psi)$	44
Figura 2.7: Fase e magnitude. (a) $\varphi(\Omega, \Psi) = 0$, (b) $ A(\Omega, \Psi) = constante$. . .	44
Figura 2.8: Imagens com padrão senoidal. (a) imagem frequência espacial mais baixa, (b) imagem frequência espacial mais alta.	45
Figura 2.9: Exemplo de uma imagem e seu espectro de Fourier, os círculos são falsamente incluídos para se ter uma ideia em que as frequências se concentram.	45
Figura 2.10: Os componentes do histograma estão localizados acima dos valores de intensidade média.	47
Figura 2.11: Os componentes do histograma estão localizados abaixo dos valores de intensidade média.	47

Figura 2.12: Os componentes do histograma são localizados numa região restrita de valores de intensidade média.	48
Figura 2.13: Os componentes do histograma estão distribuídos por toda a faixa de intensidade. A distribuição é quase uniforme, com alguns picos. Se a distribuição é uniforme, a imagem tende a ter uma alta gama dinâmica e os detalhes são mais facilmente percebidos. Este é o efeito perseguido pelas transformações baseadas em histograma.	48
Figura 2.14: Exemplo: (a) Resultados da aplicação do filtro Gaussiano (b) Núcleo 5×5 obtido através da aproximação discreta da função Gaussiana com $\sigma = 1,0$	52
Figura 2.15: Distâncias entre dois pontos	53
Figura 2.16: Determinação do perímetro de uma forma	55
Figura 3.1: Esquema de geração de impressões digitais sintéticas, <i>SfmGe</i> . Cada caixa representa um passo do processo de geração; os parâmetros de entrada para cada passo encontram-se entre parêntesis; os passos 1 a 4 geram a impressão digital mestre; do 5 ao 10 derivam a impressão digital	69
Figura 3.2: Algoritmo proposto	70
Figura 4.1: Algoritmo da etapa de pré-processamento.	75
Figura 4.2: Tipos de captura de imagens de impressões digitais. (a) impressão digital rolada, (b) impressão digital pousada e (c) da impressão digital latente.	76
Figura 4.3: Ficha datiloscópica.	77
Figura 4.4: Imagens de impressões digitais obtidas por diferentes metodologias de aquisição. (a) impressão digital rolada, (b) impressão digital pousada, e (c) impressão digital batida	79
Figura 4.5: (a) impressão digital normal, (b) impressão digital seca, (c) impressão digital molhada	80
Figura 4.6: Leitor óptico Nitgen Hamster III	81
Figura 4.7: Leitor óptico Nitgen eNBioScan	81
Figura 4.8: Imagem de impressão digital segmentada	82
Figura 4.9: Imagem de impressão digital dividida em blocos	83
Figura 4.10: Imagem de impressão digital segmentada com regiões de primeiro plano invadida.	84
Figura 4.11: (a) imagem original, (b) impressão digital segmentada, (c) região de fronteira, (d) imagem com valores da variância no bloco k	85
Figura 4.12: Imagem de impressão digital latente	86
Figura 4.13: (a) imagem original, (b) histograma da imagem original, (c) imagem normalizada, (d) histograma da imagem normalizada.	87

Figura 4.14: Algoritmo de Filtragem	90
Figura 4.15: Máscara de Sobel	92
Figura 4.16: Resultados dos operadores de borda. (a) Original, (b) Roberts, (c) Sobel, (d) Prewitt e (e) Canny	93
Figura 4.17: Orientação da crista	94
Figura 4.18: Na esquerda a orientação de uma terminação e na direita a ori- entação de uma bifurcação	94
Figura 4.19: Na esquerda, a imagem original. Na direita, o resultado da apli- cação do algoritmo de orientação.	96
Figura 4.20: Representação gráfica da superfície de uma área da impressão digital.	97
Figura 4.21: Espaçamento das cristas ao longo da imagem.	97
Figura 4.22: Janela orientada, bloco e assinatura X	99
Figura 4.23: Exemplo de resposta ao impulso de um filtro de Gabor.	101
Figura 4.24: (a) imagem cuja intensidade é definida por uma senoide. (b) aplicação do filtro de Gabor	101
Figura 4.25: (a) inclusão de ruídos na imagem original. (b) aplicação do filtro de Gabor	102
Figura 4.26: (a) fragmento de uma imagem de impressão digital. (b) aplicação do filtro de Gabor usando valores $\theta = 3\frac{\pi}{4}, f = 4$ e $\delta_x = \delta_y = 2$	102
Figura 4.27: (a) fragmento de uma imagem de impressão digital. (b) aplicação do filtro Gabor usando valores $\theta = 2\frac{\pi}{4}, f = 2$ e $\delta_x = \delta_y = 2$ (imagem muito escura)	103
Figura 4.28: (a) fragmento de uma imagem de impressão digital. (b) aplicação do filtro Gabor usando valores $\theta = 3\frac{\pi}{4}, f = 2$ e $\delta_x = \delta_y = 2$ (imagem muito clara)	103
Figura 4.29: Problemas relacionados as fronteiras. Em (a), circulado em azul estão mostrados problemas devido à região de fronteira; em (b) a imagem sem os problemas de fronteira.	106
Figura 4.30: (a) Imagem de impressão digital original. (b) binarizada. (c) esqueletizada.	109
Figura 4.31: (a) $B(P) = 1$; (b) $B(P) = 0$; (c) $B(P) = 7$	111
Figura 4.32: (a) $A(P) = 2$; (b) $A(P) = 2$; (c) $A(P) = 3$	111
Figura 4.33: (a) $A(P_1) \neq 1$, (b) $P_1P_3P_7 = 0$, (c) $P_1P_3P_7 = 1$ e $A(P_1) = 1$	112
Figura 4.34: (a) $A(P_3) \leq 1$, (b) $P_1P_3P_5 = 0$, (c) $P_1P_3P_5 \leq 0$ e $A(P_3) = 1$	112
Figura 4.35: Comparação entre os métodos de afinamento.	113
Figura 4.36: (a) $cn(p) = 2$ não há minúcia, (b) $cn(p) = 3$ representa uma bifurcação, e (c) $cn(p) = 1$ representa fim de linha.	115
Figura 4.37: Tipos de minúcias Espúrias. (a) ilha; b) lago; c) buraco; d) gan- cho, e) sobreposição.	116

Figura 4.38: Validação de um candidato a terminação. As figuras (a), (b) e (c) representam os passos do algoritmo, com $W = 11$	118
Figura 4.39: Validação de um candidato a bifurcação. As figuras (a), (b), (c), (d), (e) e (f) representam os passos do algoritmo, com $W = 11$	119
Figura 4.40: Cancelamento de falsa minúcia. (a) lago, (b) espora, utilizando $W = 11$	120
Figura 4.41: Remoção de ilhas e lagos (a) ilha, (b) lago.	121
Figura 4.42: Remoção de buracos.	121
Figura 4.43: Remoção de ganchos.	122
Figura 4.44: Remoção de sobreposição.	123
Figura 4.45: Exemplo de segmentos construídos utilizando a triangulação de Delaunay a partir de um conjunto de minúcia.	126
Figura 4.46: comprimento do segmento e os ângulos (α e β)	127
Figura 4.47: histograma da diferença de ângulo	128
Figura 4.48: (a) modelo de referência e (b) modelo de consulta	128
Figura 4.49: Comparação entre minúcias. (a) e (b) mostram duas impressões digitais com suas minúcias identificadas, (c) mostra a escolha da minúcia pivô e (d) é realizado o alinhamento do mapa de minúcias	131
Figura 5.1: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).	136
Figura 5.2: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).	136
Figura 5.3: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).	136
Figura 5.4: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).	137
Figura 5.5: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).	137
Figura 5.6: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).	138
Figura 5.7: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).	139

Figura 5.8: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).	140
Figura 5.9: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).	140
Figura 5.10: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).	141
Figura 5.11: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).	143
Figura 5.12: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).	144
Figura 5.13: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).	144
Figura 5.14: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).	145
Figura 5.15: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).	145
Figura 5.16: Exemplos de Assinatura X.	146
Figura 5.17: Exemplos de Assinatura X de uma outra área da mesma impressão digital.	147
Figura 5.18: Exemplo de Assinatura X de uma área ruidosa.	147
Figura 5.19: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.	150
Figura 5.20: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.	150
Figura 5.21: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.	151
Figura 5.22: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.	152
Figura 5.23: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.	152
Figura 5.24: Exemplo de binarização da imagem melhorada.	153
Figura 5.25: Exemplo de binarização da imagem melhorada.	154
Figura 5.26: Exemplo de binarização da imagem melhorada.	154
Figura 5.27: Exemplo de binarização da imagem melhorada.	155
Figura 5.28: Exemplo de binarização da imagem melhorada.	156
Figura 5.29: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.	158

Figura 5.30: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.	159
Figura 5.31: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.	160
Figura 5.32: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.	160
Figura 5.33: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.	161
Figura 5.34: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.	163
Figura 5.35: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.	163
Figura 5.36: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.	164
Figura 5.37: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.	164
Figura 5.38: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.	165
Figura 5.39: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada	167

Figura 5.40: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada	167
Figura 5.41: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada	168
Figura 5.42: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada	168
Figura 5.43: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada	169
Figura 5.44: Exemplo de template no formato binário.	170
Figura 5.45: Taxas de Falsa Aceitação e Falsa Rejeição.	173
Figura 5.46: Taxas de Falsa Aceitação e Falsa Rejeição para o segundo banco de dados.	176

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1:	Propriedades do número de cruzamentos (CN)	115
Tabela 5.1:	Exemplo de template no formato texto	171
5.2	Valores de pontuações das imagens de impressões digitais impostoras.	173
5.3	Valores de pontuações das imagens de impressões digitais genuínas.	174
5.4	Resultado do cálculo de TFA e TFR para a primeira base de dados	175
Tabela 5.5:	Os 10 maiores valores de TIE da FVC 2006	177

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AFIS	Automated Fingerprint Identification System
IAFIS	Integrated Automated Fingerprint Identification System
IBG	International Biometric Group
FT	Fourier Transform
IFT	Inverse Fourier Transform
DFT	Discrete Fourier Transform
WT	Wavelet Transform
WTI	Wavelet Transform Inverse
AFIS	Automated Fingerprint Identification System
QMF	Quadrature Mirror Filter
ANSI-NIST	American National Standards Institute-National Institute of Standard and Technology
ANSI/INCITS	American National Standards Institute/InterNational Committee for Information Technology Standards
ANSI/INCITS (ITL)	American National Standards Institute/InterNational Committee for Information Technology Standards (Information Technology Laboratory)
ISO/IEC	International Organization for Standardization/International Electrotechnical Commission
ISO/IEC (FCD)	International Organization for Standardization/International Electrotechnical Commission (Final Committee Draft)
CBEFF	Common Biometric Exchange Formats Framework
EFTS	Electronic Fingerprint Transmission Specification
DoD	Department of Defense
ABIS	Automated Biometric Identification System
WSQ	Wavelet Scalar Quantization
dpi	dot per inch (pontos por polegadas)

FBI	Federal Bureau of Investigation
CCD	Charge-Coupled Device (dispositivo de carga acoplada)
ROI	Region of Interest
FFT	Fast Fourier Transform
CN	Crossing Number
TFA	Taxa de Falsa Aceitação
TFR	Taxa de Falsa Rejeição
FRR	False Rejection Rate
FAR	False Acceptance Rate
EER	Error Equal Rate
TIE	Taxa de Intersecção de Erros

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	22
1.1	Datilograma (Impressão digital)	25
1.2	Classificação	26
1.3	Pontos Característicos ou minúcias	30
1.4	Objetivo	32
1.5	Estrutura da dissertação	32
2	FERRAMENTAS MATEMÁTICAS PARA PROCESSAMENTO DE IMAGEM	34
2.1	Representação de uma imagem de impressão digital	34
2.2	Vizinhança	35
2.3	Convolução	36
2.3.1	Propriedade da Convolução	38
2.4	Transformada de Fourier	39
2.4.1	Propriedades da Transformada de Fourier	42
2.5	Histograma	46
2.6	Média	49
2.7	Variância	50
2.8	Desvio Padrão	51
2.9	Filtragem	51
2.10	Distâncias	53
3	METODOLOGIA PROPOSTA	56
3.1	Revisão Bibliográfica	56
3.2	Normas	63
3.3	Software	67
3.4	Algoritmo proposto	69
4	ALGORITMO PROPOSTO	74
4.1	Captura	75
4.2	Segmentação	81
4.3	Normalização	86
4.4	Filtragem	87
4.4.1	Estimativa do Gradiente	90
4.4.2	Estimativa da Orientação	93
4.4.3	Estimativa da Frequência	96

4.4.4	Filtro de Gabor	100
4.5	Binarização	107
4.6	Esqueletização	108
4.7	Extração de Minúcias	113
4.7.1	Remoção de pontos espúrios	116
4.7.2	Modelo de minúcias (<i>Template</i>)	123
4.8	Reconhecimento (<i>Matching</i>)	124
4.8.1	Reconhecimento baseado em correlação	124
4.8.2	Reconhecimento baseado em minúcias	125
4.8.3	Reconhecimento baseado nas características das cristas	128
5	RESULTADOS	133
5.1	Introdução	133
5.2	Banco de Dados	134
5.3	Testes de Segmentação	134
5.4	Testes de Normalização	138
5.5	Teste de Orientação	142
5.6	Teste de Frequência	146
5.7	Teste de Filtragem	149
5.8	Teste de Binarização	153
5.9	Teste de Esqueletização	157
5.10	Teste de Extração de Minúcias	162
5.11	Teste de Remoção de Pontos Espúrios	166
5.12	Teste de Modelo de Minúcias	170
5.13	Teste de Reconhecimento	172
5.14	Comparação com a FVC	177
6	CONCLUSÃO	179
6.1	Trabalhos Futuros	181
	REFERÊNCIAS	183
	ANEXO A OPERADORES DE BORDA	190
A.1	Operador de Roberts	190
A.2	Operador de Prewitt	191
A.3	Operador de Sobel	192
A.4	Operador de Canny	192
	ANEXO B ALGORITMOS DE ESQUELETIZAÇÃO	195
B.1	Algoritmo de Zhang-Suen	195
B.2	Algoritmo de Holt	197
B.3	Algoritmo de Stentiford	200

B.4	Algoritmo de Hilditch	201
ANEXO C	ANÁLISE DA QUALIDADE	204
ANEXO D	DETECÇÃO DE SINGULARIDADES	207
ANEXO E	CLASSIFICAÇÃO	211
ANEXO F	NORMAS E ESPECIFICAÇÕES PARA OBTENÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS	216
ANEXO G	TECNOLOGIAS PARA CAPTURA E AQUISIÇÃO DAS IMPRESSÕES DIGITAIS	218
ANEXO H	MODELO DE DADOS	222

1 INTRODUÇÃO

Cada pessoa apresenta características próprias e exclusivas que a diferenciam das demais. Este conjunto de caracteres que individualiza pessoas, animais ou coisas é o que compõe a identidade individual.

Com o intuito de estudar estas particularidades, ao longo da história surgiram diversos métodos de identificação, que inicialmente apresentavam-se como: nome, ferrete (marcas realizadas através de ferros aquecidos), mutilação, tatuagem, fotografias, entre outros. Tais métodos eram considerados como forma de reconhecimento simples e, com o avanço da ciência, na segunda metade do século XIX, surgiram os métodos científicos de identificação como: sistema antropométrico de Bertillon (ARAÚJO; PASQUALI (2006)), sistema odontológico, sistema papiloscópico, DNA e outros.

Dentre esses métodos, a papiloscopia é a mais rápida, apresenta uma alta confiabilidade, além de um baixo custo (THE BIOMETRIC CONSORTIUM (2013)), sendo, por isso, amplamente utilizada na identificação forense e na análise investigativa. A papiloscopia constitui-se na observação dos desenhos criados pelas cristas papilares, que são formadas a partir das ondulações da derme e reproduzidas pela epiderme. Este método exhibe os seguintes postulados:

- Unicidade: todos os indivíduos de todas as raças possuem impressões digitais;
- Perenidade: desde o sexto mês de vida fetal, o indivíduo possui desenhos papilares que só desaparecerão com a putrefação da pele;
- Imutabilidade: o desenho não se altera durante a existência do indivíduo;

- Variabilidade: um desenho papilar só é igual a ele mesmo, varia de dedo para dedo e de pessoa para pessoa;
- Classificabilidade: os desenhos digitais podem ser facilmente classificados para o arquivamento e buscas em arquivos;
- Praticidade: a obtenção das impressões digitais é simples, rápida e de baixo custo.

A biometria é também um método de identificação muito utilizado atualmente (JAIN; ROSS; PRABHAKAR (2004)). Nela o reconhecimento do indivíduo é realizado mediante a análise automática das características físicas (impressão digital, iris, ramificações venosas, etc.), geométrica (medida da face, mão, etc) ou comportamentais (frequência de voz, dinâmica de assinatura, etc). Este método exige a utilização de equipamentos eletrônicos e é bastante utilizado em identificação pessoal e em controle de acesso à determinados locais.

O uso das técnicas papiloscópicas na biometria torna o processo de identificação mais rápido e eficaz, por isso é o mais utilizado para a identificação, como pode ser observado na Figura 1.1. O método papiloscópico apresenta um conjunto de critérios para a identificação humana através das papilas dérmicas com o objetivo de provar por meios técnicos, precisos, inconfundíveis e irrefutáveis, que uma pessoa é totalmente diferente de outra num universo.

Assim, o estudo papiloscópico divide as técnicas de identificação papilares em cinco métodos distintos (ARAÚJO; PASQUALI (2006)):

- datiloscopia (identificação através das impressões digitais);
- quiroscopia (identificação através das impressões palmares);

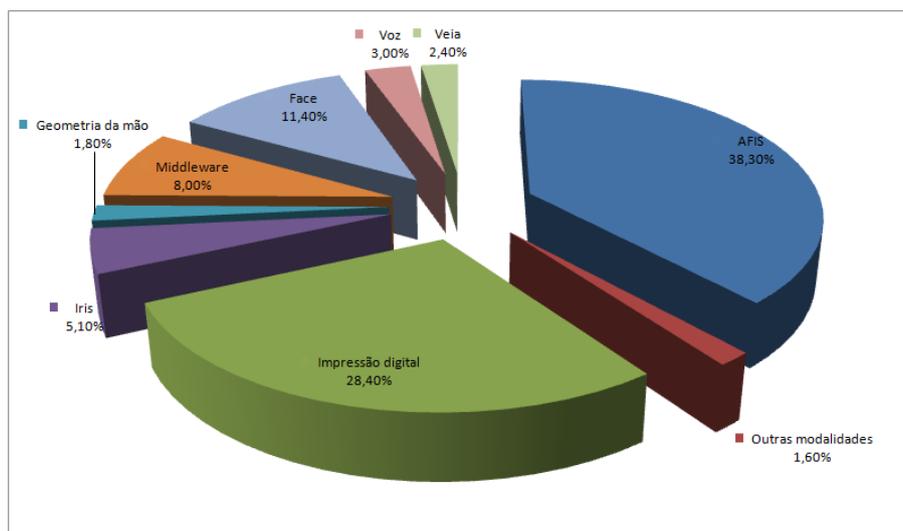


Figura 1.1: Mercado de tecnologia biométrica (INTERNATIONAL BIOMETRIC GROUP (2009)).

- podoscopia (identificação através das impressões plantares);
- poroscopia (identificação através dos poros); e
- critascopia (identificação através das cristas papilares).

Embora o processo de identificação papilar seja semelhante nos cinco métodos da papiloscopia, esta pesquisa salientará o processo datiloscópico por ser amplamente utilizado como a prova mais concludente e positiva da identidade do indivíduo. Além disso, foi incorporado ao processo penal brasileiro através do decreto-lei nº 3.689, de 3 de outubro de 1941; e herdou as seguintes vantagens no estudo das papilas dérmicas:

- Exatidão: por meio dele é possível afirmar categoricamente a identidade de uma pessoa;

- Baixo custo: com apenas uma ficha de papel e tinta é possível obter impressões papilares;
- Sistematização de arquivos: a classificação das impressões papilares cria uma sequência alfanumérica que possibilita buscas em arquivos com muitos milhões de fichas;
- Criminalística: as impressões papilares são comumente deixadas em locais de crime. Uma vez localizadas e identificadas, as impressões digitais servem como provas criminais.

Com isso, a datiloscopia apresenta-se como o método de aplicação mais amplo, pois a captura da impressão digital é bem mais simples que das demais regiões (palma das mãos e planta dos pés), além dos 10 dedos oferecem elementos abundantes para classificação e subclassificação, possibilitando o arquivamento destas impressões, como pode ser visto na Seção 1.2.

1.1 Datilograma (Impressão digital)

É o desenho formado pelas papilas (elevações da pele), presentes nas polpas dos dedos das mãos, e deixado em uma superfície lisa. As papilas são formadas durante a gestação e acompanham a pessoa até a morte, sem apresentar mudanças significativas. A impressão digital apresenta pontos característicos e formações que permitem identificar uma pessoa de forma precisa.

É basicamente dividida em crista e vales, como pode ser visto na Figura 1.2.

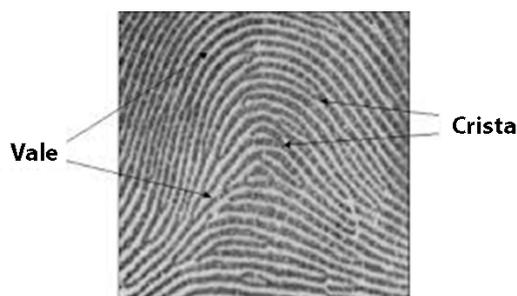


Figura 1.2: Cristas e vales da impressão digital.

1.2 Classificação

Os desenhos formados pelas cristas papilares obedecem a padrões distintos que foram identificados e catalogados por Vucetich (ARAÚJO; PASQUALI (2006)). Nas impressões digitais são encontrados alguns elementos (Figura 1.3), entre os quais se destacam: o delta, principal elemento da classificação fundamental de uma impressão digital, trata-se do ângulo ou o triângulo formado pelas cristas papilares; e o núcleo (*core*), como o próprio nome indica, onde se constitui as linhas mais centrais envolvidas pelas demais, que formam todo o sistema nuclear.

O agrupamento das linhas que formam o desenho digital pode ser separado em três partes limitadas por linhas diretrizes formando, assim, as regiões: marginal, formada pelo conjunto de linhas do ápice e das laterais do datilograma até a linha imediata que acompanha a diretriz superior do delta; nuclear, formada pelo conjunto de linhas que circunscrevem o centro do datilograma, ou seguindo a diretriz superior até o ramo ascendente do delta; e basilar, formada pelo conjunto de linhas existentes entre a prega interfalangeana e a terceira linha abaixo do ramo descendente e ascendente do delta. Com isso, a divisão do datilograma em regiões facilita a identificação através de fragmentos do desenho digital, de acordo com a Figura 1.3.

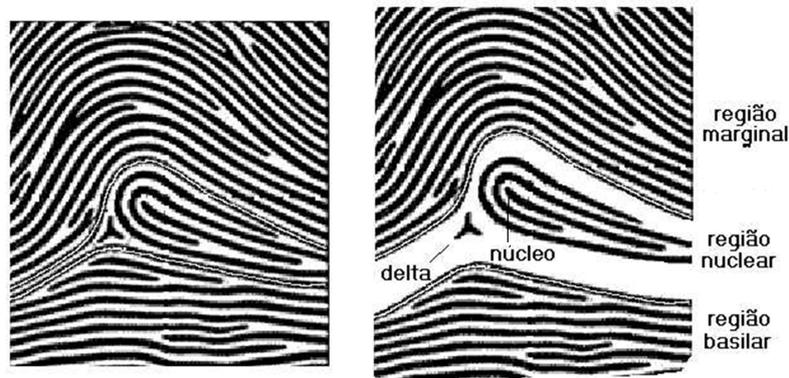


Figura 1.3: Elementos e regiões da impressão digital

Tais regiões apresentam características próprias, uma pertinente ao delta e outra às linhas do sistema nuclear, permitindo abordar a classificação da seguinte forma:

- Presilha interna: datilograma com um delta à direita do observador, apresentando linhas que, partindo da esquerda, curvam-se e voltam ou tendem a voltar ao lado de origem, formando laçadas.
- Presilha externa: datilograma com um delta à esquerda do observador, apresentando linhas que, partindo da direita, se curvam e voltam ou tendem a voltar ao lado de origem, elas também formam laçadas no sentido oposto do apresentado na presilha interna.
- Verticilo: datilograma com um delta à direita e outro à esquerda do observador, tendo pelo menos uma linha livre e curva à frente de cada delta.
- Arco: datilograma formado por linhas que atravessam o campo da digital, apresentando em sua trajetória formas mais ou menos paralelas, caracterizam-se pela ausência do delta.

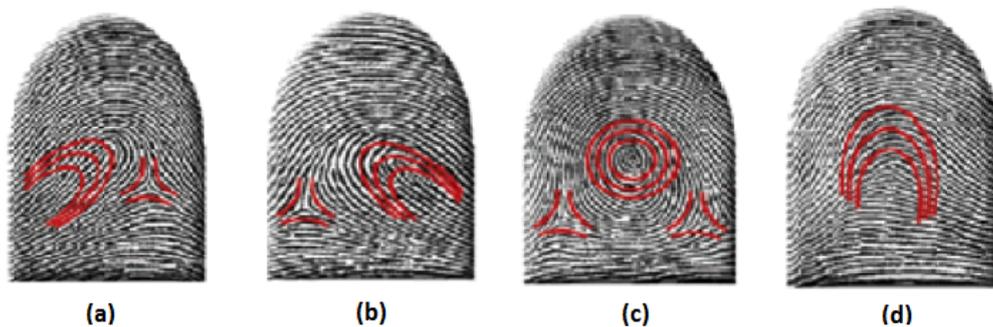


Figura 1.4: Classificação de acordo com o sistema de Vucetich. (a) Presilha interna, (b) Presilha externa, (c) Verticilo e (d) Arco.

Outra propriedade importante para a classificabilidade é a contagem de linha, também conhecida como linhas de Galton (GALTON (1892)) (Figura 1.5). Para encontrá-la, apoia-se a régua no primeiro ponto característico logo à frente do delta, ou no próprio delta, e estende-se até o núcleo, ou no ponto mais elevado do núcleo; então, conta-se a quantidade de cristas cortadas por essa régua.



Figura 1.5: Linhas de Galton

A classificabilidade de uma impressão digital é uma característica importante para reduzir o tempo de busca por um determinado datilograma. Dessa forma, os desenhos digitais são arquivados de acordo com a sua categoria.

Além dos elementos apresentados, os componentes abaixo também fazem parte da estrutura de uma impressão digital e tendem a dificultar o processo de identificação automático, em face do uso das técnicas biométricas datiloscópica.

- Poros: são aberturas dos canais que expõem os produtos das glândulas sudoríparas que aparecem na impressão papilar sob a forma de pontos brancos sobre as linhas pretas. Normalmente, existem de 9 a 18 poros por milímetro quadrado. Eles também obedecem aos postulados da papiloscopia e são estudados pela Poroscopia. Servem para identificação criminal quando as impressões papilares não apresentam superfície suficiente para a identificação, podem também ser utilizados para verificar se uma impressão papilar foi falsificada. A Figura 1.6 apresenta um exemplo de impressão digital cujos poros presentes sobre as cristas papilares são visíveis.

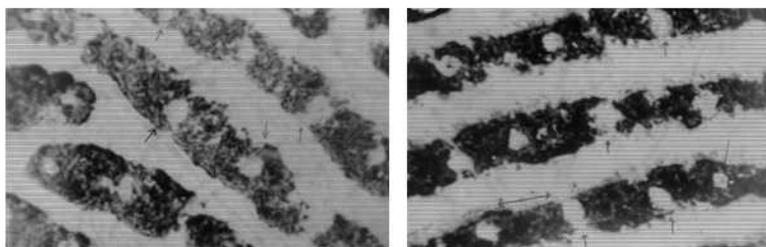


Figura 1.6: Desenhos dos poros em uma impressão papilar

- linhas albedactiloscópicas: são formadas pela interrupção de duas ou mais linhas pretas (cristas epidérmicas), na mesma altura, de modo a constituir uma espécie de risco branco na impressão papilar, conforme a Figura 1.7. Não servem como elemento de identificação, pois não são permanentes, nem imutáveis. Desaparecem ou aumentam de número e de forma, e sua presença está relacionada a produção de queratina, que conseqüentemente afetam os desenhos papilares.
- pregas interfalangeanas: correspondem a divisão das falanges digitais que formam o dedo (Figura 1.7). A prega interfalangeana é importante para saber se a impressão digital começou ou terminou ali, portanto, é um elemento importante a ser observado na tomada das impressões digitais.

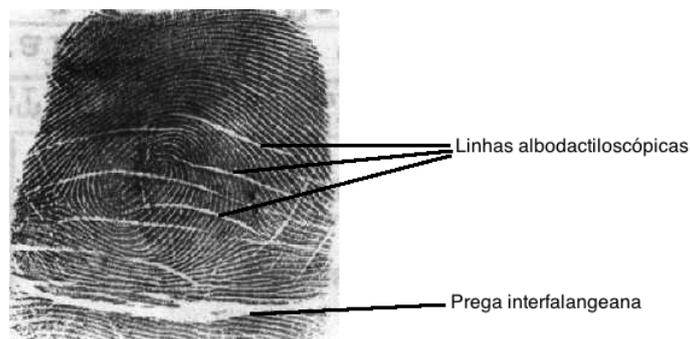


Figura 1.7: Impressão digital com as linhas albidactiloscópicas e prega interfalangeana

Dentre estes elementos, a minúcia é o elemento mais importante na identificação datiloscópica e será apresentada a seguir.

1.3 Pontos Característicos ou minúcias

Os pontos característicos são acidentes que se encontram nas cristas papilares e apresentam descontinuidades das linhas, interrompendo-as ou bifurcando-as abruptamente. Essas minúcias definem a unicidade da pessoa. Galton (GALTON (1892)) classificou os tipos de minúcias conforme a sua forma. Com isso, a Figura 1.8 apresenta alguns exemplos de minúcias compostas; entretanto, estas minúcias podem ser formadas através da união dos tipo bifurcação e terminação, como é possível observar na Figura 1.8.

As minúcias apresentam uma forma para assegurar a identidade de duas impressões digitais. Para se estabelecer esta identidade, é necessário observar:

- semelhança do tipo fundamental;
- configuração geral das impressões papilares;

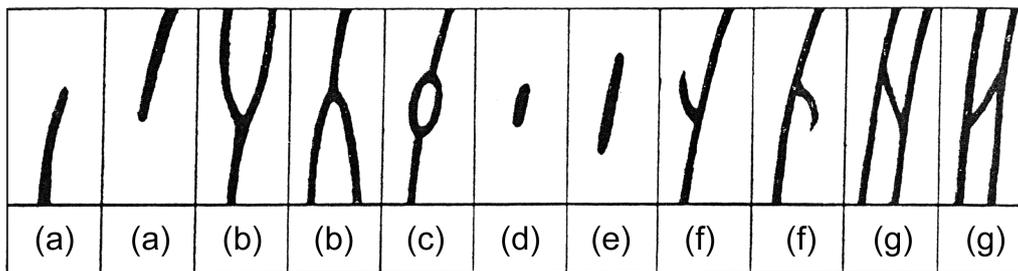


Figura 1.8: Tipos de minúcias (a) extremidade de linha (ou terminação), (b) bifurcação, (c) lago, (d) ilha, (e) fragmento, (f) espora (ou gancho), (g) ponte.

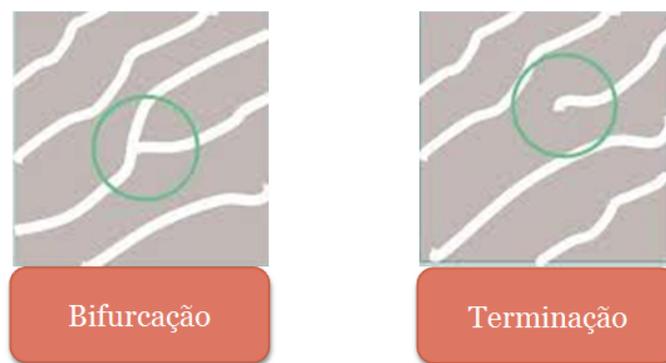


Figura 1.9: Tipos de minúcias simples.

- coincidência de no mínimo 12 pontos característicos.

O assinalamento de pelo menos 12 pontos característicos idênticos, na mesma localização, com a mesma nomenclatura e sem pontos discrepantes (minúcias que aparecem na impressão que está sendo comparada, mas não aparecem na outra), ou seja, 12 pontos coincidentes e nenhum divergente, são suficientes para atestar a identidade, de acordo com o código penal brasileiro.

1.4 Objetivo

A proposta deste trabalho é desenvolver um método, baseado nas ferramentas de processamento de imagem, para o reconhecimento automático de um datilograma através da extração dos pontos característicos, ressaltando os aspectos pertinentes aplicados nas características explícitas na Seção 1.3.

Para isso, um arranjo de algoritmos de processamento de imagem é apresentado com o objetivo de realçar as cristas e vales, localizar os pontos característicos, eliminar pontos espúrios, criar modelo de minúcias (*template*) e reconhecer datilogramas (*matching*). Algoritmos difundidos na literatura são experimentados e adaptados de forma a considerar um arranjo sequencial, cujo desempenho é avaliado utilizando testes numéricos.

1.5 Estrutura da dissertação

No capítulo seguinte será apresentada uma série de ferramentas matemáticas para processamento de imagem que serão utilizadas nos algoritmos presentes nesta dissertação.

O Capítulo 3 descreve a metodologia e a estratégia propostas, os softwares disponíveis no mercado e o levantamento das principais bibliografias sobre o tema.

O Capítulo 4 descreve os métodos e os procedimentos utilizados no trabalho para o pré-processamento, extração de minúcias e reconhecimento da impressão digital, adaptando os algoritmos encontrados na literatura.

O Capítulo 5 descreve o banco de dados que será utilizado para avaliar o trabalho e apresenta os resultados numéricos alcançados comparando-os com os encontrados na literatura.

O Capítulo 6 apresenta a conclusão do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2 FERRAMENTAS MATEMÁTICAS PARA PROCESSAMENTO DE IMAGEM

O processamento digital de imagens é uma subárea do processamento de sinais que consiste na execução de operações matemáticas, cujo objetivo é extrair informações que geralmente representam um fenômeno a ser estudado de forma específica. Certas ferramentas matemáticas são fundamentais, tais como a convolução, a vizinhança e a transformada de Fourier. A seguir serão apresentadas as técnicas matemáticas utilizadas nos algoritmos para extração e reconhecimento de pontos característicos.

2.1 Representação de uma imagem de impressão digital

Uma imagem de impressão digital $I_{m \times n}$ expressa em um espaço discreto bidimensional é derivada de uma imagem analógica $I(x, y)$ de um espaço contínuo bidimensional, através de um processo de amostragem, que é frequentemente referida como digitalização (YOUNG; GERBRANDS; VLIET (1998)).

Com isso, a imagem contínua bidimensional $I(x, y)$ é dividida em N linhas e M colunas. A interseção de uma linha e uma coluna é chamada de pixel (*picture element*). O valor designado a cada pixel (m, n) , com $m = \{0, 1, 2, \dots, M - 1\}$ e $n = \{0, 1, 2, \dots, N - 1\}$, é uma representação do sinal físico que incide sobre a face de um sensor bidimensional, conforme a Figura 2.1.

Portanto, uma imagem digital de um datilograma será representada como uma matriz de dados bidimensional $I_{m \times n}$, onde cada valor $I(i, j)$ representará o

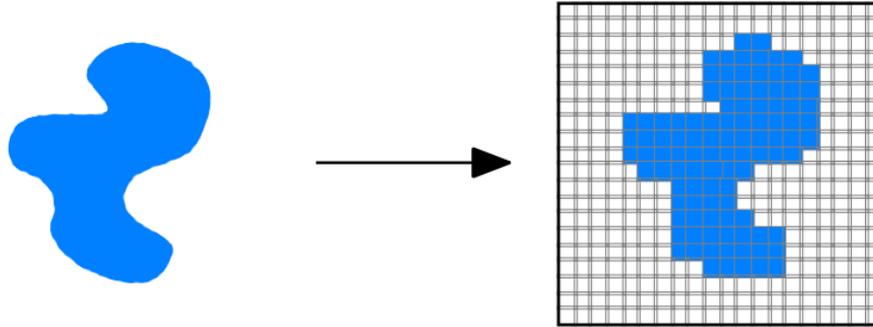


Figura 2.1: Discretização de uma imagem bidimensional.

nível de luminosidade do pixel da posição (i, j) .

A representação dos níveis de luminosidade fará uso de 24 bits (3 bytes) para representar os pontos coloridos em R , G , B (1 byte para cada componente); ou de 8 bits (1 byte) para representar imagens com 256 níveis de cinza (onde $R = G = B$); ou de 1 bit para as imagens em preto (0) e branco (1).

2.2 Vizinhança

Operações de vizinhança desempenham um papel fundamental no processamento de imagem, pois possibilitam verificar o relacionamento entre os elementos de uma imagem a partir de pequenas amostragens.

A forma de organização dessas amostragens é frequentemente realizada sob a forma quadrada, o que traz vantagens e facilidades para a implementação eletrônica. Dessa forma, a vizinhança de um pixel (i, j) é definida por meio dos oito elementos que o circundam (ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE (1995)).

Na Figura 2.2 são mostradas as vizinhanças do tipo “8 *Connected*” (também

conhecido como D8) e “4 *Connected*” (ou D4) que consideram os elementos vizinhos ao pixel central.

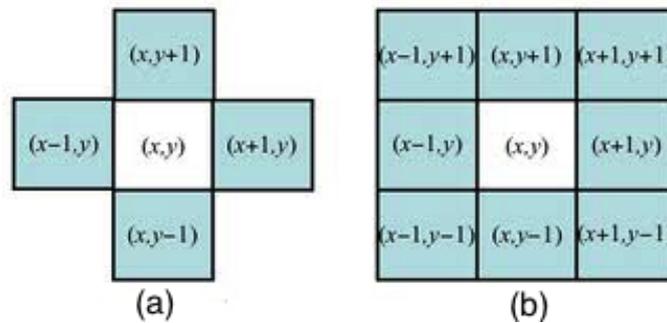


Figura 2.2: Vizinhança de um pixel em uma imagem (a) “4-*Connected*”, (b) “8-*Connected*”.

As operações de vizinhança, como as utilizadas na detecção de borda e no número de cruzamento (*crossing number*), aplicada sobre uma amostragem da imagem, com base nos valores de seus vizinhos, resulta em um novo valor para o elemento central.

2.3 Convolução

O operador de convolução é utilizado para alterar as estruturas da imagem, afinar as arestas, suavizar ou remover o ruído de alta ou de baixa frequência, entre outras operações (BOVIK (2009)). No tratamento da imagem de impressão digital, a convolução é utilizada para suprimir partes indesejadas do sinal ou encontrar algumas características específicas.

A convolução descreve que uma imagem de saída pode ser formada como uma soma ponderada de pixels de uma imagem de entrada. Estes pesos são conhecidos como a **resposta impulsiva** do sistema linear.

Existem algumas notações possíveis para indicar a convolução de dois sinais (bidimensional) para produzir um sinal de saída. As mais comuns são:

$$c = a \otimes b = a * b \quad (2.1)$$

Como a segunda forma é amplamente utilizada na literatura, $c = a * b$, então, esta notação passará a ser utilizada no decorrer deste trabalho.

A definição formal (ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE (1995)) do operador de convolução no espaço contínuo bidimensional é dada em (2.2).

$$c(x, y) = a(x, y) * b(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} a(i, j) b(x - i, y - j) di dj \quad (2.2)$$

A expressão da convolução discreta bidimensional por meio da aproximação da expressão (2.2) utilizando variação de 1 pixel é dada em (2.3)

$$c(x, y) = a(x, y) * b(x, y) = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n a(i, j) b(x - i, y - j) \quad (2.3)$$

onde m e n são as dimensões da imagem, os valores de x e y estão relacionados à posição dos pixels na imagem, enquanto que i e j representam a posição dos elementos do núcleo de convolução $a(x, y)$, e $x - i$ e $y - j$ os elementos da imagem $b(x, y)$.

A Figura 2.3 apresenta um exemplo de aplicação da máscara 3×3 de convolução bidimensional sobre uma imagem.

O valor a ser atribuído para o pixel “C” será a soma dos produtos dos valores de cada uma das nove posições assinaladas.

$$C = 0.0' + 1.1' + 2.2' + 3.3' + 4.4' + 5.5' + 6.6' + 7.7' + 8.8'$$

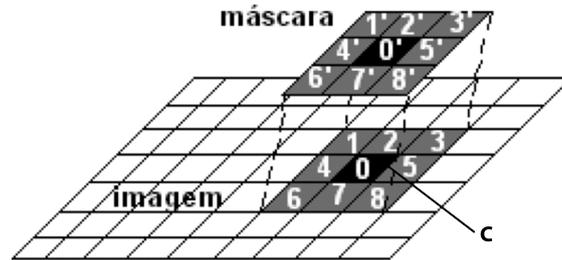


Figura 2.3: Processo de convolução de uma máscara sobre uma imagem

2.3.1 Propriedade da Convolução

Há um conjunto de propriedades matemáticas importantes associadas à convolução.

- Comutativa

$$c = a * b = b * a$$

- Associativa

$$c = a * (b * d) = (a * b) * d = a * b * d$$

- Distributiva

$$c = a * (b + d) = (a * b) + (a * d)$$

onde a, b, c e d são imagens contínuas ou discretas.

2.4 Transformada de Fourier

Alguns problemas são difíceis de solucionar diretamente utilizando a representação do sinal ou da intensidade do pixel. Entretanto, uma outra forma de representar uma imagem digital é através de uma soma ponderada de senos e cossenos, produzindo uma representação do sinal no domínio da frequência.

Operações de processamento sobre a imagem plana são implementadas através da convolução no domínio espacial. Entretanto, a Transformada de Fourier (FT) é mais adequada para algumas operações de processamento de imagem, como as técnicas aplicadas na filtragem (que será apresentada na Seção 4.4). A aplicação destas técnicas é eficaz no domínio da frequência e a imagem pode, posteriormente, ser restaurada através da Transformada Inversa de Fourier (IFT).

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. Um ponto de uma imagem representada no domínio Fourier (ou da frequência) pode conter informações sobre o quanto desta frequência há na imagem (Figura 2.4).

Portanto, o processamento de imagem no domínio da frequência é realizado, usualmente, através de três passos (Figura 2.5).

1. a imagem é transformada do domínio espacial para o domínio da frequência, usando a transformada de Fourier;
2. operações são realizadas nessa imagem; e
3. para que a imagem possa ser exibida, ocorre o processo inverso, onde a imagem

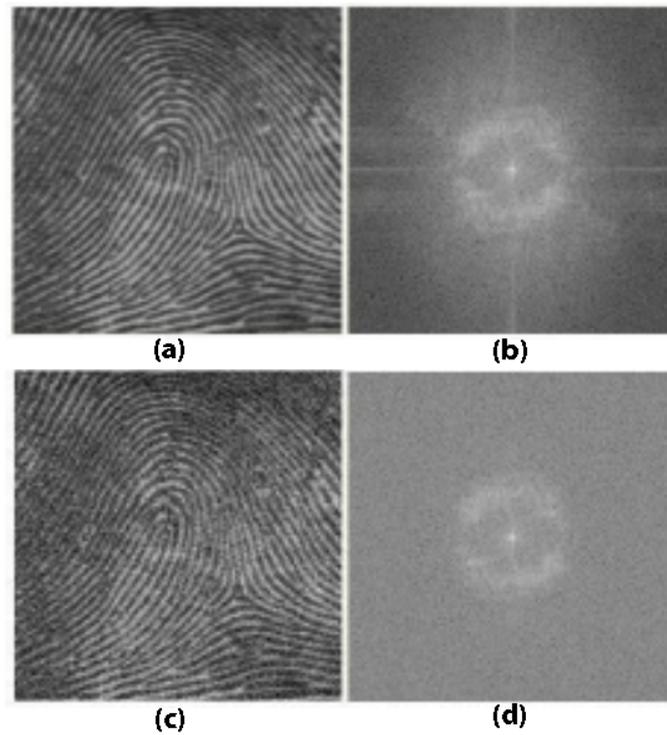


Figura 2.4: Comparação do espectro de Fourier de imagens de impressão digital. (a) imagem sem ruído, (b) espectro de Fourier da imagem sem ruído, (c) imagem com ruído e (d) espectro de Fourier da imagem com ruído.

no domínio da frequência é transformada para o domínio espacial, através da transformada inversa de Fourier.

Sendo assim, pode-se escrever as notações da Transformada de Fourier (LATHI (2007)) e a sua inversa como (2.4) e (2.5), respectivamente.

$$A = \hat{F}\{a\} \quad (2.4)$$

$$a = \hat{F}^{-1}\{A\} \quad (2.5)$$



Figura 2.5: Esquema de processamento no domínio da frequência usando a transformada de imagens.

onde a é uma imagem qualquer e A a sua transformada de Fourier.

É possível demonstrar que a Transformada de Fourier é uma operação única e inversível (YOUNG; GERBRANDS; VLIET (1998)) de acordo com (2.6):

$$a = \hat{F}^{-1}\{\hat{F}\{a\}\} \quad e \quad A = \hat{F}\{\hat{F}^{-1}\{A\}\} \quad (2.6)$$

Matematicamente, a transformada de Fourier pode ser descrita como o produto interno entre $a(x, y)$ e a exponencial complexa e^{jq} . Com isso, as fórmulas específicas para a transformação entre o domínio espacial, o domínio da frequência e sua reciprocidade em um espaço contínuo bidimensional é dada em (2.7) e (2.8), respectivamente.

$$A(u, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} a(x, y) e^{-j(ux+vy)} dx dy \quad (2.7)$$

$$a(x, y) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} A(u, v) e^{j(ux+vy)} du dv \quad (2.8)$$

Por causa da fórmula de Euler (2.9) e a sua relação entre as funções trigonométricas (2.10) podemos dizer que a transformada de Fourier produz uma representação de um sinal bidimensional como uma soma ponderada de senos e cossenos.

$$e^{jq} = j \sin(q) + \cos(q) \quad (2.9)$$

onde, $j^2 = -1$ e

$$\begin{aligned} \cos q &= \Re e^{jq} = \frac{e^{jq} + e^{-jq}}{2} \\ \sin q &= \Im e^{jq} = \frac{e^{jq} - e^{-jq}}{2j} \end{aligned} \quad (2.10)$$

As respectivas fórmulas correspondentes ao espaço discreto bidimensional oriundas da discretização de (2.7) e (2.8) é dada em (2.11) e (2.12).

$$A(\Omega, \Psi) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} a(m, n) e^{-j(\Omega m + \Psi n)} \quad (2.11)$$

$$a(m, n) = \frac{1}{4\pi^2} \sum_0^{M-1} \sum_0^{N-1} A(\Omega, \Psi) e^{j(\Omega m + \Psi n)} \quad (2.12)$$

2.4.1 Propriedades da Transformada de Fourier

Na imagem senoidal obtida através da transformada de Fourier, são encontrados três valores (frequência, magnitude e ângulo de fase) que capturam toda a informação na imagem senoidal. Assim, a frequência espacial é a frequência obtida através do espaço (o eixo x, neste caso) com a qual se representa a intensidade luminosa no ponto. A magnitude da senoide corresponde ao seu contraste, ou à diferença entre os picos mais escuros e mais claros da imagem. Uma magnitude negativa representa um contraste reverso, isto é, o claro se torna escuro e vice-versa. O ângulo

de fase representa como a onda é deslocada com relação à origem, representando o quanto a senoide está deslocada para a esquerda ou para a direita.

Uma variedade de propriedades associadas com a transformada de Fourier e a transformada inversa de Fourier é apresentada na literatura, tais como: separabilidade, translação, periodicidade, simetria conjugada, rotação, distributividade, mudança de escala, valor médio, laplaciano, convolução, correlação e amostragem. Dentre essas, a propriedade da convolução é de fundamental importância para a compreensão das técnicas de processamento de sinais. A seguir estão algumas das mais relevantes para o processamento de imagem digital (YOUNG; GERBRANDS; VLIET (1998)).

- A transformada de Fourier é, em geral, uma função complexa das variáveis de frequência real. Como tal, a transformação pode ser escrita em termos da sua amplitude e fase:

$$A(u, v) = |A(u, v)|e^{j\varphi(u, v)} \quad A(\Omega, \Psi) = |A(\Omega, \Psi)|e^{j\varphi(\Omega, \Psi)} \quad (2.13)$$

- Um sinal bidimensional também pode ser complexo e, portanto, pode ser escrito em termos da sua amplitude e fase:

$$a(x, y) = |a(x, y)|e^{j\vartheta(x, y)} \quad a(m, n) = |a(m, n)|e^{j\vartheta(m, n)} \quad (2.14)$$

A equação (2.13) indica que a transformada de Fourier de uma imagem pode ser complexa (conforme a Figura 2.6). A Figura 2.6(a) mostra a imagem original $a(m, n)$, Figura 2.6(b) a magnitude na forma escalada com $\log(|A(\Omega, \Psi)|)$, e a Figura 2.6(c) a fase $\varphi(\Omega, \Psi)$.

A magnitude e as funções de fase são necessárias para a reconstrução da imagem a partir de sua transformada de Fourier. A Figura 2.7(a) mostra o que

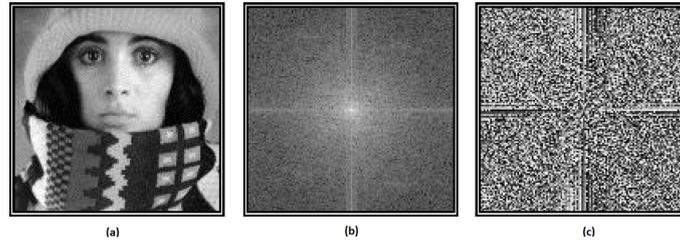


Figura 2.6: Fase e magnitude. (a) imagem original, (b) $\log(|A(\Omega, \Psi)|)$, (c) $\varphi(\Omega, \Psi)$.

acontece quando a Figura 2.6(a) é restaurada unicamente com base na informação de grandeza e a Figura 2.7(b) mostra o que acontece quando a Figura 2.6(a) é restabelecida somente na base da informação de fase.

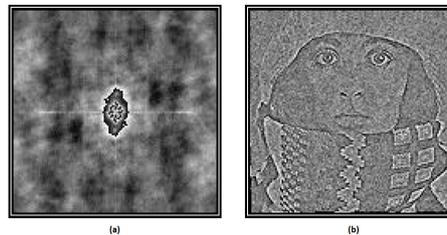


Figura 2.7: Fase e magnitude. (a) $\varphi(\Omega, \Psi) = 0$, (b) $|A(\Omega, \Psi)| = \text{constante}$.

A restauração usando somente a magnitude, Figura 2.7(a), torna-a irreconhecível e tem graves problemas de variação dinâmica¹ em amplitude e frequência e estão relacionados ao condicionamento do sinal. A restauração aplicando somente a fase, Figura 2.7(b), é quase irreconhecível, ou seja, bastante degradada em qualidade.

Contudo, na prática, o padrão senoidal (como apresentado na Figura 2.8) pode ser capturado em apenas um termo Fourier que codifica a frequência espacial, a magnitude (positiva ou negativa) e o ângulo de fase.

Uma transformada Fourier codifica uma série completa de senoides através de uma faixa de frequências espaciais a partir do zero (isto é, sem modulação, brilho

¹é a diferença entre o maior e o menor nível de amplitude.

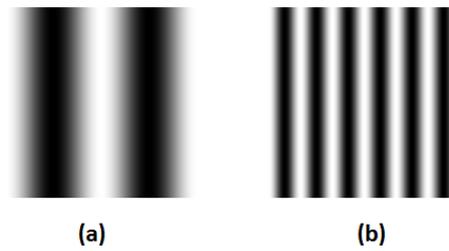


Figura 2.8: Imagens com padrão senoidal. (a) imagem frequência espacial mais baixa, (b) imagem frequência espacial mais alta.

médio da imagem completa) durante todo o caminho até a “frequência de Nyquist” (frequência espacial de maior intensidade que pode ser codificada na imagem digital, a qual está relacionada a resolução ou tamanho dos pixels).

A transformada Fourier codifica todas as frequências espaciais presentes em uma imagem simultaneamente. Um sinal contendo apenas uma frequência espacial única de frequência, f , é representado como um pico único no ponto f ao longo do eixo de frequência espacial, a altura do pico correspondente à amplitude, ou contraste daquele sinal senoidal.

A maior parte da informação de uma imagem normal se concentra em baixas frequências, conforme pode-se observar na Figura 2.9.

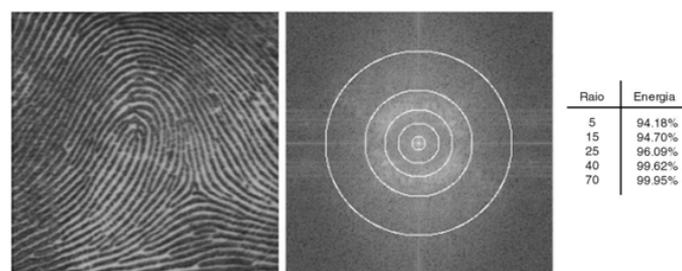


Figura 2.9: Exemplo de uma imagem e seu espectro de Fourier, os círculos são falsamente incluídos para se ter uma ideia em que as frequências se concentram.

Assim, a transformada de Fourier é muito usada nas formas Discreta (DFT –

Discrete Fourier Transform) e Rápida (FFT - *Fast Fourier Transform*). A maioria das imagens no domínio da frequência possui como amplitude característica picos no centro $(0, 0)$ do domínio. 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, identificando, por exemplo, se existem texturas constantes ou defeitos característicos nesta imagem. Uma outra informação, muito importante, que se pode obter do espectro de Fourier é a informação da 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 transformada de Fourier será aplicada neste trabalho durante os processos de filtragem.

2.5 Histograma

O histograma é uma das formas mais comuns de se representar a distribuição dos níveis de cinza de uma imagem, fornecendo a informação de distribuição de intensidades e a Função de Densidade de Probabilidade (FDP). Estatisticamente, o histograma representa a probabilidade de se achar um dado valor de tom de cinza dentro de uma imagem. Assim, a distribuição de intensidades é representada por colunas discretas com valores correspondentes a números inteiros (GONZALEZ; WOODS (2001)).

Um histograma também pode descrever quanto contraste há numa imagem. Contraste é uma medida da diferença de brilho entre as áreas claras e escuras de uma

imagem. Histogramas largos são típicos de cenas com bastante contraste, enquanto histogramas estreitos são de imagens com menos contraste.

Esse conceito assume importância ao tratar o realce dos contrastes. Ao observar o histograma, tem-se uma noção instantânea sobre as suas características. A forma do histograma fornece informações de grande importância no caso das imagens de sensoriamento remoto, tais como intensidade média (valor médio) e espalhamento dos valores; que por sua vez, dá a medida do contraste de uma imagem: quanto maior o espalhamento ao longo do eixo, maior o contraste da imagem, como pode ser visto nas Figuras 2.10, 2.11, 2.12 e 2.13.

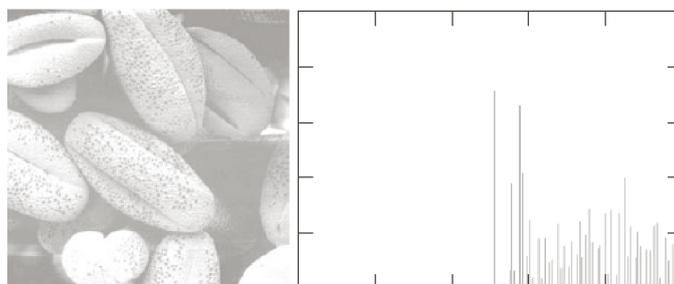


Figura 2.10: Os componentes do histograma estão localizados acima dos valores de intensidade média.

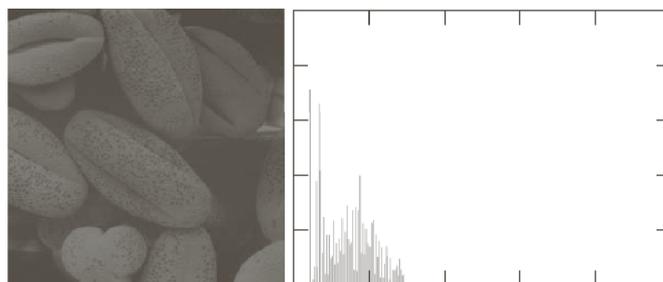


Figura 2.11: Os componentes do histograma estão localizados abaixo dos valores de intensidade média.

A Equação (2.15) apresenta uma forma para a obtenção do histograma a partir de uma imagem.

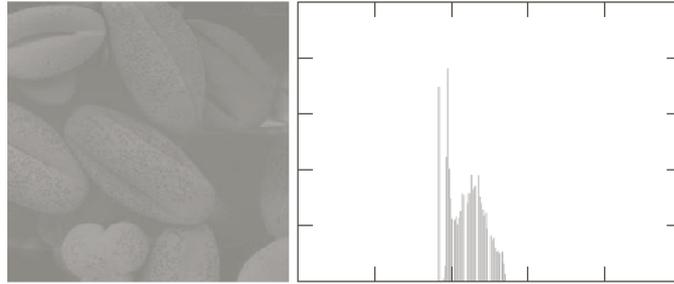


Figura 2.12: Os componentes do histograma são localizados numa região restrita de valores de intensidade média.

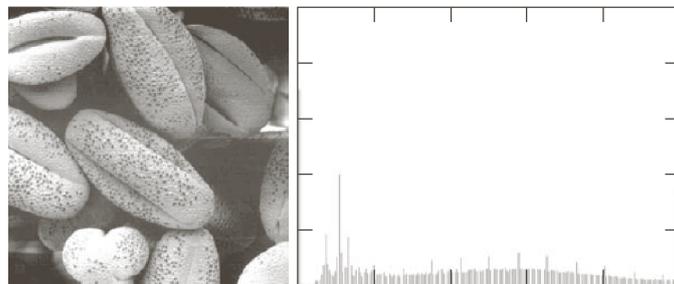


Figura 2.13: Os componentes do histograma estão distribuídos por toda a faixa de intensidade. A distribuição é quase uniforme, com alguns picos. Se a distribuição é uniforme, a imagem tende a ter uma alta gama dinâmica e os detalhes são mais facilmente percebidos. Este é o efeito perseguido pelas transformações baseadas em histograma.

$$H_{n_i} = \sum_{i=0}^n n_i \quad (2.15)$$

onde n é o número total de posições na amostra e n_i é o i -ésimo elemento cujo valor é igual a i .

É uma prática comum normalizar um histograma dividindo cada um dos seus valores pelo número total de pixels da amostragem, denotado por n . Um histograma normalizado é aquele em que a variável representada foi ajustada a um intervalo entre 0 e 1. A normalização do histograma é dada pela equação (2.16).

$$P_r(r_k) = \frac{H_k}{n} \quad (2.16)$$

onde $0 \leq r_k \leq 1$, $k = 0, 1, \dots, L - 1$, L o número de níveis de cinza da imagem, n o número total de pixels da amostragem, H_k é a quantidade de pixels cujo nível de cinza corresponde à k e $P_r(r_k)$ é a probabilidade do k -ésimo nível de cinza.

O histograma acumulado produz um número de ocorrências de níveis de cinza menores ou iguais às do histograma normalizado, e é dado pela equação (2.17).

$$S_k = \sum_{j=0}^k kn_j = \sum_{j=0}^k P_r(r_j) \quad (2.17)$$

2.6 Média

Nas imagens podem ser encontradas frequências alta, média e baixa (GONZALEZ; WOODS (2001)). Assim, é possível reduzir os efeitos de determinadas frequências na imagem, buscando obter um efeito visual de melhor qualidade. Com isso, o brilho médio de uma região é definido como a média da amostra dos brilhos de pixels dentro dessa região. A média, m_a , dos brilhos nos P pixels dentro de uma região R é dada em (2.18).

$$m_a = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n I(i, j) \quad (2.18)$$

onde I é a matriz de pixels da imagem e m e n são as dimensões.

Alternativamente, pode-se usar uma formulação baseada no brilho do histograma, $H(a)$, com valores de brilho discretos, conforme (2.19):

$$m_a = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n aH(i) \quad (2.19)$$

onde H é o histograma e n é a quantidade de elementos do histograma (profundidade do pixels).

O brilho médio, m_a , é uma estimativa do brilho significativo da distribuição de probabilidade do brilho subjacente.

2.7 Variância

A variância de uma imagem digital representa o valor de desvio dos níveis de cinza da imagem em relação à média dos valores da escala de cinza (GONZALEZ; WOODS (2001)). A variância também pode ser executada através da operação de vizinhança de um pixel da imagem, apresentando a variabilidade dos níveis de cinza dentro de uma região (R) com P pixels da amostra, conforme a equação dada em (2.20).

$$v_a = \frac{1}{P-1} \sum (a(m,n) - m_a)^2 \quad (2.20)$$

A formulação pelo histograma é dada em (2.21).

$$v_a = \frac{\sum (a^2 h(a) - P m_a^2)}{P-1} \quad \text{onde } m, n \in R \quad (2.21)$$

2.8 Desvio Padrão

O desvio padrão de uma imagem digital mostra o quanto de variação ou “dispersão” existe em relação à média (ou valor esperado) dos níveis de cinza. Um baixo desvio padrão indica que os dados tendem a estar próximos da média; um desvio padrão alto indica que os dados estão espalhados por uma gama de valores. Com isso, as operações realizadas normalmente sobre uma submatriz da vizinhança de um pixel de uma imagem, possui uma estimativa imparcial do desvio padrão, d_a , dos brilhos dentro de uma região (R) com P pixels da amostra é dada em (2.22).

$$d_a = \sqrt{\frac{1}{P-1} \sum v_a} \quad (2.22)$$

A formulação pelo histograma é dada em (2.23).

$$d_a = \sqrt{\frac{\sum v_a}{P-1}} \quad (2.23)$$

O desvio padrão, d_a , é uma estimativa da distribuição de probabilidade de brilho subjacente.

2.9 Filtragem

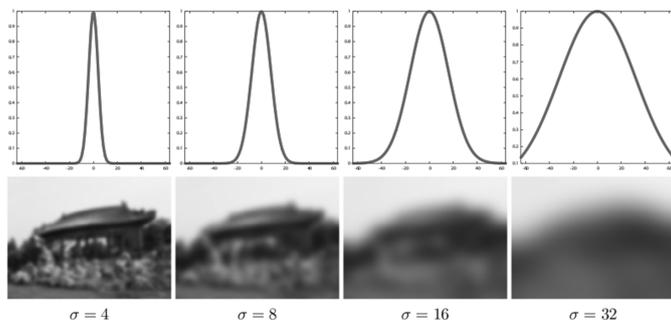
A filtragem é uma técnica de processamento de imagem que modifica e/ou melhora o sinal contido em um ponto (i, j) , realçando ou removendo características específicas. Trata-se de uma operação executada por um processo de convolução

bidimensional entre a resposta impulsiva do filtro e a imagem de entrada.

Diversos tipos de filtros procuram alterar o comportamento das curvas da imagem no domínio da frequência, tais como: passa-baixa, que atenua as altas frequências; passa-alta, que atenua as baixas frequências; passa-banda, que possui um comportamento que se assemelha a um filtro passa-baixa, quando a sua frequência de corte inferior se encontra dentro de um intervalo específico (YOUNG; GERBRANDS; VLIET (1998)).

O filtro Gaussiano é muito utilizado na suavização de algumas características específicas de uma imagem de impressão digital (SHAPIRO; STOCKMAN (2000)), por se tratar de um filtro passa-baixa. A Figura 2.14 apresenta o resultado da aplicação do núcleo de convolução Gaussiano (de acordo com a equação 2.24), com diferentes valores de variância (σ).

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\sigma^2\pi} \exp^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.24)$$



(a)

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

(b)

Figura 2.14: Exemplo: (a) Resultados da aplicação do filtro Gaussiano (b) Núcleo 5×5 obtido através da aproximação discreta da função Gaussiana com $\sigma = 1,0$

Quanto maior o desvio padrão, σ , que é inserido para o cálculo do filtro, mais notória se torna a suavização da imagem. Com isso, o valor de σ deve ser escolhido

consoante a imagem a ser filtrada, de forma que este valor não afete negativamente na qualidade.

2.10 Distâncias

Quando se trabalha com impressões digitais é muito frequente medir as distâncias. Em muitos casos usa-se a definição clássica de distância euclidiana (2.25) entre dois pontos. Entretanto, existem diferentes medidas de distância em função da conectividade utilizada. Por exemplo, ao considerar dois pontos $p(x, y)$ e $q(s, t)$, da Figura 2.15, tem-se as definições de distância entre estes dois pontos determinadas de diversas maneiras. Os números 1 e 2 representam os pixels que seriam percorridos somente uma vez nas duas representações possíveis quando partir de p para q . O número 3 indica os pixels percorridos pelos dois caminhos.

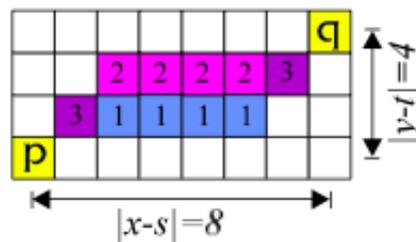


Figura 2.15: Distâncias entre dois pontos

$$D(p, q) = \sqrt{(x - s)^2 + (y - t)^2} \quad (2.25)$$

Em conectividade do tipo D4 (*4 Connected*) é possível movimentar-se apenas para a horizontal e para vertical. Nesta conectividade, é utilizada a distância de Manhattan entre dois pontos, que é a simples soma dos componentes horizontais e verticais. Com isso, os caminhos mostrados pela Figura 2.15 não servem para D4,

então utiliza-se a distância Manhattan dada em (2.26).

$$D(p, q) = |x - s| + |y - t| \quad (2.26)$$

Em conectividade do tipo D8 (*8 Connected*) o caminho é representado pela Figura 2.15 e o cálculo da distância é dada em (2.27).

$$D(p, q) = \max(|x - s|, |y - t|) \quad (2.27)$$

Como exemplo, considere a medida do perímetro de uma determinada forma, apresentada na Figura 2.16. Em uma imagem digital o perímetro de uma determinada forma corresponde à contagem dos pixels pertencente a borda do objeto. É importante lembrar que em alguns casos, antes de realizar a medida de distâncias é necessário isolar a forma do resto da imagem (esta técnica é conhecida como segmentação). Deve-se conectar todos os pixels que pertençam ao seu contorno para que os pontos que pertençam a borda sejam conhecidos, para em seguida calcular o seu perímetro, de acordo com a equação (2.27).

Normalmente, as técnicas de processamento de imagens estão baseadas em métodos matemáticos que permitem descrever quantitativamente imagens das mais diversas origens. Uma imagem pode, de alguma forma, ser descrita independentemente do que ela representa e, a princípio, todos os parâmetros que têm uma característica bidimensional ou topológica são convenientes. Em cada objeto definido em um espaço bidimensional, pode-se efetuar medidas de superfície, perímetros, comprimentos, espessura, posição, etc., e em seguida deduzir grandezas estatísticas de uma forma automática. É importante ressaltar que a análise automática é imprescindível, quando se quer efetuar transformações sucessivas na imagem. Com

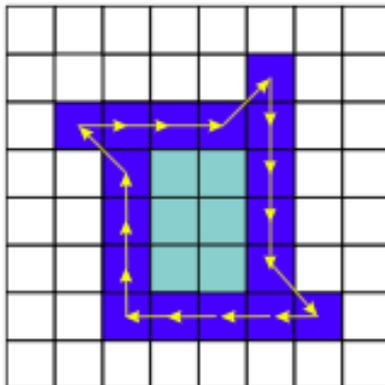


Figura 2.16: Determinação do perímetro de uma forma

isso, os capítulos subsequentes farão uso destas técnicas com base nos algoritmos propostos.

3 METODOLOGIA PROPOSTA

Os métodos para melhoramento, extração e reconhecimento de impressões digitais representam um conjunto de algoritmos baseados em modelos matemáticos, reconhecimento de padrões, análise estatística e processamento de imagens. Portanto, um arranjo de algoritmo é apresentado com objetivo de melhorar a qualidade da imagem de entrada, uniformizar o contraste, reduzir ruídos, remover imperfeições, realçar as características, extrair as minúcias, preparar o modelo de dados e reconhecer o datilograma.

Nas últimas décadas houve um grande número de publicações reportando o desenvolvimento de trabalhos sobre sistemas automatizados de identificação pessoal baseados em minúcias. Assim, a metodologia expressa neste trabalho apoia-se na revisão bibliográfica presente neste capítulo e uma lista de normas oficiais é também apresenta com objetivo de conhecer o mercado internacional de impressões digitais, juntamente com os softwares disponíveis para apoiar esta atividade.

3.1 Revisão Bibliográfica

A literatura apresenta vários estudos para extração de pontos característicos das impressões digitais. Grande parte desses trabalhos contém procedimentos para apenas uma das etapas do tratamento de imagens digitais, e/ou destinam-se à extração de minúcias em imagens específicas.

Uma das técnicas mais amplamente referidas com relação ao melhoramento de imagens de impressões digitais é o método definido por (HONG; WAN; JAIN

(1998)). Os autores apresentam uma técnica de filtragem de impressão digital baseada na convolução da imagem utilizando o filtro de Gabor sintonizado de acordo com a estimativa de orientação e frequência da crista em cada pixel. As principais etapas deste algoritmo incluem a normalização, a estimativa da orientação, a estimativa da frequência e a filtragem. O primeiro passo nesta abordagem envolve a normalização da imagem da impressão digital, de modo que tenha uma média e uma variância pré-especificadas. Devido às imperfeições no processo de captação de imagem de impressão digital, tal como a intensidade de tinta não uniforme ou problemas relativos ao contato com o dispositivo de captura, uma imagem de impressão digital pode exibir níveis distorcidos de variação da escala de cinza ao longo das cristas e vales.

Em seguida, uma imagem de orientação é então calculada, na qual uma matriz de vetores representa a direção de orientação da crista em cada pixel da imagem. A abordagem é baseada na aproximação do gradiente calculado através do método Canny (CANNY (1986)), Sobel (KUMAR; SAILAJA (2011)), Prewitt (SALUJA; SINGH; AGRAWAL (2013)) ou Roberts (MUTHUKRISHNAN; RADHA (2011)), que faz uso do fato do vetor de orientação ser perpendicular à inclinação.

O passo seguinte no processo de melhoramento de imagem é a estimativa da frequência da crista que define uma forma senoidal das saliências contidas na impressão digital.

Métodos de melhoramento baseados no filtro de Gabor têm sido amplamente utilizados para facilitar algumas aplicações, tais como reconhecimento do datilograma, conforme (PRABHAKAR et al. (2000)) e (ROSS; JAIN; REISMAN (2003)), e a classificação de acordo com (JAIN; PRABHAKAR; HONG (1999)). Filtros de Gabor são filtros de banda que possuem propriedades de seleção por frequência e orientação (DAUGMAN (1985)), o que significa que os filtros podem ser efetivamente sintonizados com uma frequência específica e valores de orientação (ver Seção 4.4).

Uma característica útil de impressões digitais é que elas são conhecidas por possuírem uma definição da orientação da crista e da frequência. Portanto, o algoritmo de melhoria aproveita essa regularidade da estrutura espacial através da aplicação do filtro de Gabor que é ajustado para corresponder à orientação e à frequência.

Uma abordagem alternativa para melhorar as características de uma imagem de impressão digital é a técnica empregada por (SHERLOCK; MONRO; MILLARD (1994)) conhecida como filtragem Fourier direcional. A abordagem anterior foi aplicada em um domínio espacial que envolve a convolução da imagem com os filtros, o que pode ser dispendioso computacionalmente. Alternativamente, operações no domínio da frequência permitem convoluir eficientemente a imagem da impressão digital com filtros. O processo de melhoria de imagem começa em primeiro lugar calculando a orientação da imagem. Em contraste com o método anterior, que calcula a orientação da crista utilizando uma faixa contínua de direções, este método utiliza um conjunto de apenas 16 direções para calcular a orientação. Uma janela é centrada em um ponto da imagem, a qual é usada para obter uma projeção das informações da crista. A janela da imagem é, então, rodada em cada uma das 16 direções, igualmente espaçadas, e em cada direção uma projeção ao longo do eixo y da janela é formada. A projeção com a variância máxima é usada como a orientação dominante para esse ponto na imagem. Este processo é então repetido para cada pixel da imagem, para formar a orientação.

Semelhante ao estágio de filtragem aplicado por (HONG; WAN; JAIN (1998)), após a obtenção da orientação da imagem, a impressão digital é filtrada através de um conjunto de filtros de passa-banda sintonizados para corresponder à orientação da crista. A imagem é, em primeiro lugar, convertida a partir do domínio espacial para o domínio de frequência, através da aplicação da transformada bidimensional de Fourier discreta (DFT). A imagem de Fourier é então filtrada através de um conjunto de 16 filtros de *Butterworth* (M. RAICEVIC; POPOVIC (2009)) com cada

filtro sintonizado para uma orientação particular. O número de filtros direcionais corresponde ao conjunto de direções utilizadas para calcular a orientação da imagem. Então, a Transformada de Fourier Inversa (IFT) é usada para converter a imagem de volta para o domínio espacial, produzindo, assim, um conjunto de imagens filtradas direcionalmente.

O passo seguinte no processo de melhoria é construir a imagem filtrada final, utilizando os valores de pixels das imagens pré-filtradas. Assim, a saída do estágio de filtragem é uma versão melhorada da imagem que foi suavizada na direção da crista.

Finalmente, um valor de limiar é aplicada na imagem direcional filtrada, o qual produz a imagem binária final. Trata-se de calcular a média dos valores de nível de cinza dentro de uma janela de imagem em cada pixel, e se a média é maior do que o limite, então o valor de pixel é definido como um valor binário de um, caso contrário, ele é definido como zero (BARTUNEK et al. (2006)). A imagem em nível de cinza é convertida em uma imagem binária, já que existem apenas dois níveis de interesse, as cristas em primeiro plano e os vales de fundo.

Dando sequência ao trabalho de (HONG; WAN; JAIN (1998)), em (THAI (2003)) são realizadas algumas alterações no método do referido trabalho, adicionando três novas etapas ao algoritmo para melhorar a qualidade da imagem de impressão digital. Com isso, é adicionada a segmentação, que separa as regiões de primeiro plano da imagem a partir das regiões do fundo; a binarização, na qual a imagem em níveis de cinza é então convertida em uma imagem binária, contendo apenas informações relativas às cores preta e branca; e afinamento, onde uma operação morfológica que corrói a distância sucessivamente dos pixels do primeiro plano até que fiquem com um pixel de largura.

Uma alternativa a estas abordagens é a utilização da transformada de Wavelet, que é utilizada em (ZHANG; WANG; TANG (2002)) para reconstruir imagens de impressão digital. Assim, o método se apresenta em quatro etapas principais: normalização, com objetivo de ajustar os valores de nível de cinza de uma imagem de impressão digital, de forma que ele tenha valores de desvio significativo e específico; decomposição, a imagem é decomposta em várias sub-imagens diferentes por filtros especificados com relação hierárquica, o nível de decomposição é selecionado de acordo com os experimentos práticos; filtro de Gabor, uma aproximação da imagem é produzida para realizar o realce da crista; e reconstrução, a imagem da impressão digital é reconstruída utilizando a imagem de aproximação e as imagens de detalhe produzidas na decomposição. Com isso, o artigo alcança uma imagem da impressão digital aprimorada.

Filtros estatísticos de mediana e filtros passa-baixas para eliminar ruídos são utilizados por (EMIROGLU; AKHAM (1997)), que descreve um esquema de limiar médio por região em uma imagem de 256 níveis de cinza. Os limiares do algoritmo são calculados movendo uma pequena janela de tamanho fixo, usando um novo esquema de média. Após a limiarização da imagem é, então, realizada uma filtragem mediana que elimina qualquer ruído aleatório contido em uma imagem da impressão digital limiarizada. A imagem filtrada é finalmente entregue a um algoritmo de desbaste onde a linha da crista é reduzida a um pixel.

Em (MALTONI; MAIO (1996)), é apresentada uma abordagem estrutural bem definida para a classificação da impressão digital. A ideia é realizar uma separação da imagem direcional em várias regiões regulares em forma homogênea, que são usadas para construir um gráfico relacional resumindo a impressão digital em macro-características. Toda a abordagem pode ser dividida em quatro etapas principais: cálculo da orientação da crista, segmentação da imagem da orientação, construção do gráfico relacional e gráfico de correspondência inexata. A imagem

direcional é calculada sobre uma grade discreta por meio de uma técnica robusta proposta por (DONAHUE; ROKHLIN (1993)). Um algoritmo de agrupamento dinâmico é adotado para segmentar a imagem direcional de acordo com critérios de otimização bem adaptados. Em particular, com o objetivo de criar as regiões tão homogêneas quanto possível, o algoritmo funciona minimizando a variância das direções do elemento dentro das regiões e, simultaneamente, mantendo a regularidade da região. A partir da segmentação da imagem direcional, um gráfico relacional é construído através da criação de um nó para cada região e um arco para cada par de regiões adjacentes. Pela adequada identificação dos nós e dos arcos do grafo, os autores obtiveram uma estrutura que resume as características topológicas da impressão digital e é invariante no que se refere ao deslocamento e rotação.

A abordagem PCASYS (*Pattern-nível Classification Automation System*) proposta por (CANDELA; CHELLAPPA (1993)), propõe um classificador que separa as imagens de impressões digitais em classes conhecidas, como arco, presilha externa, presilha interna, cicatriz, arco e verticilo. A classificação das imagens é realizada em seis classes não sobrepostas. Antes de calcular as imagens direcionais, a área da linha da crista é separada a partir do fundo e o melhoramento da imagem é feito no domínio da frequência. O cálculo das orientações da crista é realizado pelo método descrito em (STOCK; SWONGER (1969)). A imagem direcional é, então, registrada com relação à posição do núcleo. A dimensionalidade da imagem direcional, considerada como um vetor de 1680 elementos, é reduzida a 64 elementos por meio da análise de componentes principais (JOLLIFFE (1986)). Nesta fase, a PNN (*Probabilistic Neural Network*) (SPECHT (1990)) é usada para atribuir cada vetor de 64 elementos de uma classe do esquema de classificação, a fim de melhorar a confiabilidade da classificação, especialmente para impressões digitais do tipo verticilo.

Em (WAHAB; CHIN; TAN (1998)), é apresentado um sistema de reconhe-

cimento de impressão digital avançado composto por fases de pré-processamento, extração de características e comparação e é executado em uma plataforma de computador pessoal limitado. A fase de pré-processamento da imagem inclui equalização de histograma, modificação de códigos direcionais, limiarização dinâmica e desbaste das cristas. Apenas os recursos extraídos são armazenados em um arquivo de correspondência de impressão digital. O algoritmo de correspondência apresentado é uma modificação e melhoria da abordagem estrutural. Em sua abordagem, a imagem original (320×240) foi dividida em pequenas áreas de 40×30 . Em seguida, a cada área é atribuída um código direcional para representar a direção da linha das cristas nessa área. Para reduzir o tempo de processamento, um total de oito códigos direcionais são utilizados. Para encontrar a direção da crista de uma determinada zona, cada uma das janelas direcionais é movida na direção tangencial à direção da janela. Cada uma das janelas direcionais terá de mover-se oito vezes para cobrir toda a área. Em cada local o valor médio do nível de cinza dos pixels na janela é calculado.

Em geral, observa-se que a maioria das técnicas apresentadas para o melhoramento de imagem de impressão digital está baseada em filtros que são ajustados de acordo com algumas características peculiares ao datilograma. As principais técnicas examinadas empregam a informação de orientação para a sintonia do filtro em cada pixel da imagem. No entanto, apenas a abordagem apresentada por (HONG; WAN; JAIN (1998)) leva em conta as informações de frequência da crista, as demais, como a abordagem de (SHERLOCK; MONRO; MILLARD (1994)), assumem a frequência das cristas como constante.

Como pode ser observado, existem vários tipos de abordagens propostas na literatura, tanto para melhoria da imagem quanto para a extração das minúcias de uma impressões digitais. Contudo, a literatura carece de uma abordagem mais completa que componha os procedimentos desde a captura até a identificação da

identidade. Para isso, as técnicas examinadas foram revisadas para determinar a melhor abordagem para o desenvolvimento deste trabalho.

3.2 Normas

As normas técnicas representam um processo de simplificação pois reduzem a crescente variedade de procedimentos. Assim, elas eliminam o desperdício, o retrabalho e facilitam a troca de informações entre as diferentes metodologias de identificação datiloscópica. Com isso, estes instrumentos contribuem para consolidar, difundir e estabelecer parâmetros consensuais das diversas técnicas apresentadas neste trabalho.

Atualmente, o desenvolvimento de padrões é um elemento essencial no reconhecimento de impressões digitais, por causa da grande variedade de algoritmos e sensores disponíveis no mercado. A interoperabilidade é um aspecto crucial da aplicação do produto, o que significa que as imagens obtidas por um dispositivo devem ser capazes de serem interpretada por um computador usando um outro dispositivo. Com isso, os principais institutos internacionais desenvolveram um conjunto de normas com foco na padronização do conteúdo, do significado e da representação dos dados de impressões digitais para o intercâmbio de formatos.

Neste trabalho, as normas ISO/IEC 19794-2:2005, CBEFF e WSQ são implementadas e descritas abaixo. Da mesma forma, outras normas pertinentes ao processo de reconhecimento de impressão digital também estão expostas.

- ANSI/INCITS 381-2004 *Finger Image Based Data Interchange Format* - Especifica um formato de intercâmbio baseado em imagem de impressões digitais e dados de reconhecimento de impressão palmar (quirosopia). Ele define o

conteúdo, a forma e as unidades de medida para tais informações. Esta norma destina-se às aplicações de identificação e verificação que requerem o uso de dados de imagem sem tratamento ou dados de imagens processadas contendo informações detalhadas dos pixels.

- ANSI/INCITS 377-2004 *Finger Pattern Based Interchange Format* - Especifica um formato para a troca de dados de reconhecimento de impressões digitais baseados em padrões. Ela descreve os métodos de criação de modelos biométricos para identificação usando o padrão e medições das cristas encontradas nas impressões digitais.
- ANSI/INCITS 378-2004 *Finger Minutiae Format for Data Interchange* - Esta norma define um método para representar as informações de impressão digital utilizando o conceito de minúcias. Ela define a colocação das minúcias sobre uma impressão digital, um formato de registro para o conteúdo dos dados de minúcias e extensões opcionais para contagem das cristas e de informação sobre o núcleo e o delta.
- ANSI/NIST ITL 1-2000 *Data Format for the Interchange of Fingerprint, Facial and Scar, Mark and Tattoo (SMT) Information* - Esta norma define o conteúdo, o formato e as unidades de medidas para a troca de impressão digital, impressão palmar, facial/mugshot (retratos fotográficos normalmente utilizados por uma instituição policial) e cicatriz, marca e tatuagem (SMT), ou seja, informação de imagem que pode ser usada no processo de identificação de um sujeito. A informação consiste em uma variedade de itens obrigatórios e opcionais, incluindo parâmetros de digitalização, os dados descritivos e registros relacionados, informações de impressão digital digitalizada e imagens com ou sem compressão.
- ISO/IEC 19794-2 - *Finger Minutiae Format for Data Interchange* - Este padrão especifica o conceito e o formato dos dados para a representação de im-

pressões digitais utilizando a noção fundamental de minúcias, podendo ser aplicado e utilizado em uma variedade de áreas em que o reconhecimento da impressão digital automatizado está envolvido. Ele contém as definições de termos relevantes, uma descrição de como as minúcias devem ser determinadas, o formato de dados, tanto para o uso geral quanto para *smartcard* (trata-se de um cartão de bolso com circuitos integrados embutidos, normalmente utilizado por instituições bancárias e identificação individual) e as informações de conformidade. Diretrizes e valores para os parâmetros de correspondência e de decisão são descritos.

- ISO/IEC FCD 19794-3 *Finger Pattern Based Interchange Format* - Este projeto de norma descreve que a imagem da impressão digital deve ser dividida em uma grade de sobreposição ou não sobreposição de células (um elemento da grade). Em cada célula, o padrão da digital será representado por uma estrutura de célula. Um método para se obter a estrutura é decompor cada uma das células em uma representação espectral bidimensional, como a Transformada Bidimensional Discreta de Fourier (DFT). A decomposição produz componentes espectrais, em que cada componente pode ser caracterizado por um comprimento de onda no sentido horizontal (x) e vertical (y), amplitude e fase.
- ISO/IEC 19794-4 *Finger Image Based Interchange Format* - Esta norma especifica que a imagem deve ser capturada em uma posição vertical e estar centralizada horizontalmente durante o processo de captura. A sequência de captura e gravação dos dados deve ser da esquerda para a direita, progredindo de cima para baixo da impressão digital. A origem dos eixos, ponto $(0, 0)$, encontra-se no canto superior esquerdo de cada imagem com a posição da coordenada x (horizontal), aumentando positivamente a partir da origem para o lado direito da imagem, enquanto que a coordenada y (posição vertical) aumenta positivamente a partir da origem para baixo da imagem. Também

especifica que o cabeçalho do arquivo deve seguir a estrutura definida pela CBEFF, que será apresentada em seguida.

- CBEFF (*Common Biometric Exchange Formats Framework*) - desenvolvido em 1999-2000 pela equipe de desenvolvimento CBEFF (NIST) e o consórcio BioAPI. Esta norma fornece a capacidade para diferentes aplicações e dispositivos trocarem informações biométricas entre os componentes do sistema de forma eficiente. O CBEFF apresenta uma estrutura comum que descreve um conjunto de elementos de dados, com finalidade de apoiar as tecnologias biométricas.
- ISO/IEC 19794-8 *Finger Pattern Skeletal Data* - Esta norma se destina à interoperabilidade entre os padrões e sistemas de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias. Ele consiste em propriedades comuns compartilhadas entre o padrão espectral e as minúcias, através da codificação do esqueleto do desenho digital de forma a prover a base para a detecção de uma minúcia.
- EFTS v7.1 *Electronic Fingerprint Transmission Specification* - Esta especificação abrange a transmissão eletrônica de informações envolvendo impressões digitais para o *Federal Bureau of Investigation Integrated - Automated Fingerprint Identification System* (FBI - IAFIS) baseado no padrão ANSI NIST ITL 1-2000. O objetivo deste documento é estabelecer certas exigências para que as agências possam se comunicar eletronicamente com os IAFIS.
- EBTS v1.0 *Electronic Biometric Transmission Specification* - Esta especificação descreve as customizações da *Federal Bureau of Investigation - Electronic Fingerprint Transmission Specification* (FBI - EFTS) para as operações necessárias quando da utilização do *Department of Defense (DoD) Automated Biometric Identification System* (ABIS).
- FBI- WSQ (*Wavelet Scalar Quantization*) *Fingerprint Image Compression* - WSQ é uma compressão sem perda que é capaz de preservar os detalhes de

alta resolução de imagens em escala de cinza que normalmente são descartados por outros algoritmos de compressão. Ele alcança taxa de compressão elevada, em média, 15 : 1, dependendo dos parâmetros. O formato WSQ é extensamente aplicado nas imagens de impressão digital para reduzir o volume do armazenamento em disco.

- JPEG2000 (*Joint Photographic Experts Group 2000*) - é um sistema de codificação de imagem que utiliza técnicas de compressão com base na transformação de wavelet. Sua arquitetura deve prestar-se a uma ampla gama de usos de câmeras digitais portáteis até avançadas imagens médicas.

3.3 Software

Para avaliar a robustez dos algoritmos de extração de pontos característicos, são frequentemente efetuados testes que verificam o funcionamento do algoritmo para diferentes impressões digitais e para várias imagens do mesmo datilograma.

Assim, uma técnica de síntese de impressão digital pode ser interpretada como a utilização de transformações inversas ou reversas (ou engenharia reversa) no processo de obtenção de impressões digitais sintéticas (MALTONI et al. (2009)). A motivação para a geração de impressões digitais sintéticas está na necessidade de existirem mecanismos que permitam avaliar e comparar vários algoritmos de reconhecimento de impressão digital. A avaliação efetuada recorrendo a pequenas bases de dados resulta em estimativas de precisão altamente dependentes dos dados e que não generalizam corretamente os datilogramas capturados em diferentes aplicações e ambientes. Como forma de resolver este problema, assim como evitar a recolha de um grande número de datilogramas, é utilizada a geração de impressões digitais sintéticas. A sua utilização permite gerar imagens similares às humanas, consti-

tuindo uma solução para problemas, tais como tempo necessário e custos associados à aquisição, privacidade dos dados, testes de sensores, formação de pessoas, etc.

O método *SfinGe* (MALTONI et al. (2009)) consiste numa técnica de geração de impressões digitais sintéticas que é dividida em dois momentos principais. O primeiro consiste na criação de um “dedo sintético” com base em características individuais e o segundo consiste na derivação da impressão digital.

A criação do “dedo sintético” recorre a um conjunto de parâmetros de entrada (forma, classe, singularidades, etc.) para definir as características individuais. Mais concretamente, trata-se do processo inverso ao da extração de características de uma impressão digital e que irá permitir obter (conforme a Figura 3.1 – passos 1 ao 4) uma impressão digital denominada mestre (*master fingerprint*). O datilograma mestre consiste num padrão que codifica as características únicas e imutáveis do “dedo sintético” livre de variações, tais como deslocamento, rotação, pressão, ruído, etc. que são responsáveis por introduzirem diferenças entre sucessivas aquisições de impressões digitais. A derivação da impressão digital (conforme a Figura 3.1 – passos 5 ao 10) baseada no dedo sintético, recorre ao ajuste de parâmetros variáveis (área de contato, espessura das cristas, pressão, distorção, perturbação, translação e rotação, ruído, etc.) que permitem a obtenção de múltiplos datilogramas.

Sempre que necessário, os experimentos para algumas etapas deste trabalho são realizados em um conjunto de imagem de teste sintética. Assim, tais imagens fornecem uma medida quantitativa e mais precisa do desempenho de cada etapa do algoritmo.

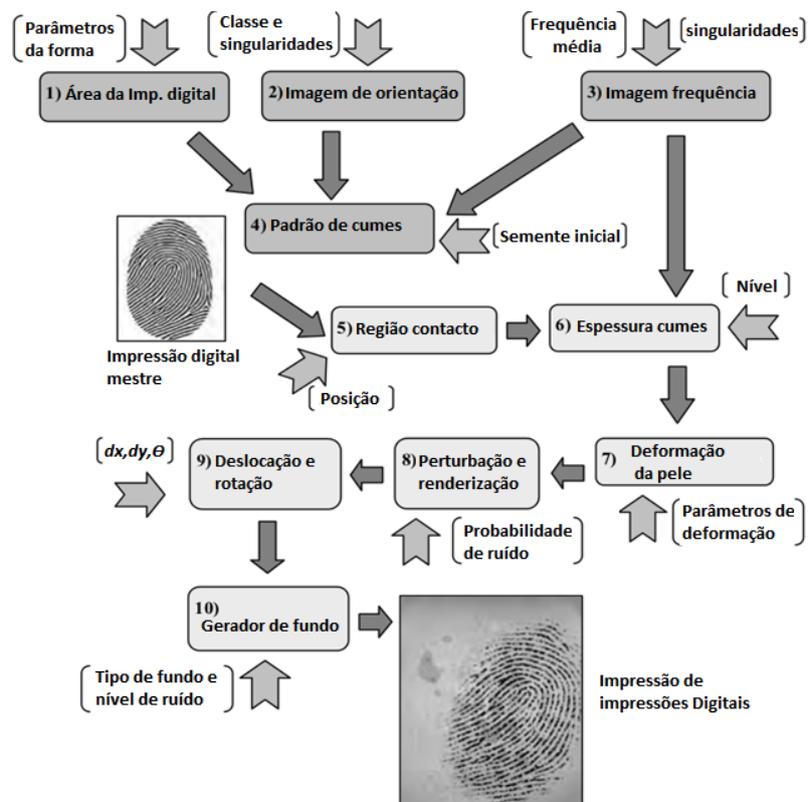


Figura 3.1: Esquema de geração de impressões digitais sintéticas, *SfinGe*. Cada caixa representa um passo do processo de geração; os parâmetros de entrada para cada passo encontram-se entre parêntesis; os passos 1 a 4 geram a impressão digital mestre; do 5 ao 10 derivam a impressão digital

3.4 Algoritmo proposto

O algoritmo proposto neste trabalho (Figura 3.2) apresenta um processo constituído por um conjunto de métodos e filtros sobrepostos com a finalidade de localizar as minúcias genuínas em um banco de imagens de qualidade heterogênea. O processo proposto trata a imagem desde o momento em que a mesma foi capturada até a detecção de suas minúcias de forma automatizada, empregando uma série de técnicas, como o reparo de uma imagem através de uma adaptação da metodologia desenvolvida por (HONG; WAN; JAIN (1998)), juntamente com algumas etapas de

pré-processamento definidas por (THAI (2003)), além de apresentar e discutir as etapas de processamento, pós-processamento e reconhecimento.

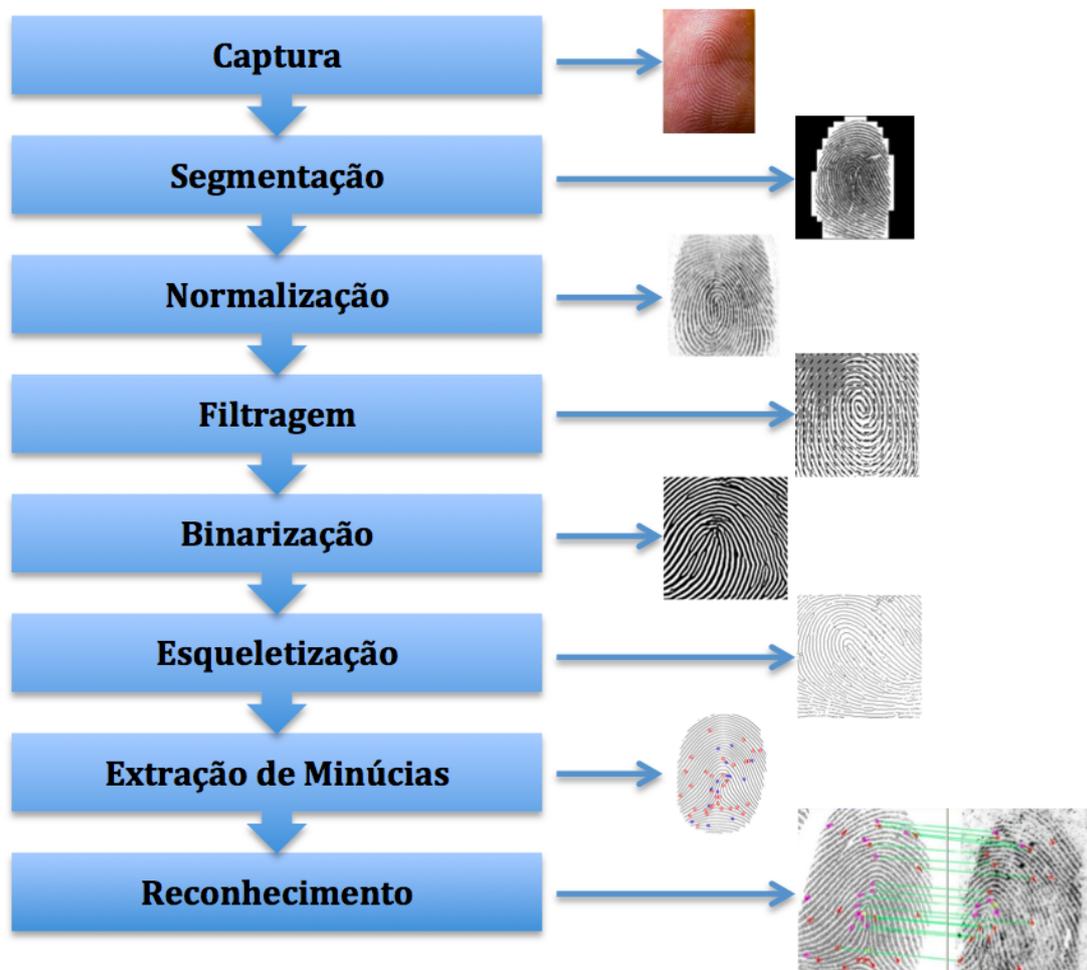


Figura 3.2: Algoritmo proposto

Sendo assim, os métodos para a construção de uma série de técnicas de aprimoramento de imagem de impressões digitais, extração de minúcias e reconhecimento é construído sobre as seguintes etapas:

1. Aquisição: Há uma série de técnicas diferentes para obter uma imagem de im-

pressão digital incluindo óptico, capacitivo, frequência do ultra-som e métodos térmicos (MALTONI et al. (2009)). Uma falha comum de muitas tecnologias convencionais de detecção de minúcias é a ocorrência frequente de imagens de baixa qualidade sob uma variedade de circunstâncias operacionais comuns. Apesar de cada método de aquisição de imagem possuir sensibilidade diferente, em imagens ruins geralmente isso pode ser o resultado de algumas condições, tais como pele seca, características de superfície gastas do dedo, pressão sobre o sensor, luz ambiente brilhante e características físicas do sensor. Neste trabalho, um equipamento de captura é utilizado para realizar a aquisição da imagem de impressão digital utilizando imagens de qualidades bem definidas, como será visto na Seção 4.1.

2. Segmentação: O primeiro passo do algoritmo de melhoramento de impressão digital resulta em uma imagem segmentada. A segmentação é o processo de separação das regiões de primeiro plano da imagem a partir das regiões do fundo. As regiões de primeiro plano correspondem à área onde as cristas e os vales estão contidos, que é a área de interesse. O fundo corresponde às regiões de fora das fronteiras da área de impressão digital, que não contêm qualquer informação válida. Quando a extração das minúcias é aplicada em regiões de fundo, isso resulta em um ponto característico ruidoso e falso. Assim, a segmentação é empregada para descartar essas regiões de fundo e será apresentada na Seção 4.2.
3. Normalização: É utilizada para padronizar os valores de intensidade de uma imagem, ajustando o intervalo de valores de nível de cinza de modo a permanecer dentro de um conjunto de valores desejados, conforme a Seção 4.3.
4. Filtragem: Esta etapa utiliza o filtro de Gabor para realizar o melhoramento da impressão digital. Entretanto, é necessário determinar a orientação e frequência da crista para conduzir a aplicação do filtro de passa banda. Com isso, o campo de orientação de uma imagem de impressão digital define a direção das

saliências contidas na imagem do datilograma. A estimativa da orientação é um passo fundamental no processo de melhoria onde o filtro de Gabor depende destes parâmetros para aumentar a qualidade da imagem de impressão digital. Além da orientação, um outro parâmetro importante na construção do filtro de Gabor é a estimativa da frequência da crista que representa uma projeção na forma de uma onda senoidal com os pontos mínimos locais correspondentes às cristas da impressão digital. Uma vez que a orientação e a frequência tenham sido determinadas, estes parâmetros são utilizados para construir o filtro de Gabor que é sintonizado para se obter a resposta máxima. Por conseguinte, o filtro de Gabor ajustado adequadamente pode preservar de forma eficaz as estruturas da impressão digital e reduzir o ruído, conforme será apresentado na Seção 4.4.

5. Binarização: A maioria dos algoritmos de extração de minúcias opera em imagens binárias, onde há apenas dois níveis de interesse: os pixels pretos que representam as arestas e os pixels brancos que representam vales. Binarização é o processo que converte uma imagem em escala de cinza em uma imagem binária. Isto melhora o contraste entre as cristas e vales da imagem de impressão digital e conseqüentemente o auxílio à extração de minúcia, sendo detalhada na Seção 4.5.
6. Esqueletização: A etapa de aprimoramento da imagem final, tipicamente realizada antes da extração de minúcias, é o desbaste das cristas. A esqueletização é uma operação morfológica que corrói sucessivamente os pixels de cor preta (correspondentes ao primeiro plano) até que eles tenham um pixel de largura. Com isso, alguns algoritmos de afinamento são utilizados neste trabalho e apresentados na Seção 4.6.
7. Extração de Minúcias: O método mais comumente empregado de extração de minúcias é o *Crossing Number (CN)* (AMENGUAL et al. (1997)), que envolve a utilização da imagem esqueletizada em uma operação de vizinhança

analisando a relação entre os pixels. Com isso, falsas minúcias podem ser introduzidas na imagem devido a fatores como ruídos e artefatos criados pelo processo de afinamento. Assim, após a extração das minúcias, é necessário empregar uma fase de pós-processamento, a fim de validar as minúcias. Sendo assim, a maioria das abordagens propostas para o pós-processamento da imagem na literatura está baseada em uma série de regras estruturais utilizadas para eliminar os pontos indesejados. Por último, um modelo de minúcias, definido pela norma ANSI, é utilizado para compor a estrutura de dados extraídos da impressão digital e será apresentada na Seção 4.7.

8. Reconhecimento: O reconhecimento da impressão digital consiste na verificação dos elementos comuns pertencentes aos dois mapas de minúcias. Cada minúcia possui informação relativa à sua posição espacial, tipo e direção. Uma vez realizado o alinhamento entre duas impressões digitais, se elas se tratarem de imagens referentes ao mesmo dedo, as minúcias detectadas em cada imagem estarão próximas. Para comparar esses dois mapas, pode ser tomada a distância euclidiana ou a triangulação de Delaunay entre as suas posições espaciais e serão vistos na Seção 4.8.

No capítulo seguinte, será discutida cada etapa da metodologia proposta, incluindo todas as modificações e estratégias adotadas sobre as técnicas originais.

4 ALGORITMO PROPOSTO

Conforme apresentado no capítulo anterior, o algoritmo doravante denominado como *algoritmo proposto* opera diretamente sobre a imagem de impressão digital em etapas distintas com o propósito de capturar, realçar, detectar e reconhecer os pontos característicos de um datilograma. Com isso, podemos apresentar os métodos em grupos definidos como pré-processamento, processamento e pós-processamento, como é comumente encontrado na literatura.

O pré-processamento (Figura 4.1) representa um conjunto de métodos com o objetivo de transformar a imagem de impressão capturada em uma imagem binária com a espessura da crista diluída em um pixel de densidade. Os filtros direcionais propostos atuam como filtro de passa-banda ao longo da direção da crista removendo, conseqüentemente, a maior parte das falhas presentes nas cristas da imagem do datilograma.

Na etapa de processamento, o método utilizado é responsável pela detecção das minúcias candidatas em uma única varredura da imagem da impressão digital pré-processada. Com isso, cada pixel da crista que apresenta a forma de terminação ou bifurcação (conforme a Seção 1.3) é classificado com base na quantidade de transições e assinalado como minúcia candidata.

Como o número de minúcias candidatas detectadas na etapa de processamento é muito maior do que o número de minúcias genuínas da imagem de impressão digital, faz-se necessária uma etapa de pós-processamento adicional para que as minúcias candidatas, que não têm correspondência significativa na impressão digital, sejam removidas.



Figura 4.1: Algoritmo da etapa de pré-processamento.

Neste capítulo, os algoritmos serão expostos individualmente em oito métodos, os quais são detalhados nas seguintes seções: captura, segmentação, normalização, filtragem, binarização, esqueletização, extração de minúcias e reconhecimento. Entretanto, o agrupamento dos métodos em pré-processamento, processamento e pós-processamento será utilizado para apresentar os resultados e orientar a implementação do algoritmo proposto.

4.1 Captura

Uma imagem de impressão digital de boa qualidade normalmente possui entre 40 e 100 minúcias genuínas. Na prática, a imagem de um datilograma pode não ser sempre bem definida devido a ruídos que corrompem a clareza das estruturas da crista. Vários fatores corroboram com essas imperfeições, entretanto seja qual for o ruído, todos estão relacionados ao método de captura da imagem do datilograma.

A captura da imagem de impressão digital pode ser classificada em três categorias, a saber: rolada, pousada e latente. Cada categoria é obtida sobre diferentes circunstâncias, que por conseguinte possuem distintos níveis de qualidade e área de informação útil. A Figura 4.2 mostra as três categorias de captura do datilograma de uma mesma digital.

Imagens de impressões digitais roladas são obtidas pelo giro do dedo de um lado para o outro (unha a unha), a fim de capturar a maior quantidade de informações das cristas e são adequadas para uso forense. Imagens de impressões digitais pousadas são aquelas em que o dedo é pressionada para baixo sobre uma superfície plana. Estas são amplamente utilizadas em sistema de controle de acesso. Em contraste, as impressões digitais latentes são obtidas a partir de superfícies de objetos que são inadvertidamente tocado ou manuseado por uma pessoa através de uma variedade de meios que vão desde, simplesmente, fotografar a impressão, à mais complexa de aplicar pó químico sobre a superfície (GEPPY PARZIALE; HAUKE (2006)). Com área pequena, estruturas de cristas deformadas, fundo complexo e com fortes distorções, impressões digitais latentes geralmente têm a pior qualidade de imagem entre os três tipos de impressões digitais. No entanto, é a correspondência de uma impressão digital latente, confrontada em um banco de dados de impressões digitais roladas ou pousadas que é comumente praticado nos casos forenses.

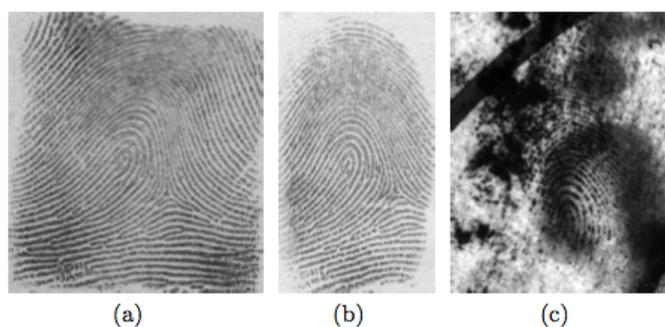


Figura 4.2: Tipos de captura de imagens de impressões digitais. (a) impressão digital rolada, (b) impressão digital pousada e (c) da impressão digital latente.

Para compor o sistema de identificação, é essencial que o banco de dados registre imagens da impressão digital de alta qualidade que podem ser obtidas em uma fase de captura dos datilogramas rolados ou pousados. Com isso, as imagens roladas e pousadas podem ser obtidas através da técnica de tinta em papel, de dispositivos de captura (*livescan*) ou de digitalização.

A mais antiga técnica utilizada para aquisição de impressões digitais é conhecida como a técnica de tinta em papel, que produz frequentemente imagens que perdem porções de informações, devido ao excesso ou à falta de tinta. Essa técnica tem sido utilizada como técnica padrão para aquisição de impressões digitais há mais de 100 anos, por causa do seu baixo custo. O passo inicial para capturar uma imagem de impressão digital, por meio desta técnica é depositar uma fina camada de tinta sobre o dedo, com o auxílio de um rolo. A seguir, o dedo é rolado de um lado para o outro sobre uma ficha datiloscópica (Figura 4.3), para que sejam registradas as linhas papilares. Obviamente, tal método consome muito tempo para realizar o reconhecimento, sendo inconveniente sua utilização em um sistema de identificação em tempo real.

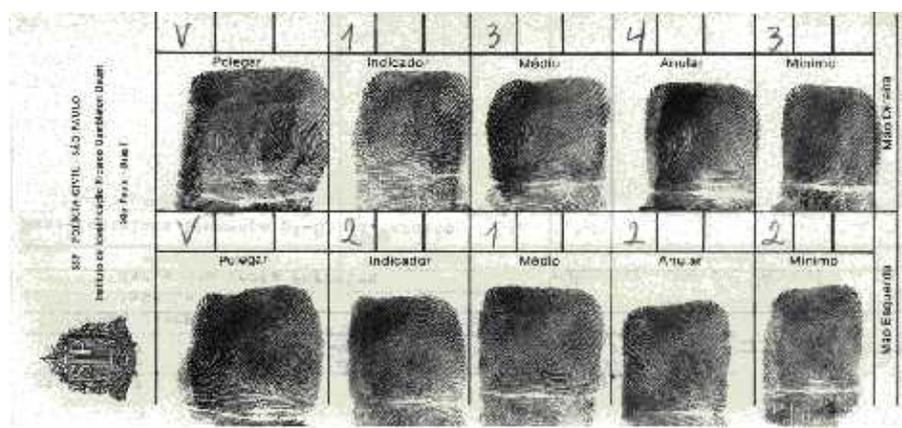


Figura 4.3: Ficha datiloscópica.

A segunda técnica, também conhecida como aquisição online, utiliza um sistema eletrônico de escaneamento que atua diretamente sobre a superfície da pele,

transformando os aspectos físicos da impressão digital em uma figura digitalizada (JAIN; HONG; BOLLE (1997)). Cuidados devem ser tomados visando evitar pressão excessiva do dedo sobre o sensor, o que pode causar deformações elásticas na pele, alterando a impressão digital. Adicionalmente, deve-se cuidar da integridade do sensor e da limpeza do visor para que se evitem falhas no sistema de aquisição e problemas relacionados a sobreposição de imagens de impressões digitais. A imagem da impressão digital adquirida através de um sensor é afetada por vários fatores, incluindo a tecnologia, a área de exposição, detecção de resolução, etc. Devido a esses fatores, imagens de impressões digitais obtidas com diferentes sensores podem ser significativamente diferentes (ROSS; NADGIR (2006)). Outro fator que afeta as características fotométricas e geométricas da imagem de impressão digital é a metodologia que é utilizada para obtê-la. Isso resulta em imagens cujas características inerentes são significativamente diferentes (Figura 4.4).

A terceira técnica é conhecida como aquisição offline e é aplicada sobre as imagens capturadas em meio analógico, mas comumente em papel, sendo convertido para a forma digital utilizando uma câmera CCD (*Charge-Coupled Device*) de alta qualidade. As impressões digitais latentes utilizam desta técnica para a identificação forense.

Além dos tipos de sensores utilizados na captura (apresentado no Anexo G), alguns outros fatores podem influenciar na qualidade da imagem da impressão digital. Dentre estes fatores, destacam-se as pontas dos dedos ásperas devido à trabalhos manuais, pessoas mais velhas, pele alérgica e condições da digital, como pele muito úmida ou seca.

A baixa qualidade de impressão digital também está relacionada a ausência ou desgastes das cristas. O envelhecimento é um fator importante relacionado com a qualidade da impressão digital, pois as pessoas mais velhas têm pior impressão digital

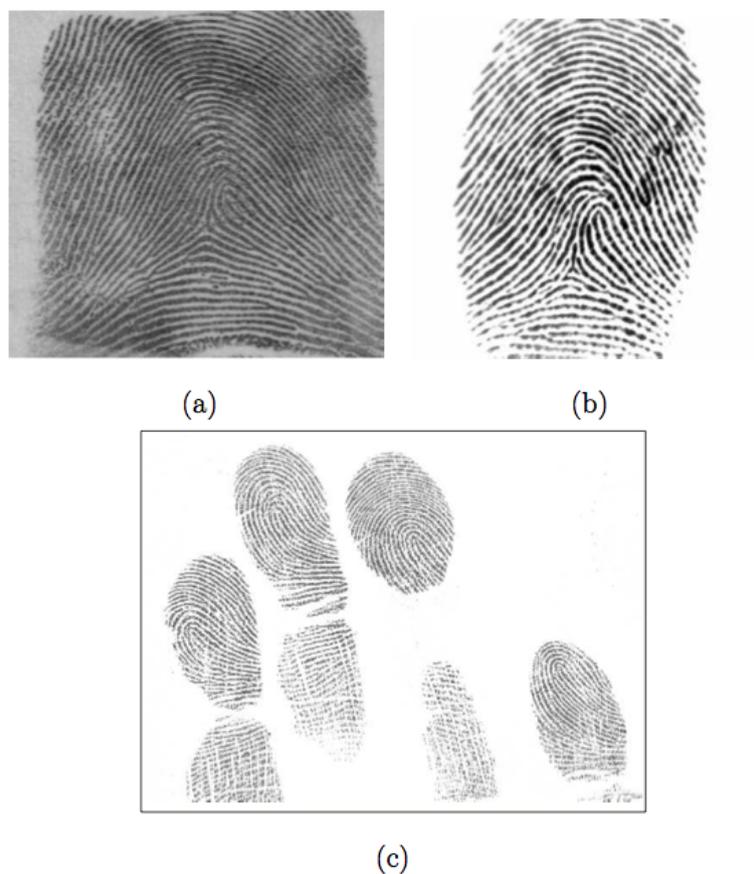


Figura 4.4: Imagens de impressões digitais obtidas por diferentes metodologias de aquisição. (a) impressão digital rolada, (b) impressão digital pousada, e (c) impressão digital batida

do que os mais jovens. Certas profissões, como a construção civil e a agricultura, também são conhecidas por danificar detalhes da impressão digital ao longo do tempo, bem como o constante contato do dedo com produtos químicos.

Outro problema encontrado na impressão digital é relativo ao estado úmido ou seco dos elementos do datilograma, pois depende muito das condições ambientais (temperatura, umidade) e contato do dedo com materiais. Impressões digitais secas são obtidas normalmente em ambientes com baixas temperaturas ou depois

de enxugar as mãos lavadas. A imagem obtida a partir de impressões digitais secas apresentam nervuras interrompidas, como é mostrada na Figura 4.5 (b). De modo a corrigir este problema, o utilizador pode hidratar a sua impressão digital simplesmente passando o dedo na testa antes de posicioná-la na janela óptica ou aplicando algum tipo de creme hidratante. No caso da impressão digital molhada (Figura 4.5 (c)) é recomendado secar os dedos antes de posicionar no sensor.



Figura 4.5: (a) impressão digital normal, (b) impressão digital seca, (c) impressão digital molhada

Outro fator importante que influencia a qualidade é a pressão do dedo durante a captura. A ligeira pressão pode produzir contraste de luz, com o mesmo efeito de impressão digital seca. Por outro lado, uma forte pressão pode produzir imagens de impressões digitais manchadas.

Durante a captura, espera-se obter a melhor imagem possível, e por esta razão é importante quantificar a qualidade da imagem da impressão digital. Se o valor da qualidade é muito baixo, a imagem pode ser descartada, e uma nova captura deve ser realizada. Para calcular a qualidade, a imagem é dividida em pequenos blocos e em cada um desses blocos, um valor da qualidade é encontrado. Para este propósito são usados o contraste, a consistência da orientação da crista e a coerência, a frequência

da crista, etc. Usando o cálculo da qualidade, pode-se classificar as regiões como bem definidas, recuperáveis e irre recuperáveis (HONG; WAN; JAIN (1998)). Tais métodos são apresentados no Anexo C.

Neste trabalho são implementados os métodos de captura online, utilizando o dispositivo óptico Nitgen Hamster III (Figura 4.6), com área de captura através de uma prisma de vidro de $16 \times 18mm$ que gera uma imagem de 248×292 pixels com resolução de 500 dpi, para captura de impressões digitais pousadas e o leitor Nitgen eNBioScan-F (Figura 4.7), que possui uma área de captura de tamanho $30,5 \times 30,5mm$ produzindo uma imagem de 600×600 pixels com 500 dpi de resolução, para a captura de impressões digitais roladas e pausadas. Para o método de captura baseada em imagens offline é utilizada a leitura de arquivos nos formatos *wsq*, *bmp*, *jpg* e *tif*.



Figura 4.6: Leitor óptico Nitgen Hamster III



Figura 4.7: Leitor óptico Nitgen eNBioScan

4.2 Segmentação

Mesmo as imagens de impressões digitais de alta qualidade, independente do processo utilizado para a aquisição, estão sujeitas a apresentar ruídos, distorções

não-lineares, regiões borradas e áreas de bordas onde não há qualquer informação de interesse. À vista disso, é necessário um processo de separação das regiões de primeiro plano da imagem, na qual possui um conteúdo semântico, das regiões de fundo, de modo a separar as áreas relevantes (Figura 4.8). A segmentação, também conhecida como região de interesse (ROI - Region of Interest), tem a tarefa de decidir qual parte da imagem pertence ao primeiro plano, proveniente do contato de um dedo com o sensor, e qual pertence à parte do fundo. A essência da segmentação é reduzir o fardo associado aos métodos de melhoria da imagem assegurando que o foco seja apenas sobre as regiões de primeiro plano, enquanto as regiões de fundo são ignoradas. Adicionalmente, a segmentação pode atribuir um índice de qualidade das regiões separando-os em três tipos diferentes (HONG; WAN; JAIN (1998)): boa, recuperável ou irre recuperável. Entretanto, a análise da qualidade da impressão digital é tratada no Anexo C.

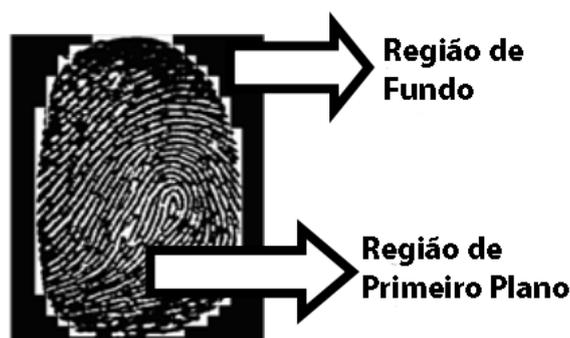


Figura 4.8: Imagem de impressão digital segmentada

Geralmente, os métodos de segmentação de imagem são classificados em duas categorias (JOMAA (2010)), de acordo com a descontinuidade e similaridade do valor de intensidade. Nas categorias baseadas em descontinuidade, a segmentação pode ser definida como separação baseada em borda, que subdivide as áreas da imagem de impressão digital com base em mudanças abruptas na intensidade. Nas categorias baseadas em similaridade, a segmentação está relacionada a um particionamento da imagem em regiões de acordo com a sua semelhança. A semelhança é uma medida

que é definida antecipadamente, dependendo do problema fundamental na imagem. Esta medida pode ser um nível de intensidade específico, valor da média e valor da variância. Exemplo de métodos comuns de descontinuidade são ponto, linha e detecção de bordas. Além disso, limiar, método de Otsu, divisão e fusão (*splitting and merging*) e região de crescimento são exemplos de métodos baseados em similaridade (JOMAA (2010)).

Em imagens de impressões digitais capturadas através da técnica on-line, onde as regiões de fundo apresentam valores muito baixos de variância dos níveis de cinza, enquanto as regiões de primeiro plano possuem valores elevados, é comum aplicar o método de similaridade. Com isso, uma abordagem de processamento de bloco (Figura 4.9) foi utilizada neste trabalho para a obtenção dos valores de variância V dos nível de cinza (JOMAA (2010)). A imagem é dividida em k blocos de tamanho $w \times w$ ¹. Usualmente, são descartados pixels cujo valor da variância do bloco k a que pertencem, de acordo com (4.1), estão acima de um valor² pré-fixado V_{tol} :

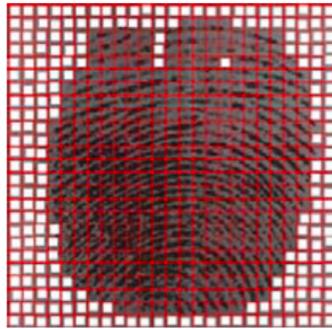


Figura 4.9: Imagem de impressão digital dividida em blocos

$$V(k) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - M(k))^2 \quad (4.1)$$

¹Neste trabalho foram utilizados blocos de tamanho 16×16 .

²De acordo com (THAI (2003)), o valor preconizado na literatura é $V_{tol} = 30$.

onde $V(k)$ é a variância do bloco k , $I(i, j)$ é o valor do nível de cinza da imagem no ponto (i, j) e $M(k)$ é a média de nível de cinza no bloco k , conforme apresentado na seção 2.6.

Após a realização de alguns experimentos, verificou-se que o valor de $V(k)$ pode variar significativamente em alguns blocos da imagem de acordo com a qualidade da impressão digital, resultando em segmentação em áreas pertencentes ao primeiro plano, conforme mostrado na Figura 4.10, requerendo que o valor referente ao limiar seja reajustado.

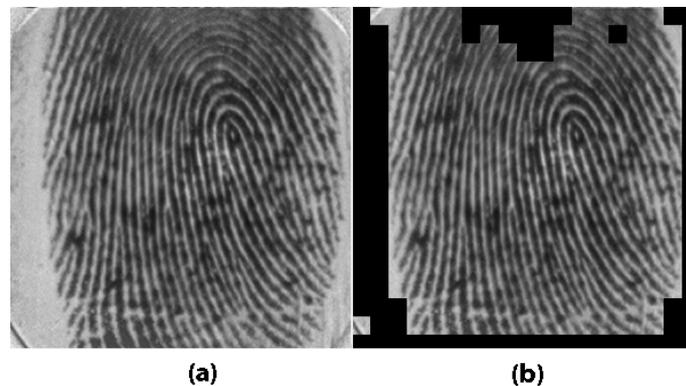


Figura 4.10: Imagem de impressão digital segmentada com regiões de primeiro plano invadida.

Sendo assim, o método não é eficaz quando trabalhamos com imagens que apresentam baixa qualidade nas áreas da crista e que contenham grande sobreposição entre a área da impressão digital e os ruídos randômicos das estruturas de fundo. Assim, as características da impressão digital devem refletir tanto o nível de cinza da imagem quanto a direção das linhas da crista. A média e a variância do bloco são características dos métodos baseados na luminosidade dos níveis de cinza, enquanto que a coerência é o recurso para o método baseado em direção. A combinação destas características em um algoritmo mostra uma eficiente distribuição dos pixels para cristas e vales na imagem.

Assim, para automatizar a escolha do V_{tol} no descarte do pixel, o método de coerência (BAZEN; GEREZ (2001)) é aplicado para se obter uma medida de quão bem os gradientes estão apontando na mesma direção. Conseqüentemente, a coerência indica a intensidade dos gradientes em um bloco centrado no um ponto ij ao longo da crista. Uma vez que a impressão digital é constituída principalmente de estruturas de linhas paralelas, a coerência será consideravelmente maior no primeiro plano. O método da coerência é dado em (4.2).

$$l(k) = \frac{|\sum_k (G_{s,x}, G_{s,y})|}{\sum_k |(G_{s,x}, G_{s,y})|} = \frac{\sqrt{(G_{xx} - G_{yy})^2 + 4G_{xy}^2}}{G_{xx} + G_{yy}} \quad (4.2)$$

onde $(G_{s,x}, G_{s,y})$ é o quadrado do gradiente, $G_{xx} = \sum_k G_x^2$, $G_{yy} = \sum_k G_y^2$, $G_{xy} = \sum_k G_x G_y$ e G_x e G_y são as estimativas do gradiente local calculado através do método de Sobel.

Dessa forma, são descartados os pixels cujos valores de $V(k)$ são superiores a $l(k)$.

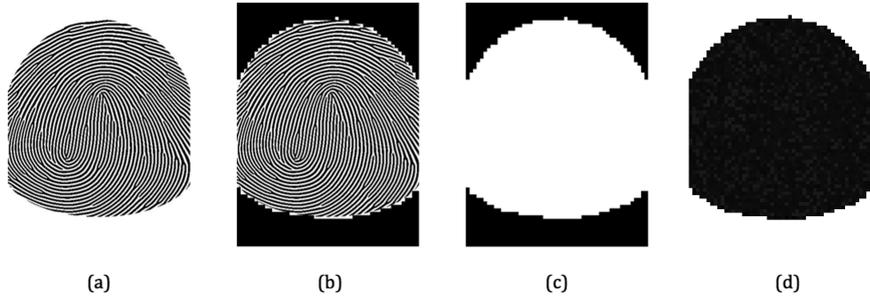


Figura 4.11: (a) imagem original, (b) impressão digital segmentada, (c) região de fronteira, (d) imagem com valores da variância no bloco k

A segmentação de impressão digital latente, conforme mostra a Figura 4.12, que normalmente apresenta imagem de baixo contraste ou fundo com ruído complexo não pode ser segmentada corretamente utilizando somente os métodos de segmen-

tação mostrados. Portanto, para este casos, é necessário inicialmente equalizar os níveis de cinza para aperfeiçoar a qualidade da imagem através da aplicação de certas técnicas, que serão apresentadas na seções a seguir.

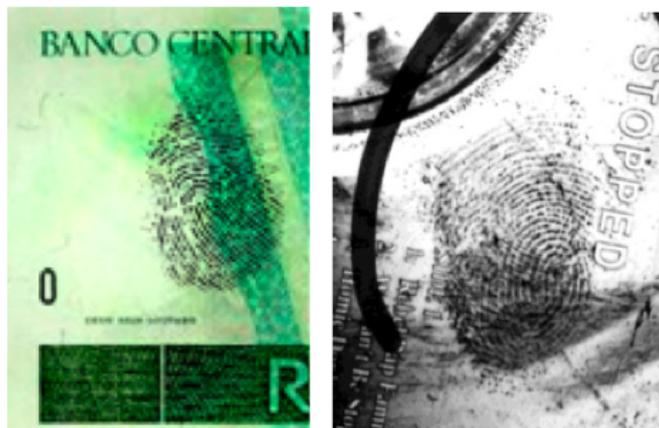


Figura 4.12: Imagem de impressão digital latente

4.3 Normalização

A região de primeiro plano preservada pela segmentação pode apresentar regiões muito escuras referentes à crista (níveis próximos a 0) e outras regiões muito claras referentes aos vales (níveis próximos a 1). O processo de normalização permite agrupar os níveis de luminosidade dos pixels, corrigindo os níveis de cinza da imagem para valores padronizados, através de técnicas baseadas no valor médio e na variância dos blocos. Esta normalização é importante para assegurar que o processo de filtragem digital seja realizado de forma eficiente (HONG; WAN; JAIN (1998)).

Dessa forma, deseja-se padronizar os valores de luminosidade de cada pixel da imagem, ajustando o intervalo de nível de cinza de modo a manter os valores dentro de um conjunto desejado. O nível de cinza normalizado no pixel (i, j) , $N(i, j)$, depende dos valores da média e da variância (M e VAR) calculadas a partir da

imagem I segmentada, de acordo com Equação (4.3).

$$N(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{VAR_0(I(i, j) - M)^2}{VAR}}, & \text{se } I(i, j) > M \\ M_0 - \sqrt{\frac{VAR_0(I(i, j) - M)^2}{VAR}}, & \text{se } I(i, j) \leq M \end{cases} \quad (4.3)$$

onde M_0 e VAR_0 são a média e a variância desejadas, respectivamente, calculados de acordo com as Seções 2.6 e 2.7.

A normalização é conduzida para padronizar os níveis dinâmicos de variação, o que facilita o processamento dos estágios de melhoramento subsequentes. Este efeito pode ser observado na figura 4.13, onde os valores $M_0 = 100$ e $VAR_0 = 100$ apresentam as melhores distribuições no histograma.

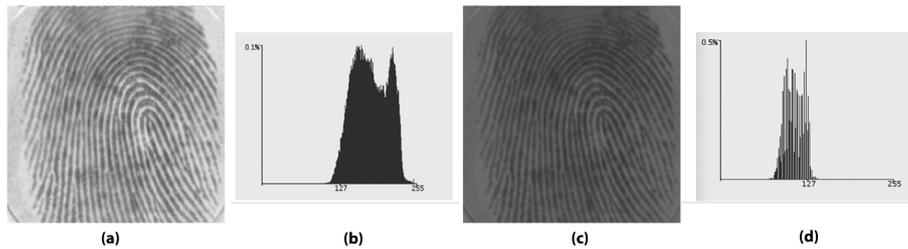


Figura 4.13: (a) imagem original, (b) histograma da imagem original, (c) imagem normalizada, (d) histograma da imagem normalizada.

4.4 Filtragem

A normalização preserva a nitidez e o contraste das saliências dérmicas, no entanto, ela não é capaz de conectar as cristas quebradas ou melhorar a separação entre elas, especialmente em imagens de impressões digitais ruidosas. O desempenho dos algoritmos de extração de minúcias depende muito da qualidade das imagens.

Assim, as estruturas das cristas em imagens de baixa qualidade nem sempre são bem definidas e, portanto, não podem ser detectadas corretamente. Isso pode resultar na criação de minúcias espúrias e exclusão das genuínas. A fim de assegurar o desempenho do algoritmo de extração de minúcias é necessário aplicar um método de filtragem para ressaltar a clareza das estruturas das cristas e vales do datilograma.

A filtragem é um processo que tem por finalidade salientar determinados aspectos ou reduzir ruídos em imagens digitais. De acordo com a frequência dos detalhes eliminados ou mantidos na imagem, os filtros são classificados como:

- passa-baixa ou rejeita-baixa: deixa passar as baixas frequências, mas elimina os valores relacionados às altas frequências e tem o efeito de suavização, uma vez que as altas frequências que correspondem às transições abruptas são atenuadas. Com isso, a suavização tende, pelo mesmo motivo, a diminuir o ruído em imagens.
- passa-banda ou rejeita-banda: deixa presente nas imagens apenas os valores dos sinais correspondentes a uma frequência definida, eliminando os demais valores. É projetado para salientar determinados aspectos, eliminar ruídos ou imperfeições presentes em uma frequência conhecida.
- passa-alta ou rejeita-alta: deixa passar as altas frequências, mas elimina os valores relacionados às baixas frequências. Possui o efeito de tornar as transições entre diferentes regiões da imagem mais nítidas. O efeito indesejado é o de enfatizar o ruído que possa existir na imagem.

Com isso, o aprimoramento da imagem de impressões digitais pode ser obtido utilizando um ou mais métodos de filtrações. A literatura apresenta comumente alguns filtros para o processamento de uma imagem de impressão digital, tais como: o filtro de Wiener, o filtro Mediano e o filtro de Gabor.

O filtro de Wiener (GREENBERG; ALADJEM; KOGAN (2002)) é um método linear baseado na estimativa da estatística local a partir de uma vizinhança de um pixel (i, j) , como exposto na Seção 2.2, normalmente com tamanho 3×3 . O filtro minimiza o erro quadrático médio entre o sinal estimado e o sinal original. Entretanto, este processo poderá ser muito dispendioso, pois necessita de uma inversão matricial nas suas exigências computacionais.

O filtro mediano (WU; SHI; GOVINDARAJU (2004)) proporciona a remoção de ruído de impulso a partir de imagens corrompidas, substituindo os pixels individuais da imagem pelo valor mediano do nível de cinza. A filtragem pela mediana é uma operação não-linear, que proporciona um resultado mais seletivo em relação aos métodos lineares de filtragem. Trata-se de um método bem estabelecido e clássico para alguns casos de imagens corrompidas por ruídos impulsivos já conhecidos.

O filtro de Gabor (HONG; WAN; JAIN (1998)) é um tipo de filtro espacial linear, cuja resposta ao impulso é definida por uma função harmônica multiplicada por uma função gaussiana, conforme exposto na Seção 2.9. Ele pode ser aplicado a imagens de modo a destacar as características em uma determinada orientação, que é definida por seus parâmetros. Usualmente ele pode ser descrito por matrizes de dados que são aplicadas a regiões da imagem através da convolução (Seção 2.3).

As características de seleção por frequência e orientação, que são peculiares a uma imagem de impressão digital, tornam o filtro Gabor a técnica mais adequada para a remoção de ruídos indesejáveis. O filtro possui também resolução conjunta ideal em ambos os domínios espacial e de frequência. Por isso, esse trabalho utilizará o filtro de Gabor durante os métodos de melhoria da imagem de impressão digital. Porém, para que possamos aplicar a filtragem, é indispensável a obtenção da estimativa do valor do gradiente, da estimativa da orientação da crista e da estimativa da frequência para cada pixel da imagem (conforme a Figura 4.14) que serão mostrados

nas Seções a seguir.

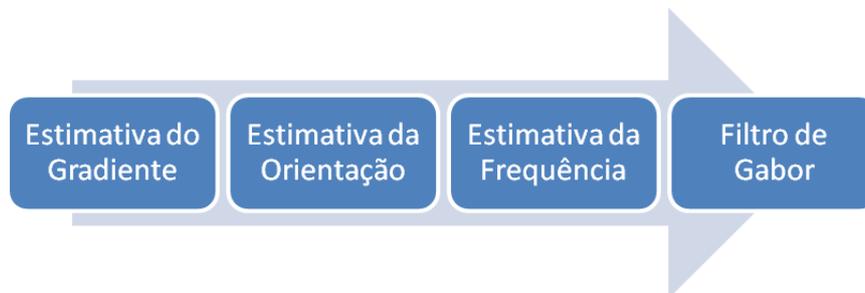


Figura 4.14: Algoritmo de Filtragem

4.4.1 Estimativa do Gradiente

Para obter orientações confiáveis da crista, a abordagem mais popular é a de percorrer os gradientes de intensidade dos níveis de cinza. Existem alguns outros métodos propostos na literatura, que incluem banco de filtro baseado em aproximação (JAIN; PRABHAKAR; HONG (1999)), projeção da forma de onda (SHERLOCK; MONRO; MILLARD (1994)) e estimativa espectral (WATSON; CANDELA; GROTHOR (1994)). No entanto, estes métodos não fornecem resultados tão precisos quanto os alcançados com os métodos baseados em gradiente, pois a maioria deles conta com uma série de modelos fixos ou filtros pré-definidos (MALTONI et al. (2009)), além de serem computacionalmente caros, uma vez que envolvem um exaustivo processo de comparação (ZHOU; GU (2004)).

Métodos baseados em gradiente utilizam as derivadas parciais espacial e temporal para estimar o fluxo da imagem em cada posição ij . A orientação desempenha um papel importante na melhoria, classificação e reconhecimento de impressões digitais e também é muito útil na restauração da imagem de um datilograma de má qualidade. Os métodos baseados em gradientes são comumente conhecidos como operadores de borda ou filtros por derivadas. Uma importante função escalar é a

magnitude do gradiente, dada em (4.4).

$$|\nabla f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (4.4)$$

A utilização da função de magnitude do gradiente (ou seja, as variações abruptas que ocorrem ao longo das curvas baseadas nos valores do gradiente da imagem) na detecção de bordas é computacionalmente muito cara (SILVA; ALVES (2008)). Com isso, uma aproximação da equação (4.4) é dada em (4.5).

$$\nabla f(x, y) = \max[|f(x, y) - f(x + 1, y)|, |f(x, y) - f(x, y + 1)|] \quad (4.5)$$

Isto representa a máxima diferença absoluta entre os pixels vizinhos nas direções vertical e horizontal. Geralmente a magnitude do gradiente é alta na borda e baixa no interior da região o que possibilita a determinação do contorno de uma imagem.

Logo, as abordagens baseadas em gradiente são apresentadas neste trabalho para estimar a direção do vetor em um dado ponto ij , para o cálculo do campo de orientação de impressões digitais. Com isso, são apresentados no Anexo A os métodos de Roberts, Sobel, Prewitt e Canny.

Os operadores de Roberts, Sobel, Prewitt e Canny podem ser utilizados para retornar o valor da derivada parcial na direção horizontal (G_x) e direção vertical (G_y). Com isso, a escolha do operador mais adequado às peculiaridades da impressão digital foi fundamentada através da submissão de imagens sintéticas a uma

implementação dos algoritmos descritos acima. Devido ao bom desempenho, o operador de Sobel foi escolhido para ser utilizado no decorrer deste trabalho.

Neste operador, a aproximação da função gradiente é realizada através de uma máscara onde os elementos representam valores especiais da função gradiente de Sobel (KUMAR; SAILAJA (2011)), a ser aplicada através do processo de convolução bidimensional (Seção 2.3). As matrizes apresentada na Figura 4.15 mostra a máscara de Sobel de dimensão 3×3 , onde G_x destaca as bordas na direção horizontal e G_y , que é a transposta da matriz G_x , destaca as bordas na direção vertical.

$$\mathbf{G}_x = \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -2 & 0 & 2 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \mathbf{G}_y = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 4.15: Máscara de Sobel

O princípio de atuação do operador de Sobel é semelhante ao dos operadores de Roberts e Prewitt, ou seja, nas regiões onde os valores são constantes a resposta do operador no local é zero.

A desvantagem deste método é que o deslocamento da máscara é realizado ou no eixo horizontal (eixo X) ou no eixo vertical (eixo Y), ou seja, só detecta bordas nas duas direções.

Como resultado, os operadores de borda, quando aplicados ao algoritmo de estimativa da orientação (apresentado na Seção 4.4.2), apresentam resultados semelhantes com tempo de processamento diferentes, divergindo apenas no operador de Roberts que apresenta uma estimativa ruim, por utilizar poucos pixels para aproximar o gradiente, conforme se pode observar na Figura 4.16.

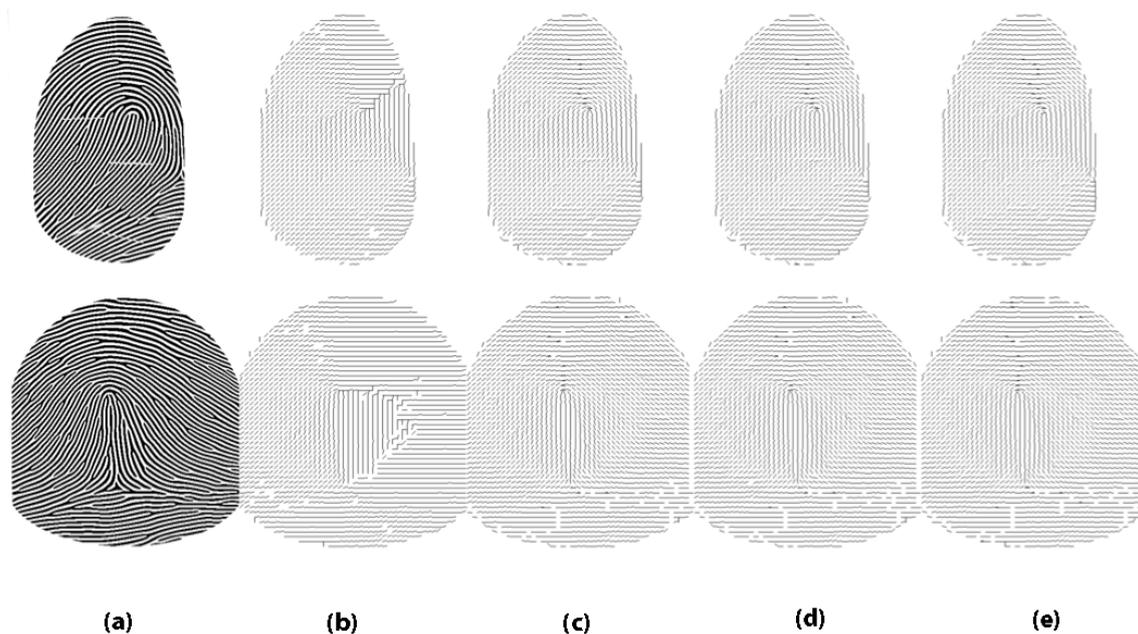


Figura 4.16: Resultados dos operadores de borda. (a) Original, (b) Roberts, (c) Sobel, (d) Prewitt e (e) Canny

4.4.2 Estimativa da Orientação

Estimar corretamente a orientação da crista da impressão digital é uma tarefa importante no processamento de imagem digital. Um algoritmo de estimativa da orientação bem sucedido pode melhorar representativamente a eficiência de tarefas como a melhoria da impressão digital, realizar classificações e extrair pontos singulares.

A orientação é o ângulo formado pela inclinação da crista e a linha horizontal, como mostrado na Figura 4.17. Como a crista não tem direção, o termo orientação é utilizado e o ângulo pode variar entre 0 a 180 graus. Cada região da impressão digital, com exceção da região de singularidades, tem uma orientação da crista comum, por conseguinte, em algumas referências, em vez de calcular o valor da orientação

em cada pixel, em geral, ele é calculado para cada bloco de tamanho pré-definido.

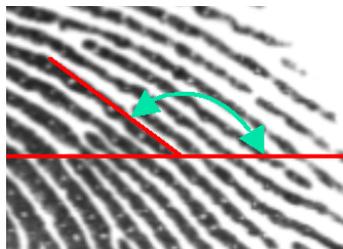


Figura 4.17: Orientação da crista

Com isso, a orientação de uma imagem de impressão digital é representada por uma matriz de dados O que contém a direção da crista no ponto (i, j) , obtida através do ângulo da tangente à posição da minúcia em relação ao eixo horizontal, o qual define a direção das cristas contidas em um datilograma, conforme a Figura 4.18.

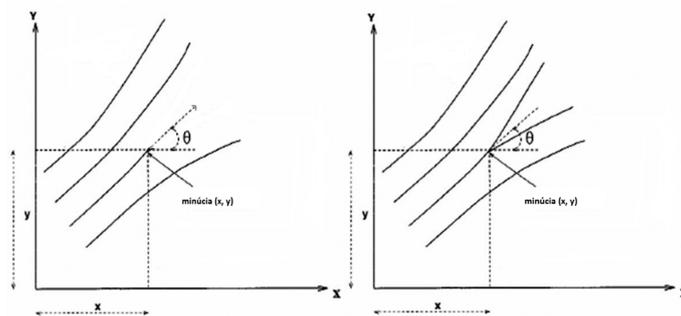


Figura 4.18: Na esquerda a orientação de uma terminação e na direita a orientação de uma bifurcação

O cálculo da estimativa da orientação é um passo fundamental para que os filtros sejam aplicados sobre a direção da crista. A orientação formada é obtida via mínimos quadrados. Logo, os passos para calcular a orientação no pixel (i, j) são:

1. Dividir a imagem em blocos $w \times w$ (o valor padrão é $w = 15$);

2. Para cada bloco, estimar os gradientes $\partial_x(i, j)$ e $\partial_y(i, j)$, os quais representam as magnitudes na direções x e y , respectivamente. Neste ponto, aplica-se um dos métodos apresentados na Seção 4.4.1. Assim, o operador de Sobel é utilizado neste trabalho para estimar este valor.

Em seguida, aplica-se a convolução, conforme descrito na Seção 2.3, utilizando a máscara horizontal sobre a imagem de impressão digital para obter o valor da ∂_x e a máscara vertical para obter o valor da ∂_y .

3. A orientação do pixel pode ser estimada usando (4.6), (4.7) e (4.8), onde $\theta(i, j)$ é a estimativa da orientação do bloco centrado no pixel (i, j) .

$$V_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) \quad (4.6)$$

$$V_y(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} \partial_x(u, v)^2 - \partial_y(u, v)^2 \quad (4.7)$$

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{V_y(i, j)}{V_x(i, j)} \quad (4.8)$$

4. A orientação da imagem é convertida num campo de vetores contínuos, onde Φ_x e Φ_y são os componentes x e y do campo, respectivamente.

$$\Phi_x(i, j) = \cos(2\theta(i, j)) \quad (4.9)$$

$$\Phi_y(i, j) = \sin(2\theta(i, j)) \quad (4.10)$$

5. Após calcular o campo de vetores, o filtro Gaussiano (Seção 2.9) é aplicado para suavizar o campo de orientação, da seguinte forma:

$$\Phi'_x(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} G(u, v)\Phi_x(i - uw, j - vw) \quad (4.11)$$

$$\Phi'_y(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} G(u, v) \Phi_y(i - uw, j - vw). \quad (4.12)$$

onde G é o núcleo formado pelo filtro Gaussiano de tamanho $w_\Phi \times w_\Phi$ (o valor padrão para w_Φ é 5).

6. Por fim, a orientação suavizada no pixel (i, j) é definida como:

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\Phi'_x(i, j)}{\Phi'_y(i, j)} \quad (4.13)$$

A Figura 4.19 exibe o resultado da aplicação do algoritmo para uma imagem digital.

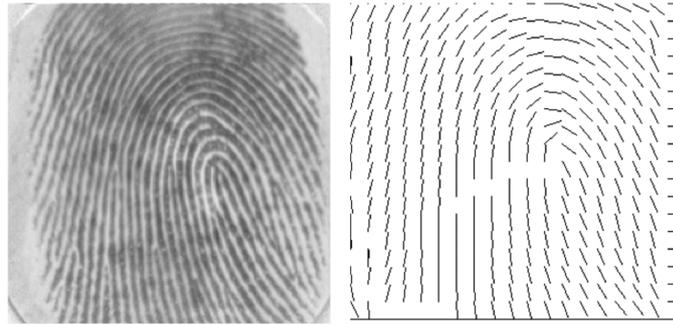


Figura 4.19: Na esquerda, a imagem original. Na direita, o resultado da aplicação do algoritmo de orientação.

4.4.3 Estimativa da Frequência

Uma impressão digital apresenta característica semelhante a uma superfície com variabilidade do tipo senoidal, com as cristas relacionadas aos valores de pico dessa senoide. Essa variabilidade é mostrada na Figura 4.20, onde se observa que as cristas e os vales estão usualmente dispostos de forma paralela. Pontos situados fora

deste paralelismo são normalmente locais que possuem minúcias, singularidades ou um ponto gerado a partir de um ruído na imagem.

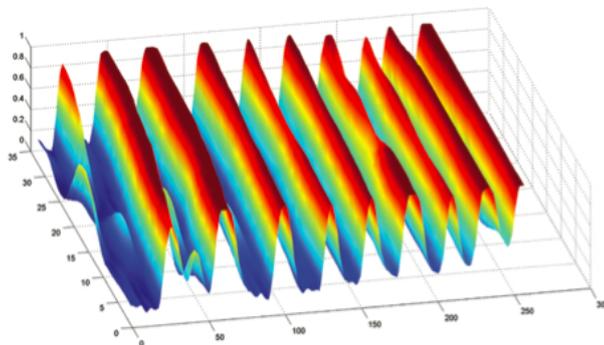


Figura 4.20: Representação gráfica da superfície de uma área da impressão digital.

Na figura 4.21 é mostrada uma pequena parte de uma imagem de impressão digital onde se observa uma sequência de linhas escuras relacionadas às cristas e as claras relacionadas aos vales. A variação do espaçamento entre as faixas sugere uma variação na frequência de ocorrências das cristas ou vales e evidencia a necessidade de se utilizar janelas para a observação.

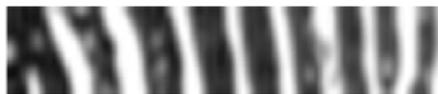


Figura 4.21: Espaçamento das cristas ao longo da imagem.

À vista disso, os níveis de cinza ao longo das cristas e vales podem ser modelados como uma forma de onda senoidal ao longo de uma direção ortogonal à orientação, como pode ser visto na Figura 4.22.

Portanto, a frequência da crista é uma propriedade intrínseca de uma imagem de impressão digital e pode ser encontrada utilizando os seguintes passos (HONG; WAN; JAIN (1998)):

1. Dividir a imagem em blocos de tamanho $w \times w$ (o valor padrão é $w = 16$);
2. Para cada bloco centrado no pixel (i, j) , calcular uma janela orientada de tamanho $l \times w$ (o valor padrão é $l = 32$), de acordo com (4.14) e (4.15);

$$u = i + \left(d - \frac{w}{2}\right) \cos \theta(i, j) + \left(k - \frac{l}{2}\right) \sin \theta(i, j) \quad (4.14)$$

$$v = j + \left(d - \frac{w}{2}\right) \sin \theta(i, j) + \left(\frac{l}{2} - k\right) \cos \theta(i, j) \quad (4.15)$$

3. Para cada bloco centrado no pixel (i, j) , calcular a *assinatura* X , $X[0], X[1], \dots, X[l-1]$.

$$X[k] = \frac{1}{w} \sum_{d=0}^{w-1} N(u, v) \quad k = 0, 1, 2, \dots, l-1 \quad (4.16)$$

onde N é a imagem de impressão digital normalizada.

Se não houver minúcias na janela orientada, a *assinatura* X constitui uma forma senoidal discreta. Portanto, a frequência das cristas e vales pode ser estimada a partir da *assinatura* X . Seja $\tau(i, j)$ o número médio de pixels entre dois picos α consecutivos na *assinatura* X ; então, a frequência $\Omega(i, j)$ é calculada como:

$$\Omega(i, j) = \frac{1}{\tau(i, j)}. \quad (4.17)$$

Se não houver cristas consecutivas na janela orientada, ou seja, se não for possível definir um sinal periódico, então a frequência é marcada de forma a diferenciá-la de valores válidos, atribuindo $\Omega(i, j) = -1$.

4. O valor da frequência das cristas e vales situa-se no intervalo entre $1/25$ e $1/3$ (para uma quantidade média de pixels entre duas cristas consecutivas variando entre 3 e 25) (HONG; WAN; JAIN (1998)). Por conseguinte, se o valor de estimativa da frequência está fora deste intervalo, então é atribuído o valor de -1 para indicar que a frequência não pode ser obtida.
5. Os blocos que contiverem pontos característicos ou aqueles nos quais as cristas e os vales estejam corrompidos não formarão uma onda senoidal bem definida.

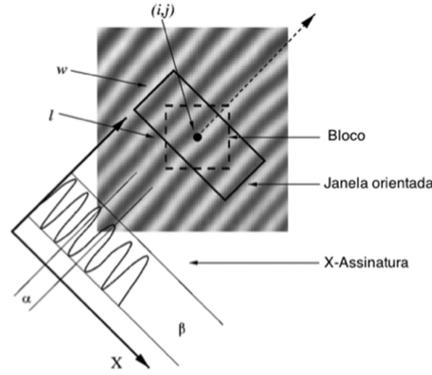


Figura 4.22: Janela orientada, bloco e assinatura X

Desta forma, os valores de frequência destes blocos (definidos como -1) devem ser interpoladas com a frequência dos blocos vizinhos, que possuem uma frequência bem definida. A interpolação é executada de acordo com (4.18).

$$\Omega'(i, j) = \begin{cases} \Omega(i, j), & \text{se } \Omega(i, j) \neq -1 \\ \frac{\sum_{u=-\frac{w_\Omega}{2}}^{\frac{w_\Omega}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Omega}{2}}^{\frac{w_\Omega}{2}} W_g(u, v) \mu(\Omega(i-u, j-v))}{\sum_{u=-\frac{w_\Omega}{2}}^{\frac{w_\Omega}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Omega}{2}}^{\frac{w_\Omega}{2}} W_g(u, v) \delta(\Omega(i-u, j-v) + 1)}, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.18)$$

onde W_g é um núcleo gaussiano discreto com média e variância 0 e 9, respectivamente, $w_\Omega = 7$ é o tamanho do núcleo, e

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x \leq 0 \\ x, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \delta(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x \leq 0 \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.19)$$

Se ainda existir pelo menos um bloco com o valor -1 , então trocam-se os valores de Ω e Ω' e aplica-se novamente (4.18).

6. As distâncias entre as cristas mudam suavemente entre as vizinhanças; por isso, um filtro passa-baixa é utilizado para remover os valores atípicos (*outliers*) de acordo com (4.20), onde W_l é o filtro Gaussiano (de acordo com a seção 2.9) com núcleo de tamanho $w_l = 7$.

$$F(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_l}{2}}^{\frac{w_l}{2}} \sum_{v=-\frac{w_l}{2}}^{\frac{w_l}{2}} W_l(u, v) \Omega'(i - uw, j - vw) \quad (4.20)$$

4.4.4 Filtro de Gabor

O objetivo do aprimoramento da imagem de impressão digital é fazer com que as cristas sejam tão claras quanto possível. O processo de melhoramento bem sucedido permite ao algoritmo de extração de minúcias localizar os pontos característicos genuínos e outras características importantes, uma vez que a extração das minúcias é dependente da qualidade da imagem.

O Filtro de Gabor (GABOR (1947)) tem por finalidade salientar os desenhos digitais e reduzir os ruídos em determinados aspectos de uma imagem de impressão digital. Trata-se de um filtro linear de passa-banda, cujo impulso de resposta é definido por uma função harmônica multiplicada por uma função Gaussiana (Secção 2.9). Devido à propriedade da multiplicação da convolução (teorema da convolução), a transformada de Fourier do filtro de Gabor de uma resposta ao impulso é a convolução da transformada de Fourier da função harmônica e a transformada de Fourier da função Gaussiana. A Figura 4.23 mostra o exemplo da resposta ao impulso de um filtro de Gabor.

Por isso, o filtro deixa presente na imagem apenas os valores dos sinais correspondentes à determinada frequência eliminando as demais. Desta forma, é possí-

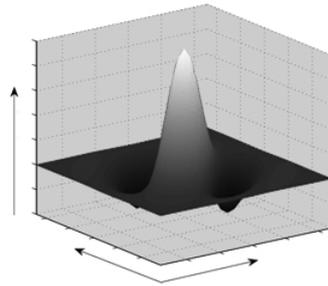


Figura 4.23: Exemplo de resposta ao impulso de um filtro de Gabor.

vel realçar certas características e remover ruídos e imperfeições presentes em uma frequência conhecida. Assim, para realçar as imagens cujas frequências se assemelham a formas senoidais, o filtro de Gabor se apresenta como a melhor escolha em virtude de suas características de seleção por frequência e por orientação, como se pode observar na Figura 4.24. Conseqüentemente, o filtro, quando recebe os parâmetros ajustados adequadamente, preserva eficazmente as estruturas das cristas e reduz os ruídos indesejados.

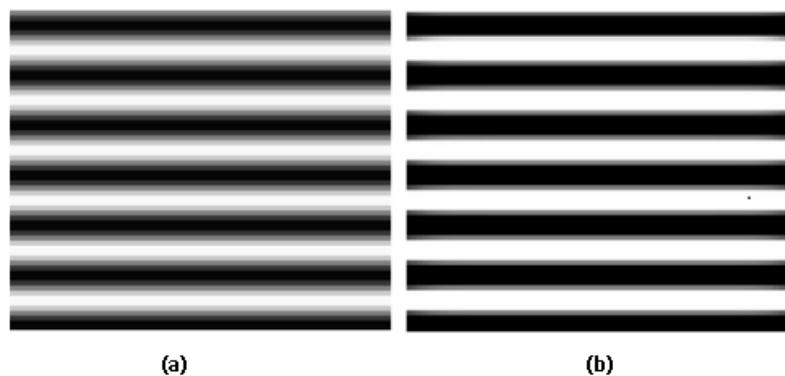


Figura 4.24: (a) imagem cuja intensidade é definida por uma senoide. (b) aplicação do filtro de Gabor

Na aplicação do Filtro de Gabor, vários parâmetros devem ser passados com valores adequados para que o mesmo apresente um resultado satisfatório, dentre eles a frequência (Subseção 4.4.3) e a orientação (Subseção 4.4.2). Observe na imagem da Figura 4.25 como o filtro de Gabor resalta as linhas e remove o ruído existente

na imagem.

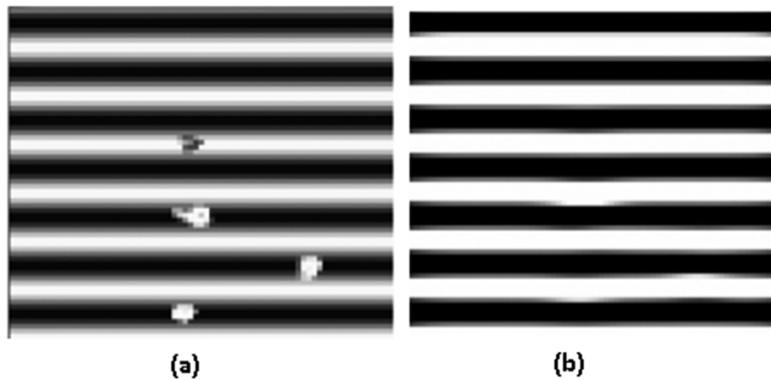


Figura 4.25: (a) inclusão de ruídos na imagem original. (b) aplicação do filtro de Gabor

A redução dos ruídos depende de uma sintonia apropriada para a preservação das cristas e dos vales, restaurando as informações contidas numa orientação particular da imagem. Neste caso, eles filtram os ruídos ao mesmo tempo em que reconstituem a imagem, além de realçar as minúcias. As Figuras 4.26, 4.27 e 4.28 mostram a aplicação do filtro de Gabor com diferentes valores de frequência e orientação.

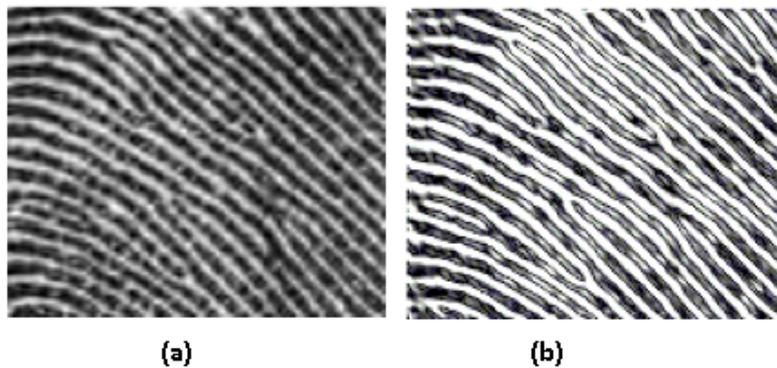


Figura 4.26: (a) fragmento de uma imagem de impressão digital. (b) aplicação do filtro de Gabor usando valores $\theta = 3\frac{\pi}{4}$, $f = 4$ e $\delta_x = \delta_y = 2$

A frequência espacial, em muitos tipos de imagens de impressão digital, têm

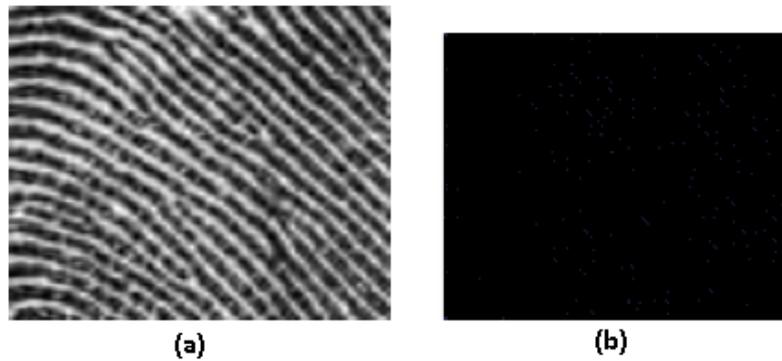


Figura 4.27: (a) fragmento de uma imagem de impressão digital. (b) aplicação do filtro Gabor usando valores $\theta = 2\frac{\pi}{4}$, $f = 2$ e $\delta_x = \delta_y = 2$ (imagem muito escura)

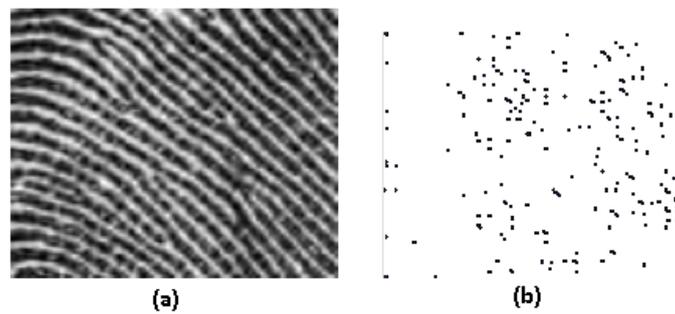


Figura 4.28: (a) fragmento de uma imagem de impressão digital. (b) aplicação do filtro Gabor usando valores $\theta = 3\frac{\pi}{4}$, $f = 2$ e $\delta_x = \delta_y = 2$ (imagem muito clara)

aspectos bem definidos, por ser constante a média entre as cristas papilares equidistantes. Cabe ressaltar que esta frequência varia dependendo do datilograma e da resolução pela qual foi adquirida. Sendo $D_{cristas}$ a distância entre as cristas da imagem de impressão digital, a frequência pode ser calculada de acordo com a Equação (4.21):

$$f = \frac{1}{D_{cristas}} \quad (4.21)$$

Dessa forma, a equação (4.22) apresenta a convolução do filtro Gabor sobre a imagem do datilograma.

$$E(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_x}{2}}^{\frac{w_x}{2}} \sum_{v=-\frac{w_y}{2}}^{\frac{w_y}{2}} G(u, v; O(i, j); F(i, j))N(i - u, j - v) \quad (4.22)$$

A máscara do filtro é definida como:

$$G(x, y; \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x_\theta^2}{\delta_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\delta_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x_\theta) \quad (4.23)$$

Sendo, x_θ e y_θ a matriz de rotação para aplicação sobre o filtro.

$$\begin{bmatrix} x_\theta \\ y_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta & \cos \theta \\ -\cos \theta & \sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

Ou seja,

$$x_\theta = x \sin \theta + y \cos \theta \quad y_\theta = -x \cos \theta + y \sin \theta \quad (4.24)$$

Os valores de δ_x e δ_y representam os desvios padrões da envoltória gaussiana que está sobre os eixos x e y . Alterar esses valores tem consequências diretas sobre a faixa de passagem do filtro (*bandwidth*).

Com valores maiores, maior será a robustez do filtro perante ruídos, mas em contrapartida há uma redução na faixa de passagem. Diminuir δ_x e δ_y fará com que

haja um aumento na faixa de passagem e corre-se o risco de ser seletivo demais na frequência, inserindo pontos na imagem. Com isso, δ_x e δ_y podem ser calculados como:

$$\delta_x = k_x F(i, j) \quad \delta_y = k_y F(i, j) \quad (4.25)$$

onde F é a frequência da crista (obtida na Seção 4.4.3), k_x uma variável constante para δ_x , e k_y uma variável constante para δ_y . Isto permite uma abordagem mais adaptável a ser utilizada. Assim, os valores de δ_x e δ_y podem agora ser especificados adaptativamente de acordo com a frequência local da crista.

Este trabalho realizou experiências com o filtro Gabor utilizando diferentes valores de δ_x e δ_y . Com base nos experimentos, concluiu-se que a utilização dos valores $k_x = 0,4$ e $k_y = 0,4$ proporcionam um equilíbrio razoável entre valores muito pequenos e muito grandes.

A aplicação da filtragem em cada janela traz consigo o problema de bordas. Para minimizar esse problema, a filtragem é realizada em uma janela de tamanho maior que N , tomando os valores relativos aos elementos sem influência das bordas. Se, por exemplo, as estimativas de frequência e orientação forem realizadas utilizando janelas de tamanho $N \times N$, para efeito de filtragem deve ser considerado uma janela $(N + 2) \times (N + 2)$.

A Figura 4.29 apresenta esse problema relativo à região de fronteira da imagem. Em (a), para cada janela filtrada utilizou-se o tamanho 17×17 , enquanto que em (b), as janelas foram de tamanho 19×19 e desconsiderados seus valores de borda. Os pequenos problemas encontrados em (a) podem levar à detecção de falsas minúcias na imagem.

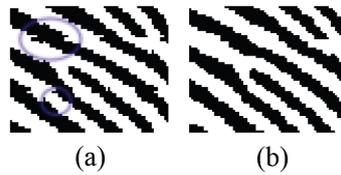


Figura 4.29: Problemas relacionados as fronteiras. Em (a), circulado em azul estão mostrados problemas devido à região de fronteira; em (b) a imagem sem os problemas de fronteira.

O valor de W_x e W_y define o tamanho da máscara do filtro de Gabor (HONG; WAN; JAIN (1998)), esse valor controla a extensão espacial à qual, idealmente, deve ser capaz de acomodar a maior parte da informação útil. No entanto, um tamanho de filtro fixo não permite acomodar diferentes tamanhos de cristas. Assim, para permitir que o tamanho do filtro varie de acordo com a forma de onda, o tamanho deve ser calculado como uma função dos parâmetros de desvio padrão, dadas em (4.26).

$$w_x = 6\delta_x \quad w_y = 6\delta_y \quad (4.26)$$

onde w_x e w_y são a largura e a altura da máscara de filtro de Gabor, respectivamente, e δ_x e δ_y são os desvios padrões do envelopamento Gaussiano ao longo do eixos x e y , respectivamente. A largura e a altura da máscara são especificados como 6δ , devido à maioria das informações da onda de Gabor estarem contidas dentro da região $[-3\delta, 3\delta]$ fora do eixo y . Logo, esta seleção de parâmetros permite que a máscara de filtro capture a maior parte da informação.

Assim, o filtro Gabor é concebido para melhorar as linhas da crista, transformando os tons de cinzas da imagem em valores próximos a cor preta e branca (conforme a Seção 2.1). Entretanto, é necessária a utilização do algoritmo de binarização para transformar a representação em tons de cinza, em uma representação de apenas 1 bit.

4.5 Binarização

A representação final de uma imagem de impressão digital possui apenas dois níveis de luminosidade de interesse: os pixels pretos que representam as cristas, e os pixels brancos que representam vales.

A binarização é o processo que converte uma imagem de nível de cinza em uma imagem binária. Isto melhora, significativamente, o contraste entre as cristas e os vales e conseqüentemente facilita a extração das minúcias.

Um método simples para a binarização é a utilização de um valor de limiar global, no entanto, este não é um método adequado para imagens com ruído. Assim, um método mais eficiente é dividir a imagem em blocos quadrados não sobrepostos e definir o valor do limiar com base na média de cada bloco executado de acordo com os seguintes passos:

1. Dividir a imagem em blocos de tamanho $w \times w$ (o valor padrão é $w = 16$).
2. Calcular a média do bloco de acordo com a Equação (4.27).

$$M(k) = \frac{1}{w^2} \sum_{m=0}^{w-1} \sum_{n=0}^{w-1} E(i+m, j+n) \quad (4.27)$$

onde E é a imagem filtrada.

3. Se o valor do pixel (i, j) for maior do que a média do bloco considerado, ele receberá o valor 0 (preto), caso contrário receberá o valor 1 (branco).

Um método mais robusto consiste em utilizar alguma máscara retangular e rodá-la de acordo com a orientação das cristas.

Entretanto, uma propriedade útil do filtro Gabor é que possui um componente DC³ com valor zero, o que significa que a imagem filtrada resultante tem um valor de pixel médio igual a zero. Assim, a binarização simples da imagem pode ser realizada utilizando um limite global igual a zero. O processo de binarização envolve examinar o valor de nível de cinza de cada pixel da imagem melhorada, e, se o valor for maior do que o limite local, então o valor de pixel é definido como um valor binário um, caso contrário, ele é definido como zero.

O resultado é uma imagem binária contendo dois níveis de informação, em primeiro plano as cristas e no fundo os vales. Contudo, a imagem ideal para extração dos pontos característicos possui a espessura de um pixel, por isso, será necessária a aplicação de um algoritmo de afinamento, como será visto na Seção seguinte.

4.6 Esqueletização

A etapa final de aprimoramento de uma imagem de impressão digital é uma operação morfológica que corrói sucessivamente as cristas até que elas tenham apenas um pixel de largura, retendo as características essenciais da imagem original. A esqueletização ou afinamento faz parte da etapa de representação e descrição em um sistema de processamento de imagens, tornando o processo de extração de pontos característicos mais simples.

Rosenfeld (ROSENFELD; PFALTZ (1966)) classifica os algoritmos de afinamento em dois grupos: paralelos e sequenciais. No primeiro grupo, a decisão de remover ou não um pixel na iteração atual é baseada somente no resultado da iteração (passo) anterior, tornando este tipo de algoritmo apropriado para um hardware

³Ao descrever uma função periódica no domínio da frequência, um componente DC, ou coeficiente DC é o valor médio da onda

com mais de um processador. No segundo grupo, para que um pixel seja processado, leva-se em conta o resultado do passo anterior e também do passo atual.

Por definição, diz-se que um ponto pertence ao esqueleto se ele é o centro de uma vizinhança (Seção 2.2) que toca a borda do objeto em pelo menos dois pontos distintos. Dessa forma, o resultado deve apresentar as seguintes propriedades:

- o mais fino possível
- conectado
- centralizado

Quando estas propriedades forem satisfeitas, o algoritmo deve parar. A Figura 4.30 apresenta a aplicação do método sobre uma impressão digital.

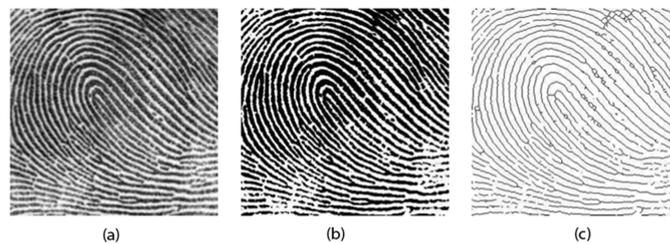


Figura 4.30: (a) Imagem de impressão digital original. (b) binarizada. (c) esqueletizada.

Existe um grande número de abordagens disponíveis na literatura, por se tratar de uma das etapas principais do processamento de imagens, especialmente no reconhecimento de padrões, tais como o reconhecimento de caracteres, a análise de documento, a vetorização e outros.

A aplicação deste algoritmo em uma imagem de impressão digital preserva a conectividade das estruturas da crista enquanto formam uma versão esqueleti-

zada da imagem binária. Para isso, pode-se utilizar os métodos de Hilditch (HILDITCH (1969)), Holt (HOLT et al. (1987)), Stentiford (STENTIFORD; MORTIMER (1983)), ou Zhang-Suen (ZHANG; SUEN (1984)), que serão descritos no Anexo B.

Embora este trabalho implemente todos os métodos apresentados, para as demais etapas do processamento da imagem de impressão digital será utilizado o método de Hilditch, pois apresentou a menor degradação das linhas dactilares quando comparado aos demais algoritmos descritos. Especialmente, ao remover o formato de serrilhamento da imagem afinada.

Assim, o método proposto por Hilditch (HILDITCH (1969)) consiste na aplicação de um conjunto de regras para decidir se o valor do ponto deve ser mudado de preto (0) para branco (1). Inicialmente, devemos considerar uma janela 3×3 (Seção 2.2), cujo ponto central será chamado de P . A cada passada do algoritmo são removidos os pontos que satisfaçam as condições do processo.

Para decidir se P deve ser retirado ou mantido como parte do esqueleto devemos caminhar pelos 8 vizinhos de P no sentido horário.

Dessa forma, deve-se realizar várias passagens sobre o padrão e em cada uma delas o algoritmo deve mudar o pixel de preto para branco, se o mesmo preencher as seguintes condições:

- $2 \leq B(P) \leq 6$
- $A(P) = 1$
- $P_1P_3P_7 = 0 \vee A(P_1) \neq 1$
- $P_1P_3P_5 = 0 \vee A(P_3) \neq 1$

A primeira parte da condição garante que nenhum pixel de ponto final isolado seja suprimido (qualquer pixel com apenas um vizinho preto é um pixel de ponto final) e a outra parte da condição garante que o pixel é uma fronteira.

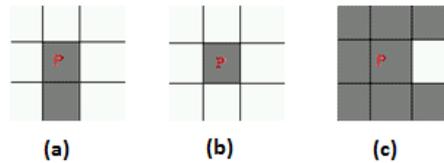


Figura 4.31: (a) $B(P) = 1$; (b) $B(P) = 0$; (c) $B(P) = 7$

Se $B(P) = 1$ então P é um ponto do esqueleto e não deve ser excluído. Se $B(P) = 0$, então P é um ponto isolado e também deve ser mantido. Se $B(P) = 7$, então P não é mais a fronteira do padrão e, portanto, não deve ser um candidato a remoção.

A segunda condição é um teste de conectividade. Conforme a ilustração abaixo, onde $A(P) > 1$, é possível perceber que alterando P para 0 o padrão será desconectado.

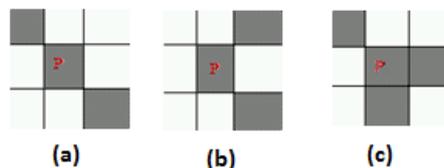


Figura 4.32: (a) $A(P) = 2$; (b) $A(P) = 2$; (c) $A(P) = 3$

A terceira condição garante que não ocorram erosões em linhas verticais de 2 pixels de largura.

A última condição garante que linhas horizontais com 2 pixels de largura não sejam corroídas pelo algoritmo.

Por fim, é importante verificar as imperfeições das linhas dactilares provoca-

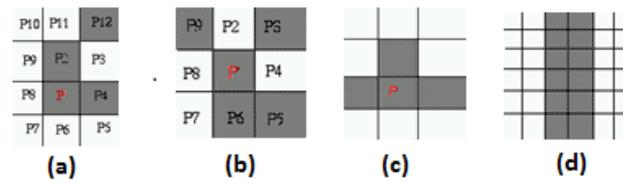


Figura 4.33: (a) $A(P_1) \neq 1$, (b) $P_1P_3P_7 = 0$, (c) $P_1P_3P_7 = 1$ e $A(P_1) = 1$

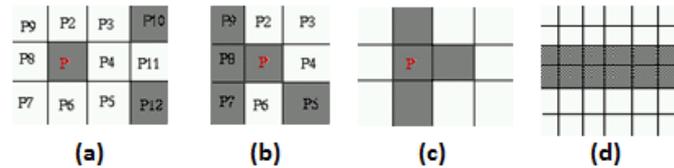


Figura 4.34: (a) $A(P_3) \leq 1$, (b) $P_1P_3P_5 = 0$, (c) $P_1P_3P_5 \leq 0$ e $A(P_3) = 1$

das pelo método, pois podem afetar o desempenho do algoritmo subsequente apresentando pontos espúrios excessivos durante detecção. Tais falhas podem acontecer se, por exemplo, a imagem estiver borrada (quando ocorre união das cristas devido ao excesso de pressão do dedo no sensor), podendo perder algumas características peculiares.

Um resultado comparativo entre os métodos descritos no Anexo B pode ser visto na Figura 4.35.





Figura 4.35: Comparação entre os métodos de afinamento.

4.7 Extração de Minúcias

Uma representação precisa da imagem da impressão digital é fundamental para um sistema automático de identificação, pois são dependentes de correspondência baseada em características. Dentre estas, se destacam as minúcias juntamente com seu respectivo mapa de orientação, visto que são únicos o suficiente para discriminá-los entre as impressões digitais de forma robusta. A representação baseada em minúcia reduz a complexidade do reconhecimento de impressão digital para um problema de correspondência através de pontos característicos.

Os pontos característicos são encontrados através da observação dos padrões de cristas e vales intercalados que geralmente andam em paralelo e que em determinados locais as linhas dactilares se encerram ou se bifurcam. Após a imagem da impressão digital ter sido melhorada, o passo subsequente extrai da impressão digital os pontos de minúcias da imagem melhorada.

Há uma série de métodos de extração de minúcias disponíveis na literatura. Podemos classificá-los em duas categorias (BANSAL; SEHGAL; BEDI (2011)): os métodos que atuam sobre as imagens de impressões digitais binarizadas e os métodos aplicados diretamente em imagens de impressões digitais em escala de cinza.

Embora existam técnicas para a detecção de minúcias realizada diretamente

sobre imagens de impressão digital em tons de cinza este ainda é um tema em pesquisa, pois ocorrem falhas significativas durante a identificação dos elementos característicos. A extração de recursos em imagens não binarizadas é de grande relevância pelas seguintes razões: grande quantidade de informação pode ser perdida durante o processo de binarização; binarização e afinamento são processos demorados; as irregularidades da imagem da impressão digital binária podem afetar negativamente o processo de desbaste de impressões digitais e um número relativamente grande de minúcias espúrias pode ser introduzido pela operação de binarização e afinamento; a maioria das técnicas de binarização é insatisfatória quando aplicada a imagens de baixa qualidade.

Uma série de métodos baseados em imagens binárias estão disponíveis para detectar as minúcias através da inspeção dos padrões de pixels localizados. Eles podem ser classificados em duas classes, os que trabalham em imagens binarizadas e aqueles que trabalham em imagens binárias esqueléticas.

O método mais comumente empregado no processo de extração de minúcias é a abordagem baseada no número de cruzamentos (*Crossing Number*) (AMENGUAL et al. (1997)) aplicado diretamente sobre a imagem esquelética. Assim, o número de cruzamentos de pixel P é definido como a metade da soma das diferenças entre pares de pixels adjacentes que definem as 8 casas vizinhas de P (Seção 2.2), conforme a equação (4.28):

$$cn(P) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k P_1 - P_{i+1} \quad (4.28)$$

onde P_1 a P_8 são os pixels pertencentes a uma sequência ordenada no sentido anti-horário em torno de P , a imagem abaixo mostra os possíveis elementos encontrados em uma imagem esquelética:

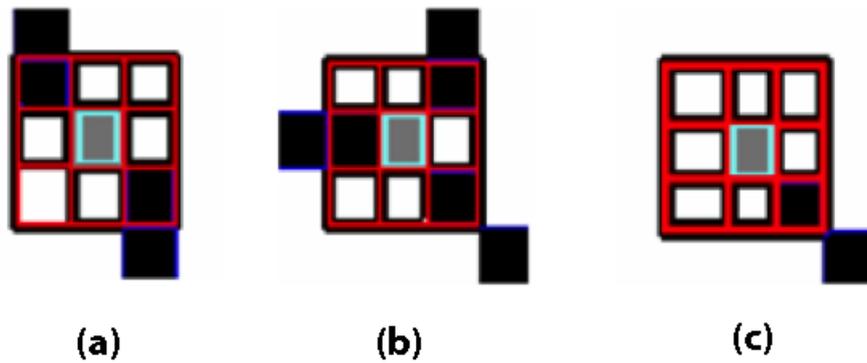


Figura 4.36: (a) $cn(p) = 2$ não há minúcia, (b) $cn(p) = 3$ representa uma bifurcação, e (c) $cn(p) = 1$ representa fim de linha.

Tabela 4.1: Propriedades do número de cruzamentos (CN)

CN	Propriedade
0	Ponto isolado
1	Terminação
2	Continuidade da crista
3	Ponto de bifurcação
4	Ponto de cruzamento

Utilizando as propriedades do número de cruzamento, o pixel da crista pode ser classificado conforme a tabela 4.1.

Após o processamento apresentado, podemos extrair todas as minúcias de uma impressão digital esqueletizada usando o método. No entanto, devido a erosões e ruídos na imagem, o algoritmo de extração acaba produzindo um grande número de minúcias falsas. Portanto, de forma a diferenciar as minúcias espúrias das minúcias genuínas, é necessário um processamento adicional.

4.7.1 Remoção de pontos espúrios

Minúcias espúrias são, normalmente, provenientes de ruídos com formas conhecidas como interrupção, espora, ponte, fusão, triângulo, escada, lago, ilha, e enrugamento. Alguns destes tipos são apresentados na Figura 4.37. Portanto, é crucial para o reconhecimento preciso da impressão digital, diferenciar de forma confiável, as minúcias espúrias das verdadeiras. Logo, a maioria das minúcias espúrias devem ser eliminadas para melhorar o desempenho do algoritmo de reconhecimento (*matching*). Além disso, a quantidade de minúcias afeta significativamente o tempo necessários para realizar a análise de correspondência, pois o número de minúcias a serem verificadas será menor, isto é significativo uma vez que o tempo de execução é um parâmetro crítico para um sistema de identificação de impressão digital automático (AFIS).

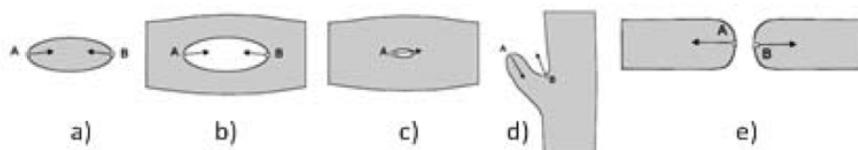


Figura 4.37: Tipos de minúcias Espúrias. (a) ilha; b) lago; c) buraco; d) gancho, e) sobreposição.

Com isso, após a extração dos pontos característicos, é necessário realizar sobre o mapa de minúcias a eliminação dos falsos pontos dactilares remanescentes da etapa de afinamento, desclassificando aquelas que foram detectadas incorretamente.

O algoritmo (TICO; KUOSMANEN (2000)) para a redução de falsas minúcias analisa uma vizinhança de tamanho $W \times W$ e para cada ponto marcado como minúcia decide se ele representa uma falsa minúcia ou uma verdadeira. As minúcias encontradas após a extração da Seção 4.7 serão tratadas como candidatas à minúcias, sendo realizado testes para a validação de cada uma delas. Os passos do

algoritmo são descritos a seguir.

Para cada minúcia marcada como candidata à terminação:

1. Criar e inicializar com zero uma máscara M de tamanho $W \times W^4$. Cada pixel de M corresponde ao pixel da imagem afinada centrada no ponto onde a minúcia foi marcada.
2. Rotular com -1 o pixel central de M . Este é o pixel correspondente ao candidato à minúcia na imagem afinada.
3. Rotular com 1 todos os pixels na máscara M que permitam conexão como pixel candidato a terminação.
4. Fazer uma volta completa sobre a borda da máscara M , no sentido horário, e verificar o estado dos pixels fazendo T_{01} igual ao número de transições de 0 para 1 encontradas.
5. Se $T_{01} = 1$, então validar o candidato como uma crista final verdadeira.

Na Figura 4.38, é apresentado um exemplo de um candidato à terminação que foi validado pelo algoritmo. Em (a), a minúcia é marcada com o valor -1 ; em (b), toda a crista da imagem é marcada com o valor 1; e finalmente em (c), o estado dos pixels na borda da janela é verificado e encontrado o valor $T_{01} = 1$, validando a minúcia.

Se um outro candidato a minúcia for marcado como uma crista bifurcada, os passos a serem seguidos para a validação são apresentados abaixo:

⁴O valor de W utilizado neste trabalho é 11.

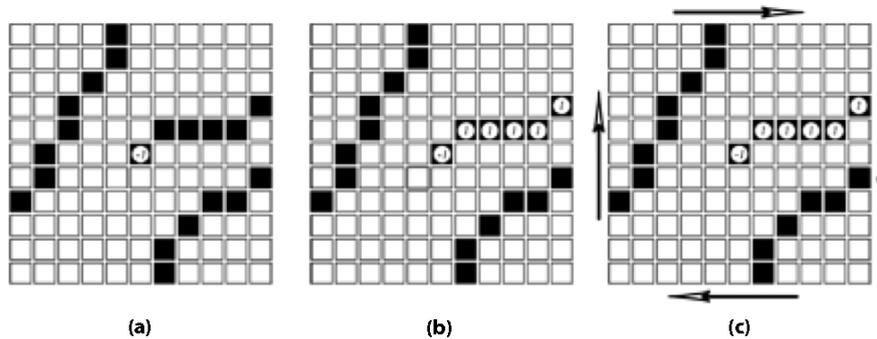


Figura 4.38: Validação de um candidato a terminação. As figuras (a), (b) e (c) representam os passos do algoritmo, com $W = 11$

1. Assim como feito para as terminações, deve-se criar e inicializar com zero uma máscara M de tamanho $W \times W$. Cada pixel de M corresponde ao pixel da imagem afinada centrada no candidato à minúcia de vizinhança $W \times W$.
2. Rotular com -1 o pixel central de M . Este é o pixel correspondente ao candidato a minúcia na imagem afinada.
3. Fazer uma volta completa no sentido horário pela vizinhança próxima ao candidato à crista bifurcada e rotular com os três pixels conectados a este como 1, 2 e 3, respectivamente.
4. Para cada pixel rotulado com o valor 1, deve-se procurar seus componentes conexos dentro de M , ou seja, os pontos pretos que permitam a conexão com esse pixel. A rotulação deve ser realizada com valores de 1 até o final de M ou até encontrar outro valor de rótulo. O mesmo deve ser feito para os segmentos rotulados como 2 e 3.
5. Contar o número de transições de 0 para 1, de 0 para 2 e de 0 para 3 encontradas quando se realiza uma volta completa seguindo a borda da máscara M no sentido horário. O número de transições será marcado como T_{01} , T_{02} e T_{03} .
6. Se $T_{01} = 1$, $T_{02} = 1$ e $T_{03} = 1$, então validar a minúcia candidata como uma

verdadeira crista bifurcada.

Na Figura 4.39, está exemplificada a validação de uma bifurcação com os passos intermediários da aplicação do algoritmo. Em (a), a marcação do ponto central e, em (b), faz-se a varredura nos pixels vizinhos ao candidato a minúcia marcando-os no sentido horário com 1, 2 e 3. Em (c), é apresentada a primeira ramificação da bifurcação preenchida com o elemento 1 e, em (d) e (e), as ramificações são preenchidas com os elementos 2 e 3, respectivamente. A validação da bifurcação é apresentada em (f), onde é verificado o estado dos pixels na borda da janela e é encontrado $T_{01} = 1$, $T_{02} = 1$ e $T_{03} = 1$.

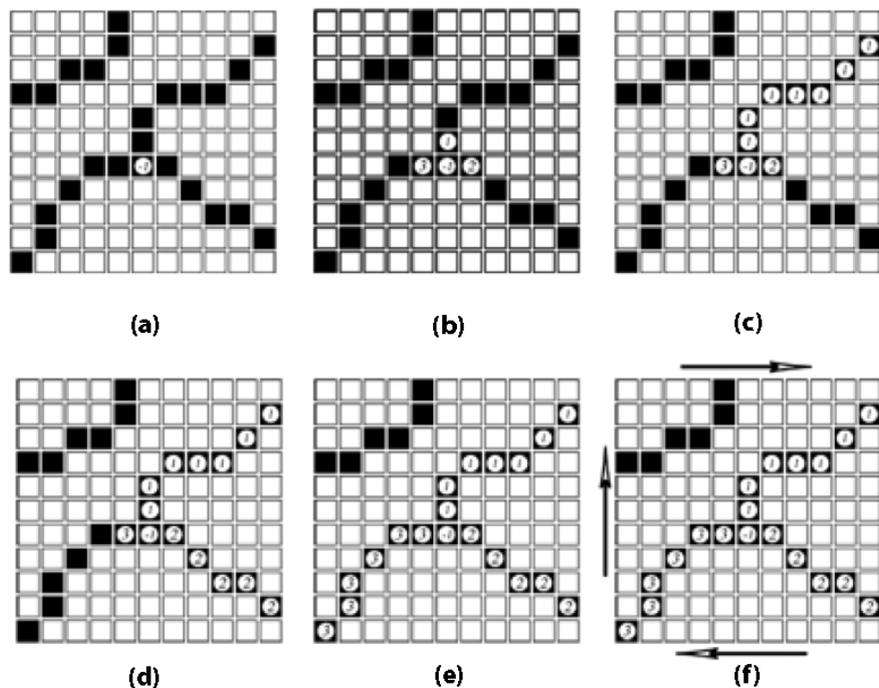


Figura 4.39: Validação de um candidato a bifurcação. As figuras (a), (b), (c), (d), (e) e (f) representam os passos do algoritmo, com $W = 11$

A Figura 4.40 exemplifica as minúcias marcadas incorretamente. Em (a), é apresentada a estrutura do tipo buraco, sendo desmarcada como minúcia, uma vez

que $T_{01} = 1$ e $T_{03} = 1$ enquanto $T_{02} = 0$. Em (b), é apresentada a estrutura do tipo espora e tomando-se o estado dos elementos da borda, tem-se que $T_{01} = 2$, o que faz com que esta estrutura seja desmarcada como minúcia.

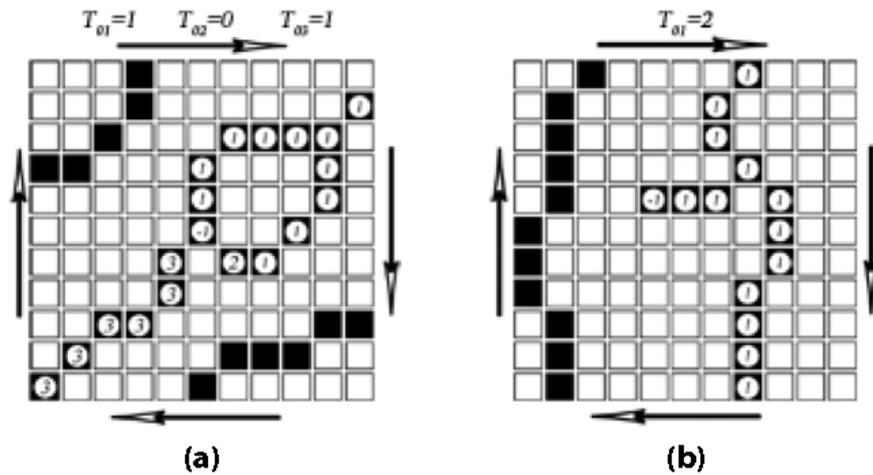


Figura 4.40: Cancelamento de falsa minúcia. (a) lago, (b) espora, utilizando $W = 11$

Apesar disto, tal metodologia não remove todas as estruturas apresentadas na Figura 4.37, por isso um processamento adicional baseado nas características específicas de cada estrutura de minúcias espúrias é utilizado neste trabalho para completar a tarefa desta Seção. Assim, as etapas incluem a remoção de ilhas, lagos, poros, buracos, ganchos e sobreposições (LU; JIANG; YAU (2002)).

4.7.1.1 Remoção de ilhas e lagos

Nesta etapa, os fragmentos de terminação das cristas e marcas espúrias de tinta (ilhas), juntamente com os espaços vazios presentes no interior de uma crista são identificados e removidos (conforme a Figura 4.41). Estas características são um pouco maiores do que o tamanho dos poros e apresentam-se, muitas vezes, na forma de uma elipse e, portanto, terão tipicamente um par de pontos de minúcia candidatas detectadas nas extremidades opostas.

Este par de minúcia deve estar dentro de uma distância (calculada de acordo com a Seção 2.10) de 16 pixels um do outro. Se assim for, então as orientações das duas minúcias devem ser quase oposta (maior ou igual a 123°) uma da outra. Em seguida, ambas as minúcias devem estar na borda da mesma elipse, e o perímetro da elipse deve ser menor ou igual a 60 pixels. Se todos estes critérios forem verdadeiros, então o par de minúcias candidatas é removido e a imagem binária pode ser alterada, pois a ilha ou o lago pode ser preenchido. Este passo é a única etapa de remoção que pode modificar a imagem binária.

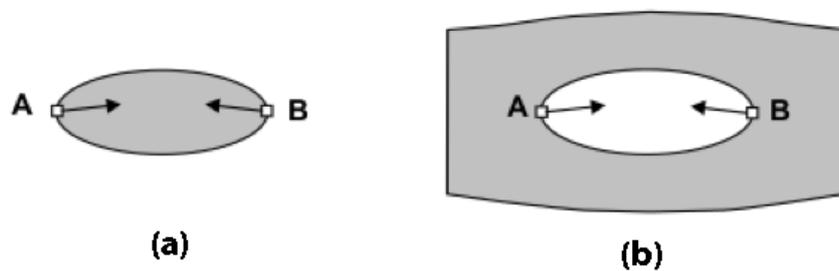


Figura 4.41: Remoção de ilhas e lagos (a) ilha, (b) lago.

4.7.1.2 Remoção de buracos (ou poros)

Um buraco possui uma definição semelhante a uma ilha ou a um lago, divergindo somente em seu tamanho reduzido, a elipse deve possuir apenas um ponto de minúcias e seu perímetro deve ser menor ou igual a 15 pixels (conforme a Figura 4.42).

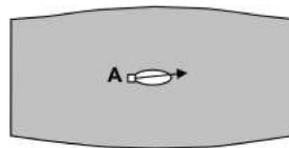


Figura 4.42: Remoção de buracos.

4.7.1.3 Remoção de ganchos

Esta característica é formada por duas minúcias de tipos diferentes em uma pequena parte de uma crista e o outro em um pequeno vale, que estão relativamente próximas uma da outra (conforme a Figura 4.43). Ambos os pontos devem estar a uma distância de até 16 pixels. Suas orientações devem ser opostas (maior ou igual a 123°). As minúcias devem ser de tipos diferentes e devem estar dentro da borda da crista, com até 30 pixels de distância. Se todas estas condições forem verdadeiras, em seguida, os dois pontos são removidos da lista de minúcias candidatas.

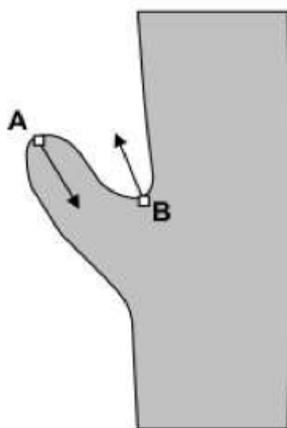


Figura 4.43: Remoção de ganchos.

4.7.1.4 Remoção de sobreposições

Uma sobreposição é uma descontinuidade em uma crista ou em um vale (conforme a Figura 4.44). Um rompimento de uma crista provoca duas falsas terminações, enquanto que o rompimento de um vale faz com que duas bifurcações apareçam. Estes casos acontecem quando duas minúcias estão dentro de uma distância de até 8 pixels de cada uma e suas direções são opostas. Então, a orientação da linha que une as duas minúcias é calculada. Se a diferença entre a orientação da

primeira minúcia e a linha de união é menor ou igual a 90° , então as duas minúcias são removidas da lista de candidatas. Caso contrário, se as minúcias possuem 6 pixels de distância um do outro, e não há transições de valor de pixel ao longo da linha, em seguida, os pontos também são removidos da lista de candidatas.

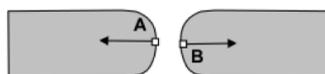


Figura 4.44: Remoção de sobreposição.

4.7.2 Modelo de minúcias (*Template*)

O modelo de impressão digital é definido como o formato de intercâmbio de dados que contém as características extraídas durante procedimentos de detecção de minúcias. Para alcançar a interoperabilidade entre diferentes sistemas de identificação de impressões digitais, alguns padrões internacionais para o modelo de impressão digital foram projetados, principalmente para armazenar as minúcias e outros recursos como dados estendidos.

Com isso, as minúcias devem ser armazenadas em uma estrutura (*template*), que pode conter a posição (x, y) , a orientação θ , o tipo de minúcia (bifurcação ou terminação) e, em alguns casos, a qualidade da imagem de impressão digital também pode ser considerada, conforme o Anexo C. Durante a captura, o modelo é extraído e armazenado em banco de dados e disponibilizado ao processo de análise de correspondência como modelo de referência ou modelo de dados. Durante a verificação ou a identificação, a minúcia extraída também é armazenada em um modelo e é usada como consulta durante o reconhecimento (*matching*).

A representação em modelo de minúcias também pode ajudar nas questões relacionadas à privacidade, pois não se pode reconstruir a imagem original utilizando

apenas as informações dos pontos característicos. Na verdade, minúcias são suficientes para estabelecer a individualidade da impressão digital. O modelo de dados para a representação dos pontos característicos será apresentado no Anexo H.

Neste trabalho o modelo adotado segue a norma ISO 19794-2.

4.8 Reconhecimento (*Matching*)

O reconhecimento de um datilograma consiste em comparar duas impressões digitais e descobrir se elas pertencem ao mesmo dedo. Em geral, os algoritmos de correspondências calculam o grau de similaridade, utilizando a informação de cada característica da impressão digital e devolvem alguma pontuação (por exemplo, entre 0 e 1), que representa a probabilidade de que as duas digitais sejam iguais.

Portanto, dependendo do resultado da pontuação, um sistema de reconhecimento de impressões digitais deve decidir se há correspondência ou não. O reconhecimento automático da impressão digital apresenta alguns problemas devido a fatores como o deslocamento, rotação, distorção não-linear, sobreposição parcial, ruído, condição da pele, etc. Muitos algoritmos têm sido propostos na literatura de reconhecimento de padrões. O grande número de abordagens pode ser classificado nas seguintes classes: reconhecimento baseado em correlação, reconhecimento baseado em minúcias e reconhecimento baseado na característica da crista.

4.8.1 Reconhecimento baseado em correlação

No reconhecimento de duas impressões digitais utilizando a técnica baseada em correspondência, primeiramente os datilogramas são alinhados e, em seguida, é

calculada a correlação para cada ponto característico. No entanto, a translação e a rotação não são conhecidas, por isso é necessário aplicar a correlação para todos os alinhamentos possíveis. A singularidade da informação pode ser útil a fim de encontrar um alinhamento aproximado.

A principal desvantagem deste método é a sua complexidade computacional, menor tolerância à distorção não linear e a variação do contraste. Normalmente, esta metodologia tem sido proposta como uma alternativa que calcula a correlação localmente em vez de globalmente, em que apenas as regiões de interesse (por exemplo, regiões de singularidade e minúcias) são selecionadas e combinadas.

4.8.2 Reconhecimento baseado em minúcias

Este é o mais popular e amplamente utilizado, devido ao seu bom desempenho e baixo custo computacional, especialmente para imagens de boa qualidade. Este método primeiramente tenta alinhar a imagem de entrada (modelo de consulta) através dos modelos de minúcias armazenados (modelo de referência) e encontrar o número de minúcias correspondentes.

Após o alinhamento, duas minúcias são consideradas no reconhecimento, se a distância espacial e a diferença das direções entre elas são menores do que uma tolerância determinada. Por isso, um correto alinhamento da impressão digital é muito importante a fim de maximizar o número de minúcias reconhecidas, o que exige o processamento das informações de translação e rotação, bem como outras transformações geométricas, tais como dimensão e distorção.

A fim de calcular eficientemente o alinhamento da informação, foram propostas diversas abordagens. Aqui é apresentado um método que usa segmentos

(formado por minúcias) em vez de minúcias isoladas. Um segmento é formado por dois pares de minúcias da mesma impressão digital. A maneira como o conjunto de segmentos é construído pode variar (por exemplo, vizinhança mais próximo, triangulação de Delaunay, etc.) A Figura 4.46 mostra os segmentos construídos a partir de um conjunto de minúcias.

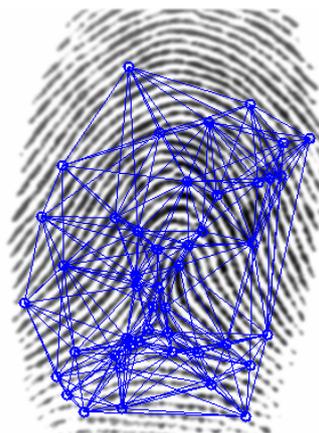


Figura 4.45: Exemplo de segmentos construídos utilizando a triangulação de Delaunay a partir de um conjunto de minúcia.

A fim de realizar a seleção, os segmentos são construídos em ambos os modelos (consulta e de referência), a partir daí são comparados os segmentos do modelo de consulta com os segmentos de referência. Cada segmento contém a seguinte informação: comprimento do segmento e os ângulos (α e β), formados pelo segmento e orientação da minúcia, como é mostrado na Figura 4.46.

Neste caso, l é o comprimento do segmento que forma as minúcias k e j , ambas do mesmo modelo.

Usando os segmentos do modelo de consulta e modelo de referência, encontramos a informação de rotação e translação pela construção da lista de segmentos reconhecidos. Cada segmento do modelo de consulta é comparado com todos os segmentos do modelo de referência. Se existe combinação, o par de segmentos é

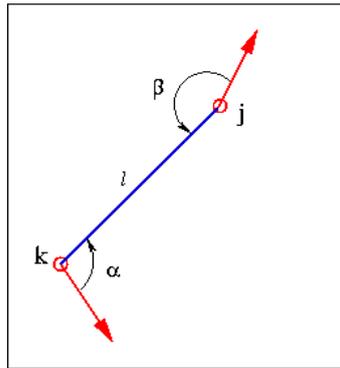


Figura 4.46: comprimento do segmento e os ângulos (α e β)

incluído na lista. Dois segmentos (r, q) são considerados no reconhecimento se os seus comprimento (l) e diferença de ângulos (α, β) estão abaixo de um limite.

$$|L_r - l_q| < tl \quad (4.29)$$

$$|\alpha_r - \alpha_q| < ta \quad (4.30)$$

$$|\beta_r - \beta_q| < ta \quad (4.31)$$

onde tl é a tolerância da diferença do comprimento dos segmentos e ta é a tolerância da diferença dos ângulos.

Usando a diferença do ângulo de orientação do segmento correspondente (α e β) é construído o histograma de forma a determinar o ângulo de rotação. A Figura 4.47 mostra o histograma (número de segmentos pela diferença do ângulo) da diferença de ângulo. O ângulo de rotação é definido por seleção do grupo com um número elevado de segmentos reconhecidos.

Da mesma maneira são construídos o histograma para o deslocamento de x e y (diferença de posição), a fim de encontrar a translação. Com as informações de translação e rotação, pode-se encontrar as minúcias e a pontuação correspondentes.

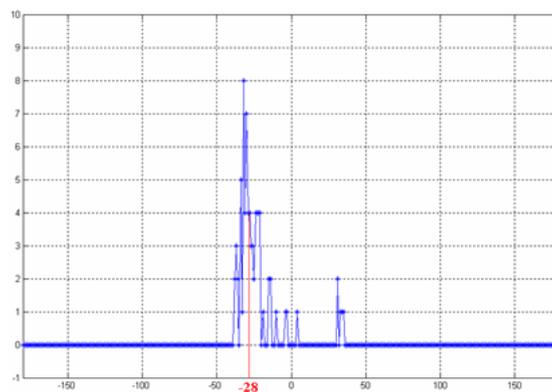


Figura 4.47: histograma da diferença de ângulo

Alternativamente, usando a lista de segmentos pode ser construído um gráfico com o par de segmentos e resolver um problema de coincidência de gráfico, a fim de obter um reconhecimento robusto de minúcias. A Figura 4.48 mostra o resultado de segmentos correspondentes (cor vermelha).

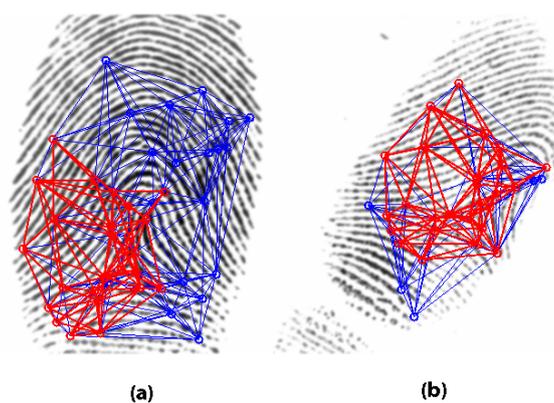


Figura 4.48: (a) modelo de referência e (b) modelo de consulta

4.8.3 Reconhecimento baseado nas características das cristas

A correspondência usando as características da crista na forma de *fingercod*e consiste em calcular a diferença de dois vetores *fingercod*e (consulta e referência). No entanto, antes de aplicar o *fingercod*e é importante alinhar as imagens das impressões

digitais. Em alguns casos, a singularidade pode ser utilizada para esse fim. Um *fingercod*e também pode ser utilizado como um método complementar ao baseado em minúcias, a fim de melhorar a precisão. A abordagem original deste método usa *fingercodes* circulares, tendo como centro o núcleo da impressão digital. O resultado final da diferença do *fingercod*e é normalizado e a média é calculada utilizando as 8 direções, para obter um valor entre 0 a 1. Quanto menor a pontuação, mais semelhantes são as impressões digitais. Um valor limiar é usado para decidir se a impressão digital foi reconhecida ou não.

Neste trabalho, para o reconhecimento da impressão digital é utilizada a comparação de minúcias do modelo de referência com o modelo de consulta. Entretanto, existem vários trabalhos aplicados a essa classe de métodos, sendo que neste será considerado um método tradicional por ser amplamente utilizado. Assim, o algoritmo utiliza a distância euclidiana para encontrar as minúcias de uma impressão digital que está sendo identificada em uma outra imagem. Por fim, quando todas as minúcias de uma imagem forem encontradas, é calculado o somatório das distâncias euclidianas das minúcias elevadas ao quadrado, e o valor resultante é comparado com um limiar. Se for menor ou igual ao limiar, a impressão digital é considerada como identificada (THAI (2003)).

De acordo com o exposto, o reconhecimento consiste na verificação dos elementos comuns pertencentes aos dois mapas de minúcias. Cada minúcia m_n possui informação relativa à sua posição espacial, ao seu tipo e à sua direção. Uma vez realizado o alinhamento entre as duas impressões digitais, se elas se tratarem de imagens referentes a um mesmo dedo, as minúcias detectadas em cada imagem estarão próximas.

Considere dois vetores de minúcias, um pertencente a uma imagem modelo T e outro pertencente a uma imagem E , escritos como $T = m_1, m_2, \dots, m_n$ e $E =$

m'_1, m'_2, \dots, m'_n onde m e m' são os elementos extraídos de cada minúcia. Para se comparar esses dois mapas pode ser tomada a distância euclidiana entre as minúcias dos vetores T e E de acordo com a equação (4.32). Uma minúcia m_j de T será considerada a mesma que uma minúcia m_i de E se a distância euclidiana s_d entre elas for menor do que uma tolerância r_0 .

$$s_d(m'_j, m_i) = \sqrt{(x'_j - x_i)^2 + (y'_j - y_i)^2} < r_0 \quad (4.32)$$

Além do critério da distância, para se considerar a comparação realmente efetiva, deve-se ter a diferença entre a orientação das minúcias d_d menor do que uma tolerância angular θ_0 conforme definida pela equação (4.33). Essa equação toma o mínimo entre $|\theta'_j - \theta_i|$ e $360^\circ - |\theta'_j - \theta_i|$ devido à característica da circularidade dos ângulos (por exemplo, a diferença entre 2° e 358° é apenas 4°).

$$d_d(m'_j, m_i) = \min(|\theta'_j - \theta_i|, (360^\circ - |\theta'_j - \theta_i|)) \leq \theta_0 \quad (4.33)$$

Os mapas T e E deverão ser alinhados para maximizar o número de minúcias reconhecidas. O alinhamento será realizado mantendo T fixo e corrigindo as posições das minúcias de E , de modo a sobrepor um mapa sobre o outro. A Figura 4.49 apresenta o alinhamento entre dois mapas de minúcias de forma que tomando uma minúcia em cada imagem, chamadas de minúcias pivô, realiza-se o alinhamento baseado em suas posições relativas. A rotação ente os mapas será corrigida através da diferença entre as orientações das minúcias pivôs.

Os passos para o reconhecimento entre minúcias são descritos a seguir:

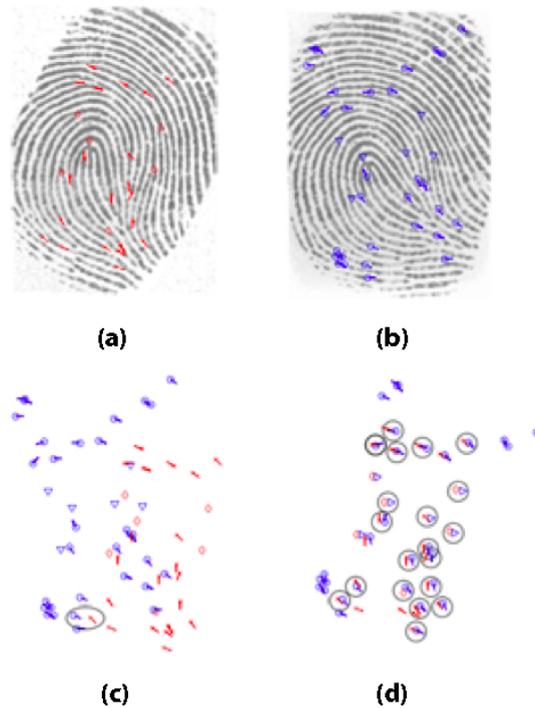


Figura 4.49: Comparação entre minúcias. (a) e (b) mostram duas impressões digitais com suas minúcias identificadas, (c) mostra a escolha da minúcia pivô e (d) é realizado o alinhamento do mapa de minúcias

1. obtém-se a distância relativa entre os pares de minúcias pivô através da equação (4.34) que representa o quanto a imagem modelo está transladada.

$$\begin{bmatrix} \Delta_x \\ \Delta_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^d \\ y^d \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x^D \\ y^D \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

2. Toma-se a diferença entre os ângulos que indicam a direção das minúcias pivô.
 $\Delta\theta = \theta' - \theta$.
3. Realiza-se o alinhamento entre as minúcias da imagem de entrada utilizando a equação (4.35).

$$\begin{bmatrix} x_i^A \\ y_i^A \\ \theta_i^A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta_x \\ \Delta_y \\ \Delta\theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta & \sin \Delta\theta & 0 \\ \cos \Delta\theta & \sin \Delta\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i - x^d \\ y_i - y^d \\ \theta_i - \theta^d \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

4. Uma vez alinhados os dois vetores planares é tomada a distância euclidiana, definida pela equação (4.32), entre as minúcias próximas que possuam a diferença entre as direções dada pela equação (4.33).

Após realizar a comparação do mapa de minúcias entre duas impressões digitais, o número de reconhecimento de minúcias é obtido. Assim, o valor da contagem é obtido dividindo o número de minúcias reconhecidas pela quantidade de minúcias encontradas, uma vez que podem ocorrer minúcias não localizadas na impressão digital. Dessa forma, o valor das contagens apresentará uma variação entre 0, para o caso de nenhuma minúcia da imagem de entrada ser reconhecida, e 1 para o caso de todas as minúcias serem reconhecidas.

5 RESULTADOS

5.1 Introdução

O aspecto principal de avaliar um sistema biométrico é a sua precisão. Do ponto de vista do usuário, um erro de precisão ocorre quando o sistema não consegue autenticar a identidade de uma pessoa registrada ou quando o sistema autentica erroneamente a identidade de um intruso. Com isso, a avaliação do sistema proposto leva em conta uma série de parâmetros relativos às taxas de falsa aceitação (TFA ou *False Acceptance Rate* - FAR) e de falsa rejeição (TFR ou *False Rejection Rate* - FRR). Tais taxas devem apresentar baixos índices e serão apresentadas na Seção 5.13.

Contudo, para testar a eficiência de cada etapa do algoritmo proposto foi realizada uma implementação em Java dos métodos apresentado neste trabalho expondo-os a um banco de imagens descrito na Seção 5.2 com o objetivo de validar as técnicas descritas. Assim, o algoritmo foi testado com um número significativo de imagens de impressões digitais com diferentes características de ruído. Os resultados apresentados neste capítulo ilustram a aplicação do arranjo sequencial do algoritmo proposto.

Os experimentos foram realizados em um processador I5 de 1,7 GHz com 4GB de RAM. Ao testar o desempenho do algoritmo, o tempo de execução de cada processamento não foi levado em consideração. Assim, o principal objetivo deste capítulo é ilustrar os resultados de cada etapa do algoritmo e avaliar o quão eficiente cada estágio é executado, sem se preocupar com a melhora no desempenho do algoritmo em cada passo do processo.

Algumas fases de processamento não foram implementadas por não fazerem parte do fluxo básico deste trabalho. Além disso, quando apropriado alguns métodos são comparados e seus resultados divulgados.

5.2 Banco de Dados

Os bancos de dados utilizados são compostos por imagens no padrão WSQ do FBI (INVESTIGATION SERVICES (2010)) e fazem parte de uma base de dados privada com diferentes níveis de ruídos. Foram divididas em três grupos, onde o primeiro possui 70 imagens e será utilizado para a análise do algoritmo e apresentação dos valores referentes às pontuações e resultados obtidos nesta avaliação. O segundo banco contém um total de 10.000 imagens para a análise qualitativa e quantitativa do desempenho do algoritmo. Com isso, os bancos de dados aqui descritos têm a flexibilidade de adicionar ou remover as impressões digitais conforme a necessidade. Para realizar os testes, foi criado um terceiro grupo de impressões digitais contendo 30 imagens pessoais capturadas em diferentes dispositivos, através de técnicas de captura rolada e pousada para aferir a eficiência do algoritmo proposto. Assim, as bases de dados permitirão a manipulação e validação dos métodos expostos.

5.3 Testes de Segmentação

As Figuras 5.1, 5.2, 5.3, 5.4 e 5.5 ilustram os resultados de uma imagem de impressão digital baseada na variância, desprezando os blocos que estejam fora de um determinado limiar calculado através do método de coerência (conforme apresentado na Seção 4.2). A imagem baseada na variância mostra que a área central de impressões digitais apresenta um valor muito alto, enquanto que as regiões fora desta área têm uma variância muito baixa.

Assim, o limiar para a variância é usada para separar a área do primeiro plano da impressão digital das regiões de fundo.

A imagem segmentada final é formada por atribuição das regiões com um valor de variação abaixo do limiar para um valor de nível de cinza de zero. Estes resultados mostram que as regiões de primeiro plano segmentadas por este método compreendem apenas as áreas que contêm as estruturas da crista de impressão digital, e que as regiões são corretamente segmentadas.

Assim, o método de variância limiar baseada na coerência apresentou um resultado eficaz na discriminação da área do primeiro plano a partir das regiões do fundo.

Foi observado que o valor do limiar utilizado para segmentar a imagem deve ter como base o seguinte critério: se o valor limite é muito grande, as regiões de primeiro plano podem ser atribuídos incorretamente como regiões de fundo. Inversamente, se o valor limite é muito pequeno, as regiões de fundo podem ser erradamente designadas como parte da região de primeiro plano da impressão digital. Assim, percebeu-se que o limite de variação em torno da coerência apresentou bons resultados em termos de diferenciação entre o primeiro plano e as regiões de fundo.

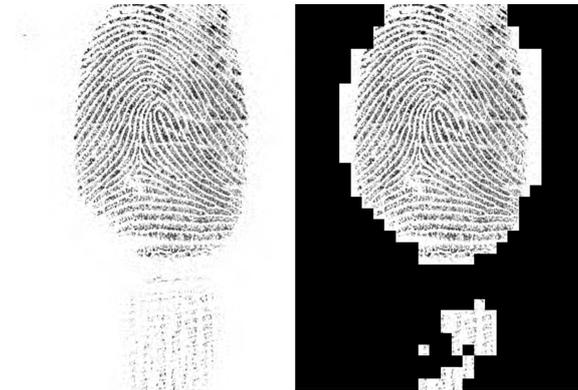


Figura 5.1: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).



Figura 5.2: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).



Figura 5.3: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).

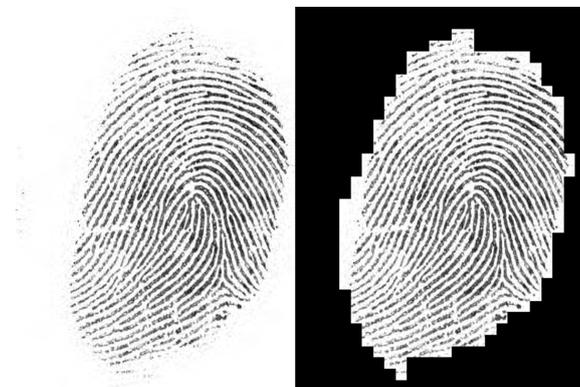


Figura 5.4: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).



Figura 5.5: Exemplo de imagens de impressão digital segmentada (na esquerda a imagem original e na direita o algoritmo aplicado sobre a imagem).

5.4 Testes de Normalização

Antes de prosseguir para as fases subsequentes de realce da crista os níveis de cinza são ajustados a fim de agrupar os níveis de luminosidade da imagem. Com isso, as Figuras 5.6, 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10 mostram os resultados das imagens de impressão digital normalizadas de modo que tenham uma média desejada de 100 e um desvio padrão de 100.

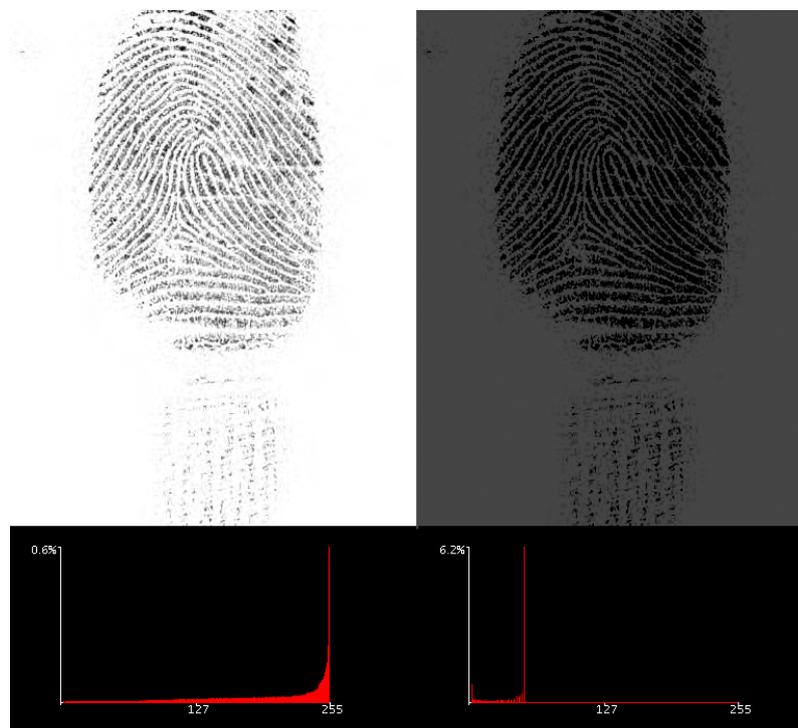


Figura 5.6: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).

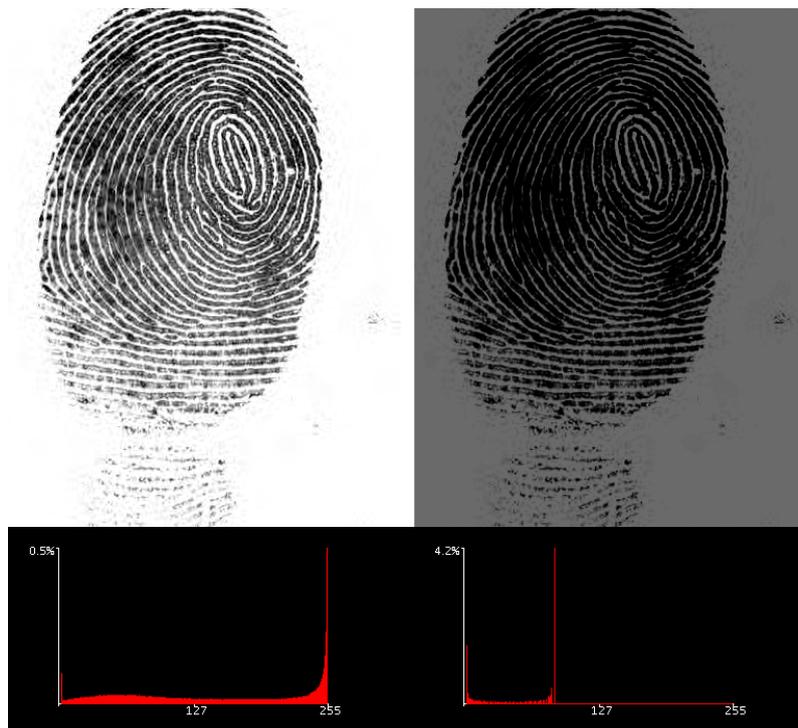


Figura 5.7: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).

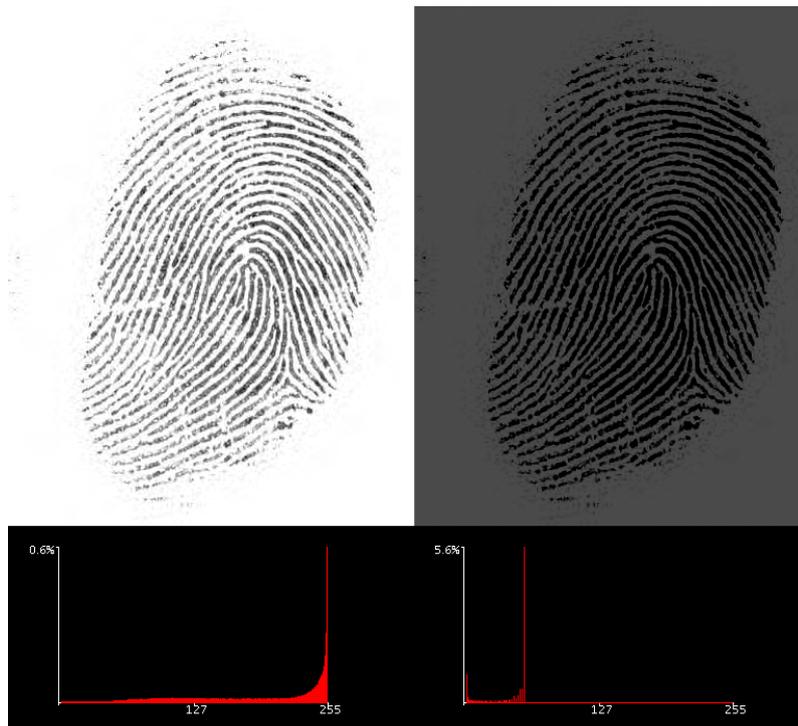


Figura 5.8: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).



Figura 5.9: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).



Figura 5.10: Exemplo de imagens de impressão digital normalizada (à esquerda imagem original, à direita imagem segmentada e abaixo seus respectivos histogramas).

O histograma da imagem original ilustra que todos os valores de intensidade se aproximam do lado direito da escala de 0 – 255, sem pixels no lado esquerdo. Isso resulta em uma imagem de contraste muito baixo. Da mesma forma, o histograma da imagem normalizada mostra que a gama de valores de intensidade foi ajustada de tal modo que existe uma distribuição mais equilibrada entre os píxeis escuros (cristas) e claros (vales).

Assim, a normalização da imagem melhora o contraste entre as cristas e vales. Além disso, as parcelas de histogramas mostram que o processo de normalização não altera a forma do histograma original; apenas a posição relativa dos valores ao longo do eixo x é deslocado, o que significa que a estrutura das cristas e vales não é alterada.

5.5 Teste de Orientação

A etapa de filtragem subsequente depende fortemente da estimativa da orientação da crista local, a fim de reforçar a estrutura do datilograma e reduzir os ruídos. Por isso, é importante obter uma estimativa precisa do campo de orientação. Como a fase de estimativa da orientação desempenha um papel central no processo de melhoria, uma série de ensaios para avaliar o desempenho do algoritmo de estimativa de orientação foi realizada utilizando imagens de impressões digitais reais durante os experimentos. O conjunto padrão de parâmetros utilizados ao longo dos experimentos define um tamanho de bloco de 15×15 e um tamanho de filtro Gaussiano com máscara de convolução de tamanho 5×5 .

Algumas imagens de impressões digitais foram selecionadas para avaliar o desempenho do algoritmo em diferentes condições de impressão digital. Os tipos de imagens de impressões digitais selecionados incluem imagens bem definidas contendo

vários pontos singulares e imagens de baixa qualidade.

Os resultados dos experimentos, com as imagens de impressões digitais reais, só podem ser avaliados em uma escala qualitativa por inspeção humana da qualidade visual do campo de orientação. Os fatores utilizados na determinação da qualidade da orientação incluem o quão bem os vetores estão orientados em relação à direção do padrão de fluxo da crista e a suavidade do campo de orientação.

Pontos singulares são características proeminentes das impressões digitais e são amplamente utilizados para a classificação da impressão digital (conforme descrito na Seção D). Com isso, é importante obter uma estimativa precisa do campo de orientação em torno destes pontos. A partir dos resultados das imagens sobrepostas de cada figura, pode-se observar que há pouca diferença entre a orientação da crista real e a estimativa de orientação dos vetores. Assim, o algoritmo produz uma estimativa dos vetores de orientação de forma consistente com a direção das estruturas das cristas ao longo de toda a imagem. Além disso, os resultados mostram que, embora a orientação varie significativamente em torno do ponto singular, o algoritmo pode ainda produzir uma estimativa do campo de orientação precisa e suave.



Figura 5.11: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).



Figura 5.12: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).



Figura 5.13: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).

Imagens bem definidas exibem um padrão de fluxo da crista suave e consistente, o que permite a orientação de campo para serem extraídos de forma confiável. Em contraste, para imagens contendo elementos extremamente ruidosos, quebras de cadeias e outros defeitos, o fluxo da crista padrão não é definido de forma consistente em toda a imagem. Na presença de pequenas quantidades de ruído, os resultados apresentam um campo de orientação bastante suave que não é muito afetado pelos elementos corrompidos. Contudo, a estimativa de orientação dá resultados engano-



Figura 5.14: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).



Figura 5.15: Exemplo de imagens de impressão digital orientada (à esquerda, a imagem original; ao centro, à imagem sobreposta; e à direita, a imagem orientada).

so particularmente em áreas em que há uma grande seção de estrutura corrompida, conforme pode ser observado em algumas partes das impressões digitais das Figuras 5.11, 5.12, 5.13, 5.14 e 5.15.

5.6 Teste de Frequência

Juntamente com a orientação da crista, a frequência é outro parâmetro importante a ser usado na construção do filtro Gabor. As experiências são realizadas principalmente em imagens reais de impressões digitais para avaliar o desempenho da estimativa de frequências da crista. Nota-se que os resultados para os valores de frequência da crista serão apresentados em termos de comprimento de onda para uma interpretação dos resultados.

A fase de estimativa local da frequência foi analisada a partir de uma série de imagens de impressão digital sintéticas e reais. As Figuras 5.16 e 5.17 ilustram os resultados da estimativa do comprimento de onda para a crista de uma imagem de impressão digital. Os resultados relativos às imagens mostram que os valores de comprimento de onda para bloco de tamanho 32×32 de comprimento possui um sinal periódico bem definido.

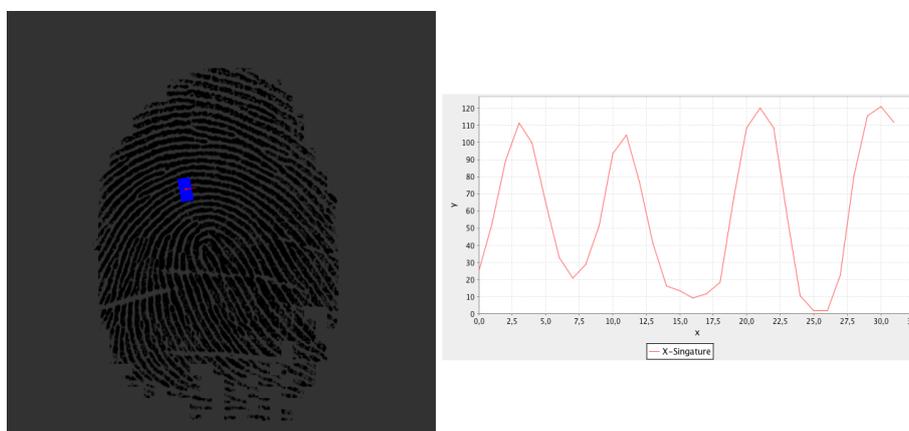


Figura 5.16: Exemplos de Assinatura X.

Além disso, observa-se que há uma diferença mínima entre os valores de comprimento de onda reais e os valores de comprimento de onda estimados. Assim, pode ser mostrado que a estimativa do comprimento de onda é precisa para as imagens

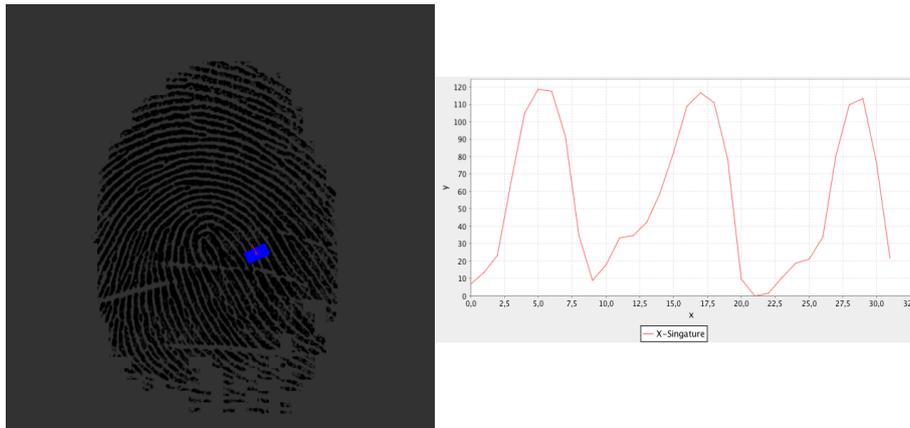


Figura 5.17: Exemplos de Assinatura X de uma outra área da mesma impressão digital.

bem definidas e imagens ruidosos de baixa intensidade. No entanto, a precisão da estimativa de comprimento de onda se deteriora quando altas intensidades de ruído são aplicadas na imagem. A inspeção visual da Figura 5.18 demonstra que existe uma grande proporção de blocos de imagens que dão valores incorretos de estimativa de comprimentos de onda.

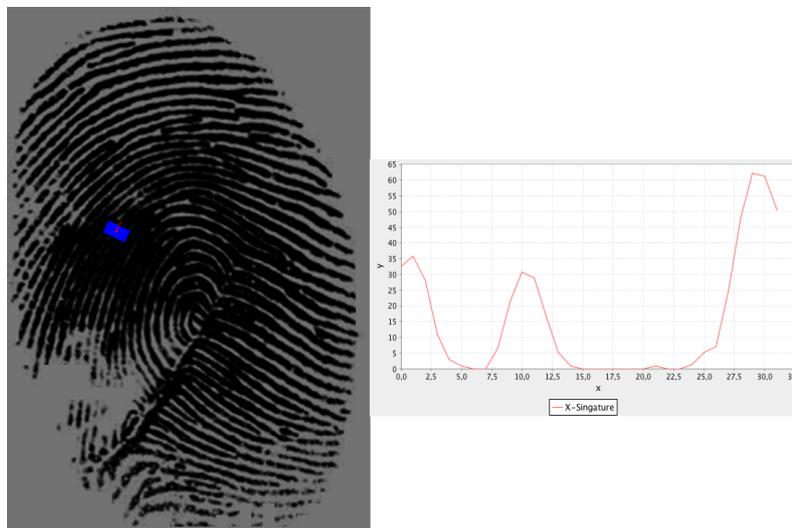


Figura 5.18: Exemplo de Assinatura X de uma área ruidosa.

Contudo, observa-se que quando realizamos as experiências em impressão

digital de imagens reais, os resultados são mais difíceis de controlar devido a uma série de razões. Em primeiro lugar, os comprimentos de onda das cristas da imagem da impressão digital não possuem um valor fixo e podem variar em diferentes regiões de uma impressão digital. As Figuras 5.16 e 5.17 ilustram a imagem do comprimento de onda da crista da mesma imagem de impressão digital. Para ambas as imagens, pode ser visto que o comprimento de onda da crista varia ao longo da imagem. Além disso, nem todas as impressões digitais apresentam o mesmo comprimento de onda médio da crista e, conseqüentemente, diferentes impressões digitais podem resultar em valores de comprimento de onda diferentes. Por isso, as imagens de impressão digital sintéticas normalmente são utilizadas para avaliar o desempenho da estimativa do comprimento de onda da crista.

5.7 Teste de Filtragem

A parte central do algoritmo de melhoria da impressão digital encontra-se dentro da fase de filtragem de Gabor. Esta é a fase que realiza o reforço efetivo das cristas e vales da impressão digital. O objetivo da fase de filtragem é aumentar a clareza das estruturas e reduzir o ruído na imagem.

Os parâmetros do filtro de Gabor foram ajustados de forma que δ_x e δ_y controle a largura de banda do filtro, sendo escolhidos cuidadosamente, pois têm um efeito significativo sobre os resultados do aprimoramento da imagem. O valor de δ_x determina o grau de aumento do contraste entre os cumes e os vales, e δ_y determina a quantidade de suavização aplicada às saliências ao longo da orientação local. As Figuras 5.19, 5.20, 5.21, 5.22 e 5.23 ilustram a aplicação do filtro de Gabor em imagens da impressão digital, conforme a Seção 4.4.4. Com isso, valores altos de δ_x e δ_y levam à melhoria dos artefatos e uma quantidade significativa de indefinição das estruturas da crista. Esta indefinição ocorre devido ao excesso de suavização da imagem pelo filtro de Gabor. Por outro lado, se os valores forem muito pequenos, o filtro não é eficaz na remoção de ruído a partir da imagem, sendo a imagem resultante simplesmente uma versão suavizada da imagem inicial. Esta suavização da imagem ocorre devido ao filtro Gabor ser uma evolução do filtro passa-baixo (Filtro Gaussiano).

Os experimentos realizados neste trabalho com o filtro de Gabor para diferentes valores de δ_x e δ_y têm mostrado que o uso de $k_x = 0,4$ e $k_y = 0,4$ fornece um resultado razoável. Os exemplos de uma imagem melhorada usando estes parâmetros são dadas nas Figuras 5.19, 5.20, 5.21, 5.22 e 5.23, com os seus correspondentes filtros de Gabor. Estes resultados indicam uma definição da crista bem melhorada e um melhor contraste entre a estrutura da crista e do vale.



Figura 5.19: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.



Figura 5.20: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.

Observa-se também que os resultados indicam que o realce do filtro preserva a continuidade do padrão de fluxo da crista e melhora a clareza das estruturas da crista e do vale. Assim, o filtro é capaz de preencher as pequenas quebras que ocorrem dentro de sulcos.

Em contrapartida, o desempenho do algoritmo de melhoramento pode romper



Figura 5.21: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.

as estrutura das cristas quando aplicado sobre imagens de baixa qualidade. Com isso, o filtro tem dificuldade com as regiões da imagem que são gravemente danificadas e degradadas, resultando na ineficaz melhoria da imagem. Assim, na prática, as imagens de baixa qualidade são tipicamente rejeitadas em sistemas de identificação da impressão digital.

Os resultados também mostram que, embora a clareza dos padrões da crista seja bem reforçada, o reforço nos pontos de minúcias é ligeiramente turvo. A forma do filtro Gabor é concebida para melhorar ao longo das linhas da crista, que são paralelas umas às outras e têm uma orientação consistente. No entanto, os pontos de minúcias ocorrem como descontinuidades locais no padrão de fluxo da crista, que pode causar imprecisão na orientação e frequência. Conseqüentemente, quando em comparação com regiões livres de minúcias, os resultados da aplicação do filtro com as regiões de pontos de minúcia é menos eficaz na melhoria da imagem.



Figura 5.22: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.



Figura 5.23: Aplicação do filtro de Gabor sobre a imagem de impressão digital.

5.8 Teste de Binarização

A conversão em forma binária da imagem demonstra que a técnica de limiarização local é eficaz em separar as cristas (pixels pretos) a partir dos vales (pixels brancos). Os resultados mostram que as estruturas da crista estão bem preservada.

As Figuras 5.24, 5.25, 5.26, 5.27 e 5.28 destacam as diferença entre cristas e vales por ocasião da binarização da imagem através do método de limiarização. Com isso, o algoritmo apresentou uma boa capacidade de acomodar os níveis de cinza em uma estrutura binária de uma imagem de impressão digital.

O valor da limiarização é calculada através da média global dos valores de tons de cinza.



Figura 5.24: Exemplo de binarização da imagem melhorada.



Figura 5.25: Exemplo de binarização da imagem melhorada.



Figura 5.26: Exemplo de binarização da imagem melhorada.



Figura 5.27: Exemplo de binarização da imagem melhorada.



Figura 5.28: Exemplo de binarização da imagem melhorada.

5.9 Teste de Esqueletização

O algoritmo escolhido para a esqueletização foi o método proposto por Hilditch. Com isso, a submissão da imagem ao algoritmo de desbaste reduz a espessura da crista para um pixel de largura. Os ensaios demonstram que o algoritmo de desbaste mantém a estrutura das cristas bem preservada e que o esqueleto possui a estrutura conectada. As Figuras 5.29, 5.30, 5.31, 5.32 e 5.33 mostram que o algoritmo de afinamento é capaz de extrair com precisão o esqueleto sem perturbar a continuidade do padrão de fluxo da crista.

Observa-se nas figuras que quando a esqueletização é aplicada sobre a imagem binária melhorada, os resultados apresentados mostram que a extração das minúcias não será exata, devido ao grande número de pontos espúrios produzidos. Assim, através da inspeção visual pode ser demonstrado que o emprego de uma série de fases de melhoria da imagem antes da esqueletização é eficaz para facilitar a extração confiável da minúcia.



Figura 5.29: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.



Figura 5.30: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.



Figura 5.31: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.



Figura 5.32: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.



Figura 5.33: Exemplo de esqueletização da imagem de impressão digital binarizada.

5.10 Teste de Extração de Minúcias

As Figuras 5.34, 5.35, 5.36, 5.37 e 5.38 apresentam os resultados da extração das minúcias da impressão digital a partir de uma imagem esquelizada. Com isso, é possível observar que todos os pixels correspondentes a uma crista cujo o número de cruzamento (apresentado na seção 4.7) que possui um valor 1 e 3 foram detectados com sucesso.

Além disso, os resultados mostram que não há candidatas a minúcias perdidas, como também não há pixels que foram falsamente marcados como minúcias. Assim, pode-se demonstrar que a técnica de numero de cruzamento (*Crossing Number*) é capaz de detectar com precisão todas as bifurcações e terminações válidas na crista da imagem esquelizada.

A inspeção visual da imagem indica que a maioria dos pontos marcados a partir da imagem esquelizada correspondem aos pontos de minúcias válidos na imagem original. No entanto, existem alguns casos em que as minúcias extraídas não correspondem aos verdadeiros pontos de minúcias da imagem original.

Além disso, deve-se notar que, em alguns casos, os pontos de bifurcação e terminação da crista pode ser difícil de se distinguir entre si. As fases de melhoramento e esquelização pode ocasionalmente resultar em bifurcações sendo detectadas como terminações, e vice-versa. Assim, na prática, a maioria dos sistemas de identificação de impressões digitais não fazem uma distinção entre bifurcações e terminações da crista quando a correspondência de pontos de minúcias.

Pode ser visto também que as Figuras 5.34, 5.35, 5.36, 5.37 e 5.38 descrevem algumas falsas minúcias que são formados por uma estrutura conhecida, tal como o esporão e o buraco, facilmente encontrados nestas Figuras. Portanto, é realmente

necessária uma fase de pós-processamento para validar as minúcias genuínas.



Figura 5.34: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.



Figura 5.35: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.



Figura 5.36: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.



Figura 5.37: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.



Figura 5.38: Exemplo de imagens de impressão digital com os pontos característicos em destaque. À esquerda estão em destaque as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada.

5.11 Teste de Remoção de Pontos Espúrios

Para a remoção dos pontos espúrios, existem algoritmos importantes para remover as estruturas que provocam o surgimento de falsas minúcias, como as ilhas, lagos, buracos, ganchos e sobreposição.

As Figuras 5.39, 5.40, 5.41, 5.42 e 5.43 ilustram o resultado da aplicação do algoritmo de pós-processamento da imagem para o esqueleto. Pode-se observar que o algoritmo é capaz de neutralizar as falsas bifurcações criadas pelos buracos nas estruturas e as falsas terminações criadas pela estrutura de esporão, por exemplo. Além disso, não há minúcias que tenham sido incorretamente marcadas como falsas.

Alguns testes realizados com diferentes tamanho de vizinhança demonstraram que uma janela de dimensões 11×11 é mais eficaz na eliminação das minúcias falsas. Se o tamanho da janela é muito pequena, os resultados demonstraram que o algoritmo não é eficaz para anular as falsas minúcias. Por outro lado, se o tamanho da janela é muito grande, então o algoritmo pode cancelar incorretamente a minúcia.



Figura 5.39: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada



Figura 5.40: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada



Figura 5.41: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada



Figura 5.42: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada



Figura 5.43: Pontos característicos detectados. Em azul estão as terminação e em vermelho as bifurcações. À esquerda estão em destaques as minúcias sobre a imagem original, ao centro os pontos característicos sobrepostos à imagem binarizada e à direita sobre a imagem esqueletizada

5.12 Teste de Modelo de Minúcias

Basicamente, neste teste é apenas apresentado o resultado da aplicação da estrutura de dados que descreve um arquivo armazenado em um sistema de digitalização de impressões digitais. Com isso, apenas o modelo de dados da impressão digital é utilizado no processo de reconhecimento para tornar o tempo de processamento mais rápido.

A Figura 5.44 mostra o modelo de dados em formato binário, onde o valor dos bytes seguem a estrutura TLV (*Tag, Length e Value*) e estão definidos pela norma ISO, conforme descrito na Seção 4.7.2, e a Tabela 5.1 traduz o modelo de dados para o formato texto.

0	46405200 20323000 000000F6 000001F5 017800C4 00C40100	FMR 20 ^ i x f f
24	00006424 807F00CC EE00810C 0082B600 40D70050 2B004090	d\$Á ÁÓ Á Çð @ø P+ @ë
48	00CC0000 81220086 AD00808D 00C500B0 40DE0084 A000805C	Á Á" Ú= Áç ≈ øñ Ñ† Á\
72	00F85E00 805100AC A80040E0 00A2A200 40CC00D8 2300809C	-^ ÁQ ~ø @± øø éÁ y# Áú
96	00E8EE00 405F00BD B400807C 00B2A700 40770106 E80080EA	Éó @_ ñ¥ Á ≤β @w É ÁÍ
120	01035B00 40D100DA ED00803B 010ADA00 40F60098 AD004058	[@- /! Á; / @^ ð= @X
144	00C02400 40980092 1600808D 00869600 41050077 B0004053	¿\$ @ò í Áç Úñ A w= @S
168	00C4C400 407200C6 2900806B 00CEDE00 80CA006A 9B0040DF	ff @r Δ) Ák Èñ Á jö @ñ
192	00CAB900 40F600B6 B50040B5 00D9F600 80D500BE 9D0040BE	π @^ ðμ @μ Ý^ Á' eú @e
216	00D41700 805A008F 1A004091 00F4EE00 402200EC D1004088	' ÁZ è @ë ÚÓ @" Í- @ã
240	00BE1200 0000	e

Figura 5.44: Exemplo de template no formato binário.

Tabela 5.1: Exemplo de template no formato texto

Posição	Orientação	Tipo
[x] 127 [y] 171	-18	bifurcação
[x] 268 [y] 245	-74	bifurcação
[x] 215 [y] 295	43	terminação
[x] 144 [y] 171	0	terminação
[x] 290 [y] 241	-83	bifurcação
[x] 141 [y] 178	11	bifurcação
[x] 222 [y] 243	-96	terminação
[x] 92 [y] 127	94	bifurcação
[x] 81 [y] 203	-88	bifurcação
[x] 224 [y] 213	-94	terminação
[x] 204 [y] 159	35	terminação
[x] 156 [y] 143	-18	bifurcação
[x] 95 [y] 186	-76	terminação
[x] 124 [y] 197	-89	bifurcação
[x] 119 [y] 113	-24	terminação
[x] 234 [y] 116	91	bifurcação
[x] 209 [y] 157	-19	terminação
[x] 59 [y] 109	-38	bifurcação
[x] 246 [y] 223	-83	terminação
[x] 88 [y] 183	36	terminação
[x] 152 [y] 229	22	terminação
[x] 141 [y] 241	-106	bifurcação
[x] 261 [y] 256	-80	terminação
[x] 83 [y] 179	-60	terminação
[x] 114 [y] 177	41	terminação
[x] 107 [y] 169	-34	bifurcação
[x] 202 [y] 269	-101	bifurcação
[x] 223 [y] 173	-71	terminação
[x] 246 [y] 193	-75	terminação
[x] 181 [y] 158	-10	terminação
[x] 213 [y] 185	-99	bifurcação
[x] 190 [y] 163	23	terminação
[x] 90 [y] 232	26	bifurcação
[x] 145 [y] 131	-18	terminação
[x] 34 [y] 139	-47	terminação
[x] 136 [y] 185	18	terminação

5.13 Teste de Reconhecimento

Os índices da Taxa de Falsa Aceitação (TFA) e da Taxa de Falsa Rejeição (TFR) ¹ são os mais adequados para a avaliação da qualidade do algoritmo apresentado em sua totalidade. Para isto, os resultados foram obtidos aplicando o algoritmo aos bancos de dados de impressões digitais reais conforme descrito na Seção 5.2. Infelizmente estas variáveis são mutuamente dependentes, não sendo possível minimizar ambas. Assim, procura-se o ponto de equilíbrio, representado pela interseção das curvas de TFA e TFR, a que chamamos Taxa de Intersecção de Erros (TIE ou *Error Equal Rate - EER*). Quanto mais baixo for o TIE mais preciso é um sistema biométrico.

As Equações (5.1) e (5.2) apresentam as formas discretas para os cálculos da TFA e da TFR e são tomadas com base no número de amostras do banco de dados, e na quantidade de comparações realizadas (impostoras e genuínas).

$$TFA(t) = \frac{\text{card}\{gms \mid gms < t\}}{\text{card}\{gms\}} \quad (5.1)$$

$$TFR(t) = \frac{\text{card}\{ims \mid ims \geq t\}}{\text{card}\{ims\}} \quad (5.2)$$

onde *ims* (*Impostor Matching Score*) é o vetor que contém os valores obtidos com a comparação entre as imagens de dedos diferentes; *gms* (*Genuine Matching Score*) é o vetor que contém os valores relativos às comparações entre imagens pertencentes ao mesmo dedo; $\text{card}\{x\}$ representa a cardinalidade do vetor x e t a pontuação.

¹Em processamento digital de imagens TFR e TFA são chamados de erros de inclusão e exclusão, respectivamente

A Figura 5.45 mostra a distribuição das taxas de falsa aceitação e de falsa rejeição (conforme a tabela 5.4) para o primeiro banco de dados, que contém 30 imagens genuínas da mesma impressão digital e 70 imagens impostoras. As respectivas pontuação para esta avaliação são apresentados nas tabelas 5.2 e 5.3.

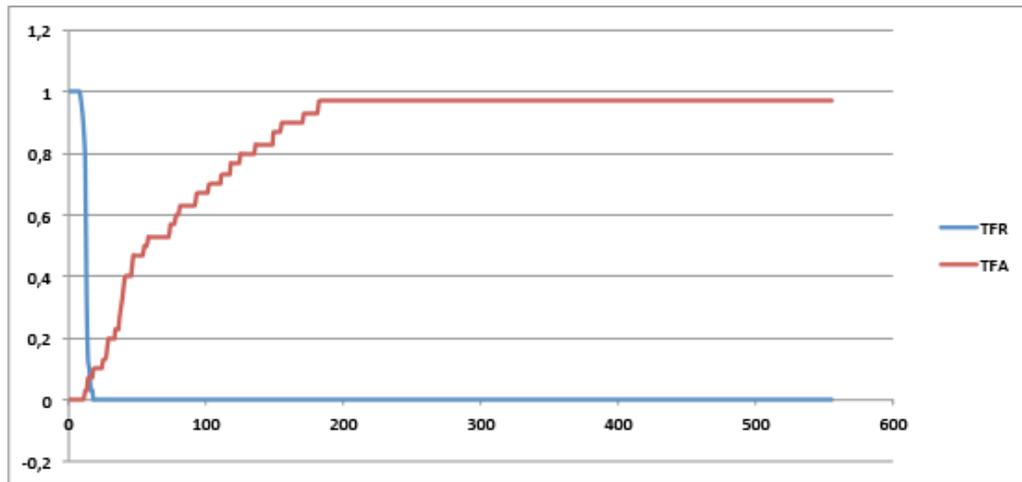


Figura 5.45: Taxas de Falsa Aceitação e Falsa Rejeição.

A taxa de inserção de erro obtido nesta análise para o algoritmo proposto é de 0.066.

Tabela 5.2: Valores de pontuações das imagens de impressões digitais impostoras.

ID	Pontuações	ID	Pontuações	ID	Pontuações	ID	Pontuações
1	11.243734	19	12.093404	37	13.546721	55	12.09098
2	12.807928	20	11.369876	38	15.868574	56	12.573727
3	13.809837	21	17.291231	39	11.995953	57	13.716087
4	10.566358	22	13.567286	40	13.083564	58	11.877674
5	13.2285185	23	14.494424	41	15.295088	59	9.835272
6	11.952542	24	12.570787	42	13.949799	60	11.113529
7	13.0063095	25	12.0144615	43	13.616911	61	12.88993
8	10.349691	26	13.007244	44	12.21728	62	13.008462
9	12.420116	27	12.151094	45	12.703774	63	12.934529
10	12.306495	28	12.227802	46	10.818569	64	13.081807
11	12.991998	29	12.096943	47	11.496476	65	12.439617

12	12.424341	30	11.584223	48	12.344837	66	10.427127
13	12.264452	31	12.027798	49	12.093802	67	11.785024
14	9.976244	32	10.3551855	50	12.074352	68	13.577153
15	12.016	33	12.044723	51	12.736658	69	15.05178
16	13.129588	34	12.117613	52	12.899569	70	15.731637
17	8.969691	35	12.023243	53	10.769997		
18	15.384843	36	13.353693	54	15.922014		

Tabela 5.3: Valores de pontuações das imagens de impressões digitais genuínas.

ID	Pontuações
71	38.447407
72	73.3639
73	555.90784
74	181.7914
75	117.546974
76	33.673046
77	13.026372
78	28.316309
79	170.88724
80	101.557915
81	148.0071
82	80.16928
83	24.956633
84	45.02363
85	17.114828
86	37.104923
87	27.97012
88	92.63257
89	54.992016
90	46.877323
91	11.883989
92	40.52009
93	77.00014
94	110.4912
95	39.1993
96	124.010056

97	154.8449
98	36.29844
99	135.42984
100	57.603752

Tabela 5.4: Resultado do cálculo de TFA e TFR para a primeira base de dados

t	TFR	TFA
0 a 8	1	0
9	0,97	0
10	0,93	0
11	0,87	0
12	0,77	0,03
13	0,33	0,03
14	0,13	0,07
15	0,1	0,07
16 e 17	0,03	0,07
18 a 24	0	0,1
25 a 27	0	0,13
28	0	0,17
29 a 33	0	0,2
34 a 36	0	0,23
37	0	0,27
38	0	0,3
39	0	0,33
40	0	0,37
41 a 45	0	0,4
46	0	0,43
47 a 54	0	0,47
55 a 57	0	0,5
58 a 73	0	0,53
74 a 77	0	0,57
78 a 80	0	0,6
81 a 92	0	0,63
93 a 101	0	0,67
102 a 110	0	0,7
111 a 117	0	0,73

118 a 124	0	0,77
125 a 135	0	0,8
136 a 148	0	0,83
149 a 154	0	0,87
155 a 170	0	0,9
171 a 181	0	0,93
182 a 555	0	0,97

Com a finalidade de se obter uma análise qualitativa e quantitativa, o algoritmo foi submetido ao segundo banco de dados, onde 10000 imagens foram utilizadas como imagens impostoras e 30 como imagens genuínas. Com isso, o algoritmo obteve o resultado apresentado no gráfico da Figura 5.46.

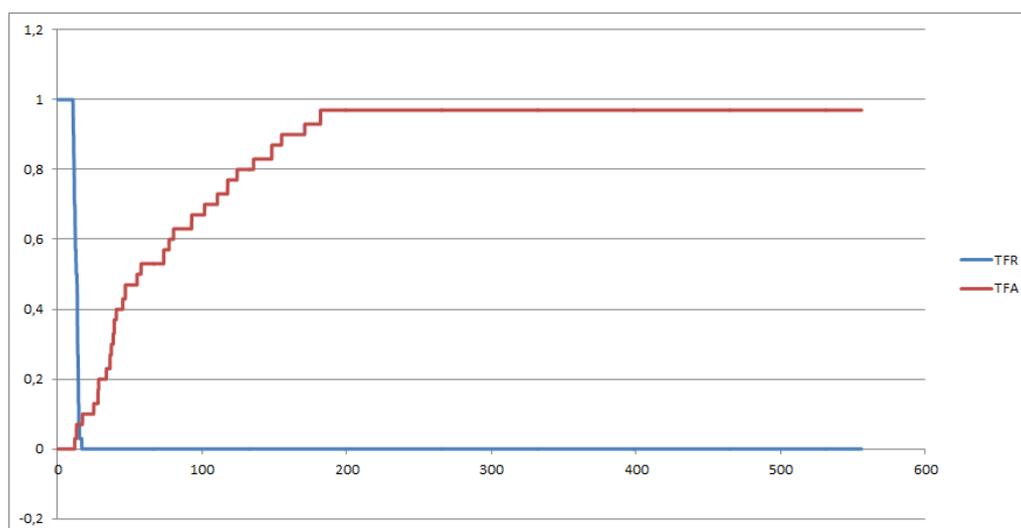


Figura 5.46: Taxas de Falsa Aceitação e Falsa Rejeição para o segundo banco de dados.

Para esta análise, a taxa de inserção de erro obtida também foi de 0.066. Portanto, observa-se que os resultados obtidos para o primeiro banco de imagens (Figura 5.45) é semelhante aos resultados apresentados para o segundo banco de imagens.

Tabela 5.5: Os 10 maiores valores de TIE da FVC 2006

ID	TIE (%)
1	0,021
2	0,032
3	0,095
4	0,100
5	0,121
6	0,122
7	0,137
8	0,138
9	0,185
10	0,237

5.14 Comparação com a FVC

A Tabela 5.5 apresenta os resultados obtidos por alguns sistemas de reconhecimento de impressão digital que participaram da competição internacional *Fingerprint Verification Competition*, em 2006 (MALTONI et al. (2006)).

Pelos resultados apresentados na Seção 5.13, o valor de TIE obtido no uso do algoritmo proposto manifestou um resultado de 0,066, indicando um desempenho superior à maioria dos algoritmos apresentados nesta competição. Entretanto, cabe ressaltar que as imagens utilizadas nos testes são provenientes de um banco heterogêneo, oriundas de dispositivos ópticos, ao contrário do que ocorre nas imagens utilizadas na FVC que vêm de diversas fontes de captura. Todavia, pode-se afirmar que os resultados são expressivos.

A comparação mostra que o sistema implementado pode ser melhorado, o que de certa forma era esperado uma vez que o método proposto utiliza apenas parte da informação das impressões digitais, que são as informações de localização e orientação de dois tipos de minúcias (terminações e bifurcações). Além disso,

métodos de classificação de impressão por grupos podem ser utilizados para pré-selecionar as impressões e, desta forma, também melhorar o desempenho do método.

O algoritmo também apresentou um tempo de execução apreciável, realizando a geração dos modelos de minúcias correspondentes a 144.839 imagens em aproximadamente 4 horas (valores apenas para referência). Da mesma forma, o algoritmo foi capaz de executar aproximadamente 300 verificações de modelos por segundo.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho consiste na fundamentação, desenvolvimento e teste de um sistema baseado em extração de pontos característicos em impressão digital. Com isso, no decorrer deste trabalho, utilizou-se uma metodologia para identificar tais características baseando-se na posição espacial de cada minúcia e suas respectivas angulações.

O desenvolvimento do algoritmo proposto neste trabalho fez uso de uma extensa literatura disponível que representa um conjunto de algoritmos baseados em modelos matemáticos, reconhecimento de padrões, análise estatística e processamento de imagens, com objetivo de melhorar a qualidade da imagem de entrada, uniformizar o contraste, reduzir ruídos, remover imperfeições, realçar as características, extrair as minúcias, preparar o modelo de dados e reconhecer o datilograma.

Na fase de pré-processamento, é notável que o algoritmo melhora a clareza das cristas e vales das imagens de impressões digitais, tornando-as mais adequadas para posterior entrega aos métodos subsequentes. Além da avaliação por inspeção visual sobre a eficiência na redução dos elementos ruidosos, valores baseados nas taxas de falsa aceitação e falsa rejeição são apresentados utilizando um banco de dados de tamanho apreciável, contendo imagens de impressões digitais reais, para demonstrar a eficiência do método. Os resultados obtidos indicam que a metodologia proposta é muito promissora.

Os algoritmos utilizados em cada etapa do método proposto foram escolhidos e sintonizados a partir de pesquisa bibliográfica e de experimentação. Apesar da bibliografia relativamente extensa sobre métodos de reconhecimento de impressões

digitais, muitas lacunas foram encontradas ao longo do desenvolvimento do trabalho, mostrando que o tema ainda apresenta muitos desafios a serem superados.

Com relação ao desempenho do algoritmo, os experimentos demonstraram que a utilização do filtro de Gabor e da eliminação dos pontos espúrios é de fundamental importância, apesar de não resolver todos os problemas. Cabe ressaltar que o resultado do algoritmo permite analisar a clareza das estruturas das cristas e vales das imagens de impressões digitais resultantes.

Em relação aos algoritmos comparados na Seção 5.14, não se tem acesso aos métodos utilizados por eles, mas existe a possibilidade deles utilizarem mais informações da impressão digital do que este trabalho se propõe a fazer. Podemos afirmar que para aplicações com imagens capturadas eletronicamente (normalmente de melhor qualidade), o método proposto possui uma alta eficiência.

Em alguns momentos, os experimentos foram conduzidos usando uma combinação de ambos os tipos de imagem (sintéticas e reais) para proporcionar uma avaliação bem equilibrada do desempenho. Logo, a utilização de imagens sintéticas forneceu uma medida quantitativa e mais precisa do desempenho. As imagens de datilograma reais fornecem uma avaliação mais efetiva, uma vez que proporcionam uma representação natural da limitação da técnica de captura. Ambos os tipos de imagens apresentaram desempenhos semelhantes e foram agrupadas nos resultados apresentados no capítulo 5.

Por fim, conclui-se que os objetivos expostos foram cumpridos de maneira satisfatória. Todo o trabalho desenvolvido apresentou uma valiosa fonte de informação na tarefa de processamento de imagem, pois em muitos casos as metodologias podem ser aplicadas em diferentes objetos.

6.1 Trabalhos Futuros

Para aumentar a robustez, o desempenho e a segurança da metodologia apresentada deve-se utilizar mais informações presentes na impressão digital que estão fora do escopo deste trabalho. Assim, algumas metodologias encontradas recentemente na literatura podem apresentar resultados vantajosos como os métodos baseados em transformadas, tais como a de Fourier-Mellin que é imune a translação e rotação da imagem. Além desta, métodos de processamento de imagens baseada na Transformada de Wavelet podem reduzir o tempo gasto nessa etapa e melhorar o resultado.

A implementação de um algoritmo para a compressão e descompressão da imagem no padrão WSQ, definido pelo FBI, daria maior interoperabilidade entre diferentes sistemas de identificação baseado em pontos característicos.

O uso de técnicas de inteligência computacional também pode ser investigado como a aplicação de redes neurais artificiais para o reconhecimento das impressões digitais.

Etapa de alinhamento, classificação e detecção de pontos singulares certamente trará resultados perceptíveis ao reconhecimento diminuindo ainda mais as taxas de falsa aceitação e falsa rejeição.

É apreciável, também, uma implementação em JavaCard do reconhecimento das impressões digitais para ser aplicada em cartões inteligentes, conhecido como MOC (*Match On Card*) cujo objetivo é verificar a autenticidade e/ou o controle de acesso do portador de um documento eletrônico de identificação, cujo principal desafio é oriundo da limitação de processamento, armazenamento e instruções disponibilizadas pelo dispositivo.

Por fim, este trabalho apresenta uma “rica” fonte de referências que facilita o estudo em trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, M. P. de; ALBUQUERQUE, M. P. de. Processamento de imagens: métodos e análises. In: . Rio de Janeiro: Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - BPF/MCT, 1995.
- AMENGUAL, J. C. et al. Real-time minutiae extraction in fingerprint images. In: . [S.l.]: Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications, 1997. v.2, p.871–875.
- ARAÚJO, M. E. C. de; PASQUALI, L. **Datilosopia a determinação dos dedos**. 1st.ed. [S.l.]: LabPAM - Laboratório de Pesquisa em Avaliação e Medida, 2006.
- BANSAL, R.; SEHGAL, P.; BEDI, P. Minutiae extraction from fingerprint images - a review. In: . [S.l.: s.n.], 2011. v.8, n.3, p.74–85.
- BARTUNEK, J. S. et al. Adaptive fingerprint binarization by frequency domain analysis. In: . California: Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2006. p.598–602.
- BAZEN, A. M.; GEREZ, S. H. Segmentation of fingerprint images. In: . Veldhoven: Proceedings Workshop on Circuits Systems and Signal Processing (ProRISC), 2001. p.276–280.
- BO, J.; PING, T. H.; LAN, X. M. Fingerprint singular point detection algorithm by Poincaré index. In: . Wisconsin: [s.n.], 2008. v.7, p.1453–1462.
- BOVIK, A. **The essential guide to image processing**. 1st.ed. India: Academic Press, 2009.
- CANDELA, G. T.; CHELLAPPA, R. Comparative performance of classification methods for fingerprints. In: . [S.l.]: NIST Interagency/Internal Report (NISTIR) - 5163, 1993.

CANNY, J. A computational approach to edge detection. In: . [S.l.]: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. v.PAMI-8, n.6.

DAUGMAN, J. G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. In: . Cambridge: [s.n.], 1985. v.2, n.7, p.1160–1169.

DONAHUE, M. J.; ROKHLIN, S. I. On the use of level curves in image analysis. In: . [S.l.]: Image Understanding, 1993. v.57, p.185–203.

EMIROGLU, I.; AKHAM, M. B. Pre-processing of fingerprint image. In: . [S.l.]: European Conference of Security and Detection, ECOS 97, 1997. n.473, p.147–151.

GABOR, D. Theory of communication. In: . [S.l.: s.n.], 1947. v.94, p.429–457.

GALTON, F. **Fingerprints**. [S.l.]: McMillan, 1892.

GEPPY PARZIALE, E. D.-S.; HAUKE, R. The surround Imager: a multi-camera touchless device to acquire 3d rolled-equivalent fingerprints. In: . [S.l.]: Proceedings of the 2006 International Conference on Advances in Biometrics, 2006. p.244–250.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. 3rd.ed. [S.l.]: Prentice-Hall, 2001.

GREENBERG, S.; ALADJEM, M.; KOGAN, D. Fingerprint image enhancement using filtering techniques. In: . Beer-Sheva: Real-Time Imaging, 2002. v.8, p.227–236.

HILDITCH, C. J. Linear skeletons from square cupboards. In: . [S.l.]: Machine Intelligence, 1969.

HOLT, C. M. et al. An improved parallel thinning algorithm. In: . [S.l.: s.n.], 1987. v.30, p.156–160.

HONG, L.; WAN, Y.; JAIN, A. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation. In: . [S.l.]: IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence, 1998. v.20, p.777–789.

INTERNATIONAL biometric group. "acessado em Agosto/2013", <https://ibgweb.com>.

INVESTIGATION SERVICES, F. B. of. **Products certified for compliance with the FBI's integrated automated fingerprint identification system image quality specifications**. "acessado em Agosto/2013", <http://www.fbi.gov/hq/cjisd/iafis/cert.htm>.

INVESTIGATION SERVICES, F. B. of. WSQ gray-scale fingerprint image compression specification. In: . [S.l.]: Criminal Justice Information Service (CIJ), Document No. IAFIS-IC-0110 version V3.1, 2010.

JAIN, A.; HONG, L.; BOLLE, R. On-line fingerprint verification. In: . Washington: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997. v.19, n.4, p.302–315.

JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S.; HONG, L. A multichannel approach to fingerprint classification. In: . [S.l.]: IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1999. v.21, n.4, p.348–359.

JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. An introduction to biometric recognition. In: . [S.l.]: IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image and Video-Based Biometrics, 2004. v.14.

JOLLIFFE, I. T. **Principle component analysis**. New York: Springer, 1986.

JOMAA, D. Segmentation of low quality fingerprint images. In: . [S.l.]: International Conference on Multimedia Computing and Information Technology (MCIT), 2010. p.85–88.

KUMAR, P. R.; SAILAJA, K. L. Watermarking algorithm using sobel edge detection. In: . Índia: [s.n.], 2011. v.2, p.861–867.

LATHI, B. P. **Sinais e sistemas lineares**. 2nd.ed. [S.l.]: Bookman, 2007.

LU, H.; JIANG, X.; YAU, W.-Y. Effective and efficient fingerprint image postprocessing. In: . [S.l.]: 7th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), 2002. p.985–989.

M. RAICEVIC, A. elija; POPOVIC, B. M. An effective and robust fingerprint enhancement by adaptive filtering in frequency domain. In: . [S.l.]: Electronics and Energetics, 2009. v.22, n.1, p.91–104.

MALTONI, D. et al. **Fingerprint verification competition**. "acessado em Novembro/2013".

MALTONI, D. et al. **Handbook of fingerprint recognition**. 2nd.ed. New York: Springer Verlag, 2009.

MALTONI, D.; MAIO, D. A structural approach to fingerprint classification. In: . Viena: 13th International Conference on Pattern Recognition, 1996. v.3, p.578.

MUTHUKRISHNAN, R.; RADHA, M. Edge detection techniques for image segmentation. In: . [S.l.: s.n.], 2011. v.3, n.6.

PRABHAKAR, S. et al. Minutiae verification and classification for fingerprint matching. In: . [S.l.]: Proceedings of the 15th International Conference Pattern Recognition (ICPR), 2000. v.1, p.25–29.

ROBERTS, L. G. Machine perception of three dimensional solids. In: . [S.l.]: Massachusetts Institute of Technology, 1963.

ROSENFELD, A.; PFALTZ, J. L. Sequential operations in a digital picture processing. In: . [S.l.: s.n.], 1966. v.13, n.4, p.471–494.

ROSS, A.; JAIN, A.; REISMAN, J. A hybrid fingerprint matcher. In: . Quebec: Pattern Recognition, 2003. p.1661–1673.

ROSS, A.; NADGIR, R. A calibration model for fingerprint sensor interoperability. In: . Orlando: Proceedings of SPIE Conference on Biometric Technology for Human Identification III, 2006. p.62020B–1–62020B–12.

SALUJA, S.; SINGH, A. K.; AGRAWAL, S. A study of edge-detection methods. In: . [S.l.: s.n.], 2013. v.2.

SHAPIRO, L.; STOCKMAN, G. **Computer vision**. [S.l.]: University of Washington, Michigan State University, 2000.

SHERLOCK, D. B. G.; MONRO, D. M.; MILLARD, K. Fingerprint enhancement by directional Fourier filtering. In: . [S.l.]: IEEE Proceedings on Visual Imaging Signal Processing, 1994. v.141, n.2, p.87–94.

SILVA, F. J. V.; ALVES, C. H. F. Aplicação de técnicas de processamento de imagens digitais em imagens geradas por ultra-som. In: . [S.l.]: Oitavo Encontro Regional de Matemática Aplicada e Computacional, 2008.

SPECHT, D. F. Probabilistic neural network. In: . [S.l.]: Neural Networks, 1990. v.3, n.1, p.109–118.

STENTIFORD, F. W. M.; MORTIMER, R. G. Some new heuristics for thinning binary handprinted characters for OCR. In: . [S.l.]: IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1983. v.SMC-13, p.81–84.

STOCK, R. M.; SWONGER, C. W. Development and evaluation of a reader of fingerprint minutiae. In: . [S.l.]: Cornell Aeronautical Laboratory, Technical Report CAL XM-2478 2478-X-1:13-17, 1969.

THAI, R. Fingerprint image enhancement and minutiae extraction. In: . [S.l.]: University of Western Australia, 2003.

THE Biometric Consortium. "acessado em Agosto/2013", <http://www.biometrics.org/>.

TICO, M.; KUOSMANEN, P. An algorithm for fingerprint image postprocessing. In: . California: Conference Record of the Thirty-Fourth Asilomar Conference Signals, Systems and Computers, 2000. v.2, p.1735–1739.

WAHAB, A.; CHIN, S. H.; TAN, E. C. Novel approach to automated fingerprint recognition. In: . [S.l.]: IEE Proceedings Vision Image and Signal Processing, 1998. v.145, n.3.

WATSON, C. I.; CANDELA, G. T.; GROTHOR, P. J. Comparison of FFT fingerprint filtering methods for neural network classification. In: . [S.l.: s.n.], 1994. v.1, p.203–228.

WEI, L. Fingerprint classification using singularities detection. In: . [S.l.: s.n.], 2008. v.2, p.158–162.

WU, C.; SHI, Z.; GOVINDARAJU, V. Fingerprint image enhancement method using directional median filter. In: . New York: Proceedings of the Biometric Technology for Human Identification, 2004. v.5404, p.66–75.

YOUNG, I. T.; GERBRANDS, J. J.; VLIET, L. J. van. **Fundamentals of image processing**. 2nd.ed. [S.l.]: The Netherlands at the Delft University of Technology, 1998.

ZHANG, T. Y.; SUEN, C. Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. In: . [S.l.]: Communications of the ACM, 1984. v.27, p.236–239.

ZHANG, W. P.; WANG, Q. R.; TANG, Y. Y. A wavelet-based method for fingerprint image enhancement. In: . [S.l.]: International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2002. v.4, p.1973–1977.

ZHOU, J.; GU, J. A model-based method for the computation of fingerprints' orientation field. In: . [S.l.]: IEEE Transactions on Image Processing, 2004. v.13, n.6, p.821-835.

ANEXO A OPERADORES DE BORDA

A.1 Operador de Roberts

O operador de Roberts ROBERTS (1963) apresenta uma aproximação simples para o módulo do gradiente. As equações acima podem ser implementadas por máscaras de tamanho 2×2 , que são chamadas de operadores cruzados de gradientes de Roberts e estão representadas na Figura A.1.

$$\mathbf{Gx} = \begin{array}{|c|c|} \hline 1 & 0 \\ \hline 0 & -1 \\ \hline \end{array} \quad \mathbf{Gy} = \begin{array}{|c|c|} \hline 0 & 1 \\ \hline -1 & 0 \\ \hline \end{array}$$

Figura A.1: Máscara de Roberts

A soma de todos os coeficientes da máscara é igual a zero, como também, a soma das diagonais. Já em regiões em que os pixels estão situados entre duas fronteiras o resultado do operador é diferente de zero, dando origem à borda ou contorno da região.

As máscaras são aplicadas sobre a imagem para se obter uma estimativa do valor do gradiente através do processo de convolução apresentado na Seção 2.3.

O método trabalha bem com imagens binárias, no entanto, possui alta sensibilidade a ruídos, pois poucos pixels são usados para aproximar o gradiente.

A.2 Operador de Prewitt

Conforme a Equação (4.4), uma máscara de tamanho par como a utilizada no operador de Roberts é mais difícil de ser implementada. Assim, o operador de Prewitt SALUJA; SINGH; AGRAWAL (2013) apresenta uma máscara de tamanho 3×3 utilizada na detecção de bordas, e seu princípio de detecção é o mesmo utilizado pelo operador cruzado de Roberts.

Atuam em vizinhanças (Seção 2.2) de tamanho 3×3 , e podem ser utilizadas em aproximações como a mostrada na Equação (A.1).

$$\nabla f(\cdot) = |(z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)| + |(z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)| \quad (\text{A.1})$$

onde z_i representa o valor do pixel pertencente a uma vizinhança do tipo *8 Connected*.

As máscaras de Prewitt são apresentadas na Figura A.2, onde a máscara G_x é aplicada horizontalmente sobre a imagem e a máscara G_y aplicada verticalmente.

$$\mathbf{G}_x = \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \mathbf{G}_y = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array}$$

Figura A.2: Máscara de Prewitt

A diferença entre a terceira e a primeira coluna da máscara G_x aproxima a derivada na direção x , e a diferença entre a terceira e a primeira linha da máscara G_y aproxima a derivada na direção y .

A.3 Operador de Sobel

Neste operador, a aproximação da função gradiente é realizada através de uma máscara onde os elementos representam valores especiais da função gradiente de Sobel KUMAR; SAILAJA (2011), a ser aplicada através do processo de convolução bidimensional (Seção 2.3). As matrizes apresentadas na Figura A.3 mostram a máscara de Sobel de dimensão 3×3 , onde G_x destaca as bordas na direção horizontal e G_y , que é a transposta da matriz G_x , destaca as bordas na direção vertical.

$$\mathbf{G}_x = \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -2 & 0 & 2 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \mathbf{G}_y = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline \end{array}$$

Figura A.3: Máscara de Sobel

O princípio de atuação do operador de Sobel é semelhante ao dos operadores de Roberts e Prewitt, ou seja, nas regiões onde os valores são constantes a resposta do operador no local é zero.

A desvantagem deste método é que o deslocamento da máscara é realizado ou no eixo horizontal (eixo X) ou no eixo vertical (eixo Y), ou seja, só detecta bordas nas duas direções.

A.4 Operador de Canny

Os operadores de borda são muito sensíveis a ruídos, por isso, o método de Canny CANNY (1986) utiliza um processo para a detecção das bordas que é baseado na utilização de um operador gaussiano, trabalhando com base em 3 critérios ótimos para localização de contornos: mínima probabilidade de detecção de múltiplas bordas; boa localização, isto é, mínima possibilidade de erro na detecção dos pontos

pertencentes à borda verdadeira; e detecção de uma única borda, ou seja, se houver duas respostas uma delas é considerada falsa.

Para implementar o algoritmo são necessários 4 estágios principais que atuam sobre uma imagem segmentada e normalizada:

1. suavização com o filtro gaussiano;
2. computação do gradiente;
3. tornar as espessuras das arestas no tamanho de um pixel; e
4. limiarização (*thresholding*), eliminação dos valores de alta e baixa frequência.

A suavização é realizada pela convolução do operador gaussiano com o sinal de entrada (conforme apresentado na Seção 4.4), atenuando as altas frequências existentes na imagem.

Após a suavização, é realizada uma diferenciação e em seguida é aplicada a convolução do filtro gaussiano com a imagem de entrada, onde são determinados os gradientes de cada região e as respectivas bordas nas direções horizontal ou vertical, mesmo na presença de ruídos.

A etapa seguinte no método de Canny é localizar o gradiente de maior amplitude da imagem, de forma a minimizar o número de bordas indesejáveis da região. O procedimento é feito por uma técnica chamada de “não máxima supressão” que atua reduzindo a espessura dos contornos de um pixel.

O último passo do método é a limiarização. Normalmente, os detectores de bordas trabalham com apenas um limiar T qualquer, já o operador de Canny utiliza

dois limiares, um de alta e um de baixa. Se o valor de uma borda ultrapassa o limiar de alta este é imediatamente aceito, enquanto se o valor for menor que o limiar de baixa o mesmo é rejeitado. Para os valores de bordas situados entre os dois limiares, serão aceitos os pixels que estiverem conectados de forma a se obter uma boa resposta.

A vantagem deste procedimento é que mais pontos são conectados, facilitando a determinação de contornos e dando maior consistência aos resultados obtidos com a técnica.

ANEXO B ALGORITMOS DE ESQUELETIZAÇÃO

B.1 Algoritmo de Zhang-Suen

O algoritmo proposto por Zhang-Suen ZHANG; SUEN (1984) consiste em sucessivas aplicações de duas regras ao contorno da imagem, sendo que os pontos do contorno são quaisquer pixels com valor 1 e que tenham ao menos um dos seus 8 vizinhos iguais a 0. Assim, o algoritmo é composto por duas iterações que preservam a conectividade e são aplicadas paralelamente na imagem para remoção dos pontos. Suponhamos que o pixel P esteja no ponto central de uma vizinhança do tipo “8-Connected” (Seção 2.2), ilustrado na Figura (B.1).

P_8	P_1	P_2
P_7	P	P_3
P_6	P_5	P_4

Figura B.1: Vizinhança a ser utilizado pelo algoritmo

Na primeira iteração, P é excluído se satisfaz as seguintes condições:

- $2 \leq B(P) \leq 6$
- $A(P) = 1$
- $P_1 P_3 P_5 = 0$
- $P_3 P_5 P_7 = 0$

Na segunda iteração, as duas últimas condições são substituídas por suas rotações de 180° e o pixel P deve ser excluído se atender as condições:

- $2 \leq B(P) \leq 6$
- $A(P) = 1$
- $P_1P_3P_7 = 0$
- $P_1P_5P_7 = 0$

onde $A(P)$ é o número de transições de 0 para 1 na sequência $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8$ e P_1 (sequencia horária) e $B(P)$ é o número de vizinhos diferentes de 0 de P . A Figura (B.2) apresenta um exemplo.

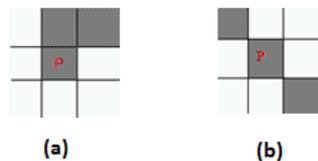


Figura B.2: (a) $B(P) = 2, A(P) = 1$; (b) $B(P) = 2, A(P) = 2$

Assim, o primeiro ciclo exclui os pixels nas bordas sul, leste e noroeste e o segundo exclui os pixels nas posições opostas ao primeiro.

Esse procedimento deve ser repetido até que não haja mais pontos a serem apagados, produzindo-se, então, o esqueleto do objeto.

O método de Zhang-Suen tende a ser melhor na extração de linhas retas, podendo resultar em uma esqueletização mais desejável quando a imagem original é formada em grande parte de retas.

Um dos problemas deste algoritmo é que ele não garante que o esqueleto gerado possua apenas um pixel de largura. Para resolver isso, pode-se utilizar a fórmula de Holt para remoção de escadas. Este processo explora a seguinte propriedade: metade dos pixels que apresentam uma forma semelhante a uma escada pode ser removida sem afetar o formato ou a conectividade do objeto. O algoritmo varre toda a imagem e remove os pixels que se encaixam em uma das máscaras, conforme será apresentado na Subseção B.2.

B.2 Algoritmo de Holt

O método de Holt HOLT et al. (1987) consiste em transformar os dois conjuntos de regras de Zhang-Suen em expressões lógicas. Com isso, Holt sugeriu um algoritmo mais rápido e que não envolvesse iterações.

Sendo assim, utilizando as expressões lógicas de Holt em uma janela 3×3 , e representados como pontos cardeais sobre um ponto central C , temos:

NO	N	NE
O	C	L
SO	S	SE

Figura B.3:

$$v(C) \wedge (\neg edge(C) \vee (edge(L) \wedge v(N) \wedge v(S)) \vee (edge(S) \wedge v(O) \wedge v(L) \vee (edge(L) \wedge edge(SE) \wedge edge(S)))) \quad (B.1)$$

onde a função v resulta em verdadeiro se o ponto for pertencente à crista (preto); ou

falso, se o ponto for de fundo (branco). Todavia, a função *edge* retorna verdadeiro se o ponto estiver na borda do objeto, ou falso, em caso contrário.

Assim, se o resultado das expressões lógicas for falso o ponto é apagado, caso contrário, ele permanece.

Por ponto de borda, entende-se um ponto que atenda aos seguintes requisitos:

- o número de transições do ponto branco para o ponto preto, ou seja, de 0 para 1, durante o percurso realizado no sentido horário a partir do ponto N (P_1 , no caso do algoritmo Zhang-Suen) deve ser igual a 1:

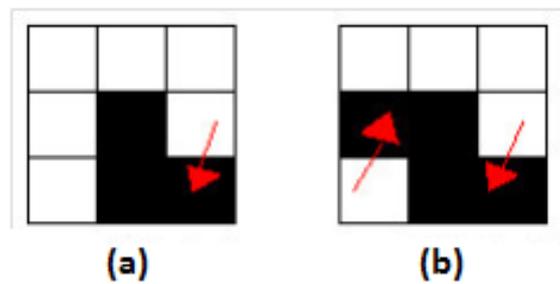


Figura B.4: (a) conectividade 1, (b) conectividade 2

- o ponto deve possuir entre dois a seis vizinhos pretos:

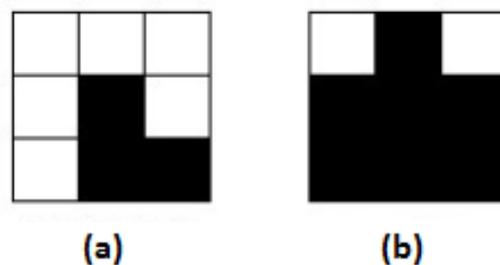


Figura B.5: (a) dois vizinhos pretos, (b) seis vizinhos pretos

Para melhorar este processo, a literatura recomenda o uso do procedimento conhecido como remoção de escadas (“staircase removal”), que define que a metade dos pontos que apresentam uma forma semelhante a uma escada podem ser removidos sem afetar o formato ou a conectividade do objeto. Sendo assim, 4 máscaras são utilizadas para decidir se o ponto C deve ser apagado; para isso, basta que um dos valores X seja 1 (branco), de acordo com a Figura B.6.

0	1	x	x	x	1	0	0	x	x	x	x	x	0
1	1	x	x	x	x	1	1	x	1	1	1	1	x
x	x	0	0	x	x	0	x	x	x	1	0	0	x
(a)			(b)			(c)			(d)				

Figura B.6: Máscaras de Holt. (a) máscara 1, (b) máscara 2, (c) máscara 3, (d) máscara 4

Desta forma, a expressão lógica para as máscaras 1 e 2 é:

$$v(C) \wedge \neg(v(N) \wedge ((v(L) \wedge v(NE) \wedge v(SO) \wedge (v(O) \vee \neg v(S)) \vee (v(O) \wedge \neg v(NO) \wedge v(SE) \wedge (v(L) \vee \neg v(S))))))) \quad (\text{B.2})$$

e para as máscaras 3 e 4, segue:

$$v(C) \wedge \neg(v(S) \wedge ((v(L) \wedge \neg v(NE) \wedge \neg v(SO) \wedge (\neg v(O) \vee \neg v(N)) \vee (v(O) \wedge \neg v(NO) \wedge \neg v(SE) \wedge (\neg v(L) \vee \neg v(N))))))) \quad (\text{B.3})$$

B.3 Algoritmo de Stentiford

Como acontece na maioria dos algoritmos de afinamento, o algoritmo de Stentiford STENTIFORD; MORTIMER (1983) se baseia na remoção de pixels por camadas. Ele se assemelha ao algoritmo de Zhang-Suen por usar a conectividade entre os pixels para removê-los. Várias iterações são feitas para remoção de cada camada, até não existirem mais camadas a serem retiradas. O processo de remoção (como e qual é o pixel que será removido) é definido através de algumas máscaras. As máscaras criadas por Stentiford devem ser aplicadas de forma ordenada sucessivamente, conforme a imagem abaixo:

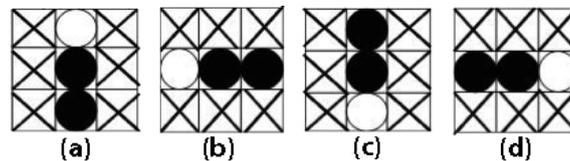


Figura B.7: Máscara de Stentiford. (a) máscara 1, (b) máscara 2, (c) máscara 3, (d) máscara 4

Os círculos brancos representam um pixel de fundo, enquanto os círculos pretos representam um pixel da crista e o “X” indiferente, podendo ser parte do fundo ou da crista. Essas máscaras percorrem a imagem na seguinte ordem:

- máscara 1 – da esquerda para a direita e de cima para baixo;
- máscara 2 – de baixo para cima e da esquerda para a direita;
- máscara 3 – da direita para a esquerda e de baixo para cima;
- máscara 4 – de cima para baixo e da direita para a esquerda.

Assim, o algoritmo percorre a imagem até encontrar um pixel que se encaixe na máscara 1. Se o pixel não for um ponto final e se o seu número de conectividade

(ambos os métodos definidos em B.1) for igual a 1, então o ponto é marcado para ser apagado mais tarde, repetindo esses passos para todos os pixels que se encaixam na máscara 1.

Em seguida, o mesmo procedimento é realizado para cada uma das máscaras 2, 3 e 4, respectivamente. Se algum ponto estiver marcado para remoção, ele receberá o valor zero e enfim todo o processo é repetido até que toda a imagem seja verificada.

O método de Stentiford tende a produzir linhas que apresentam boas curvas, resultando em esqueletizações que refletem com maior precisão a imagem original.

B.4 Algoritmo de Hilditch

O método utilizado por Hilditch HILDITCH (1969) consiste na aplicação de um conjunto de regras para decidir se o valor do ponto deve ser mudado de preto (0) para branco (1). Inicialmente, devemos considerar uma janela 3×3 (Seção 2.2), cujo ponto central será chamado de P . A cada passada do algoritmo são removidos os pontos que satisfaçam as condições do processo.

Para decidir se P deve ser retirado ou mantido como parte do esqueleto devemos caminhar pelos 8 vizinhos de P no sentido horário.

Dessa forma, deve-se realizar várias passagens sobre o padrão e em cada uma delas o algoritmo deve mudar o pixel de preto para branco, se o mesmo preencher as seguintes condições:

- $2 \leq B(P) \leq 6$

- $A(P) = 1$
- $P_1P_3P_7 = 0 \vee A(P_1) \neq 1$
- $P_1P_3P_5 = 0 \vee A(P_3) \neq 1$

A primeira parte da condição garante que nenhum pixel de ponto final isolado seja suprimido (qualquer pixel com apenas um vizinho preto é um pixel de ponto final) e a outra parte da condição garante que o pixel é uma fronteira.

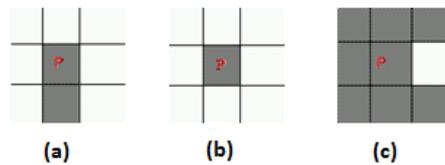


Figura B.8: (a) $B(P) = 1$; (b) $B(P) = 0$; (c) $B(P) = 7$

Se $B(P) = 1$ então P é um ponto do esqueleto e não deve ser excluído. Se $B(P) = 0$, então P é um ponto isolado e também deve ser mantido. Se $B(P) = 7$, então P não é mais a fronteira do padrão e, portanto, não deve ser um candidato a remoção.

A segunda condição é um teste de conectividade. Conforme a ilustração abaixo, onde $A(P) > 1$, é possível perceber que alterando P para 0 o padrão será desconectado.

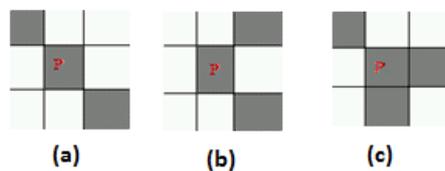


Figura B.9: (a) $A(P) = 2$; (b) $A(P) = 2$; (c) $A(P) = 3$

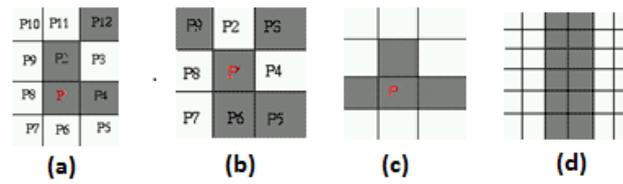


Figura B.10: (a) $A(P_1) \neq 1$, (b) $P_1P_3P_7 = 0$, (c) $P_1P_3P_7 = 1$ e $A(P_1) = 1$

A terceira condição garante que não ocorram erosões em linhas verticais de 2 pixels de largura.

A última condição garante que linhas horizontais com 2 pixels de largura não sejam corroídas pelo algoritmo.

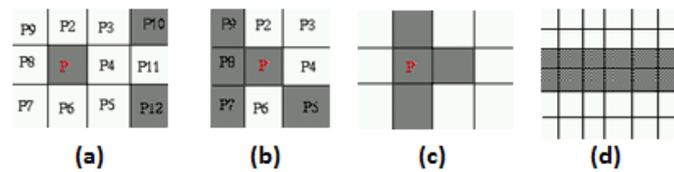


Figura B.11: (a) $A(P_3) \leq 1$, (b) $P_1P_3P_5 = 0$, (c) $P_1P_3P_5 \leq 0$ e $A(P_3) = 1$

Por fim, o algoritmo Hilditch apresenta problemas diante de alguns padrões. De fato, existem modelos que são completamente apagados pelo algoritmo, por exemplo quando todos os pixels da janela são completados.

ANEXO C ANÁLISE DA QUALIDADE

Adicionalmente, durante a captura espera-se obter a imagem com a melhor definição possível, por isso, é importante quantificar a qualidade da imagem da impressão digital. Se o valor da qualidade é muito baixo, a imagem pode ser descartada, e uma nova captura pode ser solicitada. Para isso, são utilizados estimadores de imagens locais na segmentação e nas etapas de aperfeiçoamento da impressão digital para analisar áreas boas e ruins na imagem do datilograma, por outro lado as medidas de qualidade global apresentam indicadores para validar a qualidade das imagens.

Na Figura C.1, é mostrada uma impressão digital que apresenta regiões com qualidade boa, recuperável e irrecuperável. A área marcada com “1” é uma região considerada boa, onde as cristas são visivelmente identificadas. A região marcada com “2” é considerada uma região recuperável uma vez que apresenta poucos ruídos e possui uma região vizinha através da qual é possível observar as características relativas a orientação das cristas. A área marcada com o “3” apresenta-se como uma área irrecuperável, uma vez que a qualidade das cristas não permite extrair nenhuma informação relevante e a situação das áreas vizinhas não possibilitam a extração de informações importantes.

A classificação de pixels em categorias recuperáveis e irrecuperáveis pode ser realizada com base na avaliação da forma da onda das cristas e vales dentro de um bloco. Com isso, três características são utilizadas para evidenciar a forma de onda sinusoidal HONG; WAN; JAIN (1998): amplitude (α), a frequência (β), e a variância (γ). Seja $X[1], X[2], \dots, X[l]$ a assinatura-x de um bloco centrada em (i, j) . As três características correspondentes para o pixel (ou bloco) (i, j) são calculadas



Figura C.1: Análise de qualidade da impressão digital. 1 - região boa, 2 - região recuperável, 3 - região irrecuperável

como se segue:

1. $\alpha = (\text{altura média dos picos} - \text{profundidade média dos vales})$.
2. $\beta = 1/T(i, j)$, onde $T(i, j)$ é o número médio de pixels entre dois picos consecutivos.
- 3.

$$\gamma = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (X[i] - (\frac{1}{l} \sum_1^l X[i]))^2 \quad (\text{C.1})$$

Se um bloco centrado em (i, j) é recuperável, então $R(i, j) = 1$, senão $R(i, j) = 0$, onde R é a região em análise. Em seguida, um percentual de regiões recuperáveis é computado, se esse percentual é menor do que um limiar, $\Gamma_{recuperavel} = 40$, então a imagem recuperável de impressão digital é rejeitada. A imagem aceita é então passada, está apropriada para a próxima etapa de processamento.

Uma outra forma de estimar a qualidade de uma impressão digital é dividir a imagem em blocos quadrados não sobrepostos utilizando o contraste, a consistência

e a coerência da orientação da crista e a frequência da crista, e pode ser encontrado em MALTONI et al. (2009).

ANEXO D DETECÇÃO DE SINGULARIDADES

Pontos singulares são as regiões onde ocorrem grandes mudanças na orientação da crista e estão relacionadas às classificações do núcleo e do delta da impressão digital. As singularidades são muito úteis para a classificação dos datilogramas e para fins de alinhamento usado durante o algoritmo de reconhecimento. A forma mais comum de encontrar as singularidades é através do método de Poincaré BO; PING; LAN (2008). Assim, para cada ponto (i, j) do mapa de orientação são calculados o índice de Poincaré $P(i, j)$ como a soma da diferença entre a orientação do ponto (i, j) e os seus vizinhos, da seguinte forma WEI (2008):

1. calcular a direção local dos blocos com tamanho diferente. Normalmente, são utilizados blocos com tamanho 3×3 (na parte interna) e 5×5 (na parte externa) e a direção local θ_1 e θ_2 , conforme a Figura D.1.
2. como o ângulo do campo candidato, onde existem singularidades, é grande, então a diferença entre θ_1 e θ_2 será alta. Usando essa característica, podemos definir:

$$d = |\theta_1 - \theta_2| \quad (\text{D.1})$$

3. um limiar é definido como T_θ . A busca só será feita sobre os blocos que contenham valores d superiores a T_θ . Isto irá aumentar a velocidade da detecção.
4. calcular o índice de Pointcaré, conforme (D.2)

$$P(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^7 |d_k - d_{(k+1) \bmod 8}| \quad (\text{D.2})$$

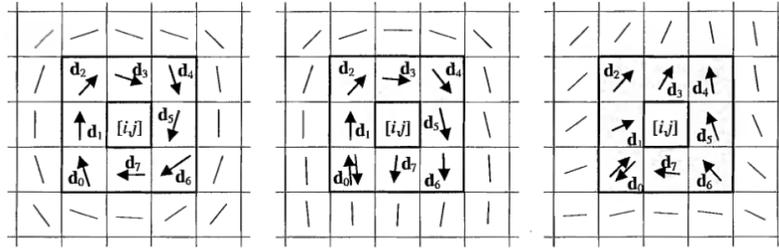


Figura D.1: Exemplo de tipos de orientações de pontos singulares da impressão digital

Dependendo do valor de $P(i, j)$, o ponto pode ser identificado como núcleo ou delta. Assim, se $P(i, j)$ é igual a 360 ou 180 ($\frac{1}{2}$ no índice de Poincaré) então o ponto se refere ao núcleo, entretanto se o $P(i, j)$ é igual a -180 ($-\frac{1}{2}$ no índice de Poincaré) então trata-se de um delta. Em qualquer outro caso, o ponto não é singular.

Entretanto, algoritmos baseados no índice de Poincaré geralmente resultam em algumas detecções falsas, especialmente para imagens de impressões digitais de baixa qualidade. Com isso, para aumentar a precisão, um método de pós-processamento é usado para eliminar as falsas singularidades.

Assim, o pós-processamento inclui duas etapas: o cálculo do índice de Poincaré com diferentes tamanhos de blocos e a análise das singularidades das vizinhanças. A etapa do cálculo do índice de Poincaré com diferentes tamanhos de bloco é realizado da seguinte forma:

1. dois blocos 5×5 e 3×3 , ambos centrados no pixel (i, j) , para confirmar que não há outra singularidade próxima, conforme a Figura D.2.
2. o índice de Poincaré próximo ao bloco $d_0, d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7$ e d_8 (3×3) é dado em (D.3).

D_0	D_{15}	D_{14}	D_{13}	D_{12}
D_1	d_0	d_7	d_6	D_{11}
D_2	d_1	(i,j)	d_5	D_{10}
D_3	d_2	d_3	d_4	D_9
D_4	D_5	D_6	D_7	D_8

Figura D.2: Vizinhança 3×3 e 5×5 .

$$P_1(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^7 |d_k - d_{(k+1) \bmod 8}| \quad (D.3)$$

3. da mesma forma, o índice de Poincaré para o bloco $D_0, D_1, D_2, \dots, D_{14}, D_{15}, D_0$ (5×5) é dado em (D.4).

$$P_2(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^7 |d_k - d_{(k+1) \bmod 8}| \quad (D.4)$$

4. somente quando o $P_1(i, j) = P_2(i, j)$ o ponto singular detectado é eficaz, caso contrário, o candidato será apagado.

A análise das singularidades das vizinhanças é realizada da seguinte forma:

1. para cada candidato à singularidade, salvar suas coordenadas e tipo que se referem ao núcleo ou ao delta.
2. varrer ao longo do eixo x de cada candidato. Se não houver qualquer outro candidato, vá para a etapa 3, senão volte ao passo 2 para realizar a procura do próximo candidato.
3. se os tipos candidatos em uma vizinhança 8 -Connected são os mesmos, apenas o último será salvo e os outros serão marcados como falsos. Se os tipos não são os mesmos, todos os candidatos serão marcados como falsos.

4. eliminar todos os falsos candidatos e realizar a varredura novamente da imagem.

No pós-processamento da singularidade, o cálculo do índice de Poincaré com diferentes tamanhos de blocos será executado inicialmente, e a verificação de vizinhança logo em seguida. Utilizando estes dois métodos, o ruído estará limitado a um nível baixo.

A Figura D.3 a seguir mostra um exemplo de extração do núcleo e do delta de uma impressão digital.

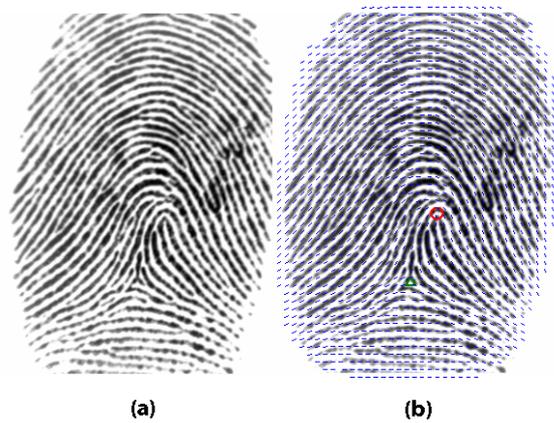


Figura D.3: Detecção de núcleo e delta da impressão digital

ANEXO E CLASSIFICAÇÃO

A detecção das singularidades da impressão digital permite classificá-las de acordo com as 6 classes mostradas na Figura E.1. Assim, pode-se observar que o arco não possui elementos de singularidade, o arco tenda e as presilhas possuem um núcleo e um delta, o verticilo e a dupla presilha possuem dois núcleos e dois deltas. Com isso, é possível identificar as diferentes classes da seguinte forma:

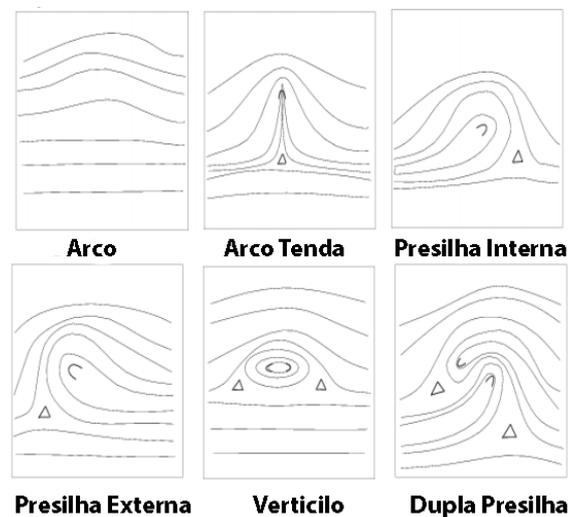


Figura E.1: Seis classes para a classificações de impressão digital

1. Arco e Arco de Tenda

As imagens de impressões digitais classificadas como arco e arco tenda possuem duas singularidades, ou seja, um núcleo e um delta. Para diferenciá-los é usado a diferença das posições, conforme a Figura E.2, pois o ângulo entre a linha central e o delta na classe arco é consistente com a direção local. Entretanto, a classe arco de tendas possui um ângulo com grande separação do delta. Usamos isso para separar estas duas classes, conforme a equação (E.1).

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sin(\alpha_i - \beta) \quad (\text{E.1})$$

onde β é o declive da linha L entre o núcleo e o delta, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ representam a direção local dos pontos na linha da crista e L . Se C for inferior a um determinado limiar (0,2 neste trabalho), a imagem pertence à classe de arco, senão a imagem é um arco de tenda.

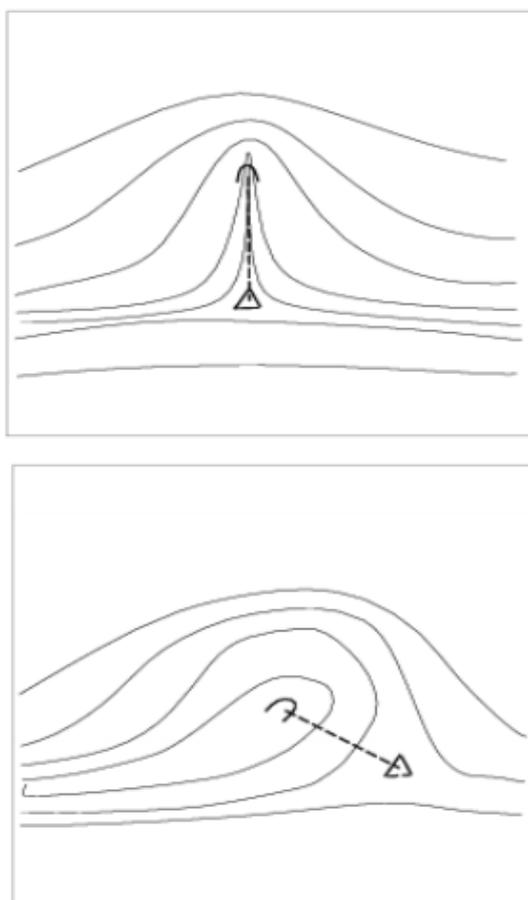


Figura E.2: Arco e Arco Tenda

2. Verticilo e Dupla Presilha

As imagens de impressões digitais classificadas como verticilo e dupla presilha possuem quatro singularidades, ou seja, dois pontos centrais e dois pontos de delta, conforme a Figura E.3. O método é semelhante ao anterior para separar estas duas classes. A única diferença está que L representa uma linha entre dois núcleos, conforme a equação anterior (E.1).

Na figura E.3, β é o declive da linha L entre o núcleo e o delta, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ representam a direção local dos pontos na linha da crista e L . Se C for inferior a um determinado limite, a imagem pertence a verticilo, senão a imagem pertence à classe dupla presilha.

3. Presilha Interna e Presilha Externa

Para identificar esse tipo de classe deve-se mover ao longo da direção local, a partir do núcleo: se o delta fica à esquerda, a imagem pertence à classe presilha externa, senão a classe pertence à presilha interna. Mais precisamente, os pontos B, C e D representam o ponto limite, o núcleo e o delta. Assim, o algoritmo percorre a imagem ao longo da direção local, a partir do ponto C para o ponto B , conforme a Figura E.4.

Um método de rastreamento da linha da crista é usado para obter o ponto B . O ponto inicial (x_0, y_0) é o núcleo (C_x, C_y) . O próximo ponto (x_1, y_1) é calculado conforme as equações (E.2) e (E.3).

$$\begin{aligned}x_1 &= x_0 - tamanhoBloco \times \cos \theta_0 \\y_1 &= y_0 - tamanhoBloco \times \sin \theta_0\end{aligned}\tag{E.2}$$

onde θ_0 é a orientação local do ponto inicial.

$$\begin{aligned}x_n &= x_{n-1} - tamanhoBloco \times \cos \theta_{n-1} \\y_n &= y_{n-1} - tamanhoBloco \times \sin \theta_{n-1}\end{aligned}\tag{E.3}$$

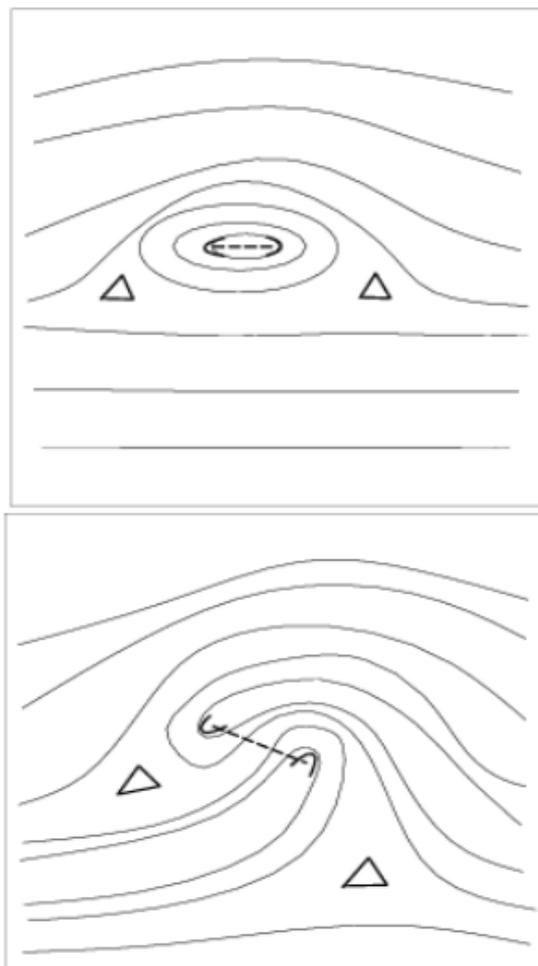


Figura E.3: Verticilo e Dupla Presilha

Finalmente, o último ponto no bloco de fronteira é o ponto B. Quando chegarmos ao ponto B, calculamos de acordo com equação (E.4).

$$T = (B_x - C_x)(D_y - C_y) - (B_y - C_y)(D_x - C_x) \quad (\text{E.4})$$

Se $T > 0$, a imagem pertence à presilha externa, senão a imagem pertence à classe de presilha interna.

A classificação das impressões digitais permite reduzir o tempo de recuperação

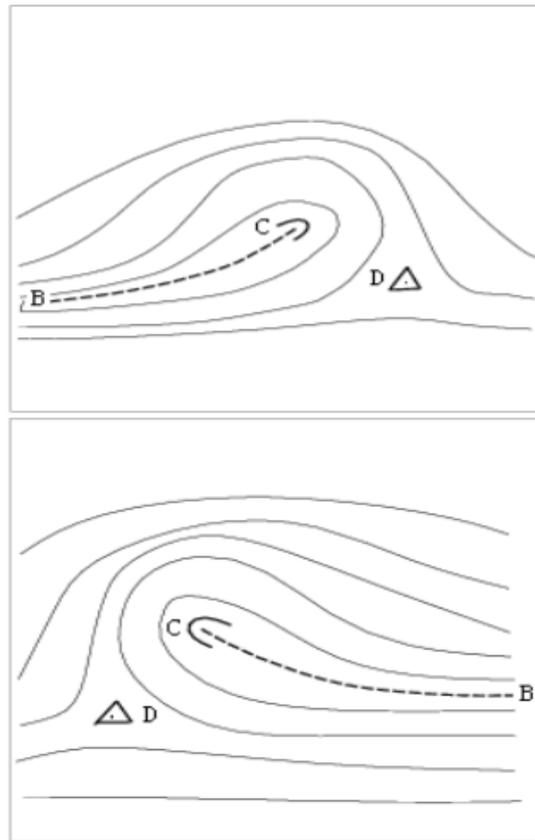


Figura E.4: Presilha interna e Presilha externa

da imagem direcionando a busca para um grupo pré-determinado. Com isso, os sistemas automáticos de impressões digitais tornam-se mais eficientes.

ANEXO F NORMAS E ESPECIFICAÇÕES PARA OBTENÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS

Com o intuito de garantir que as imagens utilizadas em um sistema de identificação sejam apropriadas a todas as metodologias de extração de pontos característicos, o FBI estabeleceu um conjunto de especificações INVESTIGATION SERVICES (2008) que definem os critérios para a obtenção adequada de impressões digitais por meio de técnicas *online* e *offline*, tais como:

- resolução: a recomenda-se a obtenção da imagem de impressão digital com uma resolução igual ou superior a 500 dpi (número de pontos ou pixels por polegada). Contudo, valores entre 250 e 300 dpi é a resolução mínima que permite aos algoritmos de extração localizarem as minúcias nas imagens de datilogramas (Figura F.1).

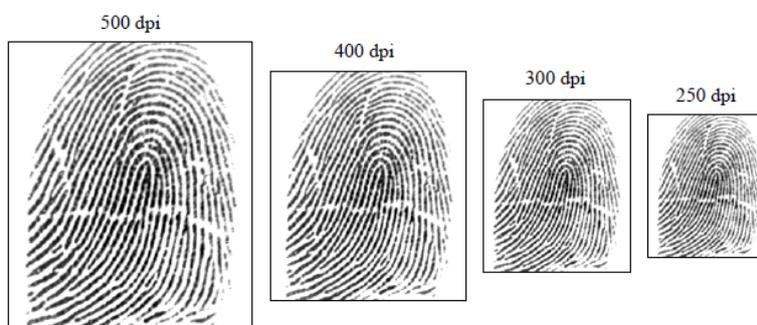


Figura F.1: Imagem da impressão digital em diferentes resoluções

- área: área retangular detectada por um escâner de impressões digitais. Quanto maior for a área, mais cristas e vales são capturadas. Uma área maior ou igual a 1×1 polegada quadrada permite a captura completa de uma imagem impressão digital pousada.

- número de pixels: pode ser simplesmente pela resolução e área da impressão digital. A imagem produzida por um escâner que trabalha em r dpi sobre uma área de $altura(A) \times largura(L)$ em polegada quadrada, possui pixels $rA \times rL$, ou seja, 250.000 pixels é o valor mínimo de acordo com as exigências do FBI.
- faixa dinâmica (ou profundidade): indica o número de bits (usualmente 8, conforme a especificação do FBI) utilizados para codificar o valor da intensidade de cada pixel. Informação de cor não é considerado útil para reconhecimento de impressões digitais.
- precisão geométrica: especificado como a máxima distorção geométrica introduzida pelo dispositivo de aquisição, é expressa como uma porcentagem em relação as direções x e y .
- compressão da imagem: o algoritmo de compressão de imagens WSQ (*Wavelet Scalar Quantization*) INVESTIGATION SERVICES (2010), desenvolvido pelo FBI, deve ser usado para a persistência das imagens de impressões digitais em escala de cinza. Ele é baseado na teoria wavelet e se tornou um padrão para a troca e armazenamento de imagens de impressões digitais.

As especificações do FBI abrangem alguns aspectos numéricos, como MTF (Modulation Transfer Function) e SNR (Signal-to-Noise Ratio), sobre a fidelidade da reprodução em relação ao padrão original.

ANEXO G TECNOLOGIAS PARA CAPTURA E AQUISIÇÃO DAS IMPRESSÕES DIGITAIS

Com base nas especificações apresentadas no Anexo F, a técnica de aquisição de impressão digital online e offline estão relacionadas ao uso de dispositivos eletrônicos com tecnologias diferenciadas para capturar o datilograma. Tais tecnologias apresentam diferentes qualidades de imagem do datilograma capturado devido às suas características intrínsecas. As principais tecnologias comumente utilizadas são: ótica, capacitiva, térmica e ultrassom MALTONI et al. (2009).

- Ótica: o processo de leitura inicia quando se coloca o dedo sobre uma base de vidro e uma câmera CCD tira uma foto. O leitor possui sua própria fonte de luz, normalmente um grupo de diodos foto emissores para iluminar os sulcos da digital. O CCD gera uma imagem invertida do dedo, com as áreas mais escuras representando as cristas do datilograma e áreas mais claras representando os vales. Os tipos mais comuns de leitores são FTIR (*Frustrated Total Internal Reflection*), fibra ótica (Figura G.1) e eletro óptico (Figura G.2).

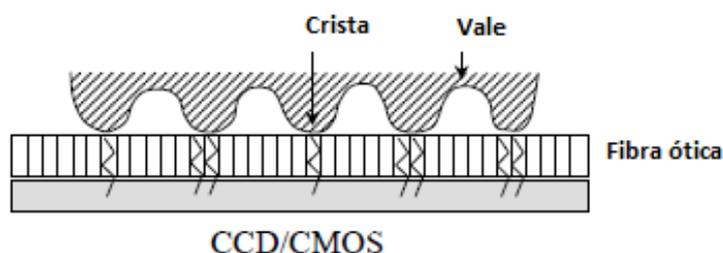


Figura G.1: Leitor de fibra ótica

- Capacitivo: assim como os leitores ópticos, leitores capacitivos de impressões

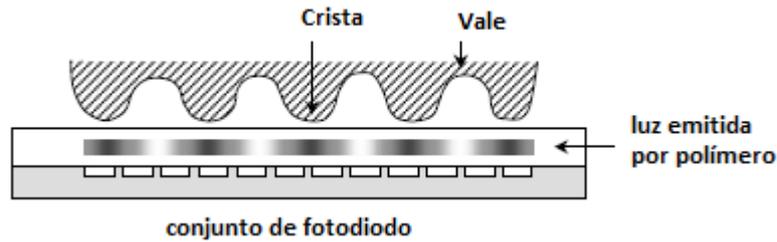


Figura G.2: Leitor eletro-óptico

digitais geram uma imagem dos sulcos e vales que formam as impressões digitais, através de pequenas cargas elétricas que são criadas entre a superfície do dedo e uma das placas de silício, quando um dedo é colocado sobre o chip. A magnitude destas cargas elétricas depende da distância entre a superfície da impressão digital, e as placas de capacitância (Figura G.3).

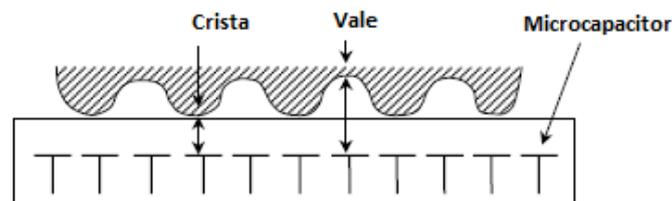


Figura G.3: Leitor capacitivo

- **Térmico:** são feitos de material piro-elétrico que gera corrente com base no diferencial de temperatura. As cristas da impressão digital em contato com a superfície do sensor, produzem um diferencial de temperatura dos vales, que estão longe da superfície do sensor. O diferencial de temperatura produz uma imagem quando ocorre o contato, mas logo desaparece, pois o equilíbrio térmico é atingido rapidamente. Assim, um método de varredura pode ser necessário para a aquisição de uma imagem de impressão digital estável.
- **Ultrassom:** Detecção por ultra-som pode ser visto como uma espécie de ecografia. É baseado no envio de sinais acústicos para a ponta do dedo e a captura do

signal de eco. O sinal de eco é usado para calcular o intervalo de imagem da impressão digital e, conseqüentemente, a própria estrutura das papilas dérmicas (Figura G.4).

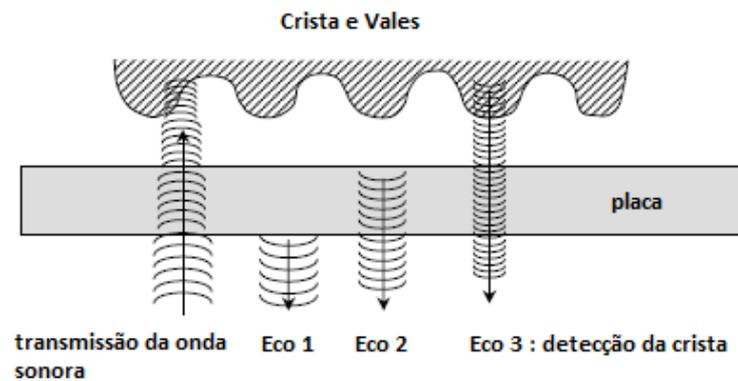


Figura G.4: Leitor ultrassom

- Leitor de passagem: A superfície do sensor é um pequeno retângulo, cuja largura é maior do que o dedo e a altura é de apenas alguns pixels. À medida que o utilizador passa seu dedo no sensor, o sensor fornece novas fatias de imagem, os quais são combinadas em uma imagem bidimensional (Figura G.5).

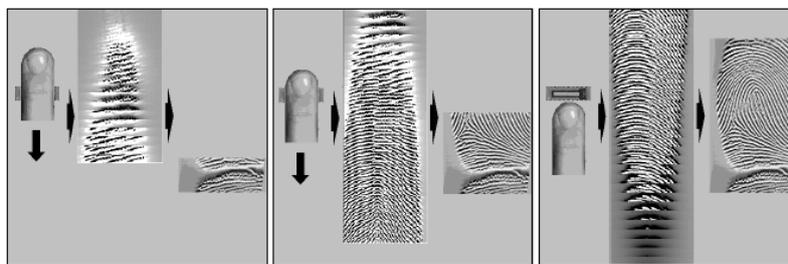


Figura G.5: Leitor de passagem

Com os avanços da tecnologia, a qualidade do sensor foi significativamente melhorada. No entanto, os escâneres ópticos continuam a apresentar o melhor de-

sempenho do que os demais, especialmente para o caso de impressões digitais de má qualidade, conforme a Figura G.6.

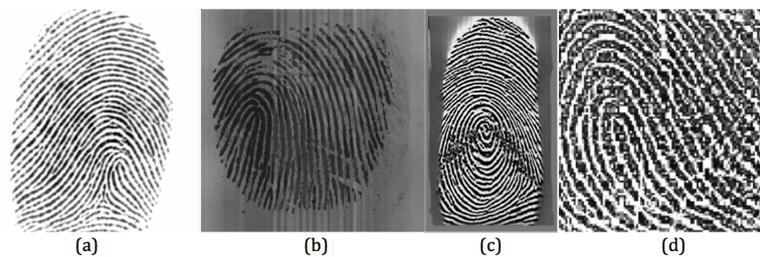


Figura G.6: Impressão digital adquirida em diferentes leitores. (a) óptico, (b) capacitivo, (c) térmico, (d) eletro óptico

ANEXO H MODELO DE DADOS

Em geral, para os dados de minúcias, os modelos biométricos amplamente utilizados para a interoperabilidade entre os sistemas de impressão digital permanecem numa das seguintes normas principais:

1. ISO/IEC 19794-2:2005 (tecnologia da informação - formatos de intercâmbio de dados biométricos - Parte 2: dados de minúcias de datilograma) - Esta norma especifica um conceito e formato de dados para a representação de impressões digitais, utilizando a noção fundamental de minúcias. O formato dos dados é genérico, o qual pode ser aplicado e utilizado para uma grande variedade de áreas de aplicação, em que o reconhecimento de impressões digitais automatizada está envolvido.

A norma contém definições de termos relevantes, uma descrição de onde minúcias devem ser definidas, um formato de dados para armazenar os dados e informações de conformidade.

Os formatos de dados ISO/IEC 19794-2 (FMR) e ISO/IEC 19794-4 (FIR) são amplamente adotados pelo governo eletrônico de forma a transformar a maneira como governo e empresas identificam a autenticidade dos cidadãos e clientes para vários tipos de serviços. Assim, a maioria dos serviços públicos existente será baseada na normas ISO (FMR).

2. ANSI/NIST-ITL 1-2007 (Formato de Dados para o Intercâmbio de Impressão Digital, Facial, e outras informações biométricas - Parte 1) Tipo-9 - Esta norma, em sua totalidade, define o conteúdo, formato e unidades de medida para a troca de impressões digitais, palmares, facial, cicatriz, marca e tatuagem

(SMT), íris, e outras informações biométricas que podem ser utilizados na identificação ou um processo de verificação do sujeito.

A informação consiste em uma variedade de itens obrigatórios e opcionais, incluindo parâmetros de digitalização, os dados descritivos e registros relacionados, informações de impressão digital digitalizada e imagens com ou sem compressão.

O modelo ISO/IEC 19794-2:2005, ilustrado na Figura H.1, será utilizado para descrever como o tipo de minúcias, localização e direção são armazenados. No corpo principal, é descrito o formato do registro de minúcias, que define os elementos de dados fundamentais utilizados para a representação baseada em minúcias e formatos de dados estendidos opcionais para a inclusão de dados adicionais, tais como pontos singulares ou contagens de cristas. Este formato de gravação contém um cabeçalho de registro que inclui informações gerais (formato da impressão digital, tamanho da imagem, etc) e o número de impressões digitais representados. Para cada impressão digital, o correspondente registro de um só dedo contém dados da minúcias (obrigatório) e dados estendidos (opcional).

Uma observação pertinente relacionada ao padrão ANSI-INCITS 378-2004 para o modelo de impressão digital é a sua semelhança com a norma ISO/IEC 19794-2. Na verdade, ISO/IEC 19794-2 é uma pequena modificação da norma ANSI. As diferenças entre estas duas normas são apenas em alguns elementos sobre registro de cabeçalho e a definição de orientação das minúcias. Portanto, o intercâmbio desses dois modelos padrão é possível, embora seja necessário um processo de conversão.

		Campo	Tamanho	Valores e Notas	
Registro de minúcias	Cabeçalho	Formato ID	4 bytes	'F', 'M', 'R 0x00 (valores fixo)	
		Tamanho horizontal da imagem	2 byte	Em pixel	
		Tamanho vertical da imagem	2 byte	Em pixel	
		Resolução horizontal	2 byte	Em pixel por cm	
		Resolução vertical	2 byte	Em pixel por cm	
		Número de visões da digital (n_v)	1 byte	Entre 0 e 255	
	Registro individual da visão (n_v instância)		Posição do dedo	1 byte	Entre 0 e 10
			Número de visões	4 bits	Entre 0 a 15
			Número de minúcias n	1 byte	Entre 0 a 255
			Tipo	2 bits	[00 = outro, 01 = terminação, 10 = bifurcação]
			Posição x	14 bits	Em pixels
			Reservado	2 bits	
			Posição y	14 bits	Em pixels
			Direção θ	1 byte	Entre 0 e 255 (resolução 1.40625 graus)
			Qualidade	1 byte	Entre 1 e 100 (0 = qualidade não relatada)
				Tamanho do bloco dos dados estendido	2 byte
		Código de tipo de área		2 byte	Somente presente se o tamanho do bloco de dados estendidos for > 0
		Tamanho da área		2 byte	
		Seção de dados		Próximo dedo	

Figura H.1: Resumo do modelo de minúcias de acordo com a ISO/IEC 19794-2:2005