

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

“Júlio de Mesquita Filho”

Pós-Graduação em Ciência da Computação

Marcus de Assis Angeloni

Reconhecimento de Fragmentos de
Impressões Digitais Baseado em
Cristas e Poros

BAURU

2013

Marcus de Assis Angeloni

Reconhecimento de Fragmentos de
Impressões Digitais Baseado em
Cristas e Poros

Dissertação de Mestrado elaborada junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação - Área de Concentração em Computação Aplicada, linha de Processamento de Imagens e Visão Computacional, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana

BAURU

2013

Angeloni, Marcus de Assis.

Reconhecimento de Fragmentos de Impressões Digitais Baseado em
Cristas e Poros / Marcus de Assis Angeloni. - São José do Rio Preto:
[s.n.], 2013.

108 f. : il.; 30 cm.

Orientador: Aparecido Nilceu Marana

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Instituto de
Biociências, Letras e Ciências Exatas

1. Computação. 2. Biometria. 3. Reconhecimento de padrões. 4.
Processamento de imagens. I. Marana, Aparecido Nilceu. II.
Universidade Estadual Paulista, Instituto de Biociências, Letras e
Ciências Exatas. III. Título.

CDU – 57.087.1

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca do IBILCE
Campus de São José do Rio Preto - UNESP

Marcus de Assis Angeloni

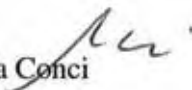
Reconhecimento de Fragmentos de
Impressões Digitais Baseado em
Cristas e Poros

Dissertação de Mestrado elaborada junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação - Área de Concentração em Computação Aplicada, linha de Processamento de Imagens e Visão Computacional, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana
Professor Adjunto
UNESP - Bauru
Orientador



Prof.ª Dr.ª Aura Conci
Professor Titular
UFF - Niterói



Prof. Dr. José Remo Ferreira Brega
Professor Adjunto
UNESP - Bauru

Bauru, 1 de Fevereiro de 2013

Aos meus pais, Wander e Lúcia.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por me prover saúde e serenidade para lidar com os desafios tanto da vida acadêmica quanto da pessoal.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana, pela grande confiança e envolvimento na condução deste trabalho, fundamentais para superação dos obstáculos e contratempos que surgiram. Sua dedicação, reflexões e atenção aos detalhes foram inspiração à minha pesquisa e vida pessoal.

Ao Prof. Dr. João Paulo Papa, pelas sugestões e correções durante minhas apresentações de seminário, Estudos Especiais e Qualificação.

Ao Prof. Anil K. Jain e o Dr. Qijun Zhao, do laboratório Pattern Recognition and Image Processing (PRIP) da Michigan State University, East Lansing, MI, EUA, pelas suas valiosas sugestões, comentários, e por compartilharem o código fonte do algoritmo extrator de poros DAPM, utilizado na abordagem proposta nesta dissertação.

Aos meus pais Wander e Lúcia, e minhas irmãs Thais e Talissa, pelo exemplo, educação, carinho e apoio incondicional, com os quais compartilho todos os meus sonhos e conquistas.

À minha família e amigos, pelo grande apoio e compreensão nos momentos em que estive ausente, pelos quais tenho profunda admiração e gratidão por fazerem parte de minha vida.

Ao CPqD, por incentivar e entender a importância do programa de mestrado, e me conceder a oportunidade de conciliar os estudos e o trabalho. Em especial a equipe do projeto BIOMODAL, da Diretoria de Tecnologias e Serviços (DTS), com a qual diariamente aprendo e me aprofundo mais nos vários aspectos presentes na Biometria.

Aos amigos da MStech, empresa em que trabalhei no início do mestrado, que também sempre incentivou e me permitiu conciliar as atividades profissionais e acadêmicas.

À CAPES e à FAPESP (proc. 2010/18123-3) pelo apoio técnico e financeiro, essenciais para conclusão deste trabalho, através do financiamento do projeto intitulado “Reconhecimento automático robusto de impressões digitais baseado em características biométricas de terceiro nível”.

Ao grupo de pesquisa Recogna da Unesp Bauru pelas valiosas discussões em nossos seminários semanais, que nortearam o andamento desta pesquisa.

E por fim, à Unesp, pela infraestrutura oferecida e pela qualidade do programa.

*“A tarefa não é tanto ver aquilo que ninguém viu,
mas pensar o que ninguém ainda pensou
sobre aquilo que todo mundo vê.”*
(Arthur Schopenhauer)

Resumo

Dentre as diversas características biométricas possíveis de serem utilizadas para identificação de pessoas, a impressão digital é a mais utilizada. Os sistemas atuais de identificação automática de impressões digitais são baseados nos padrões das cristas e nas minúcias, classificadas como características de primeiro e segundo níveis, respectivamente. No entanto, com a evolução dos sensores de captura das impressões digitais e a crescente demanda por sistemas mais seguros, torna-se possível e necessário o uso de um conjunto adicional de características discriminativas presentes no interior das cristas, conhecidas como características de terceiro nível, onde se enquadram os poros. Pesquisas recentes têm focado em aplicações de reconhecimento de impressões digitais nas quais as técnicas baseadas em características de primeiro e segundo níveis geralmente apresentam baixas taxas de reconhecimento correto, tal como no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais. Esta dissertação de mestrado teve como objetivo propor, implementar e avaliar o uso de poros no método baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough, a fim de mitigar os casos de falsos positivos, comuns neste tipo de problema. Foram avaliados os métodos de extração automática de poros baseado em filtros isotrópicos e adaptativos, e o uso dos poros auxiliando na etapa de registro e comparação das imagens. Resultados experimentais realizados sobre a base pública de fragmentos de impressões digitais PolyU HRF mostraram uma redução de aproximadamente 5% no EER e 15% no FAR100 e FAR1000 em relação ao método baseado em cristas original.

Palavras-chave: *Biometria, Impressão Digital, Cristas, Poros Sudoríparos, Características de Terceiro Nível.*

Abstract

Among the several biometric traits possible to be used for identifying people, fingerprint is the most used. Current automated fingerprint identification systems are based on the ridge pattern and minutiae, classified as first and second level features, respectively. However, with the improving of fingerprint sensors and the growing demand for more secure systems, it is possible and necessary to use an additional discriminative features set present in the ridges, known as third level features, where the sweat pores are classified. Recent researches have focused on fingerprint recognition applications in which fingerprint techniques based on first and second levels features usually have low rates of correct recognition, such as the fragments of fingerprints recognition. This Master's dissertation aimed to propose, implement and evaluate the use of pores in the ridge-based fingerprint matching method using Hough Transform, in order to mitigate the false positives cases, that commonly occur in this type of problem. We evaluate the isotropic-based and adaptive-based automatic pore extraction methods, and the use of pores assisting in the images registration and comparison steps. Experimental results on the public database PolyU HRF, composed by partial fingerprint images, showed a reduction of about 5% in EER, and 15% in FAR100 and FAR1000, when compared to the original ridge-based approach.

Keywords: *Biometrics, Fingerprint, Ridges, Sweat Pores, Level 3 Features.*

Sumário

Lista de Abreviaturas	xvi
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	4
1.2 Motivação	5
1.3 Estrutura da Dissertação	5
2 Biometria	7
2.1 Introdução à Biometria	7
2.2 Modo de Operação de Sistemas Biométricos: Verificação versus Identificação	9
2.3 Avaliação de Sistemas Biométricos	11
2.4 Considerações Finais	14
3 Impressões Digitais	15
3.1 Introdução às Impressões Digitais	15
3.2 História	16
3.3 Níveis de Características	19
3.4 Desafios no Reconhecimento	21
3.5 Abordagens Utilizadas para o Reconhecimento Automático	22
3.6 Considerações Finais	23
4 Reconhecimento de Impressões Digitais Baseado em Cristas Utilizando a Transformada de Hough	24
4.1 Extração de Características	24
4.2 Registro das Impressões Digitais	26
4.3 Comparação das Impressões Digitais	27
4.4 Considerações Finais	29

5	Métodos de Extração de Poros em Imagens de Impressões Digitais	30
5.1	Métodos Baseados em Esqueletonização	31
5.2	Métodos Baseados em Filtros Isotrópicos	36
5.3	Métodos Baseados em Filtros Adaptativos	43
5.4	Considerações Finais	52
6	Material e Métodos	53
6.1	Material	53
6.1.1	Base de Dados PolyU HRF	54
6.1.2	Hardware e Software	57
6.2	Métodos	57
6.2.1	Método de Realce das Impressões Digitais	59
6.2.2	Método Baseado em Cristas	59
6.2.3	Método de Extração de Poros Utilizando Filtros Isotrópicos	61
6.2.4	Método de Extração de Poros Utilizando Filtros Adaptativos	64
6.2.5	Estratégias Propostas para Uso dos Poros	66
6.2.5.1	Método de Comparação dos Poros	67
6.2.5.2	Fusão das Pontuações Obtidas	69
6.2.6	Protocolo de Testes	70
6.2.7	Medidas de Desempenho	70
6.3	Considerações Finais	71
7	Resultados Experimentais	72
7.1	Acurácia da Detecção de Poros	73
7.2	Método Baseado em Cristas	74
7.3	Método Baseado em Poros	76
7.4	Incorporação de Poros no Método Baseado em Cristas	81
7.4.1	Primeira Estratégia	85
7.4.2	Segunda Estratégia	89
7.4.3	Comparação das Estratégias	93
7.5	Tempos de Processamento	96
8	Conclusões	98
8.1	Contribuições	100
8.2	Trabalhos Futuros	101
	Referências Bibliográficas	103

A Trabalhos Correlatos Desenvolvidos e Publicados**108**

Lista de Figuras

1.1	Exemplos dos três níveis de características das impressões digitais . . .	3
1.2	Fragmentos de impressões digitais de dedos diferentes	5
2.1	Exemplos de características biométricas	8
2.2	Receitas por característica biométrica	10
2.3	Processos de cadastro, verificação e identificação	11
2.4	Exemplo de distribuições de pontuações de comparações genuínas e impostoras (Jain et al., 2004).	12
2.5	Exemplo de curva ROC (Jain et al., 2004).	13
3.1	Cristas e vales em uma imagem de impressão digital.	16
3.2	Exemplos de artefatos históricos com impressões digitais	17
3.3	Representação tridimensional da estrutura do topo da pele	20
3.4	Exemplos de poros sudoríparos abertos e fechados	20
4.1	Etapa de extração das cristas.	25
4.2	Acumulador de rotação calculado baseado nos picos do espaço de Hough.	26
4.3	Acumulador de translação calculado baseado nos picos do espaço de Hough.	27
4.4	Exemplos de alinhamento utilizando o registro baseado em cristas.	28
4.5	Matrizes de alinhamento das cristas.	29
5.1	Pré-processamento da imagem de impressão digital proposto por Stosz & Alyea (1994)	32
5.2	Detecção de poros proposta por Stosz & Alyea (1994)	32
5.3	Detecção de poros abertos e fechados proposta por Kryszczuk et al. (2004)	35
5.4	Diagrama do método proposto por Jain et al. (2006).	38

5.5	Extração dos poros proposta por Jain et al. (2006, 2007).	40
5.6	Método de comparação de características de terceiro nível proposto por Jain et al. (2006)	41
5.7	Modelagens de poros típicas obtidas por filtros isotrópicos.	43
5.8	Representações dos tipos de aparências dos poros.	43
5.9	Exemplo da correspondência inicial dos poros (Zhao et al., 2009). . .	46
5.10	Exemplo da correspondência refinada dos poros (Zhao et al., 2009). .	46
5.11	Exemplos de DAPM	48
5.12	Diagrama do método proposto por Zhao et al. (2010a).	49
5.13	Particionamento da impressão digital da abordagem de extração de poros adaptativa (Zhao et al., 2010a).	50
6.1	Sensor construído para aquisição da base PolyU HRF	54
6.2	Amostras de impressões digitais disponíveis na base PolyU HRF . . .	56
6.3	Exemplos de dois alinhamentos de impressões digitais diferentes que obtiveram uma alta pontuação na abordagem baseada em cristas (Marana & Jain, 2005)	58
6.4	Diagrama da metodologia proposta	58
6.5	Etapas de realce da impressão digital.	60
6.6	Exemplos de alinhamentos obtidos utilizando as cristas.	61
6.7	Etapas da extração de poros na L3TK (International Biometric Group, 2008a)	62
6.8	Poros extraídos utilizando o método baseado em filtros isotrópicos. . .	63
6.9	Poros extraídos utilizando o método baseado em filtros adaptativos. .	65
6.10	Estratégia de uso dos poros após a etapa de alinhamento das imagens através das cristas.	66
6.11	Estratégia de uso dos poros auxiliando no alinhamento baseado em cristas.	67
6.12	Correspondência de poros entre a imagem de referência e a imagem de consulta.	68
7.1	Comparativo da extração de poros dos dois métodos avaliados sobre duas imagens da base de dados PolyU HRF.	75
7.2	Distribuição das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas na base de dados PolyU HRF.	76

7.3	Distribuição das pontuações obtidas pelo método baseado em poros na base de dados PolyU HRF.	78
7.4	Distribuição das pontuações obtidas pelo método baseado em poros, aplicando as restrições baseadas em cristas, na base de dados PolyU HRF.	80
7.5	Curvas ROC do método baseado em cristas e do método baseado em poros.	81
7.6	Gráficos de dispersão das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e pelo método baseado em poros, na base de dados PolyU HRF.	84
7.7	Gráficos de dispersão das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e pelo método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas), na base de dados PolyU HRF.	85
7.8	Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros utilizando a primeira estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF.	87
7.9	Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) adotando a primeira estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF.	88
7.10	Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros utilizando a segunda estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF.	91
7.11	Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) utilizando a segunda estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF.	92
7.12	Curvas ROC do método baseado em cristas e dos métodos utilizando as duas estratégias de fusão com o método baseado em poros.	94
7.13	Caso de falso positivo proveniente do método baseado em cristas corrigido com a adoção de poros.	95

Lista de Tabelas

2.1	Comparação das características biométricas mais utilizadas	9
6.1	Resumo sobre o conteúdo das bases que compõem a base de dados PolyU HRF	55
7.1	Acurácia da detecção de poros dos métodos avaliados.	73
7.2	Resultados obtidos com o método baseado em poros na base de dados PolyU HRF.	77
7.3	Resultados obtidos com o método baseado em poros na base de dados PolyU HRF, aplicando as restrições baseadas em cristas.	79
7.4	Comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configura- ção do método baseado em poros, na base de dados PolyU HRF. . . .	81
7.5	Medidas <i>Q-Statistic</i> entre o método baseado em cristas e cada um dos métodos baseados em poros, na base de dados PolyU HRF.	83
7.6	Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros, adotando a primeira estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.	86
7.7	Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) adotando a primeira estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.	89
7.8	Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros utilizando a segunda estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.	90
7.9	Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) utilizando a segunda estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.	93

7.10	Comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configuração de ω nas duas estratégias de fusão com poros, na base de dados PolyU HRF.	94
7.11	Tempos de processamento dos algoritmos avaliados.	96

Lista de Abreviaturas

AFIS	<i>Automated Fingerprint Identification System.</i>
APM	<i>Adaptive Pore Modeling.</i>
CSI	<i>Crime Scene Investigation.</i>
DAPM	<i>Dynamic Anisotropic Pore Model.</i>
DNA	<i>Deoxyribonucleic Acid.</i>
DoG	<i>Difference of Gaussian.</i>
EER	<i>Equal Error Rate.</i>
FAR	<i>False Acceptance Rate.</i>
FBI	<i>Federal Bureau of Investigation.</i>
FRR	<i>False Rejection Rate.</i>
HRF	<i>High-Resolution Fingerprint.</i>
IAFIS	<i>Integrated Automated Fingerprint Identification System.</i>
IBG	<i>International Biometric Group.</i>
ICP	<i>Iterative Closest Point.</i>
L3TK	<i>Level 3 Fingerprint Image Toolkit.</i>
NSA	<i>National Security Agency.</i>
ODA	<i>Overall Detection Accuracy.</i>

PolyU *Hong Kong Polytechnic University.*

RANSAC *Random Sample Consensus.*

ROC *Receiver Operating Characteristics.*

SWGFAST *Scientific Working Group on Friction Ridge
Analysis, Study and Technology.*

Capítulo 1

Introdução

Na sociedade moderna, várias situações que vão desde o acesso a locais de trabalho e a sistemas de informação, até a prevenção de atos terroristas, fazem com que a identificação de pessoas de uma forma cada vez mais segura seja uma necessidade. Tradicionalmente, as formas mais comuns de identificação pessoal são baseadas em posses, como cartões de crédito, chaves, documentos, carteiras de motorista, ou baseadas em conhecimento, como senhas, informações particulares e dados pessoais.

No entanto, estes tipos de identificação apresentam alguns problemas, pois as posses podem ser perdidas, furtadas ou usadas de maneira abusiva por terceiros, e o conhecimento pode ser esquecido ou inferido por outrem. Várias dessas vulnerabilidades presentes nestes métodos têm sido exploradas por fraudadores, ocasionando grandes rombos nos cofres de bancos, consumidores e operadoras de serviços. Como uma alternativa a estes tipos de identificação surge a Biometria, permitindo distinguir as pessoas utilizando características humanas.

Atualmente, inúmeros métodos de reconhecimento biométrico vêm sendo explorados em diferentes áreas, como na identificação forense e civil, controle de acesso físico e lógico, autenticação de transações e controle de ponto. A característica biométrica mais utilizada é a impressão digital. De acordo com Maltoni et al. (2009), isso se deve ao fato de praticamente todo ser humano possuir impressão digital, desta ser distinta até para gêmeos idênticos e ainda pelo fato de que, mesmo diante de mudanças temporárias, como cicatrizes e cortes, ela se regenera, voltando para sua forma original.

A impressão digital é formada por sulcos presentes nos dedos, sendo que as partes altas e baixas dos sulcos são denominadas cristas e vales, respectivamente.

As características das impressões digitais analisadas para efetuar o reconhecimento biométrico podem ser classificadas em três níveis (Jain et al., 2007; Chaberski, 2008; Zhao et al., 2010a). O primeiro nível de características, ou padrões, é formado pelos macro-detahes de uma impressão digital, como o fluxo das cristas e o padrão formado por ele. O segundo nível de características é formado pelas minúcias, pontos característicos observados seguindo-se o fluxo das cristas, como as bifurcações e as terminações. O terceiro nível inclui todos os atributos dimensionáveis das cristas, como largura, forma, contorno, poros sudoríparos, cicatrizes, dobras e outros detalhes permanentes (Jain et al., 2007; Maltoni et al., 2009). A Figura 1.1 exemplifica cada um dos níveis de características.

Análises estatísticas mostram que as características de primeiro nível não contêm informação suficiente para identificar uma pessoa, no entanto, podem ser utilizadas para classificação da impressão digital e limitar o espaço de busca. As características de segundo nível, por sua vez, apresentam poder discriminatório suficiente para estabelecer a individualidade das impressões digitais (Chaberski, 2008; Stosz & Alyea, 1994), sendo consideradas permanentes, imutáveis e únicas pelos especialistas forenses. De forma análoga, estas considerações se aplicam também as características de terceiro nível que se utilizadas adequadamente, provêm informação discriminatória para identificação humana (Ashbaugh, 1999).

Os sistemas *Automated Fingerprint Identification System* (AFIS) para reconhecimento automático de impressões digitais empregam atualmente apenas as características de primeiro e segundo níveis (Zhao & Jain, 2010). Isso se deve ao fato de que para uma extração confiável de características de terceiro nível são necessárias imagens de impressão digital em alta resolução (com pelo menos 1000 dpi), e os AFIS comerciais são baseados apenas em imagens de 500 dpi. Esta alta resolução foi proposta pelo *Scientific Working Group on Friction Ridge Analysis, Study and Technology* (SWGFAST) em 2005, como resolução mínima de captura ou digitalização para impressões digitais latentes, captura dos dez dedos e imagens de impressão da palma da mão, para inclusão das características de terceiro nível no padrão do *Federal Bureau of Investigation* (FBI) (Jain et al., 2007).

Diante desses novos padrões, da redução do custo dos sensores de captura de impressões digitais em alta resolução e das crescentes demandas e exigências sobre a precisão e a robustez do reconhecimento das impressões digitais, há necessidade de quantificar o poder de discriminação das características de terceiro nível. A comunidade científica vem dando, nos últimos anos, grande enfoque ao emprego de

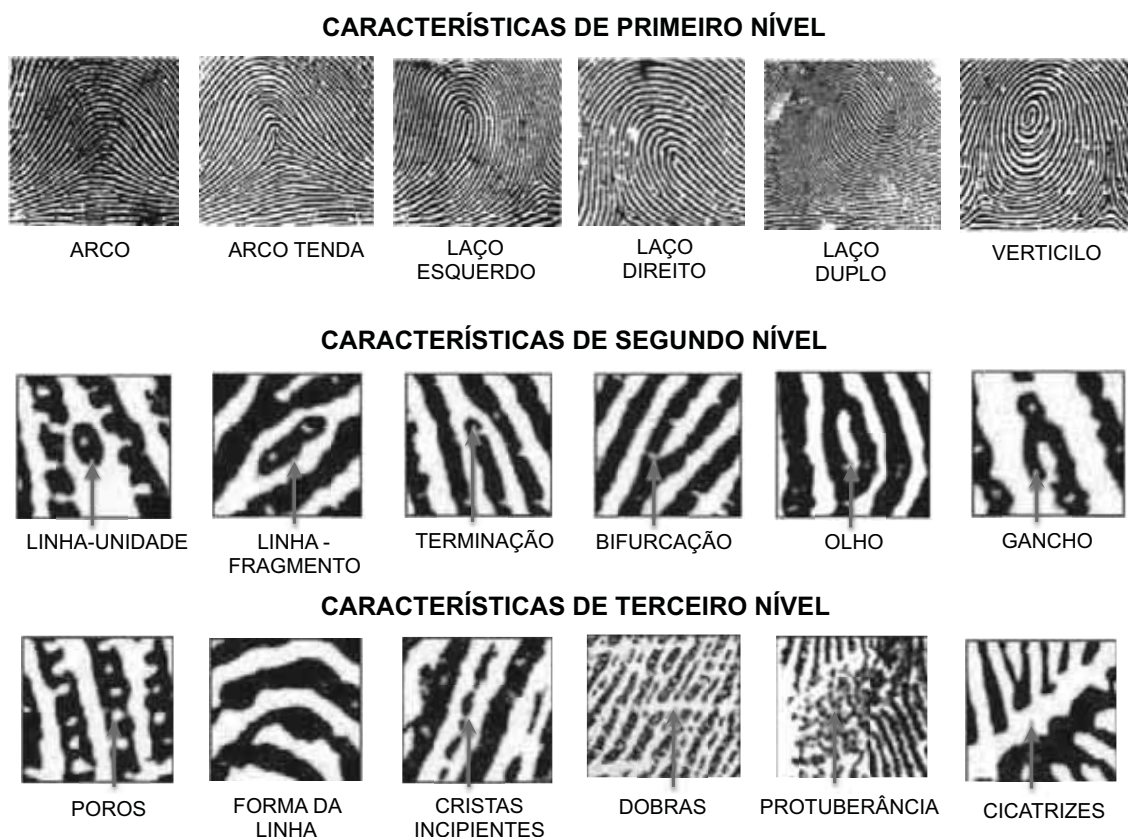


Figura 1.1: Exemplos dos três níveis de características das impressões digitais (Jain et al., 2007).

características de terceiro nível, sobretudo no uso dos poros sudoríparos, os quais são encontrados em abundância nas impressões digitais.

As características de terceiro nível há muito tempo são empregadas no exame forense realizado manualmente por especialistas, principalmente no reconhecimento de impressões digitais latentes e no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais. Neste último caso, a área de sobreposição das duas impressões digitais sendo comparadas costuma ser pequena e, portanto, o número de minúcias pareadas pode ser insuficiente para permitir o reconhecimento da impressão digital com uma boa confiabilidade (Ashbaugh, 1999). Com a tendência da diminuição dos tamanhos dos sensores em várias aplicações, principalmente nas projetadas para dispositivos móveis, o tratamento adequado de fragmentos de impressões digitais passa a ter grande relevância. Procurando lidar com o desempenho limitado dos sistemas automáticos de reconhecimento de impressões digitais atuais, quando apenas fragmentos estão

disponíveis, trabalhos recentes têm procurado incorporar o uso de poros e atributos de cristas nestes sistemas (Kryszczuk et al., 2004; Rawat, 2009; Chen, 2009).

Pretende-se, neste trabalho, estender a técnica de reconhecimento de impressões digitais baseada em cristas, proposta por Marana & Jain (2005), incorporando-se ao processo de registro e comparação das impressões digitais às informações dos poros sudoríparos nelas detectados, focando no problema de reconhecimento de fragmentos de impressões digitais.

No Brasil, a quantidade de aplicações que utilizam identificação de pessoas baseada no reconhecimento de impressões digitais aumenta a cada ano. Atualmente, durante o processo de emissão de documentos de identificação, como passaportes, carteiras de identidade, carteiras de habilitação para motoristas, já é exigida a coleta de características biométricas para a identificação das pessoas. Nos cadastros realizados pela Polícia Civil e Federal também já são utilizados sistemas biométricos. Nas eleições de 2010, mais de um milhão de eleitores em 60 municípios foram identificados no ato da votação utilizando-se características biométricas (Tribunal Superior Eleitoral, 2010a,b). E nas eleições de 2012, as urnas biométricas foram utilizadas em 298 municípios de 24 diferentes estados, com a participação de 7,8 milhões de eleitores (Convergência Digital UOL, 2012). Para as eleições de 2014, mais uma vez deve aumentar o número de municípios atendidos pela urna biométrica. Em todos esses casos, as impressões digitais constituem a principal característica biométrica de identificação (Tribunal Superior Eleitoral, 2010a).

Para evitar fraudes nesses e em outros sistemas onde a identificação precisa e em larga escala das pessoas é um requisito fundamental, acredita-se que em breve será imprescindível o emprego das características de terceiro nível das impressões digitais, uma vez que as características de primeiro e segundo níveis (utilizadas atualmente) não serão suficientes.

1.1 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo aumentar a robustez do método de reconhecimento de fragmentos de impressões digitais baseado em cristas proposto por Marana & Jain (2005) utilizando os poros sudoríparos detectados nas cristas nas etapas de registro e comparação. Espera-se que para os casos de comparações impostoras com alta pontuação resultantes do método baseado em cristas, as informações dos poros extraídas possam indicar que na realidade trata-se de um casamento impostor.

1.2 Motivação

O aperfeiçoamento dos sistemas automáticos de classificação, pesquisa e identificação de impressões digitais vem ocorrendo desde que o primeiro deles foi concebido, substituindo parte dos trabalhos de classificação manuais realizados por especialistas forenses.

Com a evolução das tecnologias de captura, vislumbrou-se empregar características estendidas das impressões digitais no reconhecimento, chamadas características de terceiro nível, para melhorar a precisão dos sistemas. O uso dessas características de terceiro nível, como os poros sudoríparos, já consolidado nos exames realizados manualmente por peritos forenses e a crescente demanda por sistemas mais seguros motiva a pesquisa na área.

A relevância de tal estudo no Brasil é evidente, visto que a impressão digital é a principal forma de identificação no país, e seu uso no processo eleitoral tornará a base de dados uma das maiores do mundo.

A Figura 1.2 apresenta dois fragmentos de impressões digitais de dedos diferentes. Nela é possível visualizar apenas uma minúcia (uma bifurcação destacada em um círculo vermelho), cujo casamento está incorreto, fato evidenciado pelas diferentes posições dos poros nas imagens.

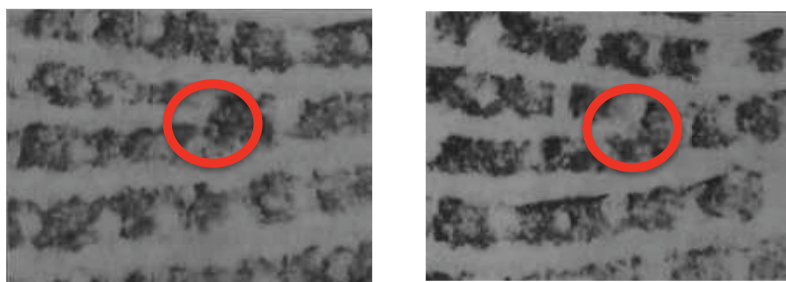


Figura 1.2: Dois fragmentos de impressões digitais de dedos diferentes. Na comparação delas, elas seriam casadas analisando apenas as minúcias. No entanto, utilizando os poros elas seriam corretamente classificadas como diferentes (Ashbaugh, 1999).

1.3 Estrutura da Dissertação

Além deste capítulo introdutório, que também apresentou os objetivos e motivações para este trabalho, a dissertação se divide em mais sete capítulos.

No Capítulo 2 são descritos sucintamente os principais termos e conceitos de Biometria abordados nesta dissertação, trazendo também os modos de operação dos sistemas biométricos e algumas taxas de erro para avaliação destes sistemas.

No Capítulo 3 são apresentadas as características anatômicas das impressões digitais, o histórico de seu uso na área forense, os três níveis de características disponíveis nela e, por fim, alguns dos desafios enfrentados no reconhecimento biométrico utilizando impressões digitais.

No Capítulo 4 é apresentado em detalhes o método de reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough. Este é o algoritmo adotado como ponto de partida do presente trabalho.

No Capítulo 5 são apresentados alguns dos principais métodos de extração de poros disponíveis na literatura, desde os primeiros, baseados em esqueletonização, até os mais recentes utilizando filtros isotrópicos e filtros adaptativos. Mais detalhes são trazidos acerca dos dois métodos adotados neste trabalho, um utilizando filtros isotrópicos e outro utilizando modelos adaptativos.

No Capítulo 6 são descritos a metodologia seguida nesta dissertação, os métodos utilizados, com detalhes acerca dos parâmetros adotados, e o material empregado para avaliação dos métodos.

No Capítulo 7 são apresentados e discutidos os resultados dos experimentos avaliando os métodos baseado em cristas, baseado em poros, e a combinação dos mesmos, indicando os ganhos obtidos.

Por fim, no Capítulo 8 são apresentadas as conclusões do autor embasadas pelos resultados obtidos, enumeradas as contribuições desta dissertação e apontados os trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos a partir dos resultados obtidos no presente trabalho.

Capítulo 2

Biometria

Neste capítulo são apresentados os principais conceitos associados à Biometria, iniciando com sua definição, suas características e propriedades. Depois, são descritos os processos que compõem um sistema biométrico e cada um de seus módulos. Por fim, são relatadas algumas das medidas de desempenho dos sistemas biométricos, através de suas taxas de erros.

2.1 Introdução à Biometria

Biometria é a ciência de reconhecer a identidade de uma pessoa baseada em seus atributos físicos ou comportamentais, tais como a face, as impressões digitais, a voz e a íris (Jain et al., 2008). Na Figura 2.1 são apresentados alguns exemplos de características biométricas que são adotadas em sistemas comerciais ou que estão sendo estudadas pela comunidade científica.

Para que uma característica física ou comportamental humana possa ser utilizada como um identificador biométrico, ela deve satisfazer alguns requisitos, tais como:

- *Universalidade*: toda pessoa deve possuir a característica;
- *Unicidade*: a característica deve ser única para cada pessoa, permitindo distinguir quaisquer duas pessoas;
- *Permanência*: a característica não deve se alterar ao longo do tempo;
- *Coletabilidade*: a característica deve poder ser medida quantitativamente;

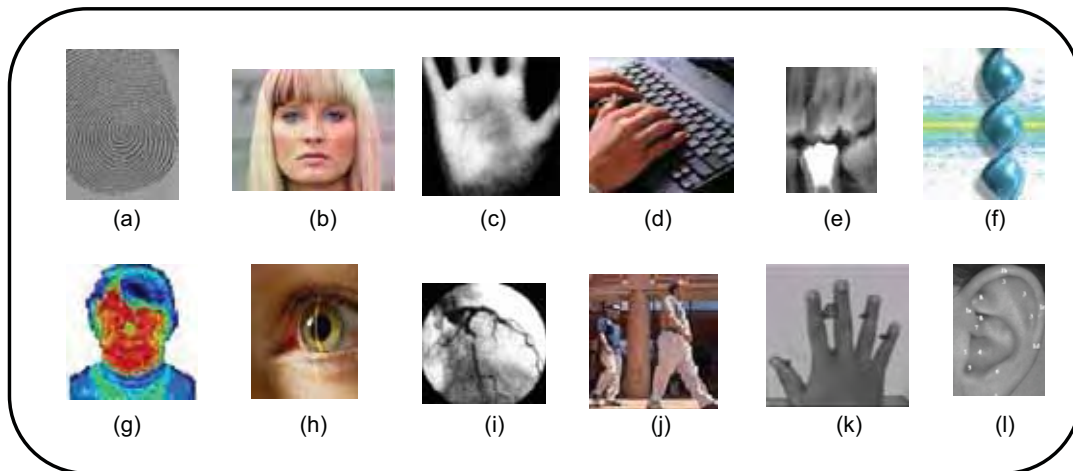


Figura 2.1: Exemplos de características biométricas: (a) impressão digital, (b) face, (c) veias da mão, (d) dinâmica de digitação, (e) arcada dentária, (f) DNA, (g) termograma facial, (h) íris, (i) retina, (j) modo de andar, (k) geometria da mão, e (l) orelha.

- *Desempenho:* a característica deve possibilitar um reconhecimento preciso, em tempo hábil, ter poucos requisitos de recursos e ser robusta a fatores ambientais e operacionais;
- *Aceitabilidade:* os sistemas biométricos que utilizam a característica devem ser aceitos facilmente por seus usuários; e
- *Circunvenção:* a característica deve dificultar ao máximo a possibilidade de fraudes.

A Tabela 2.1 apresenta um comparativo realizado por Maltoni et al. (2009) entre as características biométricas mais utilizadas. O fato de nenhuma delas possuir o mais alto grau em todos os requisitos faz com que nenhuma seja considerada ótima. No entanto, é interessante evidenciar o bom equilíbrio da impressão digital entre todas as propriedades desejáveis.

Como as impressões digitais têm uma longa história de uso no campo forense para investigação criminal, elas possuem um estigma de criminalidade associado a elas. Entretanto, isto vem mudando rapidamente com a alta demanda para o reconhecimento automático de pessoas com o intuito de combater fraudes de identidade e ameaças de segurança (Maltoni et al., 2009). O reconhecimento automático de impressões digitais é uma das tecnologias biométricas mais maduras e é adequado para um grande número de aplicações de reconhecimento. Isso se reflete também nas

Tabela 2.1: Comparação das características biométricas mais utilizadas (Maltoni et al., 2009).

Característica	Universalidade	Unicidade	Permanência	Coletabilidade	Desempenho	Aceitabilidade	Circunvenção
Face	Alta	Baixa	Média	Alta	Baixa	Alta	Baixa
Impressão Digital	Média	Alta	Alta	Média	Alta	Média	Média
Geometria das mãos	Média	Média	Média	Alta	Média	Média	Média
Veias da mão/dedo	Média	Média	Média	Média	Média	Média	Alta
Íris	Alta	Alta	Alta	Média	Alta	Baixa	Alta
Assinatura	Baixa	Baixa	Baixa	Alta	Baixa	Alta	Baixa
Voz	Média	Baixa	Baixa	Média	Baixa	Alta	Baixa

receitas geradas por ele, conforme ilustra o gráfico comparativo de receitas geradas pelas tecnologias biométricas na Figura 2.2.

2.2 Modo de Operação de Sistemas Biométricos: Verificação versus Identificação

Dependendo do contexto da aplicação, um sistema de reconhecimento biométrico pode ser chamado de sistema de identificação ou sistema de verificação:

- **Verificação:** onde as características extraídas são comparadas com a referência biométrica da identidade declarada pelo usuário, verificando se ele é quem diz ser (comparação 1:1). De acordo com a pontuação obtida, o sistema aceita ou rejeita a identidade declarada pelo usuário; e
- **Identificação:** onde as características extraídas são comparadas com todas as referências biométricas cadastradas na base de dados para identificar quem é o usuário (comparação 1:N). De acordo com os resultados obtidos nas comparações, o sistema estabelece a identidade do usuário ou informa que ele não está cadastrado na base de dados.

A Figura 2.3 ilustra os módulos envolvidos nos processos de cadastro do usuário na base de dados, no processo de verificação e no processo de identificação.

Receitas das tecnologias biométricas, 2009

Copyright © 2008 International Biometric Group

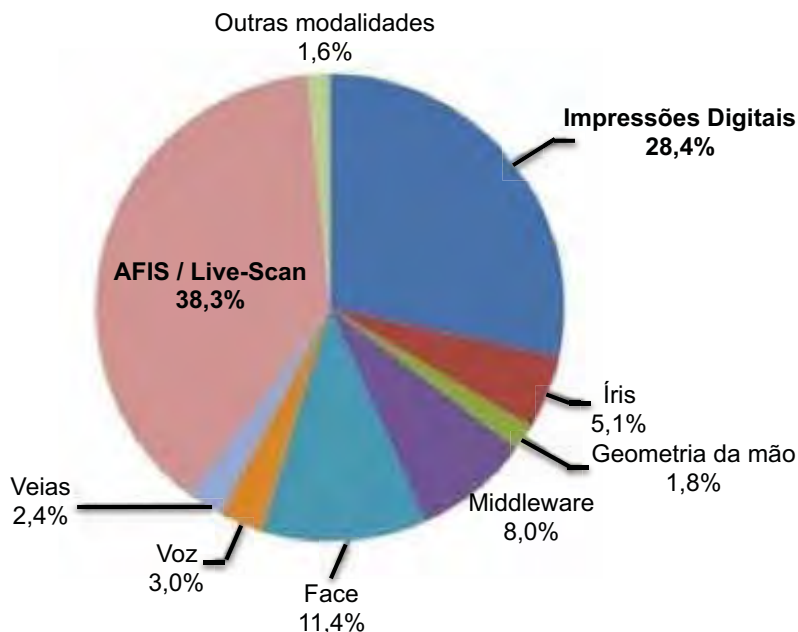


Figura 2.2: Receitas por característica biométrica estimadas pelo International Biometric Group em 2008. Sistemas baseados em impressões digitais, tanto para aplicações forenses (apresentados como AFIS / *Live-Scan*) quanto para aplicações não-forenses continuam sendo a principal tecnologia biométrica em termos de fatia de mercado, comandando mais de 60% das receitas biométricas (International Biometric Group, 2008b).

Os módulos realizam as seguintes tarefas:

- *Captura*: obtém uma representação digital da característica biométrica através da interação com o sensor;
- *Verificação da qualidade*: avalia a situação da amostra capturada, para garantir a correta extração de características;
- *Extração de características*: extrai informações para compor uma representação compacta da característica biométrica;
- *Criação da referência biométrica*: organiza o conjunto de características extraídas dentro de um modelo (referência biométrica) para cadastro na base de dados;

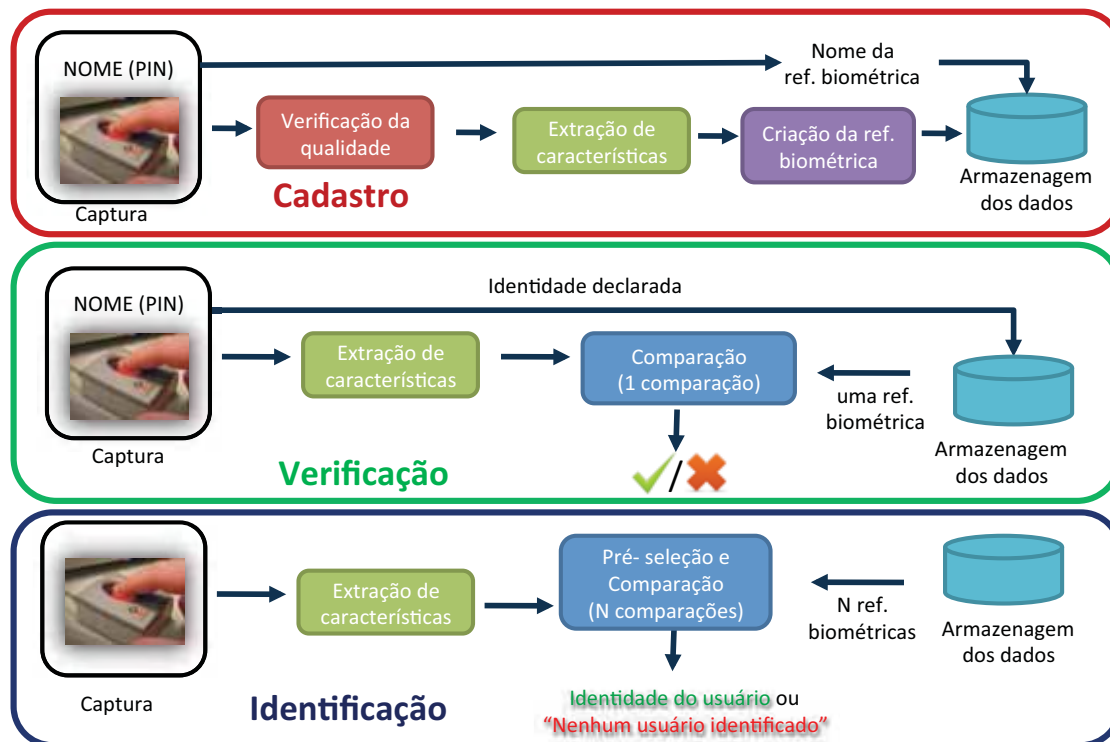


Figura 2.3: Processos de cadastro, verificação e identificação. Estes processos utilizam os seguintes módulos: captura, verificação da qualidade, extração de características, criação da referência biométrica, comparação, pré-seleção e armazenagem dos dados. No processo de identificação, a pré-seleção e a comparação são frequentemente combinadas.

- *Pré-seleção e comparação:* a pré-seleção, também conhecida como filtro, é realizada antes da comparação no processo de identificação quando o número de referências biométricas cadastradas na base de dados é grande. A comparação computa uma medida de similaridade entre a amostra cadastrada na base de dados (referência biométrica) e a amostra de consulta, retornando uma pontuação; e
- *Armazenagem dos dados:* é necessário armazenar as referências biométricas e outras informações cadastrais do usuário em um dispositivo de armazenamento, que pode ser interno, externo ou um *smart card*.

2.3 Avaliação de Sistemas Biométricos

A decisão de um sistema biométrico por classificar um indivíduo como genuíno ou impostor é regulada por um limiar (*threshold*). Caso a pontuação retornada pelo

módulo de comparação seja superior ou igual ao limiar, o usuário é aceito como genuíno, caso contrário, ele é classificado como impostor.

Seguindo o raciocínio, a avaliação do desempenho de um sistema biométrico pode ser realizada através de duas medidas principais:

- *Taxa de Falsa Aceitação, do inglês False Acceptance Rate (FAR)*: probabilidade de duas imagens de indivíduos diferentes serem classificadas como semelhantes, ou seja, a probabilidade de se aceitar um indivíduo impostor; e
- *Taxa de Falsa Rejeição, do inglês False Rejection Rate (FRR)*: probabilidade de duas imagens do mesmo indivíduo serem classificadas como diferentes, ou seja, a probabilidade de se rejeitar um indivíduo genuíno.

Essas taxas são obtidas a partir das distribuições obtidas por comparações genuínas e impostoras. A distribuição de pontuações genuínas é calculada comparando cada referência biométrica de um indivíduo com outras amostras do mesmo dedo do indivíduo. Por outro lado, a distribuição de pontuações impostoras é calculada comparando cada referência biométrica de um indivíduo com amostras dos demais indivíduos. A Figura 2.4 mostra um exemplo das distribuições obtidas por comparações genuínas e impostoras.

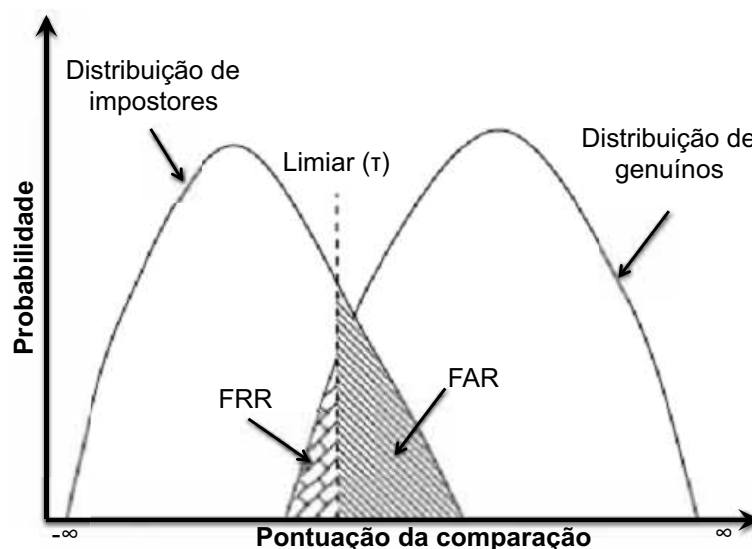


Figura 2.4: Exemplo de distribuições de pontuações de comparações genuínas e impostoras, com suas respectivas taxas de erros FAR e FRR para um dado valor de limiar (Jain et al., 2004).

Deslocando-se o valor do limiar para a direita, reduz-se a taxa FAR (tornando o sistema mais seguro), no entanto aumenta-se a taxa FRR (tornando o sistema mais inflexível a variações intraclasse). E deslocando o limiar para a esquerda, a taxa FRR decresce (permitindo uma maior variabilidade intraclasse dos usuários), porém aumenta a taxa FAR (tornando o sistema menos seguro). A definição do valor do limiar varia de sistema para sistema de acordo com a aplicação.

A partir destas duas taxas, pode-se extrair uma medida única para caracterizar o nível de segurança do sistema, chamada *Equal Error Rate* (EER), que denota a taxa de erro a um dado limiar onde FRR e FAR possuem o mesmo valor.

O desempenho de um sistema em diferentes valores de limiar pode ser representado também através da curva *Receiver Operating Characteristics* (ROC). Nela é possível observar o relacionamento inverso existente entre as taxas FAR e FRR, e os diferentes limiares que são adotados de acordo com o nível de segurança que a aplicação necessite. Na Figura 2.5 é mostrado um exemplo da curva ROC, evidenciando o relacionamento entre as taxas de erro e exemplificando os pontos de operação de algumas classes de aplicações (forenses, comerciais e de alta segurança).

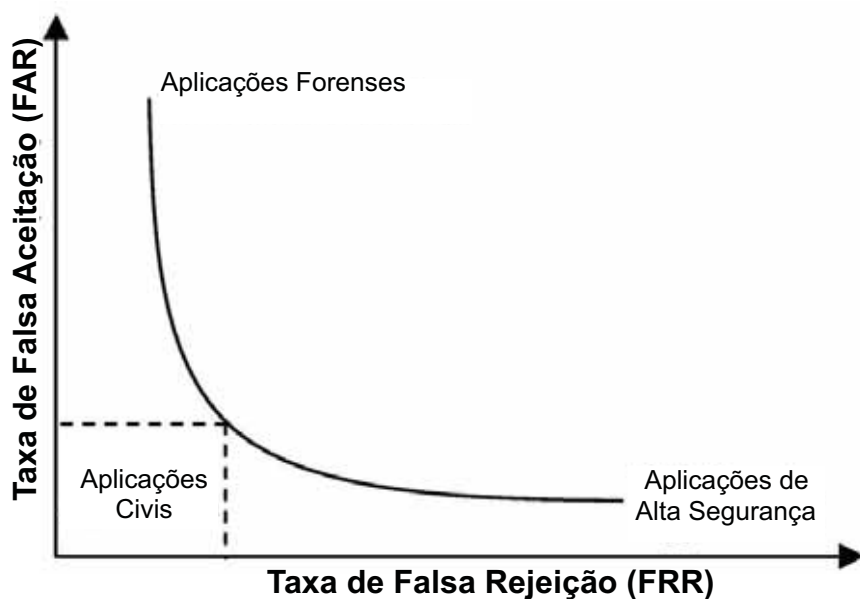


Figura 2.5: Exemplo de curva ROC, onde são observados os valores de FAR e FRR para diferentes limiares. Pontos de operação típicos de diferentes aplicações biométricas são apresentados na curva (Jain et al., 2004).

2.4 Considerações Finais

Neste capítulo inicialmente foi definido o termo Biometria, apresentados exemplos das principais características humanas que podem ser adotadas para a identificação biométrica e os requisitos que estas características devem atender. Depois, foram mostradas as semelhanças e diferenças presentes em sistemas biométricos de verificação e de identificação, explicando sucintamente os módulos que os compõem. Por fim, foram apresentadas as taxas de erros utilizadas para avaliação dos sistemas biométricos, como a FAR, FRR e a EER.

Capítulo 3

Impressões Digitais

Neste capítulo estão reunidas as informações acerca das impressões digitais. Primeiramente é apresentada uma breve introdução sobre as impressões digitais. Depois é relatado um sucinto histórico de seu uso no reconhecimento biométrico. Então, são descritos os três diferentes níveis de características das impressões digitais que podem ser utilizadas para o reconhecimento humano. Por fim, são retratadas as principais abordagens e desafios no reconhecimento utilizando impressões digitais.

3.1 Introdução às Impressões Digitais

Impressões digitais podem ser definidas como sendo os desenhos formados pelas papilas (elevações da pele), presentes nas polpas dos dedos das mãos. A papila é uma pequena bolsa de formação neurovascular, que pode conter vasos sanguíneos ou corpúsculos do tato, que se projeta a partir da parte mais profunda da pele, a derme, formando relevos irregulares na camada mais superficial, a epiderme, servindo ainda para aumentar a aderência entre estas duas camadas. Quando esses relevos têm a forma de uma montanha são chamados de cristas papilares. Quando os relevos se assemelham a um vale são chamados de sulcos interpapilares (Maltoni et al., 2009). Nas imagens de impressões digitais capturadas pela maioria dos sensores, as cristas se apresentam na cor preta e os vales na cor branca, conforme é apresentado na Figura 3.1.

Impressões digitais são formadas durante o desenvolvimento do feto e as configurações das cristas dos dedos não se alteram ao longo da vida do indivíduo, exceto devido a acidentes, tais como hematoma e cortes nas pontas dos dedos. As cristas têm formação cônica e variam em número, direção, dimensão e forma. Tais características



Figura 3.1: Cristas e vales em uma imagem de impressão digital.

tomam forma através da combinação de fatores ambientais e genéticos de cada indivíduo (ditos “epigenéticos”). O código genético contido no DNA fornece informações gerais sobre a maneira a qual a pele deve ser criada no feto em desenvolvimento. A posição exata do feto no útero em um determinado momento, a densidade e a composição do líquido amniótico ao redor dele determinam como as cristas em cada indivíduo irão se formar. Consequentemente, as impressões digitais são uma marca exclusiva de cada indivíduo, mesmo entre gêmeos idênticos. Esta propriedade faz das impressões digitais um identificador biométrico bastante atraente (Maltoni et al., 2009).

3.2 História

Não existe uma data reconhecida universalmente como sendo o início do uso das impressões digitais para identificação humana. A referência mais antiga do uso de impressões digitais com o propósito de identificação foi relatada durante o reino de Hamurabi (1792-1750 A.C.) na Babilônia, onde contratos eram selados com os dedos (Ashbaugh, 1989).

Existem evidências de que as impressões digitais eram utilizadas na China, por volta de 800 anos A.C. Acredita-se que este método foi utilizado por vários anos, pois por volta de 400 anos A.C. selos de argila eram produzidos por impressão de dedos e usados em cartas e documentos (Ashbaugh, 1989; Maltoni et al., 2009). A Figura 3.2 apresenta alguns itens e artefatos históricos com impressões digitais. Estudos sugerem que as impressões digitais encontradas no contrato chinês (Figura 3.2e) e na lâmpada palestina (Figura 3.2b) tenham sido utilizadas para indicar identidades (Maltoni et al., 2009).

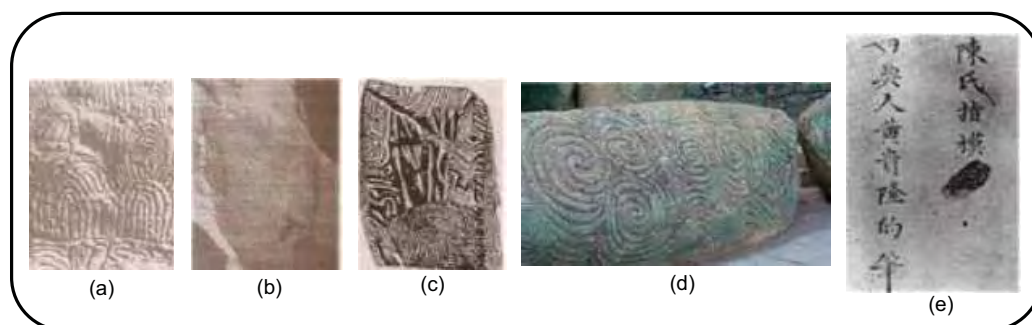


Figura 3.2: Exemplos de artefatos históricos com impressões digitais: (a) escultura neolítica (ilha Gavrinis), (b) uma impressão em uma lâmpada palestina, (c) pedra permanente (ilha Goat), (d) uma das pedras de Newgrange, e (e) parte de um contrato chinês de 800 A.C. (SWGFAST - Scientific Working Group on Friction Ridge Analysis, Study and Technology, 2009; Maltoni et al., 2009; Ashbaugh, 1989).

Apesar das várias evidências históricas, mostrando que há muito tempo já havia uma percepção sobre a individualidade das impressões digitais, os 25 primeiros registros científicos são datados do final do século XVII, quando vários pesquisadores começaram a estudar o uso das impressões digitais.

Em 1684, o inglês Nehemiah Grew publicou o primeiro artigo científico reportando seu estudo sistemático sobre as estruturas como cristas, “ranhuras” e poros de impressões digitais. Em 1788 uma descrição detalhada da formação anatômica das impressões digitais foi feita por Mayer, na qual um grande número de características das cristas foi identificado (Ashbaugh, 1989).

Mas a história do uso de impressões digitais como um método científico para identificação remete a década iniciada em 1880, quando Henry Fauld sugeriu que impressões digitais latentes obtidas em cenas de crimes poderiam fornecer informações sobre a identidade do criminoso. Ele fez a primeira proposta científica sobre a individualidade de impressões digitais baseada em observações empíricas (Ashbaugh, 1989).

No final do século XIX, Francis Galton conduziu um estudo extensivo sobre impressões digitais, e publicou um livro intitulado “*Fingerprints*”, no qual ele discute a base da ciência contemporânea de impressões digitais, incluindo a permanência, unicidade e a classificação das impressões digitais. Galton introduziu as características de segundo nível das impressões digitais, definindo pontos de minúcias como as terminações e as bifurcações das cristas. Ele também desenvolveu um modelo probabilístico usando pontos de minúcias para quantificar a unicidade das impressões digitais (Jain et al., 2006, 2007). Embora Galton tenha descoberto que os poros

sudoríparos também podem ser observados nas cristas, ele não propôs nenhum método para utilizá-los no processo de identificação de impressões digitais (Jain et al., 2007). Outro avanço importante no reconhecimento de impressões digitais ocorreu em 1899, quando Edward Henry estabeleceu uma sistemática de classificação conhecida como “Sistema de Henry”.

Em 1912, Edmond Locard introduziu a ciência da poroscopia, a comparação de poros sudoríparos com o propósito de identificação pessoal. Locard verificou que por serem características das cristas, os poros são também permanentes, imutáveis e únicos, e são úteis para o estabelecimento da identidade, principalmente quando um número de cristas suficiente não está disponível. Além disso, Locard estudou a variação dos poros e propôs quatro critérios que podem ser usados para identificação baseada em poros: o tamanho dos poros, a forma dos poros, a posição dos poros nas cristas, e o número ou frequência dos poros (Ashbaugh, 1989; Jain et al., 2007). Foi observado que o número de poros em um centímetro de crista varia de 9 a 18 (o que corresponde de 23 a 45 poros por polegada), e que uma quantidade de 20 a 40 poros deve ser suficiente para determinar a identidade de uma pessoa (Ashbaugh, 1999). Em particular, os poros fornecem informação essencial para exame de fragmentos de impressões digitais latentes visto que o número de pontos de minúcia nestes fragmentos é em geral muito baixo.

No começo do século XX, o reconhecimento via impressões digitais foi formalmente aceito como um método válido de identificação e se tornou rotina em aplicações forenses. Em 1924, o banco de dados da divisão do FBI continha 810.000 impressões digitais. No início da década de 1960, o FBI e o Departamento de Polícia de Paris começaram a investir no desenvolvimento de sistemas automáticos de identificação de impressões digitais e compuseram os sistemas AFIS.

Em 1962, Chatterjee propôs o uso de bordas de cristas combinadas com outras formações da superfície das cristas para estabelecer a individualização, o qual é referenciado por “bordoscopia” (Ashbaugh, 1999). Chatterjee descobriu que algumas formas nas bordas da superfície das cristas tendem a reaparecer frequentemente e as classificou dentro de oito categorias, denominadas, reta, convexa, pico, tabela, bolsa, côncava, angular, e outras. Em 2000, o FBI instalou um sistema integrado de identificação de impressões digitais, do inglês *Integrated Automated Fingerprint Identification System* (IAFIS) com um banco de dados de 47 milhões de impressões digitais. E a partir desse mesmo ano, as tecnologias de reconhecimento automático de impressões digitais cresceram rapidamente e avançaram para aplicações civis.

Nos últimos 10 anos, porosopia e bordosopia têm recebido grande atenção e têm sido estudadas pelos pesquisadores da área de Biometria, pois revelam características muito importantes, e muitas vezes essenciais, para o reconhecimento de impressões latentes e para o aumento da precisão nos sistemas AFIS, particularmente nos casos onde se tem disponível para análise apenas fragmentos das impressões digitais (Ashbaugh, 1999).

3.3 Níveis de Características

Quando analisadas em nível global, o padrão da impressão digital exibe uma ou mais regiões onde as linhas das cristas assumem formas distintas (caracterizada pela alta curvatura, frequente terminação, etc.). Estas regiões podem ser classificadas como: laço, delta e verticilo. A partir destas regiões e do ponto central (chamado núcleo), as impressões digitais podem ser classificadas como: arco, arco tenda, laço esquerdo, laço direito, laço duplo e verticilo (Maltoni et al., 2009). Estas características que classificam as impressões em macro classes são consideradas as de primeiro nível. A Figura 1.1, primeira linha, apresenta exemplos de características de primeiro nível de impressões digitais.

No nível local, outras importantes características, chamadas minúcias, podem ser encontradas nos padrões de impressões digitais. Minúcia, no contexto de impressões digitais, se refere aos vários modos pelos quais uma crista pode se tornar descontínua. Embora existam vários tipos de minúcias, o modelo de minúcias utilizado pelo FBI e pela maioria dos sistemas biométricos considera apenas dois deles, as terminações e as bifurcações. Cada minúcia é representada pelo seu tipo, pelas suas coordenadas e pela sua orientação (Maltoni et al., 2009). Minúcias são chamadas às vezes de “detalhes de Galton” em sua homenagem. Elas compõem o segundo nível de características de impressões digitais. A Figura 1.1, segunda linha, apresenta exemplos de características de segundo nível de impressões digitais.

O terceiro nível de características das impressões digitais é o nível mais detalhista, pois refere-se aos aspectos intrínsecos das cristas papilares. Existem várias características atribuídas a este nível, tais como espessura, forma, curvatura e limites das cristas papilares, mas a característica mais importante deste nível são os poros, pois a posição, forma, quantidade e dimensão dos mesmos variam de uma pessoa para outra (Maltoni et al., 2009). A Figura 1.1, terceira linha, apresenta exemplos de características de terceiro nível de impressões digitais.

Os poros são orifícios minúsculos dos canais sudoríparos e apresentam como função principal excretar o suor segregado pelas glândulas sudoríparas e sebáceas. Nas imagens de impressões digitais eles se apresentam como pontos brancos sobre as cristas papilares. Também por intermédio dos poros, pode-se identificar pessoas, pois como eles estão nas cristas papilares e estas não sofrem alteração, o mesmo acontece com os poros, ou seja, pode-se aplicar aos poros os mesmos postulados aplicados às cristas. Assim sendo, os poros não se alteram nem em sua localização nem em sua quantidade (Ashbaugh, 1989; Jain et al., 2007). A Figura 3.3 ilustra a localização dos poros em relação às estruturas da pele.

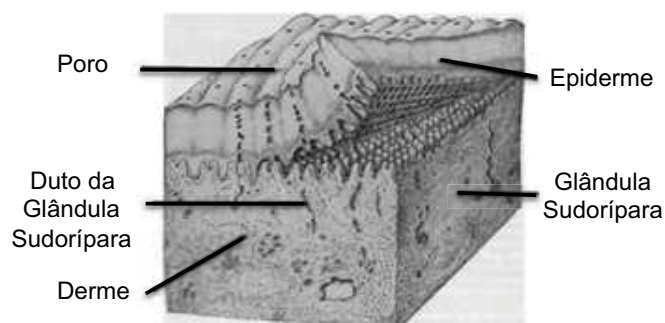


Figura 3.3: Representação tridimensional da estrutura do topo da pele. A epiderme está parcialmente elevada em relação à derme, para expor as papilas dérmicas (Jain et al., 2007).

Baseado na posição nas cristas, poros são frequentemente divididos dentro de duas categorias: abertos e fechados. Um poro fechado é completamente circundado por uma crista, enquanto um poro aberto cruza-se com uma linha de vale entre duas cristas (Jain et al., 2006, 2007). A Figura 3.4 mostra exemplos de poros abertos e fechados.



Figura 3.4: Exemplos de poros sudoríparos abertos e fechados na impressão digital.

3.4 Desafios no Reconhecimento

Graças à representação de sistemas de impressões digitais de seriados de investigação criminal exibidos na televisão, por exemplo, *Crime Scene Investigation* (CSI), a percepção geral é de que a identificação de impressões digitais automática é uma tecnologia infalível. Isto não é verdade, pois há uma série de questões desafiadoras que precisam ser tratadas de forma a ampliar o escopo de mercado atendido por sistemas de reconhecimento de impressões digitais (Maltoni et al., 2009).

Um dos desafios do reconhecimento de impressões digitais é a grande variabilidade presente em diferentes impressões do mesmo dedo, chamada variabilidade intraclasse. Ela costuma ocorrer durante a interação do indivíduo com o sensor, e os principais fatores que contribuem para este problema são:

- *Deslocamento*: pois no momento da aquisição, o usuário pressiona o dedo em diferentes posições do sensor, provocando um deslocamento na impressão digital;
- *Rotação*: o usuário pode pressionar o dedo em diferentes angulações. Em geral, rotações involuntárias de aproximadamente vinte graus são comuns;
- *Sobreposição parcial*: devido aos diferentes deslocamentos e rotações, pode acontecer de existir apenas uma pequena área de sobreposição entre a imagem utilizada para compor a referência biométrica (modelo do usuário gravado na base de dados) e a imagem de consulta. Em sensores de dispositivos móveis, onde a área de contato é reduzida, este problema é um desafio ainda maior. Este problema é o foco principal desta dissertação;
- *Deformação não-linear*: a pressão do dedo sobre a superfície bidimensional do sensor provoca deformações, pois a pele é elástica e os componentes de força provocam o estiramento ou a compressão da impressão digital; e
- *Condições da pele e do sensor*: cicatrizes, umidade e oleosidade da pele, bem como sujeira no sensor acarretam em ruídos na captura.

As abordagens de reconhecimento devem tratar tais fatores para assegurar a precisão do sistema. Em problemas como a sobreposição parcial, o emprego dos poros pode trazer uma melhor precisão no algoritmo.

3.5 Abordagens Utilizadas para o Reconhecimento Automático

De acordo com Maltoni et al. (2009), as abordagens utilizadas no reconhecimento automático de impressões digitais podem ser classificadas da seguinte forma:

- *Baseadas em correlação*: duas imagens de impressões digitais são sobrepostas e a correlação entre os pixels, no nível dos tons de cinza, é computada mediante diferentes alinhamentos. Esta abordagem tende a ser bastante ineficiente em termos de tempo de processamento, uma vez que há inúmeros alinhamentos para as quais as correlações devem ser calculadas. As técnicas de reconhecimento de impressões digitais baseadas nas características de primeiro nível enquadram-se nessa categoria;
- *Baseadas em minúcias*: as minúcias, como as bifurcações e terminações, são extraídas das impressões digitais e armazenadas como um conjunto de pontos no plano bidimensional. A fase de casamento consiste em encontrar o alinhamento entre o conjunto de minúcias da imagem de referência e da imagem de consulta que resulta no número máximo de pares de minúcias. As técnicas de reconhecimento de impressões digitais baseadas nas características de segundo nível enquadram-se nessa categoria; e
- *Baseadas nas características das cristas*: as abordagens pertencentes a esta família comparam as impressões digitais em termos das características extraídas das suas cristas, como orientação local, frequência, forma da crista, informação da textura, etc. As técnicas de reconhecimento de impressões digitais baseadas nas características de terceiro nível enquadram-se nessa categoria.

As abordagens de reconhecimento de impressões digitais baseadas em minúcias são as mais conhecidas e utilizadas nos sistemas biométricos automáticos, principalmente por também empregarem o método utilizado pelos especialistas forenses, e por sua aceitação como prova de identidade em praticamente todos os países (Maltoni et al., 2009). Nesta técnica a representação é um vetor de características de tamanho variável cujos elementos são compostos pelos descritores das minúcias. Por isso, os métodos dessa abordagem são baseados em algoritmos de casamento de pontos, que consistem em encontrar uma transformação (deslocamento, rotação e escala), tal que

o conjunto de pontos da imagem de referência corresponda ao conjunto de pontos da imagem de consulta.

Nas abordagens de reconhecimento de impressões digitais baseadas nas cristas, as características mais comumente utilizadas são: o tamanho, a forma externa da impressão digital, a textura e os poros de transpiração. Diversos métodos que fazem uso dessas características podem ser encontrados na literatura, dentre eles:

- Os métodos de Stosz & Alyea (1994) e de Kryszczuk et al. (2004), que usam os poros de transpiração e, portanto, requerem leitores de alta resolução;
- O método proposto por Jain et al. (2001), que extrai informações de textura da impressão digital por meio de filtros de Gabor, sendo que as minúcias são utilizadas para realizar o alinhamento prévio das impressões digitais. As cristas, nesse caso, são descritas principalmente pelas suas orientações e frequências espaciais;
- O método proposto por Marana & Jain (2005), que faz uso dos pixels das cristas e das retas que tangenciam as cristas, calculadas por meio da Transformada de Hough.

3.6 Considerações Finais

Neste capítulo foram mostradas informações sobre as impressões digitais, desde como se dá a sua formação até o seu emprego no reconhecimento biométrico. Inicialmente foi apresentada a definição de impressões digitais e suas características anatômicas. Na sequência foi descrito o histórico do uso das impressões digitais para fins de identificação. Depois, foram descritos os três diferentes níveis nos quais as características das impressões digitais utilizadas para reconhecimento biométrico são classificadas. Por fim, foram apresentados os principais desafios enfrentados no reconhecimento biométrico utilizando impressões digitais e uma das possíveis classificações das diferentes abordagens disponíveis na literatura.

Capítulo 4

Reconhecimento de Impressões Digitais Baseado em Cristas Utilizando a Transformada de Hough

Neste capítulo é apresentado em detalhes o método de reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas proposto por Marana & Jain (2005), o qual utiliza a Transformada de Hough.

4.1 Extração de Características

No método baseado em cristas proposto por Marana & Jain (2005), a etapa de extração de características é composta por quatro passos principais:

1. Extração e afinamento das cristas: este passo faz uso do algoritmo de extração de cristas do método proposto por Jain et al. (1997). Neste algoritmo, primeiramente é estimado o campo de orientação da impressão digital. Então, a impressão digital é segmentada do fundo e as cristas são extraídas da imagem através da aplicação de duas máscaras. Depois, são removidos os buracos e manchas do mapa de cristas usando algumas heurísticas. Por fim, as cristas são afinadas e retornadas em uma estrutura de dados do tipo lista.

2. Extração das retas que descrevem as cristas: esta fase extrai as retas que passam pelos pixels das cristas. Na Figura 4.1 é possível observar uma crista previamente afinada com as suas retas tangentes detectadas.

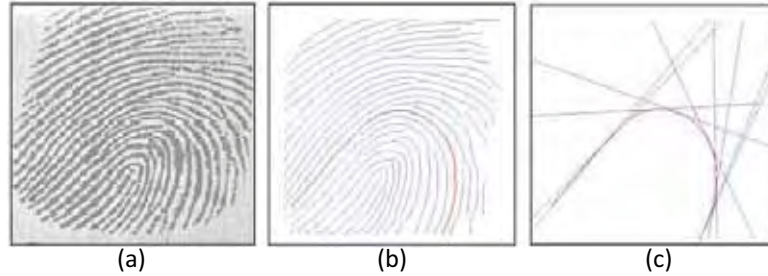


Figura 4.1: Etapa de extração das cristas. (a) Imagem de impressão digital de entrada; (b) Cristas da impressão digital detectadas e afinadas; (c) Retas que passam pelos pixels de uma das cristas da impressão digital (em destaque), obtidas utilizando a Transformada de Hough (Marana & Jain, 2005).

Para detectar as retas, a Transformada de Hough, é aplicada em cada crista separadamente. A Transformada de Hough permite a detecção de curvas que são facilmente parametrizadas (retas, círculos, elipses). No caso de retas, a equação utilizada é:

$$\rho = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta, \quad (4.1)$$

onde ρ é a distância da reta à origem e θ a orientação do vetor normal à reta. Utilizando uma matriz acumuladora HS , o procedimento de Hough examina cada pixel de uma dada crista e incrementa os elementos $HS(r, t)$ que correspondem a todas as retas que passam por este pixel, onde r e t são os valores quantizados de ρ e θ , respectivamente.

3. Detecção dos picos do Espaço de Hough: depois que todos os pixels de uma determinada crista são processados, é realizada uma busca no acumulador HS e um limiar é utilizado para encontrar os picos (maiores valores no acumulador). Os picos indicam os parâmetros das retas que melhor descrevem uma determinada crista.
4. Classificação das cristas: as retas detectadas de cada crista são, então, utilizadas para classificá-la em cinco categorias de curvaturas (na categoria 1 a crista é reta e na categoria 5 ela é próxima de circular). Quanto mais variam as inclinações das retas detectadas, maior é o grau de curvatura da crista.

4.2 Registro das Impressões Digitais

A etapa de registro das impressões digitais objetiva encontrar o melhor alinhamento entre a imagem de referência e a imagem de consulta. Os parâmetros de transformação (rotação, translação e escala) são estimados utilizando a Transformada de Hough generalizada proposta por Ratha et al. (1996), o qual leva em conta os picos do espaço de Hough obtidos na etapa de extração de características.

O parâmetro de rotação é estimado a partir dos dois conjuntos de picos do espaço de Hough, S_c (da imagem de consulta) e S_r (da imagem de referência), usando um vetor acumulador de rotação unidimensional. Para cada par de picos (c_i, r_i) , com $c_i \in S_c$ e $r_i \in S_r$, a célula do acumulador de rotação $R(\theta_{r_i} - \theta_{c_i})$ é incrementada. A Figura 4.2 exemplifica o acumulador utilizado para calcular o parâmetro de rotação e o processo de rotação da imagem.

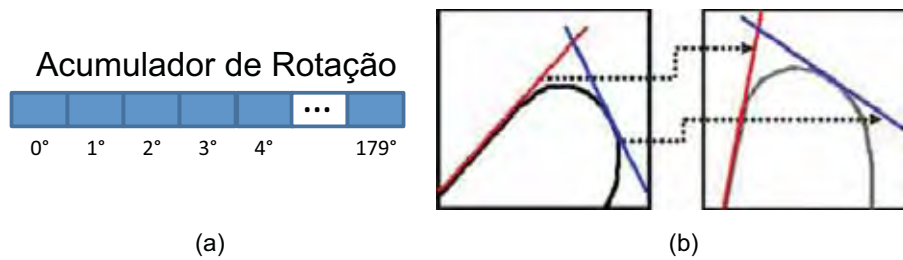


Figura 4.2: Acumulador de rotação calculado baseado nos picos do espaço de Hough. (a) Ilustra o acumulador de rotação; (b) Ilustra o processo de rotação do registro de impressões digitais.

Já os parâmetros de translação requerem um acumulador bidimensional, TR , onde cada par de retas que passam pela mesma crista (par de picos de S_c da mesma crista) é rotacionado de acordo com o ângulo de rotação obtido no passo anterior. Então, é computado o ponto de intersecção, p_c , das duas retas correspondentes a esse pico. O mesmo procedimento é realizado para cada par de picos de S_r , onde p_r é o ponto de intersecção das duas retas que correspondem a esses picos. A célula do acumulador de translação $TR(p_{ry} - p_{cy}, p_{rx} - p_{cx})$ é, então, incrementada por um peso baseado no tamanho máximo das retas utilizadas para encontrar os pontos de intersecção p_c e p_r . A Figura 4.3 ilustra o acumulador bidimensional utilizado para calcular os parâmetros de translação e exemplifica o processo de translação.

R e TR acumulam evidências sobre os parâmetros mais prováveis de rotação e translação, respectivamente. Então, um limiar é utilizado e apenas os parâmetros

Acumulador de deslocamento

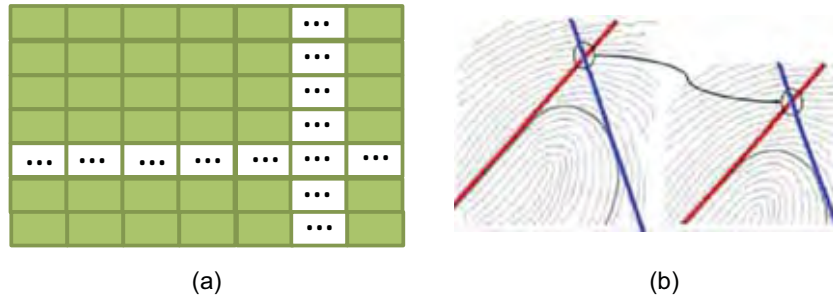


Figura 4.3: Acumulador de translação calculado baseado nos picos do espaço de Hough. (a) Ilustra o acumulador de deslocamento; (b) Pontos de intersecção entre duas retas que passam pela mesma crista utilizados para cálculo dos parâmetros de translação.

maiores que ele são considerados como possíveis parâmetros de alinhamento (Marana & Jain, 2005).

Visto que os experimentos foram executados sobre bases de dados que adotaram o mesmo sensor em toda sua coleta, o fator de escala da transformação foi fixado em 1. A Figura 4.4 mostra alguns exemplos de alinhamentos genuínos obtidos utilizando a abordagem de registro descrita.

4.3 Comparação das Impressões Digitais

Para cada tripla $(\Delta\theta, \Delta x, \Delta y)$ calculado na etapa de registro (onde $\Delta\theta$ corresponde ao parâmetro de rotação, Δx e Δy correspondem aos parâmetros de translação), a imagem de consulta é alinhada à imagem de referência e a pontuação é calculada tendo como base o número de cristas que casaram entre essas duas imagens. Para isso, uma matriz de alinhamento de cristas $C_{m,n}$ é computada, onde m e n são os números de cristas detectadas na imagem de consulta e na imagem de referência, respectivamente. Sendo assim, o elemento (i, j) da matriz C indica quantos pixels da crista i da imagem de consulta coincidem com os pixels da crista j da imagem de referência. Uma característica importante dessa matriz é que se a imagem de consulta e de referência forem a mesma, C é uma matriz diagonal, onde o elemento k da diagonal é exatamente o número de pixels da crista k . Por isso, para um alinhamento genuíno, é esperado que C tenha os valores mais altos na diagonal principal, enquanto que em um alinhamento impostor, é esperado que C tenha



Figura 4.4: Exemplos de alinhamento utilizando o registro baseado em cristas. (a) Imagens de consulta; (b) Imagens de referência; (c) Alinhamento obtido (Marana & Jain, 2005).

valores baixos e espalhados por toda matriz. A pontuação de comparação RS é, então, calculada a partir da matriz C da seguinte forma:

$$RS = \frac{2 \left(\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} C(i, j)^2 \right)}{a + b}, \quad (4.2)$$

onde n_1 e n_2 correspondem ao número de cristas das imagens de consulta e de referência, respectivamente, e a e b são definidos pelas Equações 4.3 e 4.4.

$$a = \sum_{i=1}^{n_1} (R_c(i)_{nop})^2 e \quad (4.3)$$

$$b = \sum_{i=1}^{n_2} (R_r(i)_{nop})^2, \quad (4.4)$$

onde $R_c(i)_{nop}$ é o número de pixels da i -ésima crista da imagem de consulta, e $R_r(i)_{nop}$ é o número de pixels da i -ésima crista da imagem de referência.

As Figuras 4.5 (a) e 4.5 (b) mostram, respectivamente, as matrizes de alinhamento obtidas a partir de comparações de impressões digitais genuínas e impostoras, onde quanto mais escura a cor da célula, maior o seu valor. Conforme descrito anteriormente, é possível observar uma alta concentração de picos na diagonal da matriz genuína e os valores espalhados por toda matriz, no caso da comparação impostora.

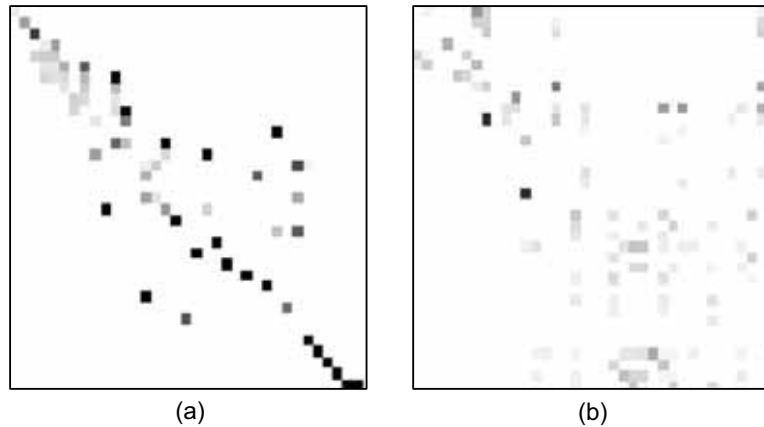


Figura 4.5: Matrizes de alinhamento das cristas. (a) Matriz da comparação genuína; (b) Matriz da comparação impostora (Marana & Jain, 2005).

4.4 Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentado em detalhes o método de reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough proposto por Marana & Jain (2005). Primeiramente foram descritos os passos que compõem a extração de características do método. Depois, foi apresentada a etapa de registro das imagens, a qual utiliza os picos obtidos no espaço de Hough para estimar os parâmetros de rotação e translação. Por fim, foi mostrada como é realizada a comparação das impressões digitais e como é calculada a pontuação da comparação.

Capítulo 5

Métodos de Extração de Poros em Imagens de Impressões Digitais

Graças ao avanço das técnicas de processamento de imagens, a redução dos preços de sensores de captura de impressões digitais de alta resolução e a demanda por sistemas biométricos mais seguros, recentemente, os pesquisadores têm depositado significativa atenção na possibilidade do uso de características de terceiro nível nos AFIS, para reconhecimento de impressões digitais. Dentre as características de terceiro nível, a mais explorada vem sendo os poros sudoríparos.

Na literatura, os métodos de extração de poros em imagens de impressões digitais podem ser classificados em três categorias:

- *Baseados em esqueletonização*: foram os primeiros métodos criados para extração de poros, onde a imagem era pré-processada para melhorar sua qualidade, depois binarizada, e por fim era produzida a imagem esqueletonizada obtida a partir da erosão dos objetos presentes na imagem binária;
- *Baseados em filtros isotrópicos*: devido a algumas limitações das abordagens baseadas em esqueletonização, como a necessidade de uma alta qualidade da imagem em termos de resolução (da ordem de 2000 dpi) e condição da pele, bem como parte do alinhamento e seleção de características de forma manual, foram propostos métodos utilizando filtros isotrópicos, onde filtros gaussianos e a transformada *wavelet* eram empregados para tornar a segmentação mais eficiente e robusta, e filtros de Gabor eram utilizados para pré-processamento da imagem; e

- *Baseados em filtros adaptativos*: na prática, impressões digitais de diferentes dedos ou do mesmo dedo, podem ter cristas/vales e poros com diferentes larguras e tamanhos. E os poros podem aparecer de maneira fechada ou aberta em imagens de impressões digitais, se apresentando de forma anisotrópica e variando bastante em escala de impressão para impressão e de região para região. Esses fatores motivaram a proposta de modelos dinâmicos e anisotrópicos, visto que os filtros isotrópicos não conseguem extrair poros de maneira satisfatória em toda a imagem, e estes novos modelos são considerados o estado da arte no momento em segmentação automática de poros.

Neste capítulo são apresentados alguns métodos de extração de poros em imagens de impressões digitais de cada uma das categorias descritas. Maiores detalhes são apresentados sobre os dois métodos de extração utilizados neste trabalho, um baseado em filtros isotrópicos e outro em filtros adaptativos.

5.1 Métodos Baseados em Esqueletonização

Um dos primeiros estudos sobre o uso dos poros na comparação de impressões digitais em sistemas automáticos foi conduzido por Stosz & Alyea (1994). Nesse estudo foi utilizado um dispositivo de captura construído sob medida, cujo sensor incorporou uma câmera de alta resolução e uma lente, que fornece a ampliação necessária para identificar os poros na imagem, obtendo imagens com resolução superior a 2000 dpi.

Antes da extração das características era aplicado um pré-processamento para melhora da qualidade da imagem e eliminação de ruídos. Dentre os passos que eram executados neste processo estava a binarização da imagem, a correção da diferença de resolução espacial e o afinamento. O resultado do pré-processamento é apresentado na Figura 5.1.

Após o pré-processamento era produzida a imagem esqueletonizada, obtida através da erosão dos objetos presentes na imagem binária. A detecção de poros era realizada percorrendo o esqueleto. Cada ponto de terminação era usado como uma localização inicial para caminhar no esqueleto. O rastreamento envolvia analisar o elemento corrente, armazenar suas coordenadas e determinar a localização do próximo elemento no caminho. O algoritmo de rastreamento avançava um elemento até que um dos critérios de parada fosse satisfeito, que eram os seguintes: i) Outro ponto de terminação era detectado (que implicava que o segmento rastreado era um poro

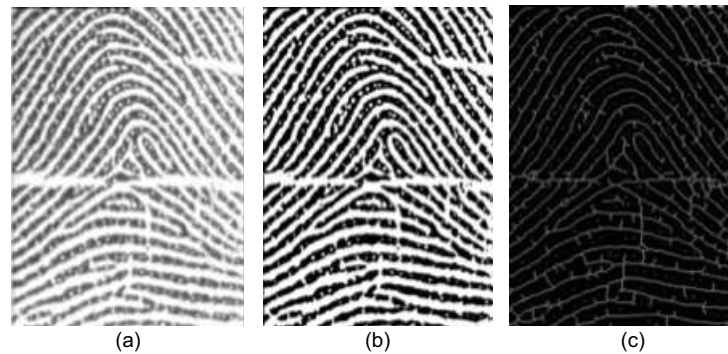


Figura 5.1: Pré-processamento da imagem de impressão digital proposto por Stosz & Alyea (1994): (a) Imagem original; (b) Imagem após a limiarização; e (c) Resultado do afinamento no esqueleto cru (Stosz & Alyea, 1994).

fechado); ii) Um ponto de ramificação era detectado (que indicava se tratar de um poro aberto); iii) O comprimento do caminho excedia um valor máximo permitido.

A cada localização de poro estabelecida, os elementos contidos em seu caminho eram podados do esqueleto. Assim, após todo o processo de limpeza, as terminações e bifurcações restantes correspondiam ao mapa de minúcias da impressão digital. O processo de detecção de poros é mostrado na Figura 5.2.

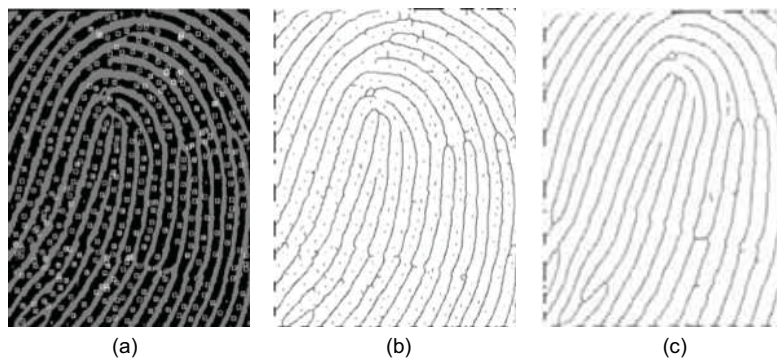


Figura 5.2: Detecção de poros proposta por Stosz & Alyea (1994): (a) Localização de poros denotada por uma caixa quadrada; (b) Imagem do esqueleto cru; e (c) Efeito da limpeza do esqueleto (Stosz & Alyea, 1994).

No trabalho de Stosz & Alyea (1994), a referência biométrica era composta pelos poros detectados, as minúcias extraídas a partir do mapa de minúcias, e um conjunto de segmentos das impressões digitais, selecionado manualmente na imagem e que incluía características de interesse da impressão digital, como o ponto de delta e o núcleo.

Para a comparação, as impressões digitais eram alinhadas pela busca do melhor alinhamento em uma transformação discretizada do espaço de parâmetros, baseada na correlação entre elas. A pontuação de comparação de poros entre um dado par de imagens era definida como a razão do número de poros combinados com o número total de poros extraídos das regiões da imagem de referência:

$$S_p = \left(\sum_{i=0}^{N_s-1} N_{MP,i} \right) / \left(\sum_{i=0}^{N_s-1} N_{P,i} \right), \quad (5.1)$$

onde N_s é o número total de regiões na imagem de referência, $N_{P,i}$ é o número de poros detectados na região i da imagem de referência, e $N_{MP,i}$ é o número de poros combinados na região i . Importante destacar que, dois poros eram considerados combinados se eles estivessem situados dentro de uma caixa delimitadora.

Os testes foram conduzidos em duas bases de dados. A primeira continha 258 diferentes impressões digitais de 137 indivíduos. A segunda base de dados continha múltiplas imagens de um dedo de 10 indivíduos participantes.

Os experimentos mostraram que a técnica de comparação de poros é mais efetiva que o casamento de minúcias para reduzir o FAR. A um FAR de 0,04%, um baixo FRR de 6,96% pôde ser alcançado combinando minúcias e poros, com significativa redução em relação aos aproximadamente 31% utilizando apenas minúcias (Stosz & Alyea, 1994).

Utilizando este algoritmo baseado em esqueletonização proposto por Stosz & Alyea (1994), e avaliando o estudo sobre a comparação de impressões digitais baseado em poros de maneira automática, assunto de pesquisa e desenvolvimento da *National Security Agency* (NSA) dos EUA na época, Roddy & Stosz (1997) conduziram uma análise estatística de poros. E a partir dela, apresentaram um modelo que define os parâmetros necessários para estimar o desempenho de um sistema de autenticação automático de impressões digitais sem passar pelos rigorosos testes de sistema inerentes à criação de taxas de erro. Nesse trabalho, os autores também discutiram as estatísticas das impressões digitais e a eficácia do uso de poros além das minúcias tradicionalmente utilizadas, para melhorar o desempenho do sistema.

A demonstração matemática da unicidade dos poros foi apontada como uma das mais importantes contribuições deste trabalho segundo Jain et al. (2007). Roddy & Stosz (1997) afirmaram que a unicidade de uma configuração de poros depende de vários fatores, tais como o número de poros envolvidos, suas respectivas formas e tamanhos, as localizações dos poros em relação aos demais, entre outros.

No trabalho de Roddy & Stosz (1997) é mostrada que a probabilidade de dois poros consecutivos dentro da mesma crista possuírem a mesma posição espacial relativa com outros dois poros é de 0,04, e a probabilidade da ocorrência de um arranjo particular de 20 poros consecutivos é de $1,16 \times 10^{-14}$. Eles também caracterizam os poros quanto: i) a sua localização nas cristas; ii) ao tamanho (o diâmetro médio de um poro é $109 \mu\text{m}$, para os poros circulares, e a fração da área da impressão ocupada pelos poros é de 3,9%); iii) a forma (a forma de cada poro é única e existe uma grande variação na forma geral dos poros variando de quadrada para circular). O trabalho apresentou também outras demonstrações estatísticas sobre a eficácia obtida com o uso de poros em conjunto com as minúcias.

Posteriormente, Kryszczuk et al. (2004) propuseram um sistema utilizando características de segundo e terceiro níveis das impressões digitais para comparar fragmentos de impressões digitais, visto que pode não haver um número suficiente de minúcias neles, mas a unicidade das configurações de poros fornece um meio poderoso para compensar essa limitação. O uso dos fragmentos foi justificado pela tendência de redução da área de captura dos sensores de impressão digital, e o sistema proposto era capaz de lidar com uma imagem de dimensões reduzidas, mas com alta resolução (no mínimo 1000 dpi).

Eles enfatizaram o relacionamento entre as características presentes na impressão digital, pois a estrutura da crista, as minúcias e os poros não são modalidades independentes dentro do domínio do reconhecimento de impressões digitais. Existe uma relação intrínseca entre as informações que eles representam. A base é a estrutura da crista, as minúcias naturalmente a seguem, e a distribuição espacial delas é uma versão amostral desigual da estrutura da crista. Pelas restrições anatômicas, o mesmo se aplica para a distribuição dos poros - ela segue a estrutura da crista (Kryszczuk et al., 2004).

A fim de alinhar as estruturas de crista das imagens de referência e de consulta, foi calculado o coeficiente de correlação normalizado bidimensional para cada possível localização do fragmento na imagem de referência. A decisão sobre qual parte da imagem de referência corresponde ao fragmento de consulta foi feita encontrando o fator de maior correlação.

Visto que realizar este tipo de alinhamento é difícil quando se trabalha com a imagem em escala de cinza, uma vez que o ruído presente nela obscurece o alinhamento e impulsiona os coeficientes de correlação para os desvios, foi realizada uma limpeza na estrutura de cristas de ambas as imagens usando filtros de Gabor. O banco de

filtros foi construído com oito diferentes orientações, três valores de frequência e dois possíveis valores para os parâmetros de desvio padrão (Kryszczuk et al., 2004).

Para detectar os poros sudoríparos, a imagem original em escala de cinza é binarizada aplicando um limiar local. Primeiro foram extraídos os poros fechados. Na imagem binarizada eles apareciam como “buracos” na crista. Foram definidos empiricamente limiares superiores e inferiores e cada poro candidato, cuja superfície estava fora do intervalo destes limiares, foi descartado (Kryszczuk et al., 2004).

Normalmente, os poros abertos se apresentam como um gancho nas cristas e para encontrá-los foi necessário primeiro esqueletonizar os vales da imagem original binarizada. Foi computada a distância entre o fim de cada gancho e o esqueleto do vale e, caso ela fosse suficientemente grande e a quantidade de pixels brancos ao redor do gancho local fosse grande o suficiente também, então ele era considerado um poro.

A Figura 5.3 ilustra a detecção de poros utilizando a técnica proposta por Kryszczuk et al. (2004).

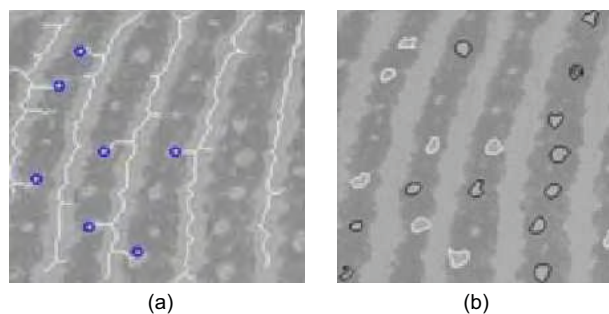


Figura 5.3: Detecção de poros abertos e fechados proposta por Kryszczuk et al. (2004): (a) Detecção de poros abertos (o esqueleto dos vales está marcado em branco), e (b) resultado do algoritmo de localização de poros, em preto os poros fechados e em branco os poros abertos (Kryszczuk et al., 2004).

O algoritmo de comparação das impressões digitais é executado da seguinte forma: primeiramente foram extraídas as cristas, minúcias e poros da imagem de referência, independente do fragmento usado para consulta. A pontuação da comparação das cristas foi calculada pela correlação normalizada, enquanto minúcias e poros foram comparados usando um critério de distância geométrica.

As imagens utilizadas nos experimentos foram obtidas no *Institut de Police Scientifique* da Universidade de Lausanne, na Suíça.

As comparações foram realizadas aos pares. Uma imagem foi considerada de referência e a outra (de consulta) foi fragmentada sistematicamente. Em cada passo de fragmentação, as dimensões da imagem resultante eram:

$$[x_n, y_n] = [x_0, y_0] \cdot (0, 75)^n, \quad (5.2)$$

onde $[x_0, y_0]$ são as dimensões originais da imagem e $[x_n, y_n]$ são as dimensões da imagem de teste da iteração corrente. O valor n era chamado de índice do tamanho do fragmento.

As imagens de impressão digital tinham que ocupar mais de 90% da área total da imagem, caso contrário a imagem era descartada. Verificou-se que à medida que o índice de tamanho de fragmento aumenta (e as dimensões da imagem decrescem), a pontuação baseada em minúcias diminui e a baseada em poros aumenta.

5.2 Métodos Baseados em Filtros Isotrópicos

Jain et al. (2007) enumeraram algumas das limitações dos métodos baseados em esqueletonização para a extração de poros e uso dos mesmos no reconhecimento de impressões digitais, tais como: i) a esqueletonização era eficiente para extração de poros somente se a qualidade da imagem fosse muito boa (se decrescesse a resolução ou se a condição da pele não fosse favorável o método não era eficaz); ii) a seleção das características dos segmentos de impressões digitais em alguns trabalhos era realizada manualmente; iii) o alinhamento das imagens que iriam ser combinadas era estabelecido baseado na correlação da intensidade, que é um processo caro levando-se em conta todas as possíveis rotações e deslocamentos; iv) apenas sensores ópticos construídos sob medida (de 2000 dpi) foram utilizados nos estudos, sendo que os disponíveis comercialmente possuem em geral no máximo 1000 dpi; v) as bases de dados utilizadas nos experimentos eram muito pequenas.

A segunda geração de métodos de extração e uso dos poros no reconhecimento de impressões digitais empregou filtros isotrópicos na fase de segmentação.

Ray et al. (2005) propuseram um método para extrair as localizações de poros de imagens de impressão digital em escala de cinza com resolução de 500 dpi utilizando uma abordagem modificada dos erros quadrados mínimos. Primeiramente uma grande quantidade de poros foi manualmente extraída das imagens de impressões digitais, objetivando criar um modelo para ser adotado no estágio de extração de poros. A partir das anotações, Ray et al. (2005) constataram que na maioria das

imagens de 500 dpi, os poros podiam ser aproximados utilizando a seguinte função gaussiana bidimensional modificada:

$$M(x, y) = 1 - e^{-|x^2+y^2|^{1/2}}. \quad (5.3)$$

Foi adotado um filtro de tamanho 3x3 com o modelo descrito na Equação 5.3 para extrair as localizações dos poros. Mas, antes de aplicá-lo, foi necessário pré-processar a imagem, obtendo sua versão negativa (onde as cristas passaram a ser representadas em branco e os vales em preto), e normalizando a intensidade dos pixels desta imagem negativa dentro do intervalo $[0, 1]$, onde 1 representa a cor branca e 0 a cor preta. Então, o modelo foi aplicado sobre a imagem pré-processada e um mapa de erros foi calculado. Este mapa foi binarizado para que apenas áreas de alta probabilidade de poros fossem retidas. Nestas áreas, os poros eram detectados como um mínimo local em uma vizinhança de tamanho 5x5 ou 7x7. Por fim, para remoção de poros espúrios, foi aplicada uma máscara (imagem original binarizada) sobre os poros extraídos, visto que os poros estão localizados sobre as cristas.

Os testes foram realizados utilizando a base de dados NIST Special Database 4. Além de análises visuais dos poros extraídos pelo método, Ray et al. (2005) analisaram a acurácia de seu método em relação a localização de poros manualmente anotados de um conjunto de 10 imagens, atingindo 90% de acurácia nos testes. Eles analisaram também a reprodutibilidade do modelo, utilizando seu algoritmo em várias imagens de um mesmo dedo (para 20 dedos diferentes), calculando uma pontuação baseada nas regiões de sobreposição das imagens, onde obtiveram uma taxa de similaridade em torno de 85%, que segundo Ray et al. (2005) eram resultados promissores tendo em vista o alto impacto na posição dos poros ocasionada pela elasticidade da pele.

Meenen et al. (2006) utilizaram uma transformação derivada de uma série de Taylor para atenuar os efeitos de distorções não lineares na área que cerca os pontos de minúcia na impressão digital e, embora ela não aumentasse o número de pontos de minúcias combinados, ela possuía uma compensação para a comparação de outras características locais, como as posições das cristas e as localizações dos poros.

Jain et al. (2006, 2007) propuseram o uso dos poros e do contorno das cristas para auxiliar no reconhecimento biométrico e, para extraí-los, utilizaram a transformada *wavelet* chapéu mexicano e uma suavização utilizando filtros de Gabor. Um diagrama resumindo os passos do método é apresentado na Figura 5.4.



Figura 5.4: Diagrama do método proposto por Jain et al. (2006).

Como os poros naturalmente estão distribuídos ao longo da crista, foi necessária a separação das cristas e vales na imagem de impressão digital de entrada, para que nenhum ponto dos vales fosse classificado equivocadamente como poro. Para tanto, Jain et al. (2006, 2007) usaram filtros de Gabor, seguindo a abordagem proposta em (Hong et al., 1998), que tinham a seguinte forma:

$$G(x, y : \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x_{\theta}^2}{\delta_x^2} + \frac{y_{\theta}^2}{\delta_y^2} \right] \cos(2\pi f x_{\theta}) \right\}, \quad (5.4)$$

onde θ e f são a orientação e frequência do filtro, respectivamente, δ_x e δ_y são os desvios padrão da gaussiana ao longo dos eixos x e y , respectivamente. Aqui, (x_{θ}, y_{θ}) representam a posição de um ponto (x, y) após ele ter sofrido uma rotação por um ângulo $(90^{\circ} - \theta)$. Os quatro parâmetros do filtro de Gabor $(\theta, f, \delta_x, \delta_y)$ são empiricamente determinados baseados na frequência da crista e na orientação da imagem (Hong et al., 1998). O resultado da aplicação dos filtros de Gabor é mostrado na Figura 5.5b, onde é facilmente observado a separação obtida entre as cristas e vales.

Simplesmente adicionando a imagem de saída da aplicação dos filtros de Gabor na imagem de impressão digital de entrada, já é possível observar que os poros abertos e fechados ficam retidos nas cristas, porém com um baixo contraste em relação aos pixels das cristas (Figura 5.5c).

A transformada *wavelet* chapéu mexicano foi aplicada na imagem de entrada com a finalidade de capturar uma abrupta alteração de intensidade, visto que as posições de poros dão frequentemente respostas com frequência altamente negativa, devido à

repentina alteração de branco para preto (Jain et al., 2006). A transformada *wavelet* foi aplicada na imagem de entrada $f(x, y) \in R^2$, para obter a frequência w :

$$w(s, a, b) = \frac{1}{\sqrt{s}} \iint_{R^2} f(x, y) \phi\left(\frac{x-a}{s}, \frac{y-b}{s}\right) dx dy, \quad (5.5)$$

onde s é o fator de escala ($= 1,32$ nos experimentos) e (a, b) é o parâmetro de deslocamento. Essencialmente, esta *wavelet* é um filtro com escala s .

Depois, a resposta do filtro foi normalizada (0-255) usando a normalização min-max, e as regiões de poros, que tipicamente têm uma frequência de resposta altamente negativa, eram representadas por pequenas bolhas com baixa intensidade, conforme mostra a Figura 5.5d (Jain et al., 2007).

Ao adicionar as respostas do filtro de Gabor e *wavelet*, era obtido o reforço “ótimo” dos poros (Figura 5.5e). E por fim, em uma etapa de pós-processamento, um limiar determinado empiricamente ($= 58$) foi aplicado para extrair os poros cujo tamanho da bolha fosse menor que 40 pixels (Figura 5.5f). Os passos para extração dos poros proposto em (Jain et al., 2006, 2007) estão ilustrados na Figura 5.5.

Para extração dos contornos das cristas, eram aplicados os mesmos passos, no entanto, os valores dos parâmetros e a operação final com as imagens eram diferentes.

Para que fosse compatível com os sistemas AFIS, Jain et al. (2006) fizeram a comparação das características de segundo nível e terceiro nível separadamente, exceto pelo uso das minúcias para o alinhamento inicial da comparação das características de terceiro nível. Então, uma fusão no nível de pontuação de ambas as comparações foi realizada usando a regra da soma e a normalização min-max (Jain et al., 2006).

Para a comparação das características de terceiro nível foi implementado o algoritmo de Ponto Mais Próximo Iterativo, do inglês *Iterative Closest Point* (ICP) modificado (Besl & McKay, 1992). Graças à deformação não linear e a degradação causada pelas diferentes condições da pele, os poros nem sempre podem ser extraídos de maneira consistente, e por esse motivo, o algoritmo ICP foi uma solução interessante, visto que consegue minimizar a distância entre os pontos sem obrigar uma correspondência um para um (Jain et al., 2006).

Para inicializar o ICP, a imagem de consulta e a de referência eram primeiro alinhadas utilizando-se as minúcias. Então, a fim de alcançar um equilíbrio entre grandes áreas de impressões digitais e uma alta velocidade na comparação, era definida uma área convexa com as informações das minúcias, mostrada na Figura 5.6(a-b). Essa área era segmentada em janelas de tamanho 60x120, localizadas

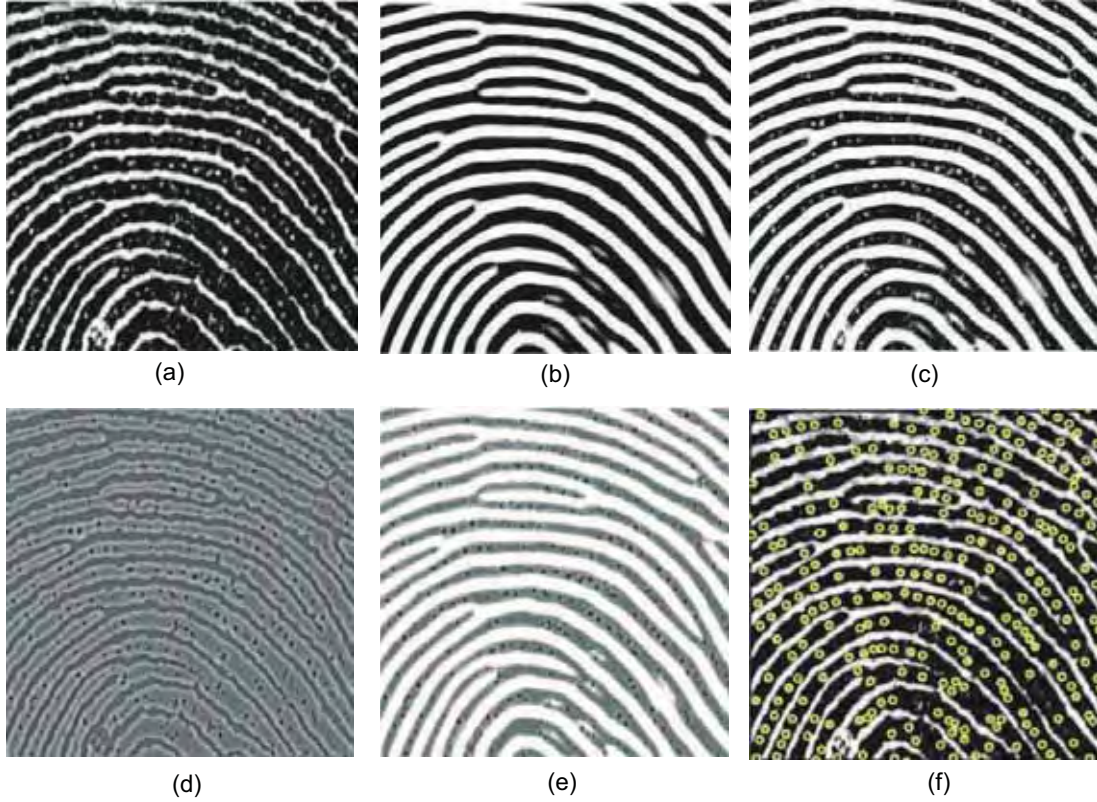


Figura 5.5: Extração dos poros proposta por Jain et al. (2006, 2007). (a) Uma imagem de impressão digital parcial de 1000 dpi. (b) Realce das cristas na imagem mostrada em (a) usando filtros de Gabor. (c) Uma combinação linear de (a) e (b). (d) Resposta *wavelet* ($s = 1.32$) da imagem em (a). (e) Uma combinação linear de (d) e (b). (f) Poros extraídos (círculos coloridos) depois de aplicar o limiar na imagem em (e) (Jain et al., 2007).

ao redor de uma minúcia para exame das características de terceiro nível (Figura 5.6(c-d)).

Cada T_p e Q_q representava os conjuntos de características de terceiro nível da imagem de referência e da imagem de consulta, respectivamente (Figura 5.6(e-f)). Os conjuntos de características eram formados por triplas (x_i, y_i, w_i) , $i = 1, 2, \dots$, onde (x_i, y_i) representava a localização dos poros (e dos pontos de contorno das cristas), e w_i era o peso. Os poros no trabalho de Jain et al. (2006) receberam um peso maior, dada a esparsidade e maior unicidade de sua distribuição em relação ao contorno das cristas. O algoritmo ICP minimizava a seguinte distância:

$$E(T_p, Q_q) = \sum_k d_s^2(T_{pi}^k, q_j^k), \quad (5.6)$$

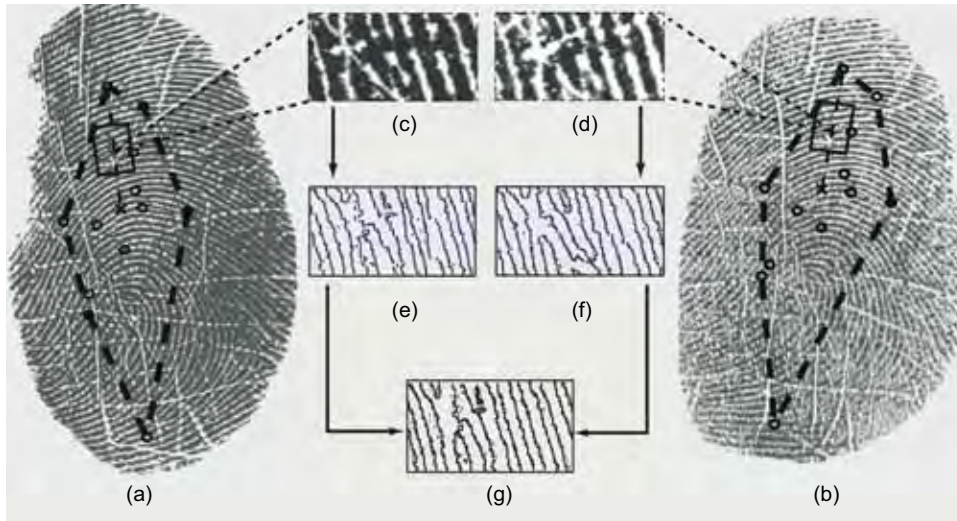


Figura 5.6: Método de comparação de características de terceiro nível proposto por Jain et al. (2006). (a-b) Imagens de referência e de consulta com suas minúcias sobrepostas. (c-d) Janelas segmentadas das imagens. (e-f) Características de terceiro nível (poros e contornos das cristas) extraídas das janelas segmentadas. (g) Comparação das características de terceiro nível utilizando o algoritmo ICP modificado (Jain et al., 2006).

onde d_s é a distância entre uma tripla da imagem de referência $p_i = (x_i, y_i, w_i)$ e seu ponto mais próximo na imagem de consulta $q_j^k = (x_j^k, y_j^k, w_j^k)$ na k -ésima iteração.

A convergência rápida ao mínimo global era geralmente segura porque o alinhamento baseado em minúcias normalmente tinha bom desempenho (Jain et al., 2006). Para n pares de minúcias na área convexa eram obtidas n distâncias de comparação no algoritmo ICP.

A base de dados utilizada por Jain et al. (2006) é de tamanho médio, com 1640 impressões digitais de 410 dedos (41 pessoas e os 10 dedos de cada uma delas), capturadas usando o sensor comercial CrossMatch 1000ID. As capturas ocorreram em duas sessões, separadas por um intervalo de três dias, e em cada uma delas foram obtidas duas impressões digitais de cada dedo.

Nos experimentos de Jain et al. (2006) foram realizados 2460 comparações genuínas e 83845 comparações impostoras. Jain et al. (2006) observaram que o uso das características de segundo e terceiro níveis obtiveram resultados muito próximos (EER de 4,2% e 4,9%, respectivamente) e, através da combinação de ambos com uma fusão no nível de pontuação utilizando a Regra da Soma, foi obtida uma significativa melhora (20%), motivando o uso de características de terceiro nível em conjunto com características de menor nível.

Utilizando os algoritmos de detecção, comparação de poros e contornos das cristas propostos em (Jain et al., 2006), e também a mesma base de dados, Jain et al. (2007) propuseram uma combinação e fusão hierárquica no processo de reconhecimento biométrico utilizando impressões digitais, iniciada pela combinação das características de primeiro nível (Jain et al., 1999) e sempre avançando para o nível seguinte quando conveniente.

Dadas duas imagens de impressões digitais, o sistema primeiramente extraía o campo de orientação (característica de primeiro nível) e as minúcias (segundo nível) e estabelecia o alinhamento das imagens com estas informações (Jain et al., 2007). A combinação dos campos de orientação era realizada e, se a pontuação obtida fosse menor que um limiar, o algoritmo rejeitava a autenticação e já retornava neste passo. Caso contrário, avançava para o segundo nível, onde a correspondência de minúcias era estabelecida usando caixas delimitadoras e a pontuação era computada combinando seu resultado com o obtido na comparação de primeiro nível.

Se o número de minúcias combinadas fosse maior que um outro limiar, a comparação terminava e a pontuação final era a obtida neste passo. Caso contrário, o algoritmo avançava para comparar as características de terceiro nível. A comparação das características de terceiro nível ocorria na vizinhança das minúcias, e o algoritmo utilizado foi o mesmo empregado em (Jain et al., 2006). O algoritmo hierárquico proposto obteve um EER de 3,3%, um pouco abaixo do obtido na fusão proposta em (Jain et al., 2006), porém apresentou um melhor gerenciamento dos algoritmos de comparação envolvidos, os utilizando apenas quando necessário.

Outro método de extração de poros foi proposto por Parsons et al. (2008), onde a idéia básica foi usar um filtro para detectar características como círculos. Em outras palavras, o método assume que os poros aparecem como objetos circulares nas imagens de impressões digitais, e os poros são então modelados por um filtro de diferença de gaussianas.

Chaberski (2008) relatou as pesquisas sobre características de terceiro nível de impressões digitais e os recentes avanços nessa área. Ele relatou também o software desenvolvido pelo *International Biometric Group* (IBG), baseado nas técnicas existentes de extração de poros e contornos de cristas. O software é uma *toolkit*, chamada *Level 3 Fingerprint Image Toolkit* (L3TK) (International Biometric Group, 2008c). Ela é composta de filtros, algoritmos de segmentação e comparação de poros inspirados no trabalho de Jain et al. (2006), e os relatórios técnicos do estudo estão disponíveis ao público em (International Biometric Group, 2008a).

5.3 Métodos Baseados em Filtros Adaptativos

Zhao et al. (2010a) mostraram as limitações dos métodos propostos por Ray et al. (2005), Jain et al. (2006, 2007) e Parsons et al. (2008), pois todos eles consideram apenas casos de poros cujas representações são isotrópicas, conforme mostra a Figura 5.7.

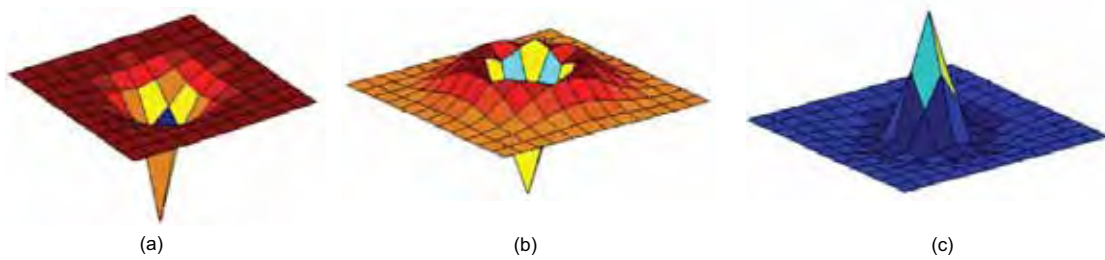


Figura 5.7: Modelagens de poros típicas obtidas por filtros isotrópicos (Zhao et al., 2010a). (a) Modelo de Ray (Ray et al., 2005), (b) modelo de Jain (Jain et al., 2006, 2007), e (c) modelo de Parsons (Parsons et al., 2008).

Estes modelos são também limitados porque o extrator de poros não pode se adaptar sozinho a diferentes impressões digitais ou diferentes regiões em uma impressão digital, pois na prática, impressões digitais de dedos diferentes, ou diferentes regiões do mesmo dedo, podem ter cristas/vales e poros de larguras e tamanhos muito diferentes (Zhao et al., 2008). Os autores então propõem um modelo de extração de poros que se adapta de acordo com a direção e período da crista local.

Zhao et al. (2008) manualmente marcaram centenas de poros em várias imagens de impressões digitais, incluindo poros abertos e fechados. Baseados na aparência destes poros reais, eles resumiram a representação dos poros para três estruturas, mostradas na Figura 5.8. Dentre as estruturas, as duas últimas (5.8(b-c)) correspondem a poros abertos e não são isotrópicas.

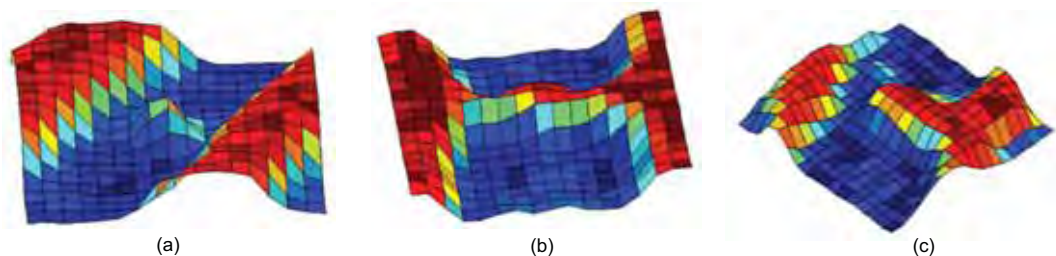


Figura 5.8: Representações dos tipos de aparências dos poros. (a) é um poro fechado, e (b) e (c) são poros abertos (Zhao et al., 2008).

Analisando a aparição dos poros com mais detalhes, Zhao et al. (2008) verificaram que ao longo da direção da crista, os três tipos de poros aparecem com perfil quase gaussiano. Baseados nesta premissa, eles propuseram o modelo de poro descrito pelas Equações 5.7 e 5.8, que é mais preciso que os modelos baseados em filtros isotrópicos.

$$APM_0(i, j) = e^{-\frac{j^2}{2\sigma^2}} \cdot \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma}i\right) \quad e \quad (5.7)$$

$$APM_\theta(i, j) = Rot(APM_0, \theta), \quad (5.8)$$

onde $Rot(M, \theta)$ é a rotação média M por θ graus. O tamanho do modelo do poro foi definido como $6\sigma + 1$ (pixels), onde σ é usado para controlar a escala do poro e é determinado pelo período da crista local. θ foi usado para controlar a direção do modelo do poro e pode ser estimado pela orientação local da crista. Uma vez que ambos os parâmetros foram determinados adaptativamente, a modelagem recebeu o nome de Modelo de Poro Adaptativo, do inglês *Adaptive Pore Modeling* (APM).

O método de extração proposto por Zhao et al. (2008) era composto por três passos principais. Primeiro, a impressão digital era segmentada e eram calculados o período e a orientação das cristas. Para diminuir o custo computacional desta etapa, a resolução da imagem era reduzida para 600 dpi neste cálculo. Também era obtida neste passo a imagem binarizada das cristas através de um limiar aplicado na imagem. No segundo passo, o de extração, a imagem era particionada em blocos e os poros eram extraídos bloco a bloco, fazendo para cada bloco o cálculo da inconsistência da orientação da crista. Por fim, o último passo era o responsável por remover possíveis poros espúrios, através de restrições de pós-processamento.

Zhao et al. (2008) conduziram dois experimentos sobre uma base de dados montada utilizando um sensor construído sob medida, com 1200 dpi de resolução. Foram capturadas 198 imagens de impressões digitais com dimensões 320x240. O primeiro experimento utilizou 10 imagens da base de dados, cujos poros foram manualmente anotados para comparação com os extraídos automaticamente pelo modelo APM. O APM obteve uma taxa de detecção correta de 82,4%, superior as taxas obtidas pelos métodos isotrópicos comparados no experimento (74,1% obtida pelo método de Jain et al. (2006), e 63,4% obtida pelo método de Ray et al. (2005)). Para o segundo experimento, Zhao et al. (2008) implementaram três sistemas de reconhecimento automático de impressões digitais, todos eles utilizando o mesmo método de extração e comparação de minúcias, porém, em cada um deles foi adotado um dos três métodos

de extração de poros comparados. Para comparação dos poros extraídos nas imagens foi adotado o algoritmo ICP, o mesmo adotado no trabalho de Jain et al. (2006). Mais uma vez o uso do APM foi superior aos demais, obtendo um EER de 4,04%, menor do que o EER de 6,03% do método de Jain et al. (2006) e o EER de 5,05% obtido pelo método de Ray et al. (2005).

Embora os resultados obtidos com a extração de poros utilizando o APM tenham sido promissores e superiores aos obtidos pelos métodos baseados em filtros isotrópicos, Zhao et al. (2009) ponderam acerca da dependência que a comparação de poros adotada, utilizando o algoritmo ICP, tem em relação as minúcias. Segundo eles, esta dependência acaba limitando a acurácia que pode ser obtida combinando estas características de segundo nível com os poros, por não serem independentes. Então, a fim de desvincular os processos de comparação de minúcias e poros, e tornar a fusão mais efetiva, Zhao et al. (2009) propuseram uma abordagem de comparação direta dos poros das impressões digitais.

Nessa abordagem, os poros foram extraídos utilizando o APM. Após os poros serem detectados, uma vizinhança circular de cada um deles foi selecionada e rotacionada até que a orientação da crista onde está localizado o poro corrente fosse horizontal (o que os tornou invariantes a rotação). Então, um vetor de características foi criado para cada poro, a partir do achatamento de sua vizinhança. Depois, este vetor foi normalizado para ter média zero e comprimento unitário, tornando-o invariante a alterações monotônicas de contraste e simplificando o cálculo da correlação entre os poros (Zhao et al., 2009).

A comparação dos poros é composta por duas etapas de correspondências, a inicial e a refinada. A correspondência inicial leva em conta as características locais do poro. Supondo $\{P_{1i} \mid i = 1, 2, \dots, M\}$ e $\{P_{2j} \mid j = 1, 2, \dots, N\}$ sendo os conjuntos de poros de duas impressões digitais, P_{1i} e $P_{2j} \in R^n$ sendo os descritores dos poros. A similaridade entre os poros foi definida como:

$$S_{ij} = P_i P_j^T, \quad (5.9)$$

onde T denota transposta. Depois de comparados todos os poros aos pares, foi obtida uma matriz de similaridade $S \in R^{M \times N}$. Uma correspondência $C_k = (P_{1i_k}, P_{2j_k})$ era estabelecida quando um poro P_{1i_k} era o poro mais similar ao poro P_{2j_k} e o poro P_{2j_k} era o poro mais similar ao poro P_{1i_k} também. Um exemplo do resultado da correspondência inicial é apresentado na Figura 5.9.

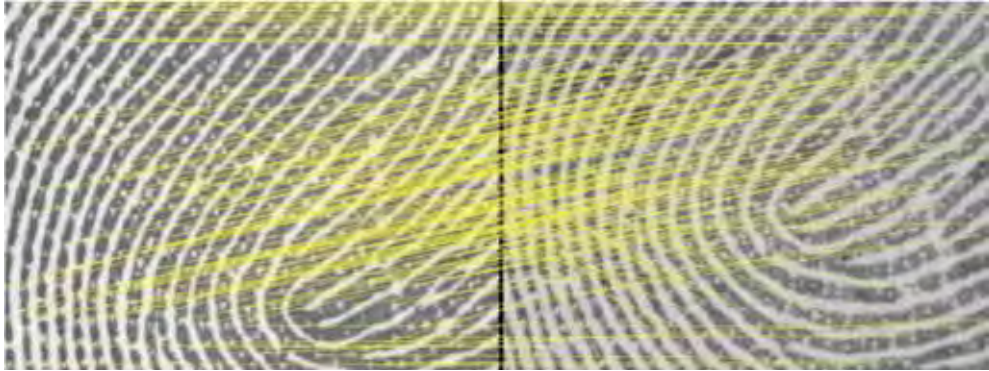


Figura 5.9: Exemplo da correspondência inicial dos poros (Zhao et al., 2009).

Procurando atenuar os efeitos das deformações não rígidas entre as impressões digitais comparadas, foi realizada a correspondência refinada, que procurava analisar a posição dos poros em um contexto global, refinando os resultados obtidos pela correspondência inicial. Para tal tarefa foi utilizado o algoritmo Consenso da Amostra Aleatória, do inglês *Random Sample Consensus* (RANSAC) (Fischler & Bolles, 1981). Utilizando um conjunto de três pares de poros escolhidos de maneira aleatória, foram estimados os parâmetros de transformação da imagem. Outros pares de poros eram escolhidos de maneira aleatória para compor o conjunto até que as distâncias obtidas entre os poros após a aplicação da transformação ficasse abaixo de um limiar ou até que o número máximo de iterações fosse atingido. A Figura 5.10 mostra o resultado do refinamento sobre a correspondência inicial de poros apresentada na Figura 5.9.

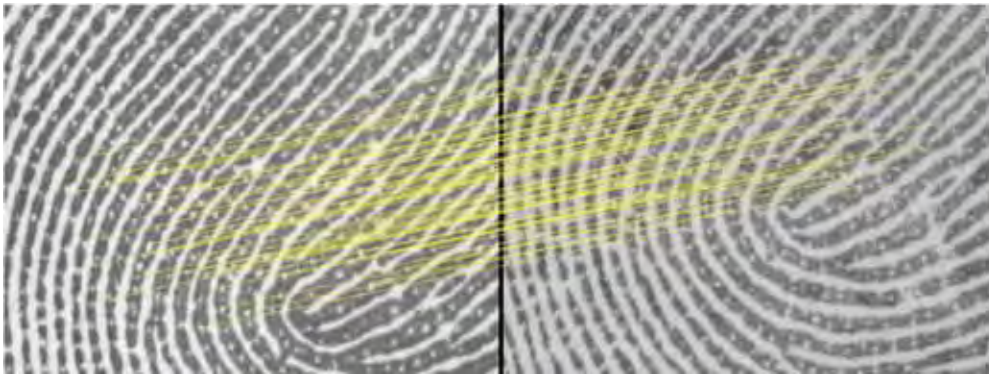


Figura 5.10: Exemplo da correspondência refinada dos poros (Zhao et al., 2009).

A pontuação de similaridade foi calculada levando-se em conta o resultado das duas fases de correspondências, e foi definida como:

$$MS_{poro} = \frac{|C| + |C^*|}{2 \times \min\{M, N\}}, \quad (5.10)$$

onde C e C^* eram os conjuntos de correspondências iniciais dos poros e o conjunto de correspondências refinadas, respectivamente, $|C|$ denota o número de elementos no conjunto C , e M e N são os números de poros nas duas impressões digitais.

Os experimentos desse estudo foram conduzidos usando uma base de dados com 1480 imagens parciais de impressões digitais de 148 dedos utilizando um sensor construído sob medida, cuja resolução de captura é de 1200 dpi. Esta base de dados foi depois disponibilizada publicamente sob o nome de DBI, e faz parte da *Hong Kong Polytechnic University (PolyU) High-Resolution Fingerprint (HRF)* (The Hong Kong Polytechnic University, 2010). Foram analisados casos de reconhecimento utilizando somente minúcias, somente poros e combinando-os, usando uma soma ponderada das pontuações obtidas no método de minúcias e no de poros. Duas taxas foram analisadas, o EER e a FAR1000, onde é obtida a FRR esperada para um FAR menor que 0,1%. Os resultados mostraram que a comparação direta de poros de fato agrega mais à fusão com o método de minúcias. O EER reduziu para 12,4% quando o resultado da comparação de minúcias foi combinado com o obtido pela comparação direta de poros, uma melhoria de 29,82% em relação ao baseado somente em minúcias. O FAR1000 decresceu consideravelmente adotando tal fusão, saindo de 59,24% utilizando somente minúcias para 37,05%, quando combinada com os poros. No entanto, Zhao et al. (2009) apontam uma limitação, que é a alta complexidade na descrição dos poros utilizando esta abordagem.

Depois, Zhao et al. (2010a) estenderam o trabalho de Zhao et al. (2008), o qual eles denominaram como Modelo de Poro Anisotrópico Dinâmico, do inglês *Dynamic Anisotropic Pore Model* (DAPM). As Equações 5.7 e 5.8 foram reescritas da seguinte forma:

$$\begin{cases} P_0(i, j) = e^{(-j^2/2\sigma^2)} \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma}i\right) \\ -3\sigma \leq i, j \leq 3\sigma \end{cases} \quad e \quad (5.11)$$

$$\begin{cases} P_\theta(i, j) = Rot(P_0, \theta) = e^{(-j^2/2\sigma^2)} \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma}i\right) \\ \hat{i} = i\cos(\theta) - j\sin(\theta), \hat{j} = i\sin(\theta) + j\cos(\theta) \\ -3\sigma \leq i, j \leq 3\sigma \end{cases} \quad . \quad (5.12)$$

A equação 5.11 é o modelo de referência (ou seja, o modelo zero grau), e a equação 5.12 é o modelo rotacionado. Neles, σ é o parâmetro de escala que é usado para controlar o tamanho do poro, determinado pela frequência local da crista. θ é o parâmetro de orientação, o qual é utilizado para controlar a direção do modelo do

poro, e é estimado pela orientação local da crista. A Figura 5.11 mostra alguns exemplos de instâncias do DAPM.

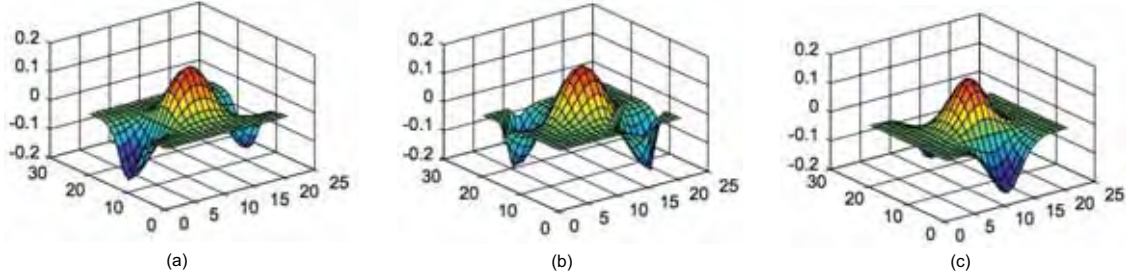


Figura 5.11: Exemplos de DAPM (Zhao et al., 2010a). (a) $\theta = 0$, (b) $\theta = 45$, e (c) $\theta = 90$.

Para estimar o campo de orientação da crista na impressão digital, Zhao et al. (2010a) basearam-se no trabalho de Bazen & Gerez (2002), onde primeiro era realizada uma suavização da imagem usando um núcleo de suavização e então eram calculados os gradientes nas direções x e y , usando alguns operadores derivativos (operador de Sobel) (Zhao et al., 2010a). Sendo $G_x(i, j)$ e $G_y(i, j)$ os gradientes no pixel (i, j) , e os gradientes quadrados $G_{xx}(i, j) = G_x(i, j) \times G_x(i, j)$, $G_{xy}(i, j) = G_x(i, j) \times G_y(i, j)$, e $G_{yy}(i, j) = G_y(i, j) \times G_y(i, j)$. Os gradientes quadrados eram então suavizados usando um núcleo Gaussiano, resultando em $\overline{G}_{xx}$, $\overline{G}_{xy}$, e $\overline{G}_{yy}$. A orientação da crista em (i, j) foi estimada por:

$$O(i, j) = \frac{\pi}{2} + \frac{1}{2} \cdot \arctan \left(\frac{\overline{G}_{xx}(i, j) - \overline{G}_{yy}(i, j)}{2 \cdot \overline{G}_{xy}(i, j)} \right), \quad (5.13)$$

e pertence ao intervalo $[0, \pi]$ (Bazen & Gerez, 2002).

Já o parâmetro de escala foi estimado do fato dos poros estarem sempre localizados nas cristas. Dessa forma, as escalas dos poros devem estar restritas pelas larguras das cristas onde estão localizados. Então, Zhao et al. (2010a) associaram a escala máxima de um poro com o período das cristas na região da impressão digital onde ele está localizado por uma razão $\sigma = \tau/k$, onde τ é o período da crista local (ou o inverso da frequência da crista local), e k é uma constante positiva, empiricamente definida com $k = 12$ no trabalho de Zhao et al. (2010a). A frequência local da crista foi estimada em uma janela usando o método de Hong et al. (1998).

Os parâmetros podiam ser estimados para cada pixel da imagem, no entanto, esta operação é bastante cara, e em algumas regiões da imagem é difícil obter uma estimativa precisa. Então, Zhao et al. (2010a) propuseram uma abordagem

baseada em blocos. Um diagrama resumindo os passos principais desta abordagem é apresentado na Figura 5.12.

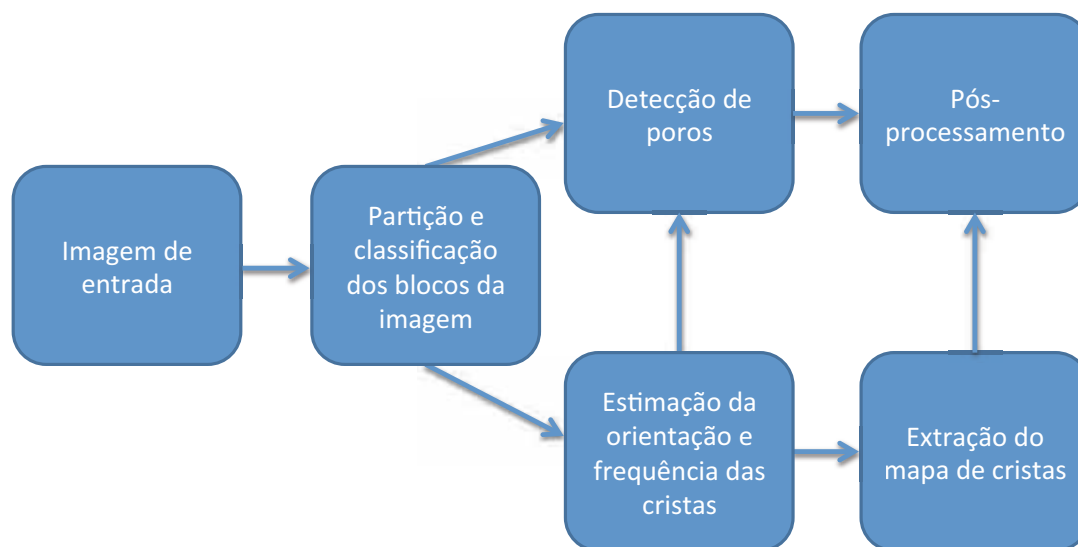


Figura 5.12: Diagrama do método proposto por Zhao et al. (2010a).

Estes blocos da imagem de impressão digital eram classificados em três tipos: blocos bem definidos, blocos mal colocados e blocos de fundo. Os blocos de fundo eram descartados, nos blocos bem definidos era possível estimar diretamente a orientação e frequência dominante da crista, e nos blocos mal posicionados, embora não apresentassem uma orientação dominante, era possível estimar sua frequência através da interpolação das frequências de blocos vizinhos. Esta classificação era feita baseada em limiares previamente definidos, correspondentes ao nível de certeza da orientação obtida para o bloco e a intensidade de contraste do bloco. Caso os dois valores estivessem acima dos limiares, o bloco era classificado como “bem definido” e o bloco não era mais particionado. Caso contrário, se o tamanho do bloco estivesse acima de um valor mínimo, ele era novamente particionado e os novos blocos gerados classificados. Quando o bloco atingia o tamanho mínimo, ele era classificado como “mal colocado” caso o nível de certeza da orientação estivesse abaixo do limiar e a intensidade de contraste do bloco acima de seu limiar, caso contrário o bloco era classificado como fundo. A divisão em blocos está exemplificada na Figura 5.13.

Para os blocos bem definidos, foi aplicado o DAPM para extração dos poros, visto que para eles é possível calcular os parâmetros do modelo diretamente (orientação e frequência das cristas). Nos blocos mal posicionados foi utilizado um modelo de poros baseado em Diferenças de Gaussianas adaptativas, do inglês *Difference of*

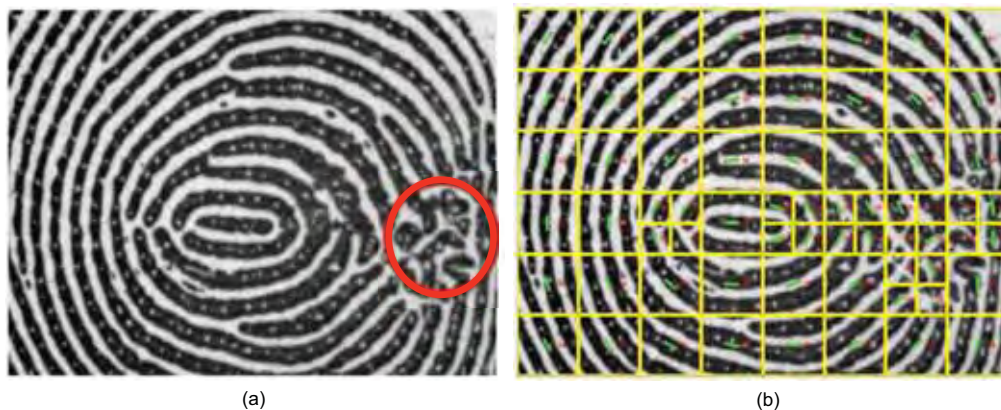


Figura 5.13: Particionamento da impressão digital da abordagem de extração de poros adaptativa. (a) Uma imagem de impressão digital (o círculo vermelho indica a região em que não é possível estimar os parâmetros com precisão). (b) O resultado da partição (Zhao et al., 2010a).

Gaussian (DoG), proposto em (Zhao et al., 2010b), utilizando a frequência do bloco (obtida por interpolação dos blocos vizinhos). Um limiar foi então aplicado para filtrar a saída do método e segmentar os poros candidatos da imagem, sendo essa a entrada do passo de pós-processamento.

A extração do mapa de cristas foi feita através da aplicação de um conjunto de filtros de Gabor seguida de uma binarização da imagem filtrada, utilizando a abordagem proposta em (Hong et al., 1998). Depois, calculando o complemento da imagem binarizada, foi obtido o mapa de cristas, onde os pixels correspondentes as cristas tinham valor “1”.

No pós-processamento, primeiramente o mapa de cristas foi utilizado como uma máscara para filtrar o mapa de poros, visto que os poros devem estar localizados sobre as cristas. Depois, os pixels de poros candidatos remanescentes foram ordenados de forma decrescente de acordo com os valores de sua intensidade de cinza, e então foram descartados os últimos 5% dos pixels, pois eles segundo Zhao et al. (2010a) tinham alta probabilidade de terem sido gerados por ruídos. Depois disso, foram identificados todos os componentes conexos no mapa de poros, e cada componente foi considerado um poro candidato. O tamanho destes componentes conexos foram analisados de acordo com o número de pixels que eles continham. Se o tamanho estivesse fora do intervalo previamente definido para a base de dados, o poro candidato era removido do mapa de poros. O mapa final de poros era obtido depois deste passo. Para registrar os poros extraídos foram armazenadas as coordenadas do centro de massa dos mesmos.

As etapas de particionamento da imagem, estimação das orientações e frequências das cristas e extração do mapa de cristas foram realizadas sobre a imagem de impressão digital com sua resolução reduzida pela metade, a fim de reduzir o tempo de processamento. Porém, as etapas de detecção dos poros e pós-processamento foram aplicados sobre a imagem com sua resolução original.

Para a realização dos experimentos foram utilizadas as duas bases de dados que compõem a PolyU HRF. A primeira delas, chamada de DBI, contém impressões digitais parciais com imagens de 320x240 pixels. A segunda base de dados, chamada de DBII, contém impressões digitais inteiras, com imagens de 640x420 pixels. Ambas bases de dados possuem 1480 imagens, sendo 10 imagens de cada um dos 148 dedos que as compõe, capturadas em duas sessões.

O primeiro teste fez uso de 24 impressões digitais da DBI para avaliar a precisão na detecção de poros. O método utilizando o DAPM obteve uma taxa de detecção correta de 84,8%, superior aos algoritmos de extração de poros isotrópicos, comparados nos testes em (Zhao et al., 2010a). Segundo os autores, os resultados obtidos pelos métodos isotrópicos tiveram pior desempenho por utilizarem filtros com uma única escala, e por este motivo não conseguiram trabalhar de forma consistente em regiões das impressões digitais onde as larguras das cristas e tamanho dos poros variam.

Para avaliar o desempenho do reconhecimento de impressões digitais na base de dados DBI (impressões digitais parciais) foi adotada a estratégia utilizada em (Zhao et al., 2009), onde a pontuação obtida pela comparação de minúcias foi fundida com a obtida pela comparação de poros extraídos pelo DAPM. A comparação de poros adotada foi a proposta em (Zhao et al., 2009), comparando os poros diretamente, sem influência das minúcias, e foi utilizada para os poros extraídos pelos quatro métodos. Utilizando os poros, o EER que era de 17,67% utilizando somente minúcias decresceu para 11,51%, uma significativa melhora.

Por fim, foi realizado um experimento para avaliar o desempenho do reconhecimento em impressões digitais inteiras, utilizando a base de dados DBII. Por utilizar impressões digitais inteiras, Zhao et al. (2010a) optaram por utilizar para comparação dos poros o algoritmo ICP, que utiliza as minúcias extraídas para avaliar os poros na vizinhança das mesmas. Isto porque em impressões digitais inteiras é possível a extração de um número suficiente de minúcias para uma confiável comparação (Zhao et al., 2010a). O desempenho utilizando somente minúcias foi bom, obtendo um EER de 0,61%. Mesmo assim, a utilização de poros trouxe ganho, reduzindo o EER para 0,53% quando combinado com as minúcias.

O método de extração de poros utilizando DAPM foi superior aos demais em todos os experimentos realizados por Zhao et al. (2010a), e atualmente é apontado como o mais robusto disponível na literatura.

5.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados alguns dos principais métodos de extração de poros disponíveis na literatura, desde os primeiros, baseados em esqueletonização, até os mais recentes utilizando filtros isotrópicos e filtros adaptativos. Foram descritos sucintamente alguns algoritmos de cada uma das classes de métodos, trazendo informações sobre o pré-processamento, a técnica adotada e resultados experimentais obtidos nos trabalhos. Maiores detalhes foram apresentados acerca dos métodos propostos por Jain et al. (2006) e Zhao et al. (2010a), o primeiro deles utilizando filtros isotrópicos e o outro utilizando modelos adaptativos, pois ambos foram utilizados neste trabalho com a finalidade de obter uma melhor acurácia incorporando o uso de poros no método baseado em cristas. No capítulo seguinte serão apresentados o material e métodos utilizados neste trabalho, e serão listados os parâmetros adotados para cada um destes métodos de extração de poros.

Capítulo 6

Material e Métodos

Neste capítulo são apresentados o material utilizado nos experimentos e a metodologia proposta para realizar o reconhecimento de fragmentos de impressões digitais utilizando as cristas e os poros.

6.1 Material

Para comparar o desempenho do método de reconhecimento baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough e a sua versão estendida (incorporando o uso dos poros), foi utilizada uma base de dados com imagens de fragmentos de impressões digitais. Tal estudo, conforme apontado no Capítulo 1, procura buscar alternativas que melhorem o desempenho dos sistemas de reconhecimento automático de impressões digitais quando apenas fragmentos estão disponíveis, um dos mais desafiadores cenários de reconhecimento (Rawat, 2009; Chen, 2009).

Embora uma base de dados de impressões digitais com resolução de 500 dpi tenha sido utilizada para avaliação do método de extração de poros no trabalho de Ray et al. (2005), e Oliveira Jr & Conci (2009) tenham demonstrado a viabilidade da extração e uso de poros em imagens de 500 dpi, optou-se neste trabalho em seguir as recomendações do SWGFAST, utilizando imagens de no mínimo 1000 dpi no reconhecimento dos fragmentos de impressões digitais.

A decisão sobre qual resolução adotar na avaliação dos métodos levou em conta também os resultados apresentados no estudo de Zhang et al. (2011). Neste estudo foi investigada qual a melhor resolução para uso de minúcias e poros no reconhecimento de impressões digitais, utilizando um dispositivo de aquisição multiresolução (capturas em 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 1200, 1600 e 2000 dpi) e com imagens de tamanho

fixo (380x360 pixels). Interessante destacar que, quanto maior foi a resolução de captura neste experimento, menor foi a área capturada da região da impressão digital, visto que o tamanho das imagens era fixo. Zhang et al. (2011) concluíram que uma resolução recomendada é de 800 dpi, levando-se em conta a importância do número de minúcias disponíveis na imagem e procurando ter um número razoável de poros detectáveis na imagem. Considerando apenas os poros e as demais características de terceiro nível, imagens com resoluções de 1000 dpi ou superior são mais adequadas para a extração das mesmas, conforme foi reportado nos resultados experimentais em (Zhang et al., 2011).

A base de dados utilizada na avaliação do método proposto nesta dissertação foi a PolyU HRF da Hong Kong Polytechnic University, que é a única base pública disponível no momento com imagens em alta resolução de fragmentos de impressões digitais.

6.1.1 Base de Dados PolyU HRF

A base de dados PolyU HRF (*High Resolution Database*) da Hong Kong Polytechnic University é composta por imagens capturadas em 1200 dpi com um dispositivo construído sob medida (The Hong Kong Polytechnic University, 2010). O dispositivo de captura de impressões digitais de alta resolução utilizado para criação da base de dados HRF foi criado pelos pesquisadores do Centro de Pesquisas Biométricas da PolyU. O dispositivo possui resolução adequada para extração de características de terceiro nível e pode capturar imagens de diferentes tamanhos, por exemplo, 320x240 pixels e 640x480 pixels (The Hong Kong Polytechnic University, 2010). A Figura 6.1 mostra o equipamento construído para aquisição das imagens.



Figura 6.1: (a) Sensor construído para aquisição da base PolyU HRF. (b) Estrutura interna do sensor (The Hong Kong Polytechnic University, 2010).

Duas bases foram criadas utilizando este dispositivo, coletando-se imagens de impressões digitais de voluntários, sendo a maioria deles estudantes e funcionários do instituto da Hong Kong Polytechnic University, cujas idades variavam de 20 a 50 anos. Durante as capturas, foi solicitado aos participantes que colocassem de maneira natural os dedos contra o prisma do sensor, sem qualquer exagero nas deformações das impressões digitais. Estas bases de dados foram chamadas de DBI e DBII (Zhao, 2010).

A DBI é composta de duas partes: um conjunto de treinamento com 210 imagens de impressões digitais parciais de 35 dedos, e um conjunto de teste, com 1480 imagens de impressões digitais parciais de 148 dedos. Estas imagens foram coletadas em duas sessões separadas por duas semanas de intervalo. Para o conjunto de treinamento, em cada uma das sessões foram capturadas três imagens de cada dedo, e para o conjunto de teste foram capturadas 5 imagens de cada dedo. O tamanho espacial das imagens capturadas na DBI é de 320x240 pixels, e ela é a única base de dados de alta resolução com imagens de impressões digitais parciais disponível publicamente.

A DBII é composta de imagens de impressões digitais inteiras, também com 1480 imagens de 148 dedos, obedecendo o mesmo cronograma de captura da DBI. Nesta base de dados, as imagens capturadas tinham 640x480 pixels de tamanho.

A Tabela 6.1 apresenta um resumo sobre as bases DBI e DBII.

Tabela 6.1: Resumo sobre o conteúdo das bases que compõem a base de dados PolyU HRF(The Hong Kong Polytechnic University, 2010).

Base de dados	Resolução (dpi)	Dimensões (pixels)	Número de dedos	Imagens por dedo por sessão	Número de imagens
DBI: Treino	1200	320x240	35	3	210
DBI: Teste	1200	320x240	148	5	1480
DBII	1200	640x480	148	5	1480

A base de dados PolyU HRF foi disponibilizada publicamente no último trimestre de 2010, e seu uso é gratuito para fins de pesquisa e propósitos não comerciais. Junto das duas bases, acompanha um subconjunto de 30 imagens, selecionadas do conjunto de teste da DBI, para as quais foram anotadas as coordenadas centrais de cada um dos poros extraídos manualmente e salvos em um arquivo texto. O objetivo deste conjunto, denominado conjunto verdade, do inglês *Ground Truth*, é avaliar a acurácia dos algoritmos de extração de poros.

A Figura 6.2 mostra exemplos de imagens de impressões digitais disponíveis nas bases DBI e DBII.

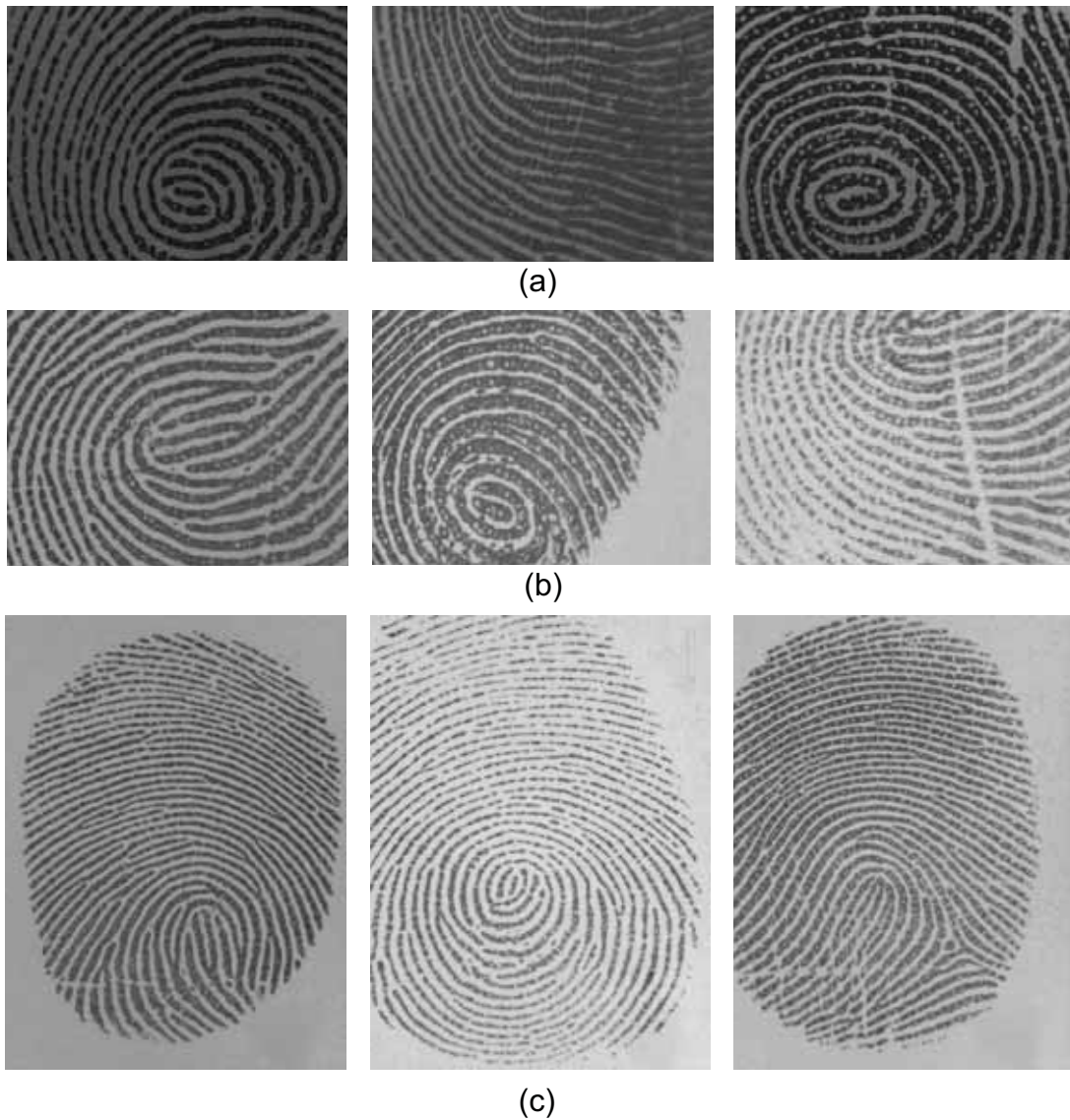


Figura 6.2: Amostras de impressões digitais disponíveis na base de dados PolyU HRF: (a) DBI - treinamento, (b) DBI - teste, e (c) DBII.

No trabalho apresentado nesta dissertação foram utilizados o conjunto de testes da base de dados DBI para avaliação da acurácia dos métodos de reconhecimento, e o conjunto verdade com suas anotações, para escolha do algoritmo de extração de poros.

6.1.2 Hardware e Software

Os experimentos foram realizados utilizando um MacBook Pro pessoal com a seguinte configuração: sistema operacional Mac OS X Lion, processador Intel Core 2 Duo de 2.4 GHz, memória RAM de 4GB 1067 MHz DDR3 e HD de 320 GB.

Foram utilizados os seguintes softwares para implementação e execução dos experimentos:

- *MATLAB 7.9 (R2009b) 64-bit*¹: software utilizado para a realização de todos os experimentos e implementação do método de extração de poros DAPM (Zhao et al., 2010a);
- *XCode 4.2*²: software utilizado para implementação do método de extração e comparação de cristas (Marana & Jain, 2005), escritos em ANSI C;
- *Eclipse IDE for Java Developers (Indigo Service Release 1)*³: software utilizado para implementação do método de extração de poros utilizando filtros isotrópicos (Jain et al., 2007) a partir da Toolkit Java apresentada na Seção 6.2.3.

6.2 Métodos

O método para reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough e descrito no Capítulo 4 foi avaliado experimentalmente utilizando-se a base de dados privada VERIDICOM, da *Michigan State University* em (Marana & Jain, 2005). Embora os resultados obtidos tenham sido promissores, observa-se que uma das fragilidades do método são as altas taxas de falsos positivos que podem ocorrer principalmente quando apenas fragmentos das impressões digitais são comparados. A Figura 6.3 apresenta dois exemplos de comparações impostoras que obtiveram uma alta pontuação utilizando o método baseado em cristas (Marana & Jain, 2005).

Este trabalho de mestrado tem como objetivo principal avaliar a robustez do reconhecimento de fragmentos de impressões digitais baseado em cristas utilizando

¹<http://www.mathworks.com/products/matlab/>

²<https://developer.apple.com/technologies/tools/>

³<http://www.eclipse.org/>



Figura 6.3: Exemplos de dois alinhamentos de impressões digitais diferentes que obtiveram uma alta pontuação na abordagem baseada em cristas (Marana & Jain, 2005).

a Transformada de Hough, incorporando no algoritmo o uso de poros, sobretudo nas etapas de registro e comparação, para mitigar os erros dos falsos positivos. Para a extração dos poros, que constituem em informações primordiais no método proposto, foram avaliados dois métodos de extração de poros, um baseado em filtros isotrópicos e outro em filtros adaptativos. A comparação dos poros, para composição da pontuação, foi baseada na correlação.

A Figura 6.4 apresenta um diagrama com as etapas da metodologia utilizada para a realização deste trabalho.

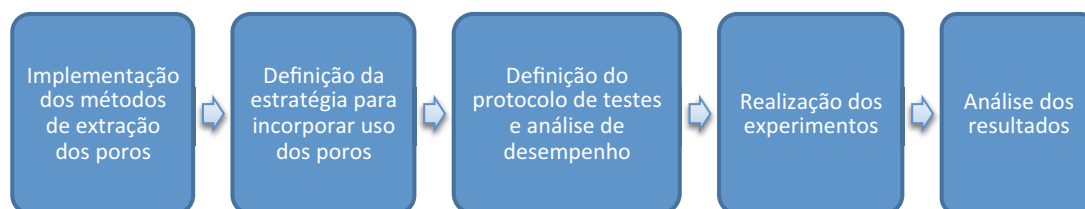


Figura 6.4: Diagrama da metodologia proposta.

Para realce das imagens de impressões digitais, bem como extração dos parâmetros de orientação, frequência e mapa de cristas foi utilizado o método proposto por Hong

et al. (1998). Para extração de características e comparação das cristas foi adotado o método proposto por Marana & Jain (2005). E por fim, para extração dos poros foram utilizados os métodos propostos por Jain et al. (2006, 2007) e Zhao et al. (2010a).

As particularidades e ajustes de parâmetros adotados na dissertação são apresentados nas próximas subseções.

6.2.1 Método de Realce das Impressões Digitais

O método utilizado para realce das impressões digitais foi o proposto por Hong et al. (1998). Implementado de acordo com Kovesi (2000), com ligeiras modificações, a fim de conservar as bordas da imagem processada. Antes da aplicação do método, as imagens de impressões digitais tiveram sua resolução reduzida pela metade, visto que para as etapas de estimação da orientação, frequência e mapa de cristas não são requeridas alta resolução.

O algoritmo é composto por cinco passos principais: i) Normalização: onde a imagem de entrada tem as intensidades de seus pixels normalizada para uma média e desvio padrão pré-definidos; ii) Segmentação da impressão digital: onde a imagem é particionada em blocos e para cada um deles, a partir de seu desvio padrão, é definido se ele pertence ou não a impressão digital; iii) Estimação da orientação local: onde para cada bloco da imagem normalizada é estimada a orientação dominante a partir dos gradientes calculados em cada direção; iv) Estimação da frequência local: onde são estimadas para cada bloco a frequência da crista, a partir da imagem normalizada e orientações obtidas; v) Aplicação do filtro: onde um banco de filtros de Gabor calibrados com as orientações e frequências obtidos para cada bloco nos passos anteriores são aplicados na imagem, obtendo a imagem realçada.

A partir da binarização da imagem realçada é possível obter o mapa de cristas, o qual é afinado para utilização no método baseado em cristas e utilizado como máscara no refinamento dos poros extraídos pelo método baseado em filtros adaptativos.

A Figura 6.5 mostra as saídas do método de realce de impressões digitais, e também a binarização e esqueletonização das cristas.

6.2.2 Método Baseado em Cristas

Conforme descrito na Seção 4.2, durante a etapa do cálculo dos parâmetros de registro das imagens (rotação e translação), o método baseado em cristas proposto

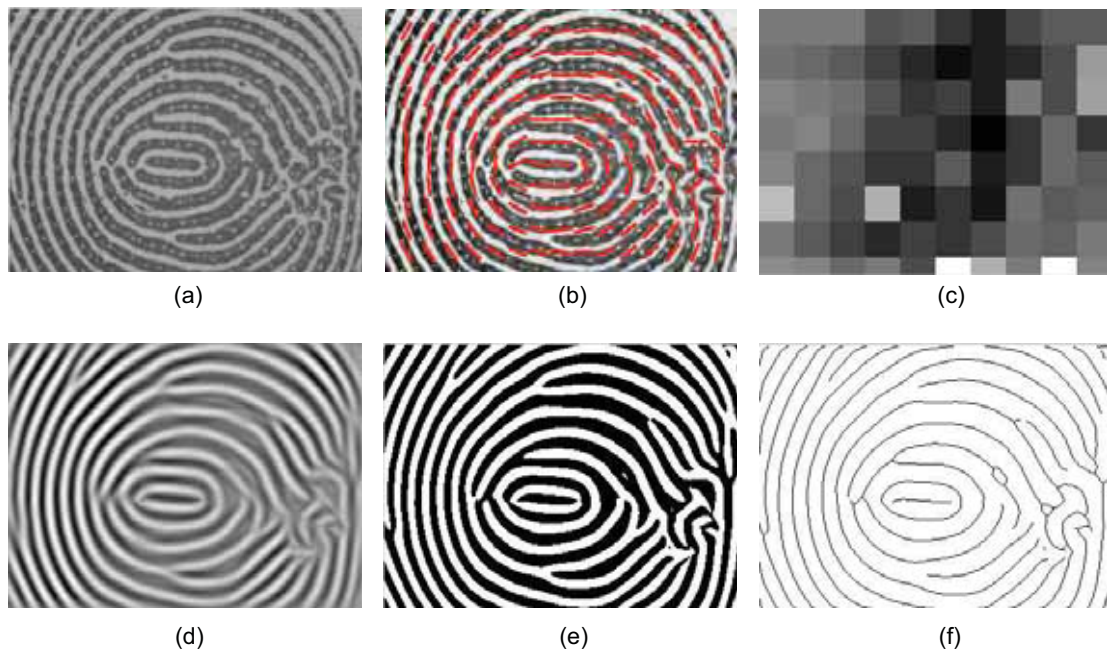


Figura 6.5: Etapas de realce da impressão digital. (a) Imagem de entrada; (b) Imagem com as orientações locais estimadas em cada bloco; (c) Imagem com as frequências estimadas em cada bloco; (d) Imagem processada, após aplicação do banco de filtros de Gabor; (e) Imagem processada binarizada (mapa de cristas); (f) Imagem com as cristas afinadas (imagem de entrada para o método de cristas).

por Marana & Jain (2005) faz uso da Transformada de Hough. Foi utilizado neste trabalho o algoritmo implementado pelos autores, utilizando a linguagem C.

O parâmetro de rotação é estimado utilizando um acumulador unidimensional, no qual são procurados picos para conhecer os ângulos mais votados. Neste trabalho foram utilizados até 6 (seis) ângulos para realização do alinhamento. Adotou-se essa quantidade, pois no trabalho de Falguera (2008) foi observado que utilizando menos do que 6 ângulos a taxa de rejeição de genuínos (FRR) aumentava consideravelmente, e acima de 6 ângulos a taxa de aceitação de impostores (FAR) crescia.

Para o cálculo dos parâmetros de translação é utilizado um acumulador bidimensional, onde é realizada uma busca por picos que indicam os deslocamentos (dx e dy) mais votados. Bons resultados foram reportados quando os 200 (duzentos) deslocamentos mais votados foram considerados (Falguera, 2008).

No cálculo do alinhamento das imagens, algumas heurísticas são aplicadas. A primeira delas usa a classificação das cristas quanto ao grau de curvatura (explicada na Seção 4.1). Caso as cristas combinadas das duas imagens pertençam a mesma categoria, o alinhamento sendo avaliado recebe um “bônus”, o qual aumenta de

acordo com a categoria da curvatura (10% para categoria 1, 20% para categorias 2 e 3, e 50% para categorias 4 e 5). Outra heurística aplicada, analisa as cristas da imagem de consulta, verificando se elas cruzam com muitas cristas da imagem de referência, e neste caso o alinhamento sendo avaliado é penalizado, removendo seu maior pico da matriz de alinhamento. A mesma heurística é aplicada para cada uma das cristas da imagem de referência em relação as cristas da imagem de consulta. Por fim, a última heurística aplicada penaliza a pontuação de comparação para os casos onde menos de 25% das cristas das imagens não forem ativadas, ou seja, combinadas com as cristas da outra imagem.

A Figura 6.6 mostra exemplos de um alinhamento genuíno e de um alinhamento impostor obtidos por meio das cristas. No alinhamento impostor é possível observar o alto número de cristas que cruzam com várias cristas da outra imagem, tornando a pontuação de comparação baixa.

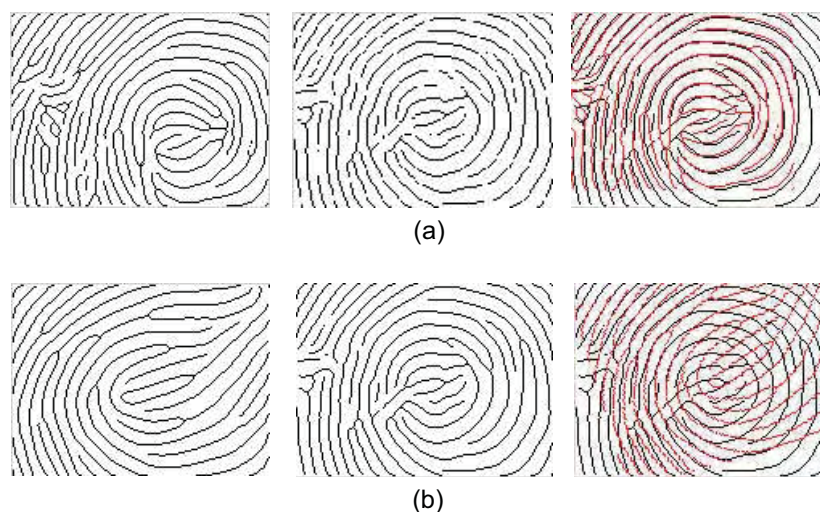


Figura 6.6: Exemplos de alinhamentos obtidos utilizando as cristas. (a) Alinhamento de uma comparação genuína; (b) Alinhamento de uma comparação impostora.

6.2.3 Método de Extração de Poros Utilizando Filtros Isotrópicos

O método de extração de poros utilizando filtros isotrópicos, descrito na Seção 5.2, foi avaliado neste trabalho utilizando a implementação disponível na biblioteca de domínio público L3TK, desenvolvida pelo IBG utilizando a linguagem Java. Embora a L3TK tenha sido criada com o intuito de promover a extração de poros e o

reconhecimento das impressões digitais utilizando sua informação, não há nenhum resultado publicado utilizando imagens de fragmentos de impressões digitais com 1000 ou 1200 dpi, foco desta dissertação. A Figura 6.7 mostra as etapas da extração de poros da implementação disponível na L3TK.

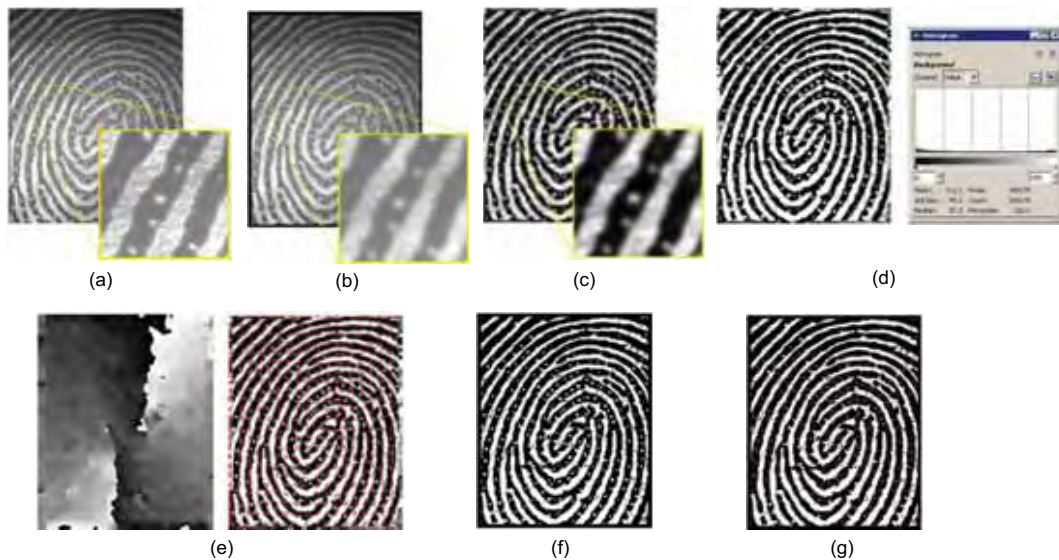


Figura 6.7: Etapas da extração de poros na L3TK (International Biometric Group, 2008a): (a) Imagem original; (b) Borramento gaussiano; (c) Ajuste do contraste; (d) Ajuste do histograma da imagem; (e) Estimação do mapa do fluxo das cristas; (f) Resultado da convolução chapéu mexicano e limiarização; (g) Poros detectados.

O código da L3TK foi alterado de forma a se limitar apenas à extração de poros, e foi possível notar como o método é sensível à calibração de seus parâmetros. Jain et al. (2007) afirmam que o valor de escala adotado para o filtro em seus experimentos, bem como os limiares e tamanhos dos poros utilizados foram determinados empiricamente. Neste trabalho foi adotada a seguinte configuração de parâmetros do método adaptado da biblioteca L3TK:

Parâmetros de pré-processamento:

- $ip_macroblocksizeperdpi = 0,015$: tamanho dos blocos (em pixels) sobre os quais a orientação do fluxo das cristas é determinado (proporção por dpi);
- $ip_gaussianvarianceperdpi = 0,001$: variância do *kernel* gaussiano usando para borramento da imagem (proporção por dpi);
- $ip_uppercontrastthresh = 0,85$: determina o limiar no qual os pixels com uma intensidade maior são alterados para 255 (setados como vales); e

- $ip_lowercontrastthresh = 0,15$: determina o limiar no qual os pixels com uma intensidade inferior são alterados para 0 (setados como cristas).

Parâmetros de extração dos poros:

- $pe_minimumblobsizeperdpi = 0,0$: menor tamanho dos poros que serão detectados a partir de “bolhas” na imagem (proporção por dpi);
- $pe_maximumblobsizeperdpi = 0,02$: maior tamanho dos poros que serão detectados a partir de “bolhas” na imagem (proporção por dpi);
- $pe_mexhatvariance = 2,6$: variância do *kernel* 2D da *wavelet* chapéu mexicano;
- $pe_mexhatthreshold = 120$: limiar de intensidade com o qual a imagem processada pela *wavelet* chapéu mexicano é limiarizada; e
- $pe_borderperdpi = 0,005$: tamanho da borda, a qual é aplicada na imagem para remover ruídos introduzidos pelos vários passos de processamento.

Estes parâmetros foram definidos empiricamente, testando inúmeras variações sobre um conjunto amostral de cinco imagens do conjunto verdade da base de dados PolyU HRF.

A Figura 6.8 mostra os poros extraídos de uma imagem da base de dados PolyU HRF.

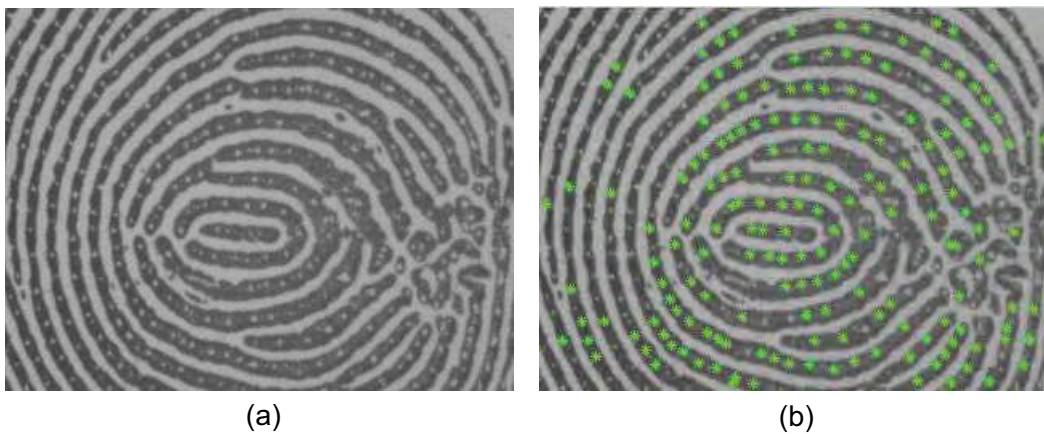


Figura 6.8: Poros extraídos utilizando o método baseado em filtros isotrópicos. (a) Imagem de entrada; (b) Imagem com os poros extraídos em destaque (cor verde).

6.2.4 Método de Extração de Poros Utilizando Filtros Adaptativos

O método de extração de poros utilizando filtros adaptativos, descrito na Seção 5.3, foi avaliado neste trabalho utilizando a implementação disponibilizada pelos autores, desenvolvida em MATLAB. Os mapas de cristas das imagens de impressões digitais que terão seus poros extraídos, bem como as máscaras das regiões de interesse (área da impressão digital segmentada), são previamente calculados utilizando o método de realce das impressões digitais descrito na Seção 6.2.1, e fornecidas como parâmetros de entrada para o método.

Foi adotada a seguinte configuração de parâmetros para uso do método baseado em filtros adaptativos:

- *IntensityStdThreshold* = 0,1: limiar aplicado à intensidade de contraste do bloco, para classificação do mesmo;
- *OrientationCertaintyThreshold* = 0,2: limiar aplicado ao nível de certeza da orientação da crista obtida no bloco, para classificação do mesmo;
- *SmallGaussianSigmaFactor* = 1/8: tamanho da janela com o filtro gaussiano menor, a partir do qual é calculada sua variância (utilizado no filtro isotrópico baseado em DoG);
- *BigGaussianSigmaFactor* = 1/2: tamanho da janela com o filtro gaussiano maior, a partir do qual é calculada sua variância (utilizado no filtro isotrópico baseado em DoG);
- *ThresholdSmallGaussian* = 0,01: limiar aplicado sobre a imagem realçada pelo filtro gaussiano menor (utilizado no filtro isotrópico baseado em DoG);
- *ThresholdBigGaussian* = 0,05: limiar aplicado sobre a imagem realçada pelo filtro gaussiano maior (utilizado no filtro isotrópico baseado em DoG);
- *APMSizeFactor* = 1/12: fator multiplicado pela orientação para definição dos parâmetros do filtro DAPM;
- *APMThreshold* = 0,5: limiar aplicado sobre o bloco processado pelo filtro DAPM;

- $MinPoreSize = 5$: tamanho mínimo dos poros (em pixels), adotado na etapa de pós-processamento a fim de remover poros espúrios;
- $MaxPoreSize = 30$: tamanho máximo dos poros (em pixels), adotado na etapa de pós-processamento a fim de remover poros espúrios; e
- $GrayValuePercentage = 0,2$: parâmetro de pós-processamento, para remoção de poros espúrios.

Estes parâmetros foram definidos empiricamente, testando algumas variações sobre um conjunto amostral de cinco imagens do conjunto verdade da base de dados PolyU HRF.

Conforme explicado na Seção 5.3, neste método baseado em filtros adaptativos, a imagem de impressão digital é particionada em blocos e para cada um deles é realizada a detecção de poros de acordo com sua classificação. Os blocos onde não reside nenhuma região válida da impressão digital são descartados. Se o bloco não possui sua orientação de crista bem definida, então é aplicado o extrator de poros baseado em filtros isotrópicos proposto em (Zhao et al., 2010b), caso contrário é aplicado o filtro adaptativo DAPM. Após os poros serem detectados para cada um dos blocos, é aplicado um pós-processamento, validando o tamanho dos poros extraídos e sua posição espacial nas impressões digitais.

A Figura 6.9 mostra os poros extraídos de uma das imagens da base de dados PolyU HRF.

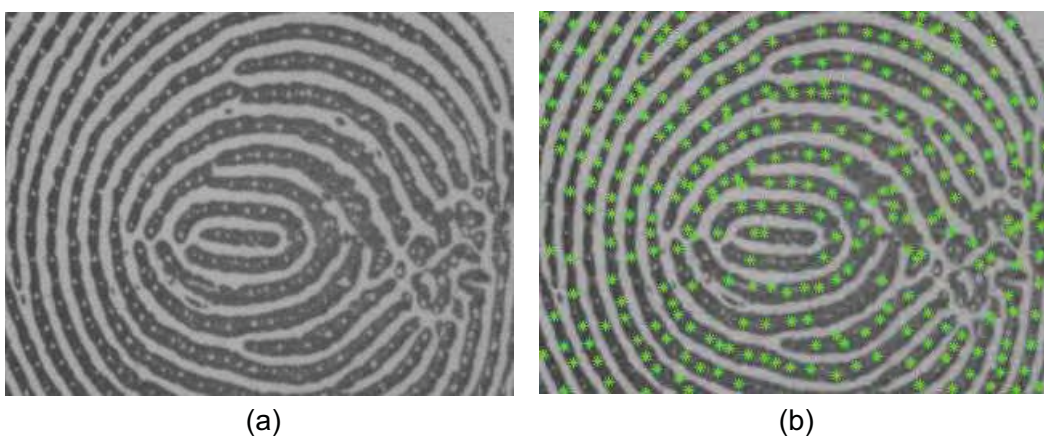


Figura 6.9: Poros extraídos utilizando o método baseado em filtros adaptativos. (a) Imagem de entrada; (b) Imagem com os poros extraídos em destaque (cor verde).

6.2.5 Estratégias Propostas para Uso dos Poros

Foram propostas e avaliadas duas estratégias para utilização dos poros no método baseado em cristas estendido. Na primeira delas, o método baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough é executado por completo, e os parâmetros de transformação obtidos na etapa de alinhamento são aplicados sobre as coordenadas dos poros extraídos da imagem de consulta, para então ser realizada a comparação dos poros. Depois, as pontuações obtidas pelos dois métodos são fundidas por meio de uma soma ponderada, obtendo a pontuação final da comparação. A Figura 6.10 mostra esta primeira estratégia.

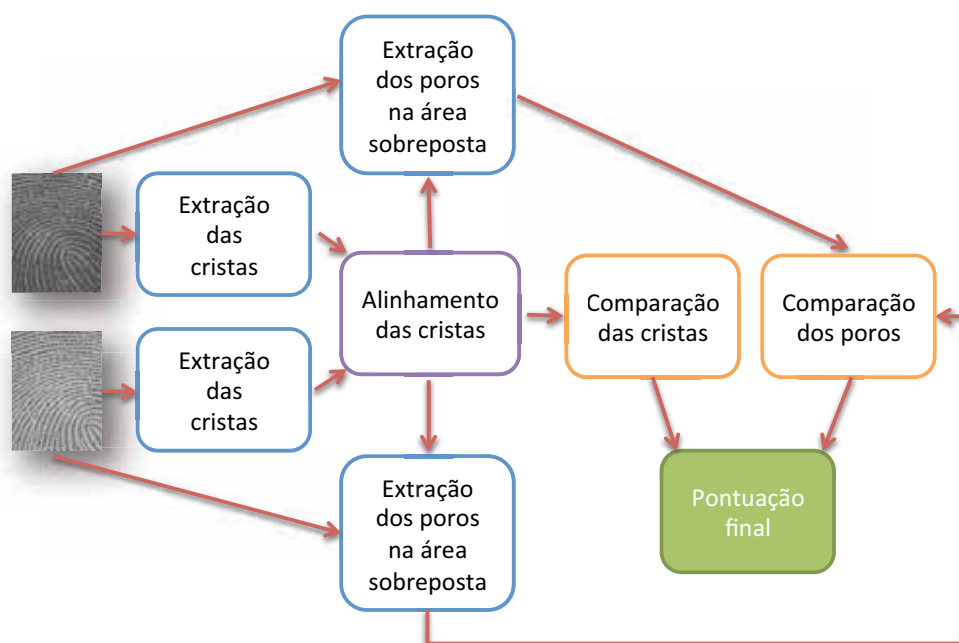


Figura 6.10: Estratégia de uso dos poros após a etapa de alinhamento das imagens por meio das cristas.

A outra estratégia avaliada utiliza os poros extraídos da imagem para auxiliar na etapa de alinhamento das imagens. Nela, os parâmetros de transformação obtidos pelos picos do espaço de Hough do método baseado em cristas são aplicados também sobre as coordenadas dos poros, que nesta estratégia funcionam como uma heurística adicional na escolha do melhor alinhamento. O diagrama da Figura 6.11 ilustra esta estratégia.

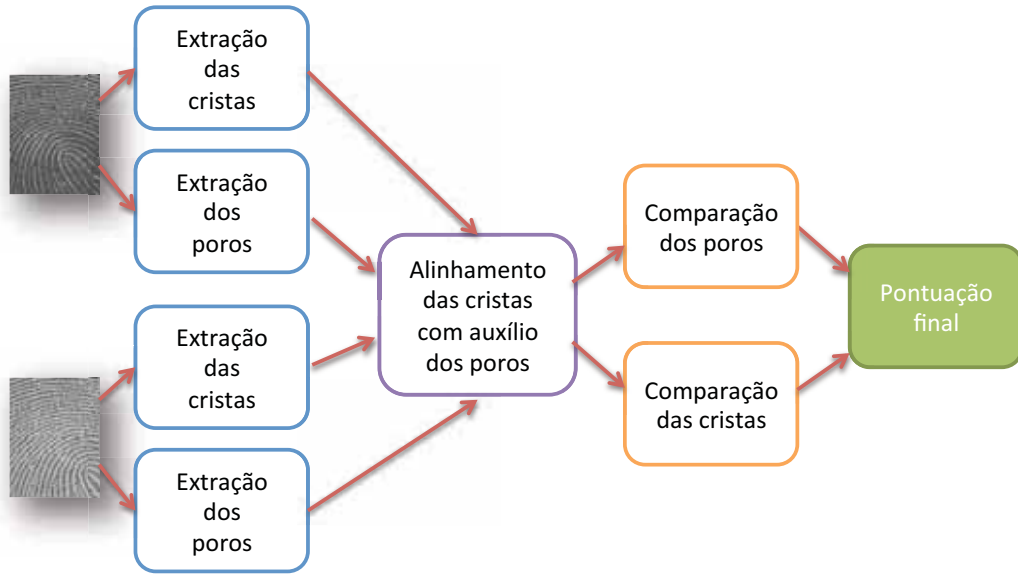


Figura 6.11: Estratégia de uso dos poros auxiliando no alinhamento baseado em cristas.

6.2.5.1 Método de Comparação dos Poros

A comparação dos poros adotada neste trabalho é baseada na correlação. A imagem de referência é mantida fixa e em torno dos poros extraídos nela são utilizadas caixas delimitadoras (*bounding boxes*). Então, sobre os poros extraídos da imagem de consulta são aplicados os parâmetros de transformação obtidos do alinhamento utilizando o método de cristas.

As correspondências são estabelecidas aos pares entre os poros obtidos da imagem de consulta (transformados) e os obtidos na imagem de referência. Quando a posição espacial de um poro da imagem de consulta está inscrita na caixa delimitadora do poro da imagem de referência, uma correspondência é estabelecida, e o poro é considerado combinado. Para o cálculo da pontuação da comparação de poros PS , apenas os poros da área sobreposta são considerados, da seguinte forma:

$$PS = \frac{|MP|}{Q_{nop}}, \quad (6.1)$$

onde MP é o conjunto de poros combinados, $|MP|$ denota o número de elementos do conjunto MP e Q_{nop} é o número de poros extraídos da imagem de consulta na área de sobreposição com a imagem de referência. Para os casos onde $Q_{nop} = 0$, a pontuação PS também é 0 (zero).

Foram adotados três tamanhos de caixas delimitadoras nos experimentos, de 6, 8 e 10 pixels (3, 4 e 5 pixels em cada direção a partir da coordenada do poro), para avaliar se o poro foi combinado (se o poro da imagem de consulta está inscrito na caixa delimitadora em torno do poro da imagem de referência). A Figura 6.12 exemplifica como é realizada a correspondência de poros.

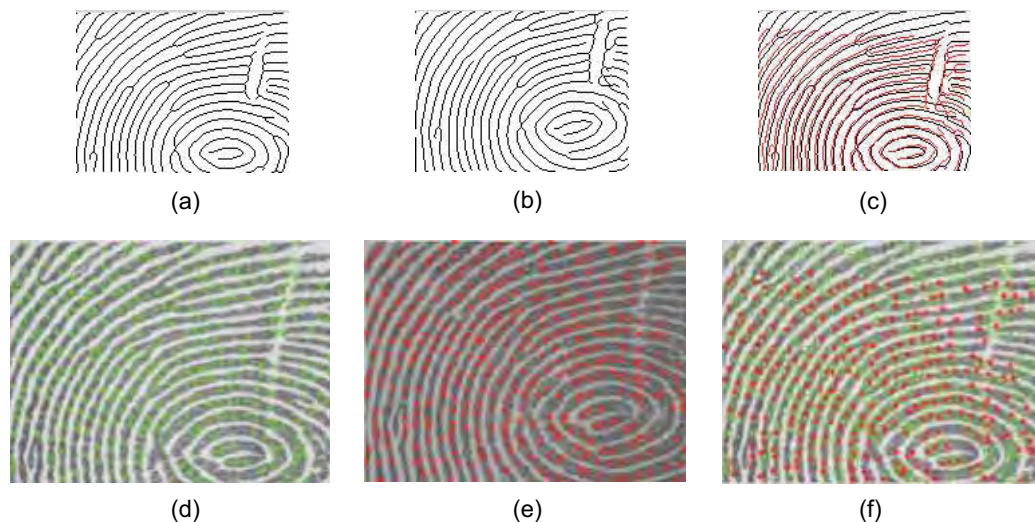


Figura 6.12: Correspondência de poros entre a imagem de referência e a imagem de consulta. (a) Cristas da imagem de referência; (b) Cristas da imagem de consulta; (c) Melhor alinhamento obtido pelas cristas; (d) Poros extraídos da imagem de referência; (e) Poros extraídos da imagem de consulta; (f) Correspondência de poros, onde caixas delimitadoras foram obtidas a partir dos poros da imagem de referência, e as coordenadas dos poros da imagem de consulta foram transformados de acordo com o alinhamento obtido pelas cristas.

Devido ao grande número de poros detectados nas imagens de impressões digitais de alta resolução, torna-se fácil ocorrer correspondências falsas entre poros de impressões digitais diferentes, se consideradas apenas as localizações dos poros. Outra medida avaliada neste trabalho, foi a de utilizar as informações da comparação das cristas na etapa de comparação dos poros. Para tanto, os poros extraídos foram rotulados de acordo com a crista onde estão localizados e, uma correspondência era apenas estabelecida se os poros combinados das duas imagens estivessem localizados em cristas que foram também combinadas entre as duas imagens (analisando-se os picos das matrizes de alinhamento das cristas).

6.2.5.2 Fusão das Pontuações Obtidas

Multibiometria refere-se a fusão (ou combinação) de múltiplas fontes de informação com o objetivo de aumentar a robustez de sistemas biométricos (Maltoni et al., 2009). Sistemas multibiométricos procuram atenuar algumas das desvantagens encontradas por sistemas utilizando uma única informação biométrica, consolidando as evidências apresentadas por várias fontes biométricas ou várias características diferentes extraídas de um mesmo traço biométrico (Ross et al., 2006).

Os níveis de fusão podem ser classificados em fusão antes da comparação e fusão após a comparação. A fusão antes da comparação pode ocorrer no nível do sensor, onde os dados brutos de diferentes sensores são combinados, e no nível das características, onde diferentes conjuntos de características são combinados resultando em um único vetor de características. Já a fusão após a comparação pode ocorrer no nível da pontuação, onde as pontuações de diferentes algoritmos, que indicam a similaridade entre a imagem de consulta e de referência, são integradas; no nível de classificação, quando a saída de cada sistema biométrico é um subconjunto de prováveis casamentos ordenados em ordem decrescente de confiança; e no nível de decisão, onde as decisões de diferentes sistemas biométricos são consideradas para se apurar uma única decisão (Falguera, 2008).

De acordo com Falguera (2008) a fusão no nível de pontuação resulta em uma informação mais rica sobre o padrão a ser reconhecido quando se realiza a fusão após a comparação, e por isso, geralmente é a abordagem mais utilizada em sistemas multibiométricos, e é a estratégia de fusão adotada nesta dissertação.

Visto que a pontuação obtida para a comparação de cristas e de poros neste trabalho pertencem ao mesmo intervalo $([0, 1])$, não foi necessária a normalização das mesmas antes da fusão. Foram analisadas as taxas de reconhecimento dos métodos utilizando somente cristas, somente poros, e usando as pontuações fundidas através da estratégia de soma ponderada, calculada como segue:

$$FS = \omega.RS + (1 - \omega).PS, \quad (6.2)$$

onde RS é a pontuação da comparação de cristas, PS é a pontuação da comparação de poros, ω é o peso para RS e pertence ao intervalo $[0, 1]$.

6.2.6 Protocolo de Testes

Para avaliar o desempenho do método baseado em cristas original e a versão estendida foram realizados experimentos comparando as impressões digitais disponíveis na base de dados de duas formas:

- Reconhecimento de impressões digitais genuínas: onde cada impressão digital é testada com as demais impressões digitais do mesmo dedo do mesmo indivíduo. Nos experimentos, cada imagem da segunda sessão foi comparada com as cinco imagens do mesmo dedo, capturadas na primeira sessão, totalizando 3700 comparações genuínas.
- Reconhecimento de impressões digitais impostoras: onde cada impressão digital é testada com as demais impressões digitais de outros indivíduos. Nos experimentos, a primeira imagem da segunda sessão de cada dedo foi comparada com a primeira imagem da primeira sessão de todos os outros dedos, totalizando 21756 comparações impostoras.

Para cada comparação genuína e impostora foi gerada uma pontuação, a qual foi utilizada para avaliação dos resultados. Este protocolo é semelhante ao utilizado em competições internacionais de sistemas de verificação de impressões digitais (Maio et al., 2000, 2002, 2004, 2006).

6.2.7 Medidas de Desempenho

São utilizadas as seguintes medidas de desempenho para avaliação dos métodos baseado em cristas, baseado em poros, e combinados:

- EER: taxa calculada utilizando as pontuações obtidas nas comparações genuínas e impostoras, a partir das quais é possível descobrir o limiar τ , para o qual a taxa de falsa aceitação (FAR) e a taxa de falsa rejeição (FRR) assumem o mesmo valor: $FAR(\tau) = FRR(\tau)$. Mais detalhes sobre estas taxas podem ser encontrados na Seção 2.3;
- FAR100: valor esperado para a taxa de falsa rejeição (FRR) quando a taxa de falsa aceitação (FAR) é igual a 1/100. Esta medida é útil para caracterizar a assertividade dos sistemas baseados em impressões digitais mais rigorosos, os quais são frequentemente operados longe do ponto de EER, usando limiares que reduzem a FAR a um custo de uma alta FRR (Cappelli et al., 2006); e

- FAR1000: semelhante a medida FAR100, onde obtém-se o valor esperado para a taxa de falsa rejeição (FRR) quando a taxa de falsa aceitação (FAR) é igual a 1/1000. Sistemas ainda mais rigorosos com a segurança adotam tal medida.

6.3 Considerações Finais

Este capítulo descreveu o material e os métodos adotados nesta dissertação. Primeiramente foi apresentada a base de dados utilizada nas avaliações dos métodos e a justificativa da escolha da mesma. Então, foi descrito o hardware e os softwares adotados para desenvolvimento e execução dos experimentos. Depois, os métodos utilizados foram pormenorizados, trazendo informações inclusive acerca dos parâmetros adotados. As estratégias para incorporação do uso dos poros no reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas, bem como o cálculo de sua pontuação e a estratégia de fusão foram também descritos neste capítulo. Por fim, foi apresentado o protocolo de testes e as medidas de avaliação obtidas a partir dele, as quais são apresentadas no próximo capítulo.

Capítulo 7

Resultados Experimentais

Neste capítulo são apresentados os experimentos realizados e a análise dos resultados obtidos no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais utilizando cristas e poros. Foi utilizada nos experimentos a base de dados PolyU HRF, descrita na Seção 6.1.1, possibilitando avaliar a acurácia da detecção de poros utilizando os métodos baseados em filtros isotrópicos e adaptativos, e permitindo também a realização de experimentos de reconhecimento biométrico promovendo comparações entre fragmentos de impressões digitais.

Dois conjuntos desta base de dados foram utilizados nos experimentos realizados neste trabalho. O primeiro deles foi o conjunto verdade (*Ground Truth*), composto por 30 imagens de fragmentos de impressões digitais, cujos poros foram manualmente extraídos e tiveram suas coordenadas centrais salvas em arquivos texto, a fim de avaliar a acurácia de métodos automáticos de extração de poros. O segundo conjunto foi o de teste da base de dados DBI, composto por 1480 imagens de fragmentos de impressões digitais de 148 dedos, capturadas em duas sessões espaçadas em duas semanas.

Nos experimentos considerando o reconhecimento de fragmentos de impressões digitais, foram avaliados os métodos baseados em cristas e poros individualmente, e as duas estratégias para o método estendido, fundindo no nível de pontuação os resultados obtidos com cristas e poros.

Para a extração de poros foram avaliados dois métodos: um isotrópico, cuja implementação foi descrita na Seção 6.2.3, e um adaptativo, cuja implementação foi descrita na Seção 6.2.4.

7.1 Acurácia da Detecção de Poros

Para avaliar os métodos de extração de poros utilizados neste trabalho, foi utilizado o conjunto verdade da base de dados PolyU HRF. É interessante ressaltar que os dois métodos são sensíveis a seus parâmetros de entrada (apresentados nas Seções 6.2.3 e 6.2.4), e os mesmos foram escolhidos de forma empírica, avaliados sobre um subconjunto de cinco imagens.

Foram definidas três métricas para avaliar a precisão da detecção dos algoritmos. A primeira, chamada de R_T (taxa de detecção correta) é definida como a razão entre o número de poros corretamente detectados pelo número total de poros presentes na imagem. A segunda, chamada de R_F (taxa de detecção falsa) é definida como a razão entre o número de poros incorretamente detectados pelo total de poros detectados pelo método (Zhao et al., 2010). A terceira métrica adotada, chamada de Acurácia de Detecção Global, do inglês *Overall Detection Accuracy* (ODA) (Zhao, 2010), é definida como:

$$ODA = \sqrt{R_T \cdot (1 - R_F)}, \quad (7.1)$$

onde R_T é a taxa de detecção correta e R_F é a taxa de detecção falsa.

Como foram anotados os centros dos poros nos arquivos texto do conjunto verdade e nos métodos são retornadas as coordenadas do centro de massa dos poros detectados, foi utilizada uma caixa delimitadora de tamanho 6, 8 e 10 pixels (3, 4 ou 5 pixels em cada direção a partir da coordenada do poro) para avaliar se o poro foi corretamente detectado. A Tabela 7.1 mostra as taxas obtidas pelos métodos nos testes realizados no conjunto verdade da base de dados PolyU HRF.

Tabela 7.1: Acurácia da detecção de poros dos métodos avaliados (%), o desvio padrão (entre parênteses), e a taxa ODA (%), variando o tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação.

Método	Caixa (pixels)	R_T (%)	R_F (%)	ODA (%)
Isotrópico	6	33,72 (12,02)	2,91 (3,60)	57,22
Isotrópico	8	33,96 (12,11)	2,25 (3,23)	57,62
Isotrópico	10	34,22 (12,18)	1,54 (2,70)	58,05
Adaptativo	6	65,73 (9,68)	11,93 (6,77)	76,08
Adaptativo	8	67,17 (9,66)	10,04 (5,92)	77,73
Adaptativo	10	68,91 (9,61)	7,74 (4,78)	79,73

Os resultados apresentados na Tabela 7.1 indicam que aumentando o tamanho da caixa delimitadora, utilizada na comparação dos poros extraídos de forma automática com o conjunto verdade, simultaneamente aumenta-se a taxa R_T e reduz-se a taxa R_F , consequentemente melhorando a taxa ODA. O maior tamanho de caixa avaliado foi com seus lados medindo 10 (dez) pixels, pois como pode ser observado na Figura 7.1, este tamanho se aproxima da largura das cristas nas imagens de impressões digitais desta base de dados (local onde os poros ficam alojados). É possível observar também a superioridade do método adaptativo na tarefa de extração automática de poros, pois embora apresente uma taxa R_F superior à obtida pelo método isotrópico, sua taxa R_T é bastante superior, desta forma obtendo melhorias em termos de ODA de 32,96%, 34,90% e 37,35% em relação ao método isotrópico, utilizando caixas delimitadoras de tamanhos 6, 8 e 10 pixels, respectivamente.

Esta superioridade na detecção de poros do método baseado em filtros adaptativos é facilmente observada também na Figura 7.1, onde é mostrada a detecção de poros dos dois métodos avaliados, sobre duas imagens do conjunto verdade da base de dados PolyU HRF. Nestas imagens foi adotado o tamanho 10 para as caixas delimitadoras (em torno das coordenadas centrais do conjunto verdade, com poros manualmente anotados). Comparando as imagens 7.1(b) e 7.1(d) é possível notar com maior clareza a diferença na detecção de poros, onde o método adaptativo conseguiu se adequar de forma mais robusta a uma imagem cujas cristas são mais finas.

7.2 Método Baseado em Cristas

Para avaliação do reconhecimento de fragmentos de impressões digitais neste trabalho foi utilizado o conjunto de teste da base de dados DBI da PolyU HRF. O mesmo é composto por 1480 imagens de 148 dedos, sendo que foram capturadas cinco imagens de cada dedo em cada uma das duas sessões de captura. O protocolo adotado analisa três métricas: EER, FAR100 e FAR1000, obtidas a partir das comparações genuínas e impostoras.

O reconhecimento de impressões digitais utilizando imagens parciais é bastante desafiador (Rawat, 2009; Chen, 2009), e por este motivo as taxas de erro costumam ser bastante superiores às comumente observadas em experimentos de reconhecimento de impressões digitais.

A pontuação das comparações do método baseado em cristas, calculada segundo a Equação 4.2, pertence ao intervalo $[0, 1]$. A Figura 7.2 mostra a distribuição das

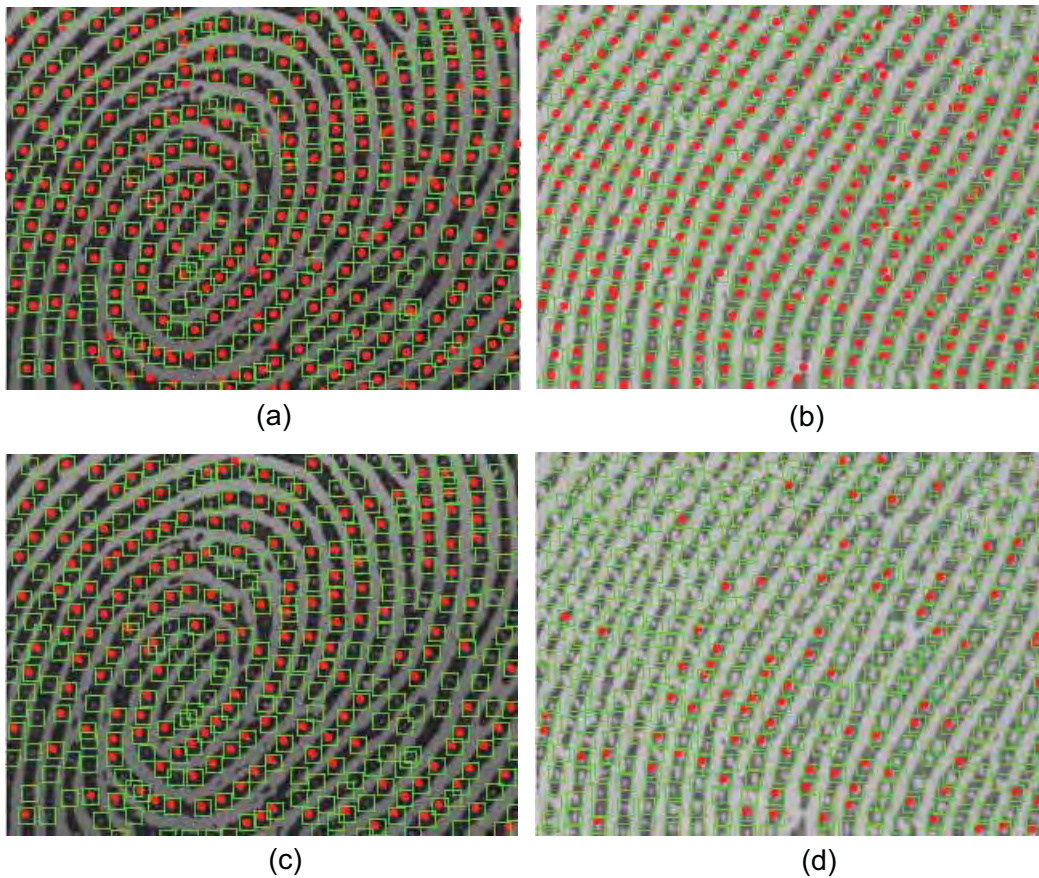


Figura 7.1: Comparativo da extração de poros dos dois métodos avaliados sobre duas imagens da base de dados PolyU HRF. (a) e (b) utilizando o método baseado em filtros adaptativos, e (c) e (d) utilizando o método baseado em filtros isotrópicos. Os poros detectados estão em destaque na cor vermelha e as caixas delimitadoras (*Ground Truth*) na cor verde.

pontuações obtidas nas comparações genuínas e impostoras utilizando o método baseado em cristas. Pode-se observar que há muitos casamentos genuínos com pontuação zero ou próximas de zero, isso se deve ao fato de estarem sendo considerados fragmentos de impressões digitais e pode acontecer de dois fragmentos genuínos não possuírem área de sobreposição, ou esta ser de dimensões bastante reduzidas.

Utilizando somente cristas no reconhecimento foi obtido um EER de 23,50%, um FAR₁₀₀ de 68,70% e um FAR₁₀₀₀ de 87,02%.

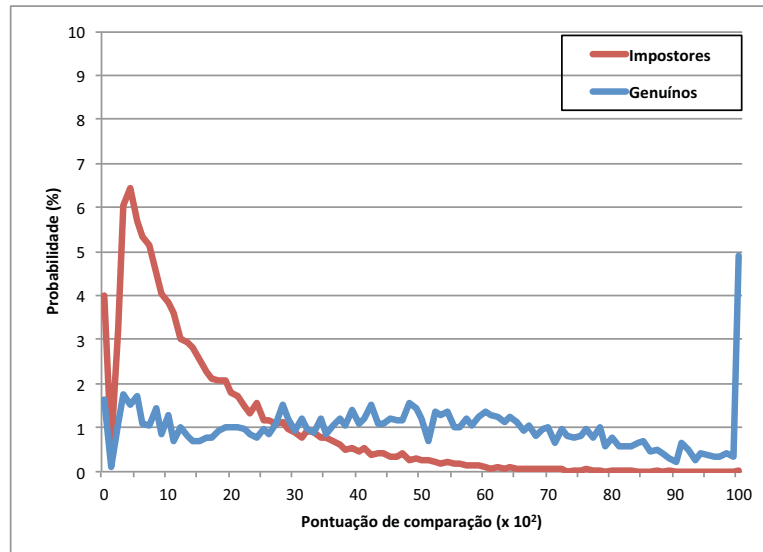


Figura 7.2: Distribuição das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas na base de dados PolyU HRF.

7.3 Método Baseado em Poros

O reconhecimento de fragmentos de impressões digitais utilizando poros teve início com a extração dos poros de todas as imagens do conjunto de teste da base de dados DBI da PolyU HRF, utilizando os dois métodos avaliados (um isotrópico e outro adaptativo) e as mesmas configurações adotadas no experimento de avaliação da acurácia descrito na Seção 7.1. Depois, em cada uma das comparações genuínas e impostoras, foi aplicada a transformação obtida no alinhamento baseado em cristas sobre as coordenadas dos poros extraídos nas imagens de consulta.

A comparação levou em conta apenas os poros presentes na área de intersecção das imagens de referência e consulta após aplicada a transformação de alinhamento, e sua pontuação, calculada segundo a Equação 6.1, pertence ao intervalo $[0, 1]$. Para realizar a correspondência de poros, foi utilizada uma caixa delimitadora com tamanhos 6, 8 e 10 pixels (3, 4 ou 5 pixels em cada direção a partir da coordenada do poro) em torno dos poros extraídos da imagem de referência e, caso algum poro extraído da imagem de consulta após sofrer a transformação de alinhamento estivesse dentro de uma das caixas, estes eram considerados combinados.

A Tabela 7.2 mostra os resultados obtidos com o reconhecimento baseado em poros na base de dados PolyU HRF, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizado na comparação.

Tabela 7.2: Resultados obtidos com o método baseado em poros na base de dados PolyU HRF, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	33,48%	90,19%	99,22%
Isotrópica	8 pixels	32,89%	89,81%	99,86%
Isotrópica	10 pixels	33,01%	93,14%	100%
Adaptativa	6 pixels	35,66%	78,78%	86,32%
Adaptativa	8 pixels	35,26%	78,38%	87,11%
Adaptativa	10 pixels	35,18%	82,43%	91,05%

Os resultados apresentados na Tabela 7.2 mostram a relevância de se adotar mais de uma medida de desempenho na avaliação dos algoritmos de reconhecimento biométrico, pois o algoritmo que teve o mais baixo EER na comparação, apresentou altas taxas de FAR100 e FAR1000, mostrando ser pouco adequado para aplicações com requisitos de segurança mais rigorosos.

Os resultados mostram também que aumentando o tamanho da caixa delimitadora, o resultado não foi melhorado como observado quando aplicada as mesmas caixas no experimento de avaliação da acurácia da detecção. Um dos motivos é a presença de um grande número de poros nas imagens de fragmentos, permitindo que muitos destes sejam incorretamente combinados em testes impostores, visto que apenas a localização dos poros é utilizada na comparação. A Figura 7.3 mostra as distribuições das pontuações das comparações genuínas e impostoras utilizando o método baseado em poros. Nela, os gráficos da coluna esquerda correspondem às pontuações obtidas adotando a extração isotrópica de poros, e os da coluna direita, as pontuações obtidas adotando a extração adaptativa de poros. Em cada linha é modificado o tamanho da caixa delimitadora (6 pixels para a primeira linha, 8 pixels para a segunda linha e 10 pixels para a terceira linha).

Na Figura 7.3 é possível observar que, a medida que o tamanho da caixa delimitadora aumenta, as pontuações de comparações genuínas aumentam (a distribuição genuína desloca-se para a direita), porém, as pontuações de comparações impostoras acompanham este aumento, e por este motivo não são observadas melhorias nos resultados obtidos na Tabela 7.2.

Visto que a etapa de comparação das cristas já foi executada e foram geradas as matrizes de alinhamento para este processo, procurou-se adotar esta informação durante a etapa de comparação dos poros. Para tanto, primeiramente os poros

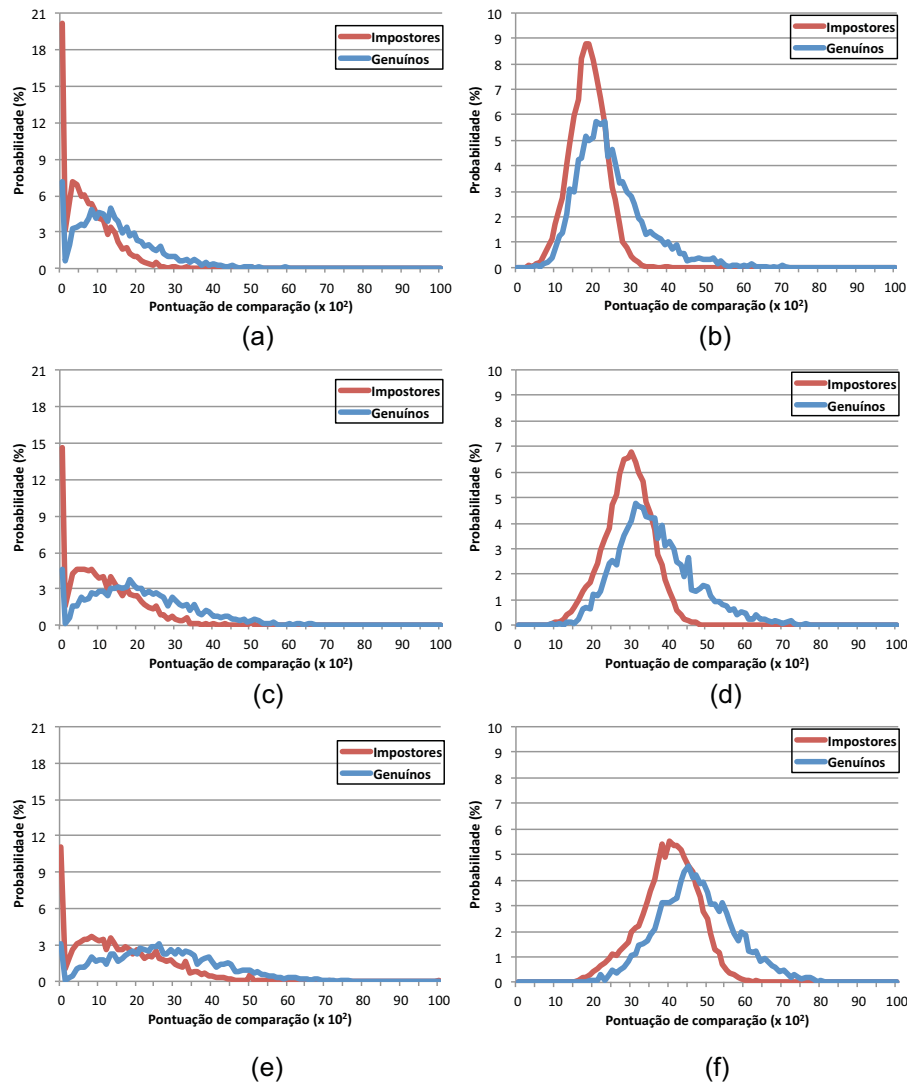


Figura 7.3: Distribuição das pontuações obtidas pelo método baseado em poros na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão as pontuações obtidas com a extração isotrópica de poros, onde a comparação foi feita com: (a) caixa delimitadora de 6 pixels, (c) caixa delimitadora de 8 pixels, e (e) caixa delimitadora de 10 pixels. Na coluna da direita estão as pontuações obtidas com a extração adaptativa de poros, onde a comparação foi feita com: (b) caixa delimitadora de 6 pixels, (d) caixa delimitadora de 8 pixels, e (f) caixa delimitadora de 10 pixels.

extraídos das imagens dos fragmentos das impressões digitais foram rotulados de acordo com a crista onde estão localizados. Então, foram encontrados os picos das matrizes de alinhamento de cristas, e com isso foram obtidas as cristas que foram combinadas, e restrições foram aplicadas na comparação dos poros utilizando tal informação. Um poro de uma imagem só era considerado combinado com um poro

da outra imagem quando as cristas em que estão alojados também foram combinadas, ou seja, se estão localizados na mesma crista da impressão digital.

Empregando estas restrições foi obtida uma melhora significativa em todas as medidas de avaliação na comparação de poros, como pode ser observado na Tabela 7.3.

Tabela 7.3: Resultados obtidos com o método baseado em poros na base de dados PolyU HRF, aplicando as restrições baseadas em cristas, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	27,40%	82,08%	99,00%
Isotrópica	8 pixels	26,79%	80,14%	98,62%
Isotrópica	10 pixels	26,02%	81,08%	96,35%
Adaptativa	6 pixels	24,59%	66,62%	82,03%
Adaptativa	8 pixels	23,76%	63,60%	81,41%
Adaptativa	10 pixels	23,22%	63,19%	80,97%

Além da melhora comparando cada configuração em relação à Tabela 7.2, é possível notar na Tabela 7.3, que a medida que o tamanho da caixa delimitadora aumenta, os resultados melhoram. A Figura 7.4 mostra as distribuições das pontuações das comparações genuínas e impostoras utilizando o método baseado em poros, onde foram aplicadas as restrições baseadas em cristas. Nela, os gráficos da coluna esquerda correspondem às pontuações obtidas adotando a extração isotrópica de poros, e os da coluna direita, as pontuações obtidas adotando a extração adaptativa de poros. Em cada linha é alterado o tamanho da caixa delimitadora (6 pixels para a primeira linha, 8 pixels para a segunda linha e 10 pixels para a terceira linha).

É possível observar nos gráficos da coluna direita da Figura 7.4, referentes às distribuições utilizando a extração adaptativa de poros, cuja acurácia de detecção é superior ao método isotrópico (conforme mostrado na Seção 7.1), que a medida que a caixa delimitadora utilizada na comparação aumenta, as pontuações de comparações genuínas apresentam um maior aumento do que as pontuações de comparações impostoras, o que refletiu nos resultados obtidos.

O método baseado em poros, extraídos de forma adaptativa, utilizando as restrições baseadas em cristas e comparação com caixa delimitadora de tamanho 10 produziram resultados melhores do que o método baseado em cristas. A Tabela 7.4 mostra um comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configuração do método baseado em poros, com as melhorias obtidas para cada uma das taxas.

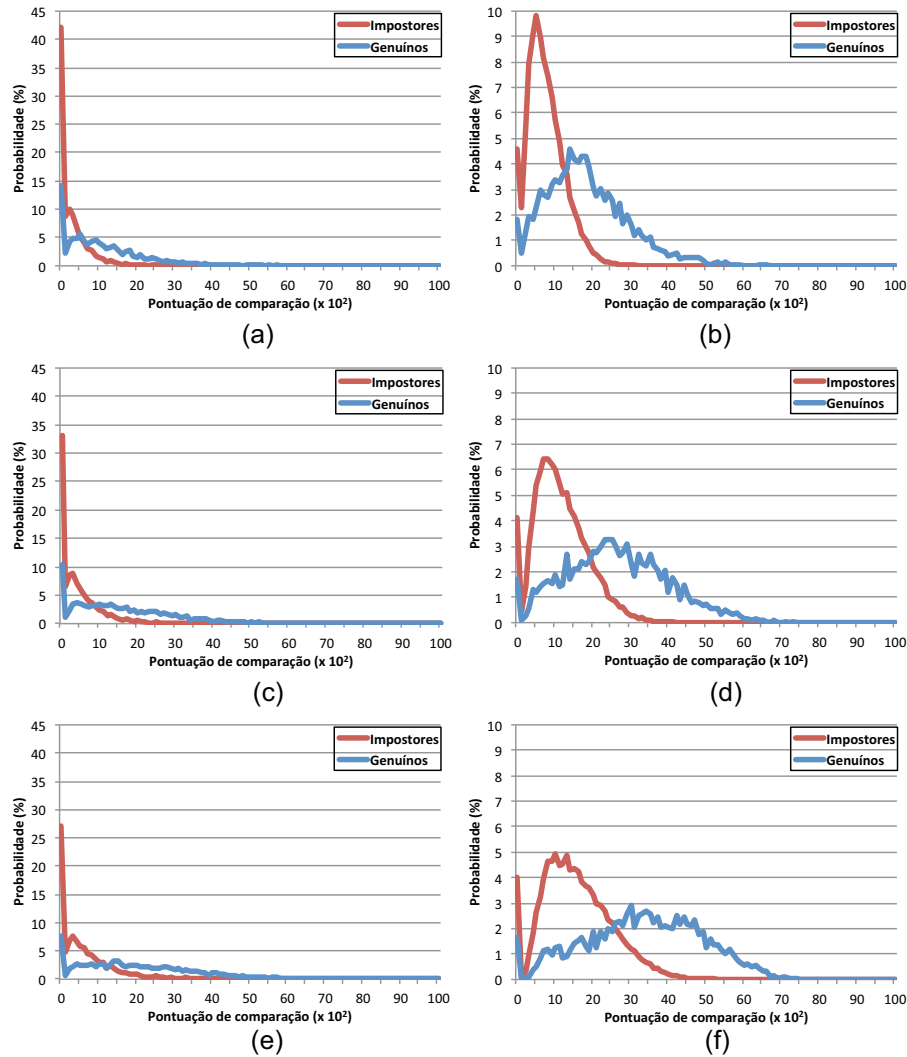


Figura 7.4: Distribuição das pontuações obtidas pelo método baseado em poros, aplicando as restrições baseadas em cristas, na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão as pontuações obtidas com a extração isotrópica de poros, onde a comparação foi feita com: (a) caixa delimitadora de 6 pixels, (c) caixa delimitadora de 8 pixels, e (e) caixa delimitadora de 10 pixels. Na coluna da direita estão as pontuações obtidas com a extração adaptativa de poros, onde a comparação foi feita com: (b) caixa delimitadora de 6 pixels, (d) caixa delimitadora de 8 pixels, e (f) caixa delimitadora de 10 pixels.

As curvas ROC dos dois métodos comparados na Tabela 7.4 são apresentados na Figura 7.5. As duas curvas estão próximas, principalmente quando as taxas FAR e FRR possuem valores próximos, no entanto, na região onde a taxa FAR é mais baixa, a curva do método baseado em poros está mais próxima do eixo, indicando uma taxa FRR menor. Estas observações condizem com os valores apresentados na

Tabela 7.4: Comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configuração do método baseado em poros, na base de dados PolyU HRF.

Método	EER	FAR100	FAR1000
Cristas	23,50%	68,70%	87,02%
Poros	23,22%	63,19%	80,97%
Melhoria	1,19%	8,02%	6,95%

Tabela 7.4, visto que o EER foi a medida com menor melhoria, e as medidas FAR100 e FAR1000, calculadas em pontos de FAR baixa, apresentaram uma melhora mais significativa.

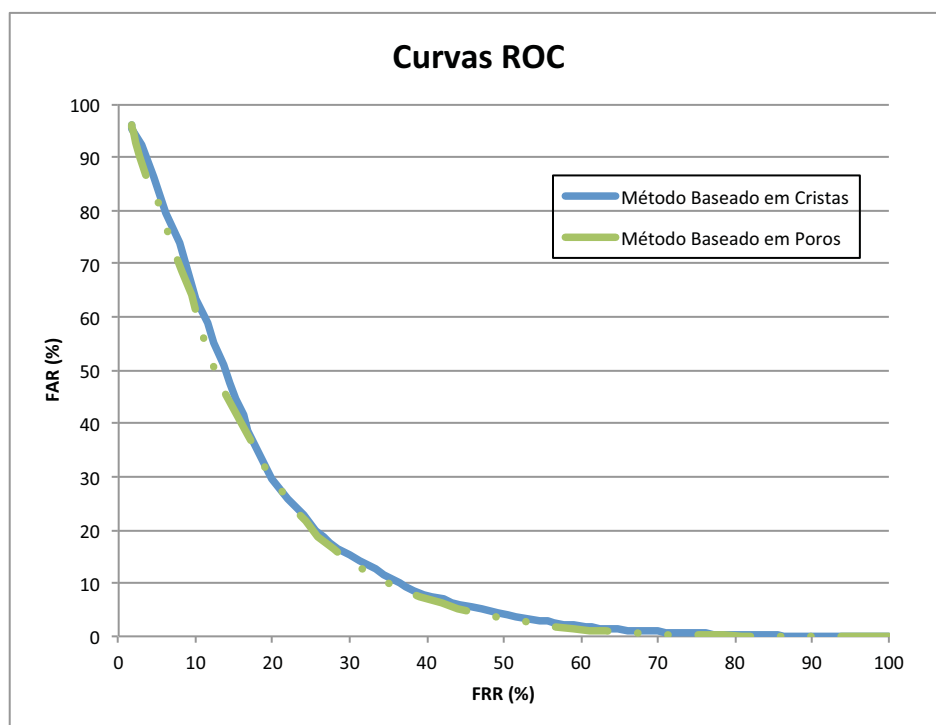


Figura 7.5: Curvas ROC do método baseado em cristas e do método baseado em poros.

7.4 Incorporação de Poros no Método Baseado em Cristas

Foram propostos e avaliados dois métodos para incorporar a utilização dos poros no método baseado em cristas. No primeiro deles, conforme ilustrado na Figura 6.10, o método baseado em cristas é executado por completo sobre as imagens de

impressões digitais sendo comparadas e, a partir dos parâmetros de transformação obtidos, são extraídos e comparados os poros na área de intersecção das impressões digitais das duas imagens. As pontuações da comparação baseada em cristas e da comparação baseada em poros são então fundidas por meio de uma soma ponderada, para compor a pontuação final. O outro método, conforme ilustrado na Figura 6.11, utiliza os poros extraídos nas imagens para auxiliar na etapa de alinhamento do método baseado em cristas. Nele é adotada a fusão das pontuações das comparações de poros e cristas por meio de uma soma ponderada, para cada alinhamento avaliado, funcionando como uma heurística adicional na escolha do melhor alinhamento.

Um dos fatores que definem o desempenho de um sistema multibiométrico é o grau de dependência entre os métodos utilizados na fusão (Falguera, 2008). Na estratégia adotada nesta dissertação para o método baseado em poros, como a informação das cristas é utilizada para alinhamento das imagens, e foi avaliada também como uma heurística para restrição na combinação dos poros, existe uma dependência nos métodos sendo fundidos. Para avaliar o grau de dependência entre os métodos foi adotada a medida *Q-Statistic*, recomendada por Kuncheva & Whitaker (2003).

A medida *Q-Statistic* tem como resultado um número entre $[-1,1]$ e é dada por:

$$Q_{i,j} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}}, \quad (7.2)$$

onde i representa o método baseado em cristas, j representa o método baseado em poros, N^{11} indica o número de comparações em que os dois métodos acertam, N^{00} indica o número de comparações em que os dois métodos erram, N^{10} indica o número de comparações em que o método baseado em cristas acerta e o baseado em poros erra, e N^{01} indica o número de comparações em que o método baseado em cristas erra e o baseado em poros acerta.

Espera-se que o resultado dessa medida seja zero (0) para classificadores estatisticamente independentes, um valor positivo para classificadores que tendem a cometer erros nos mesmos casos, e um valor negativo para classificadores que cometem erros em diferentes situações.

Os valores das medidas *Q-Statistic* entre o método baseado em cristas e cada um dos métodos baseados em poros nesta dissertação são reportados na Tabela 7.5.

A Tabela 7.5 mostra uma dependência entre os métodos, visto que todas as medidas *Q-Statistic* possuem valores positivos. O uso das restrições baseadas em cristas aumenta esta dependência, indicando que os dois métodos cometem mais erros em comparações de mesmas imagens.

Tabela 7.5: Medidas *Q-Statistic* entre o método baseado em cristas e cada um dos métodos baseados em poros, na base de dados PolyU HRF.

Extração de poros	Caixa (pixels)	Restrição de cristas	<i>Q-Statistic</i>
Isotrópica	6	Não	0,173
Isotrópica	8	Não	0,167
Isotrópica	10	Não	0,165
Adaptativa	6	Não	0,211
Adaptativa	8	Não	0,127
Adaptativa	10	Não	0,188
Isotrópica	6	Sim	0,572
Isotrópica	8	Sim	0,614
Isotrópica	10	Sim	0,630
Adaptativa	6	Sim	0,877
Adaptativa	8	Sim	0,891
Adaptativa	10	Sim	0,900

Outra forma de visualizar se a combinação dos métodos pode trazer melhorias é analisando os gráficos de dispersão das pontuações obtidas pelas comparações genuínas e comparações impostoras de ambos os métodos. Nas Figuras 7.6 e 7.7 são exibidos os gráficos de dispersão das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e cada um dos métodos baseados em poros. Nos gráficos, as pontuações de comparações impostoras estão representadas por triângulos vermelhos, e as pontuações de comparações genuínas representadas por quadrados azuis. Na Figura 7.6 são mapeadas as pontuações do método baseado em cristas e as pontuações do método baseado em poros, sem as restrições baseadas em cristas. Na Figura 7.7 as pontuações do método baseado em cristas são mapeadas junto das pontuações obtidas pelo método baseado em poros com as restrições baseadas em cristas.

Analisando-se os gráficos de dispersão das Figuras 7.6 e 7.7, observa-se que a melhor forma de se separar as pontuações das comparações genuínas das pontuações das comparações impostoras é através de uma reta diagonal. Este comportamento sugere que melhorias no reconhecimento podem ser obtidas combinando tais métodos, visto que retas paralelas a um dos eixos (que indicariam que um dos métodos já consegue a melhor separação das pontuações) não representam a melhor separação das pontuações das diferentes comparações. Por este motivo, mesmo apresentando alta dependência segundo a medida *Q-Statistic*, optou-se nesta dissertação em investigar o desempenho da fusão das cristas com o método baseado em poros, mesmo na configuração em que são aplicadas as restrições baseadas em cristas.

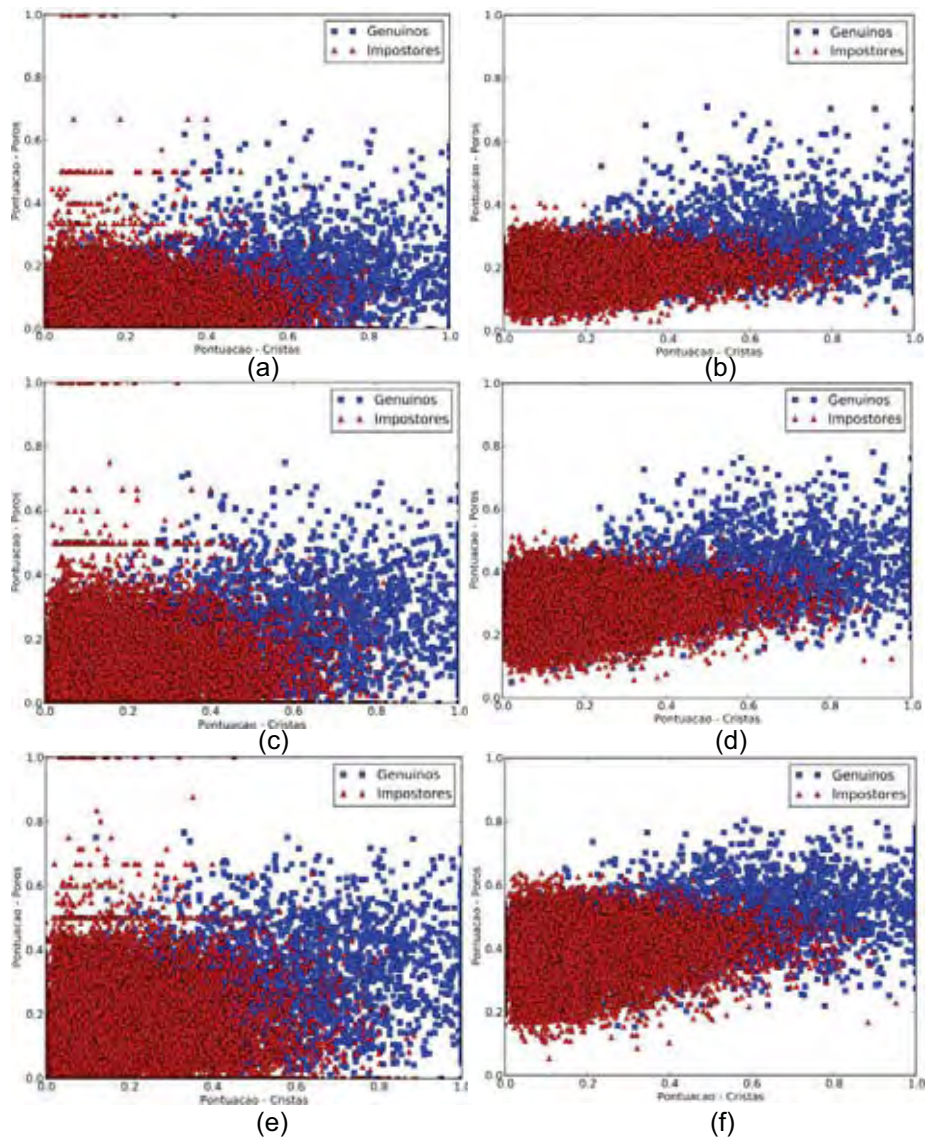


Figura 7.6: Gráficos de dispersão das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e pelo método baseado em poros, na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e as obtidas com a extração isotrópica de poros, onde a comparação foi feita com: (a) caixa delimitadora de 6 pixels, (c) caixa delimitadora de 8 pixels, e (e) caixa delimitadora de 10 pixels. Na coluna da direita estão as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e as obtidas com a extração adaptativa de poros, onde a comparação foi feita com: (b) caixa delimitadora de 6 pixels, (d) caixa delimitadora de 8 pixels, e (f) caixa delimitadora de 10 pixels.

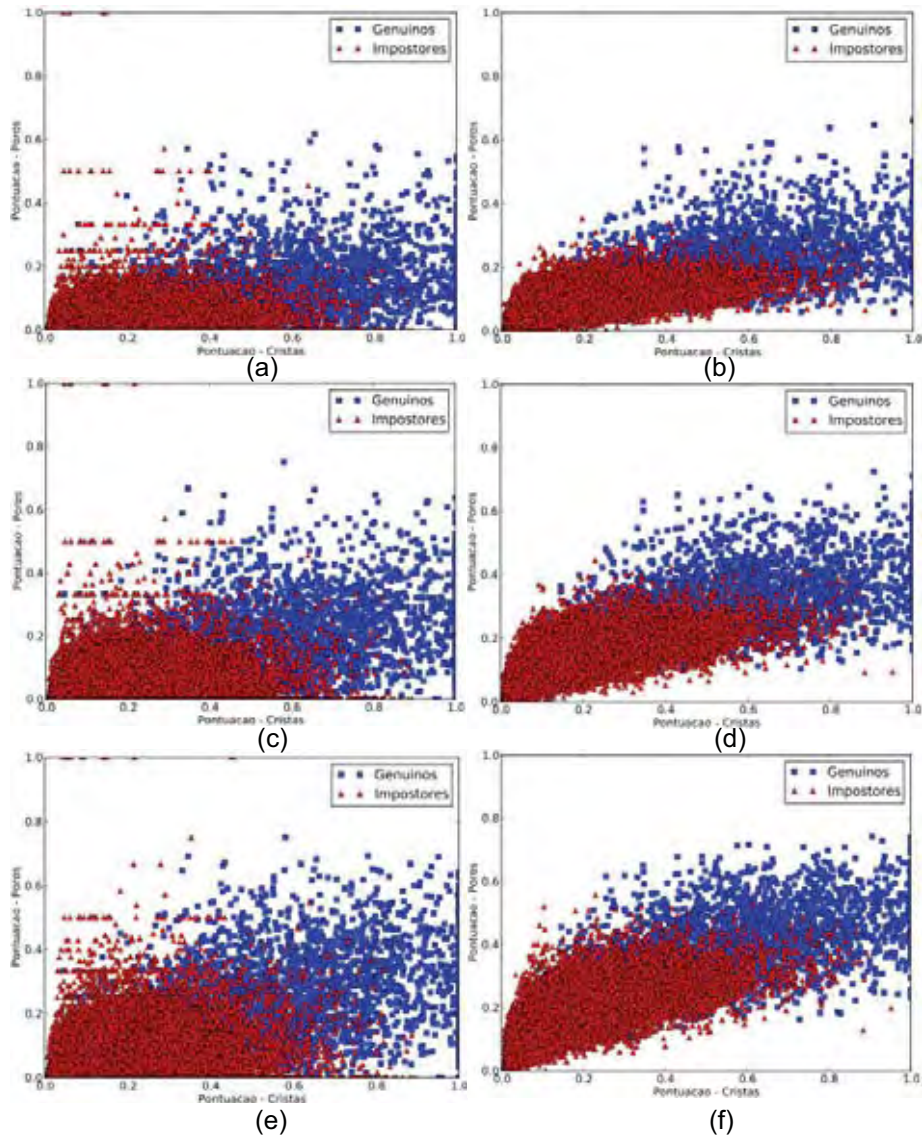


Figura 7.7: Gráficos de dispersão das pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e pelo método baseado em poros (com restrições baseadas em cristas), na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e as obtidas com a extração isotrópica de poros, onde a comparação foi feita com: (a) caixa delimitadora de 6 pixels, (c) caixa delimitadora de 8 pixels, e (e) caixa delimitadora de 10 pixels. Na coluna da direita estão as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas e as obtidas com a extração adaptativa de poros, onde a comparação foi feita com: (b) caixa delimitadora de 6 pixels, (d) caixa delimitadora de 8 pixels, e (f) caixa delimitadora de 10 pixels.

7.4.1 Primeira Estratégia

Para a primeira estratégia proposta neste trabalho, cuja fusão ocorre após a etapa de alinhamento, foram analisadas as taxas EER, FAR100 e FAR1000 variando as

ponderações aplicadas sobre as pontuações obtidas pelos métodos baseado em cristas e baseado em poros, seguindo a Equação 6.2.

A Figura 7.8 mostra as medidas de desempenho do primeiro método proposto variando ω , que é o peso adotado para a pontuação de cristas em relação a pontuação de poros, comparados sem aplicação da restrição baseada em cristas. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em poros, extraídos com o filtro isotrópico. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em poros, extraídos com o filtro adaptativo. Em cada gráfico são exibidos os resultados variando o tamanho das caixas delimitadoras utilizadas na comparação de poros.

As Figuras 7.8(a-b) mostram que foi obtida apenas uma modesta melhora no EER em relação ao método baseado em cristas somente, mas nas taxas FAR100 e FAR1000, mostradas nas Figuras 7.8(c-f) o ganho foi maior. Analisando todos os gráficos presentes na Figura 7.8, é possível notar que o método baseado em poros, cuja extração foi realizada de forma adaptativa, apresenta um melhor desempenho e importância na fusão, principalmente para as taxas FAR100 e FAR1000, associadas a sistemas com requisitos de segurança mais rígidos.

A Tabela 7.6 mostra os melhores resultados obtidos em cada uma das configurações de uso dos poros quando suas pontuações foram fundidas com as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas. É interessante ressaltar que o melhor resultado em cada uma das taxas avaliadas não foi obtido adotando o mesmo valor de ω .

Tabela 7.6: Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros, adotando a primeira estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	22,75%	63,41%	80,49%
Isotrópica	8 pixels	22,66%	62,00%	80,03%
Isotrópica	10 pixels	22,56%	62,14%	80,35%
Adaptativa	6 pixels	23,13%	61,43%	76,22%
Adaptativa	8 pixels	23,03%	60,41%	73,78%
Adaptativa	10 pixels	22,93%	61,22%	76,43%

Na Figura 7.9 são mostradas as medidas de desempenho do primeiro método proposto, variando as ponderações da fusão entre o método baseado em cristas e o método baseado em poros, onde foram aplicadas as restrições baseadas em cristas. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com

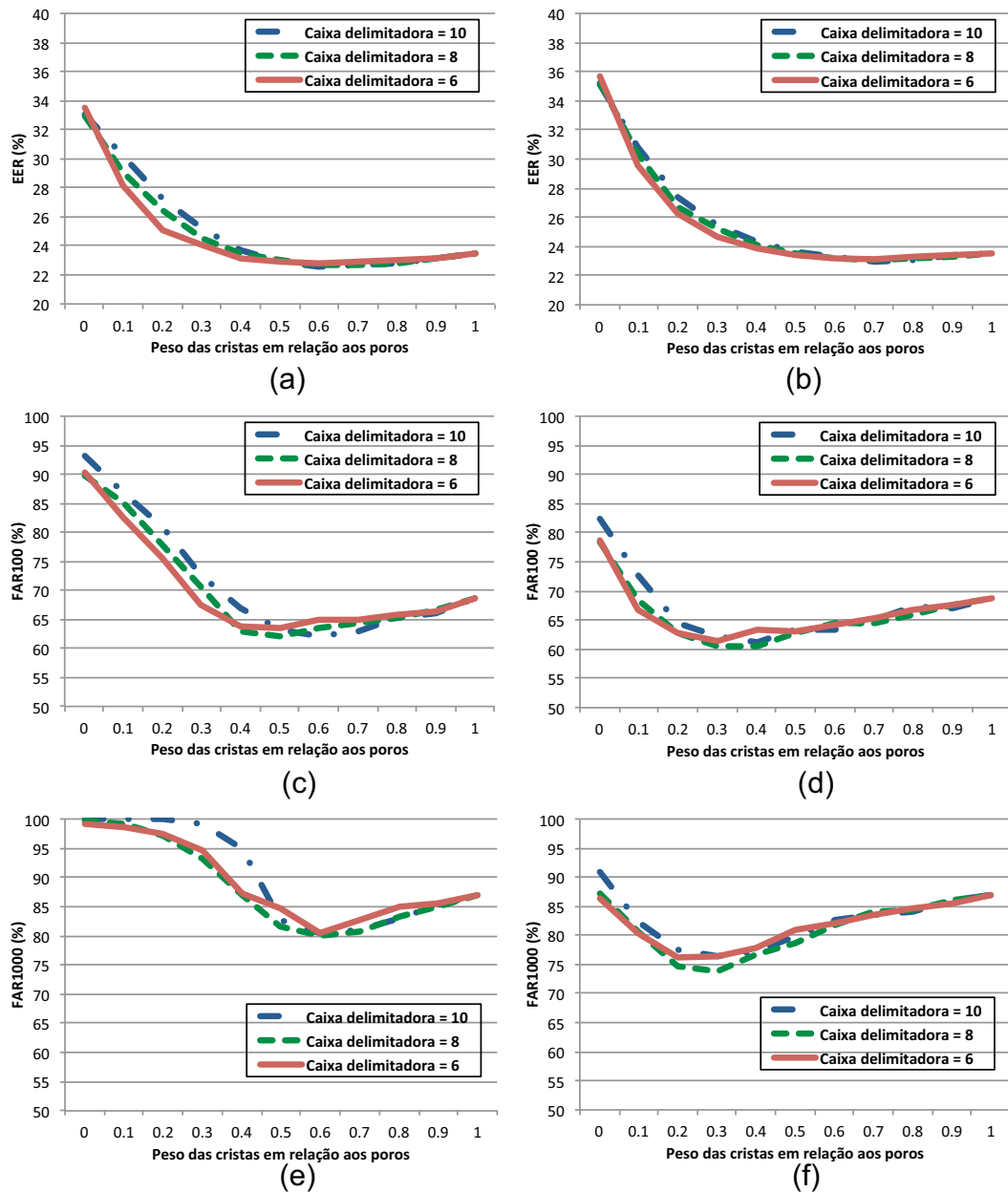


Figura 7.8: Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros utilizando a primeira estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros isotrópicos. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros adaptativos.

o método baseado em poros, extraídos com o filtro isotrópico. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em

poros, extraídos com o filtro adaptativo. Em cada gráfico são exibidos os resultados variando o tamanho das caixas delimitadoras utilizadas na comparação de poros.

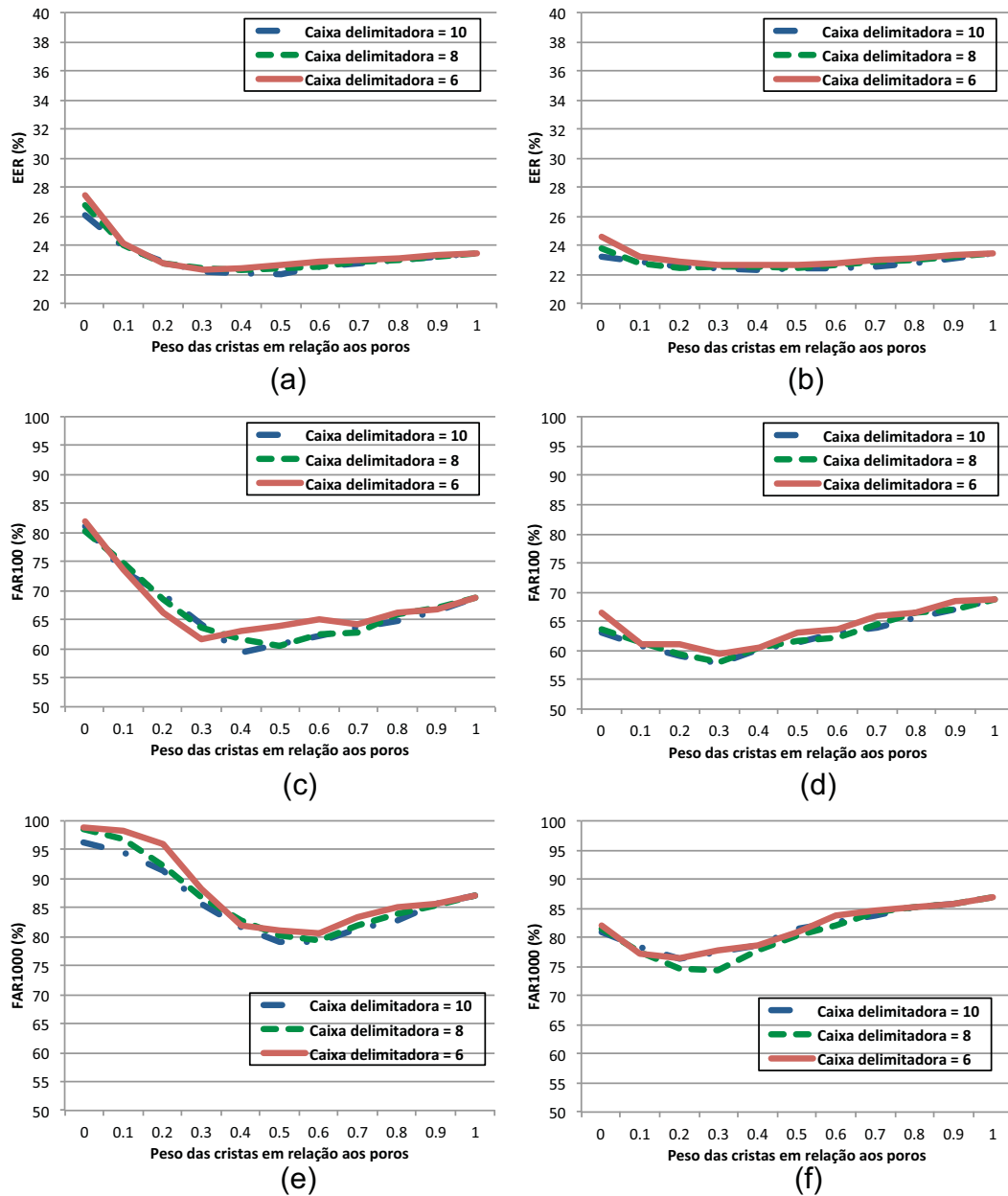


Figura 7.9: Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) adotando a primeira estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros isotrópicos. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros adaptativos.

Nos resultados apresentados na Figura 7.9 observa-se uma pequena melhoria em relação à fusão com o método baseado em poros sem utilizar as restrições baseadas em cristas (Figura 7.8). Essa melhoria se deve ao fato do método baseado em poros, utilizando a informação das cristas onde estão localizados, apresentar um melhor desempenho individualmente em relação ao seu equivalente sem essas restrições. Isso porque os gráficos apresentam uma pequena curvatura, reproduzindo a grande dependência entre os métodos baseado em poros e baseado em cristas, conforme indicado pela medida *Q-Statistic* na Tabela 7.5. Outra informação interessante é a proximidade dos valores das taxas obtidas independente do tamanho da caixa delimitadora utilizada na comparação de poros.

Na Tabela 7.7 são mostrados os melhores resultados obtidos em cada uma das configurações de uso dos poros (com as restrições baseadas em cristas aplicadas), quando suas pontuações foram fundidas com as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas. Os resultados reportados na Tabela 7.7 foram os melhores em cada configuração, porém o valor de ω em cada um deles é diferente.

Tabela 7.7: Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) adotando a primeira estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	22,32%	61,57%	80,60%
Isotrópica	8 pixels	22,30%	60,38%	79,32%
Isotrópica	10 pixels	22,01%	59,30%	79,11%
Adaptativa	6 pixels	22,67%	59,46%	76,43%
Adaptativa	8 pixels	22,46%	58,05%	74,35%
Adaptativa	10 pixels	22,31%	57,81%	76,22%

7.4.2 Segunda Estratégia

Na segunda estratégia proposta nesta dissertação, a fusão ocorre na etapa de avaliação do melhor alinhamento, funcionando como uma heurística adicional na escolha. Nela, são aplicados os parâmetros de transformação obtidos pelos picos do espaço de Hough do método baseado em cristas, nas coordenadas dos poros extraídos da imagem de consulta, para cada alinhamento sendo avaliado. As pontuações de comparações baseadas em poros e baseadas em cristas são então fundidas, utilizando uma ponderação. O alinhamento utilizado na mais alta pontuação fundida obtida é então escolhido. Na fusão com o método baseado em cristas, foram utilizadas todas

as abordagens avaliadas no método baseado em poros, com extração isotrópica e adaptativa, e comparação variando o tamanho da caixa delimitadora.

Nos experimentos foram analisadas as taxas EER, FAR100 e FAR1000 variando as ponderações aplicadas sobre as pontuações obtidas pelos métodos baseado em cristas e baseado em poros na etapa de alinhamento, seguindo a Equação 6.2.

A Figura 7.10 mostra as medidas de desempenho do segundo método proposto variando ω , que é a ponderação adotada para a pontuação de cristas em relação a pontuação de poros, comparados sem aplicação da restrição baseada em cristas. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em poros, extraídos com o filtro isotrópico. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em poros, extraídos com o filtro adaptativo. Em cada gráfico são exibidos os resultados variando o tamanho das caixas delimitadoras utilizadas na comparação de poros.

Os resultados da Figura 7.10 mostram que é possível obter uma melhoria nas taxas com a fusão da segunda estratégia, porém, um maior peso deve ser adotado para o método baseado em cristas, que se mostrou mais estável de acordo com os gráficos.

A Tabela 7.8 mostra os melhores resultados obtidos em cada uma das configurações de uso dos poros quando suas pontuações foram fundidas com as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas, utilizando a segunda estratégia proposta. É importante destacar que o melhor resultado em cada uma das taxas avaliadas não foi obtido adotando o mesmo valor de ω .

Tabela 7.8: Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros utilizando a segunda estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	23,19%	65,10%	82,21%
Isotrópica	8 pixels	22,85%	63,07%	80,75%
Isotrópica	10 pixels	22,86%	63,31%	82,26%
Adaptativa	6 pixels	23,11%	62,15%	79,18%
Adaptativa	8 pixels	23,07%	62,53%	77,56%
Adaptativa	10 pixels	23,00%	61,07%	75,75%

Na Figura 7.11 são mostradas as medidas de desempenho do segundo método proposto, variando as ponderações da fusão entre o método baseado em cristas e o método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas). Na coluna da

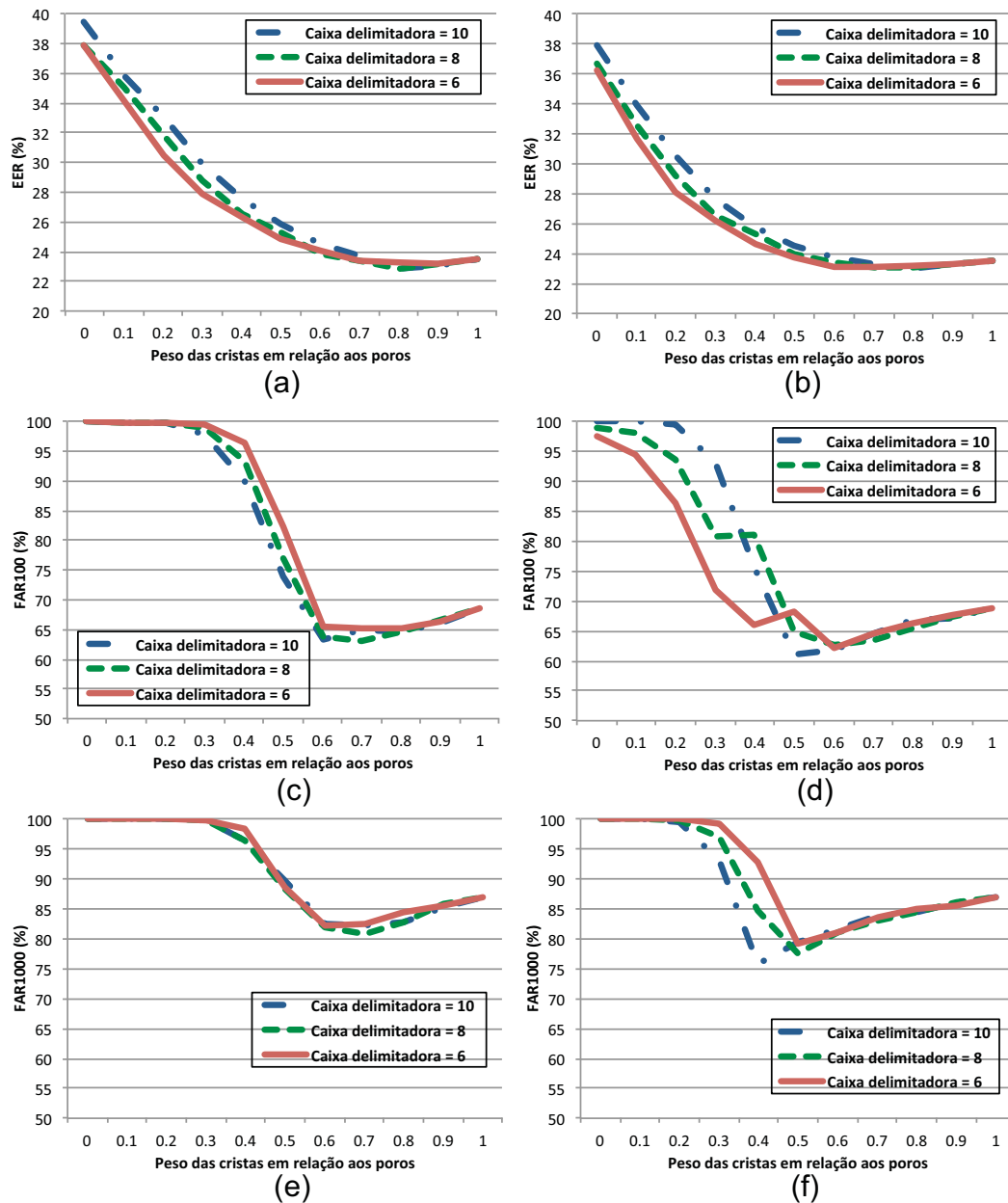


Figura 7.10: Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros utilizando a segunda estratégia proposta, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros isotrópicos. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros adaptativos.

esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em poros, extraídos com o filtro isotrópico. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método de cristas com o método baseado em poros,

extraídos com o filtro adaptativo. Em cada gráfico são exibidos os resultados variando o tamanho das caixas delimitadoras utilizadas na comparação de poros.

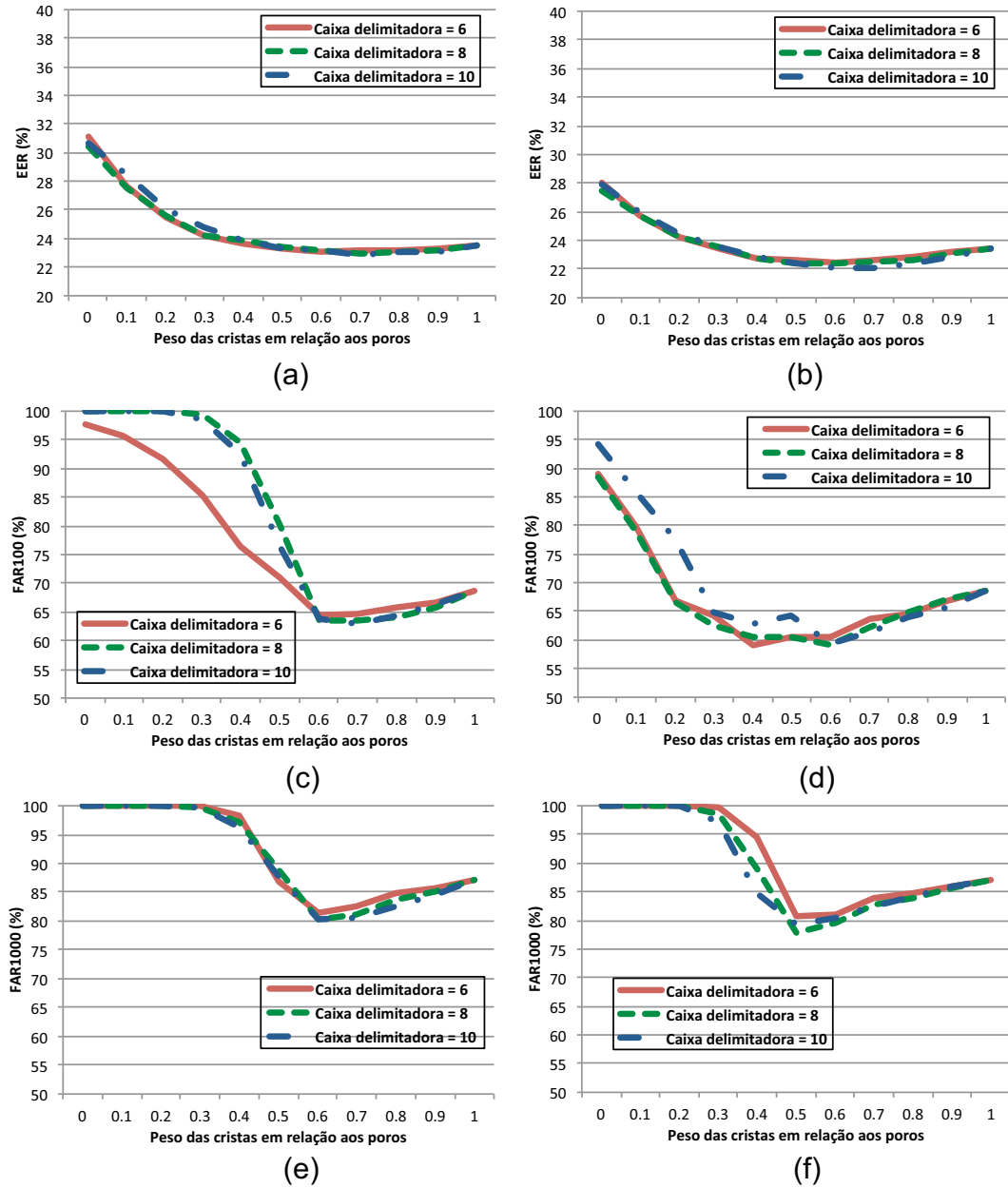


Figura 7.11: Resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) na etapa de alinhamento, variando os pesos na fusão, na base de dados PolyU HRF. Na coluna da esquerda estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros isotrópicos. Na coluna da direita estão os resultados obtidos fundindo o método baseado em cristas e o método baseado em poros, utilizando filtros adaptativos.

Utilizando as restrições baseadas em cristas no método baseado em poros, mais uma vez as taxas obtidas obtiveram uma ligeira melhora considerando os melhores resultados, conforme mostra a Figura 7.11. Da mesma forma que o mostrado na Figura 7.9 (da primeira estratégia), as taxas de EER das fusões são bastante próximas utilizando caixas delimitadoras de tamanhos diferentes na comparação dos poros.

Na Tabela 7.9 são mostrados os melhores resultados obtidos em cada uma das configurações de uso dos poros (com as restrições baseadas em cristas aplicadas), quando suas pontuações foram fundidas com as pontuações obtidas pelo método baseado em cristas, utilizando a segunda estratégia proposta. Os resultados apresentados na Tabela 7.9 foram os melhores em cada configuração, porém o valor de ω em cada uma delas é diferente.

Tabela 7.9: Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas e do método baseado em poros (com as restrições baseadas em cristas) utilizando a segunda estratégia proposta, na base de dados PolyU HRF.

Extração de poros	Caixa	EER	FAR100	FAR1000
Isotrópica	6 pixels	23,07%	64,45%	81,37%
Isotrópica	8 pixels	22,93%	63,40%	80,29%
Isotrópica	10 pixels	22,84%	62,86%	80,32%
Adaptativa	6 pixels	22,45%	58,96%	80,72%
Adaptativa	8 pixels	22,36%	59,15%	77,75%
Adaptativa	10 pixels	22,08%	59,23%	79,21%

7.4.3 Comparação das Estratégias

As duas estratégias propostas e avaliadas indicaram que melhorias podem ser obtidas incorporando o uso de poros no método de reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas. A primeira estratégia, cujo uso dos poros ocorre após a etapa de alinhamento, obteve o melhor resultado médio utilizando o método adaptativo de extração de poros, uma caixa delimitadora de tamanho 8 pixels para comparação destes, e a ponderação $\omega = 0,4$ na fusão dos métodos. Na segunda estratégia, onde os poros são utilizados como uma heurística adicional na escolha do melhor alinhamento da imagem de consulta e de referência, o melhor resultado médio foi obtido utilizando também o método adaptativo de extração de poros e a caixa delimitadora de tamanho 8 pixels para sua comparação, porém, a melhor ponderação para fusão dos métodos foi alcançada com $\omega = 0,5$. A Tabela 7.10 mostra um comparativo das medidas de

desempenho obtidas pelo método baseado em cristas original e as duas estratégias propostas, com a melhoria obtida em cada indicador.

Tabela 7.10: Comparativo entre o método baseado em cristas e a melhor configuração de ω nas duas estratégias de fusão com poros, na base de dados PolyU HRF.

Método	EER	FAR100	FAR1000
Cristas	23,50%	68,70%	87,02%
Estratégia 1	22,49%	58,05%	74,35%
Melhoria	4,29%	15,50%	14,56%
Estratégia 2	22,37%	60,53%	77,75%
Melhoria	4,81%	11,89%	10,65%

As curvas ROC dos métodos com as duas estratégias propostas e o método baseado em cristas original são apresentados na Figura 7.12. As curvas das duas estratégias se interceptam quase que em toda a sua extensão, no entanto, ambas apresentam uma melhora em relação ao método baseado em cristas original, principalmente na região onde a taxa FAR é baixa.

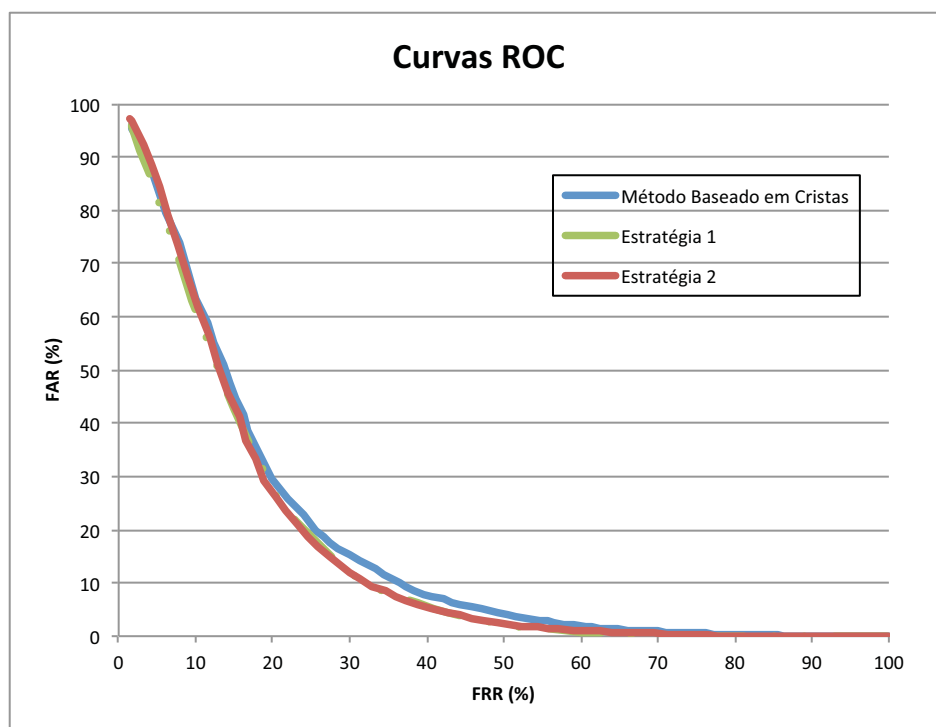


Figura 7.12: Curvas ROC do método baseado em cristas e dos métodos utilizando as duas estratégias de fusão com o método baseado em poros

Os experimentos indicaram que o uso dos poros auxilia o método baseado em cristas proposto por Marana & Jain (2005), reduzindo as taxas de falsos positivos. O

método de extração de poros adaptativo se mostrou mais robusto nos experimentos do que o método isotrópico, obtendo uma quantidade superior de poros capturados nas imagens, e trazendo uma mais significativa redução nas taxas de erros na média.

Os métodos baseados em poros propostos, por apresentarem dependência do método baseado em cristas, proveniente do uso do alinhamento do mesmo e estimadas segundo a medida *Q-Statistic*, oferecem uma melhora apenas nos casos de falsos positivos. Isso se diz porque nos casos de falsos negativos, ou seja, comparações genuínas de baixa pontuação que foram incorretamente classificadas como impressões digitais diferentes pelo método baseado em cristas, o uso dos poros provavelmente degradará ainda mais o resultado, visto que um alinhamento incorreto foi aplicado na comparação dos mesmos. Por outro lado, nos casos de falsos positivos, ou seja, comparações impostoras com alta pontuação que foram incorretamente classificadas como impressões digitais provenientes do mesmo dedo, embora o alinhamento tenha apresentado uma grande intersecção das cristas das duas imagens, a comparação dos poros indicará se tratar de amostras biométricas diferentes. A Figura 7.13 mostra um caso de falso positivo proveniente do método baseado em cristas que após incorporado o uso dos poros foi corretamente classificado como comparação impostora.

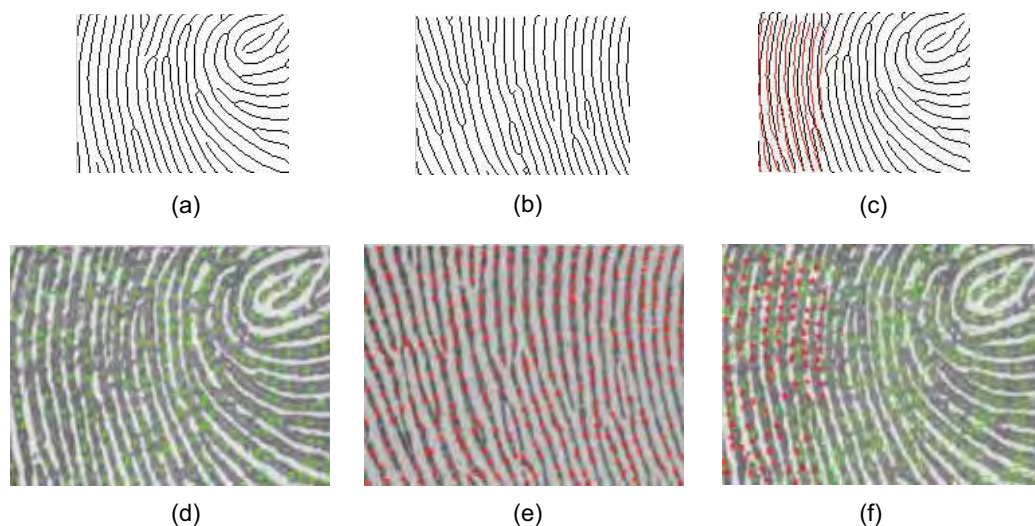


Figura 7.13: Caso de falso positivo proveniente do método baseado em cristas corrigido com a adoção de poros. (a) Cristas da imagem de referência; (b) Cristas da imagem de consulta; (c) Melhor alinhamento obtido pelas cristas; (d) Poros extraídos da imagem de referência; (e) Poros extraídos da imagem de consulta; (f) Correspondência de poros, onde embora uma boa sobreposição de cristas tenha sido encontrada, poucos poros coincidiram suas posições espaciais.

Outra constatação dos experimentos é que a comparação de poros utilizando apenas suas posições espaciais apresenta uma grande chance de casos de falsos positivos, dada a grande quantidade destas características de terceiro nível encontradas nas impressões digitais. Propôs-se nesta dissertação utilizar a informação das matrizes de alinhamento provenientes do método baseado em cristas para mitigar estes casos, desta forma uma correspondência entre um poro da primeira imagem só ocorreria com um poro da segunda imagem caso as cristas onde estão localizados nas impressões digitais tivessem sido combinadas no método baseado em cristas.

7.5 Tempos de Processamento

Utilizando o hardware descrito na Seção 6.1.2 para execução dos experimentos, foram obtidos os seguintes tempos médios na execução dos algoritmos:

Tabela 7.11: Tempos de processamento dos algoritmos avaliados.

Método	Tempo médio
Pré-processamento	1,793 segundos
Comparação baseada em cristas	4,322 segundos
Extração de poros isotrópica	3,054 segundos
Extração de poros adaptativa	5,173 segundos
Comparação de poros	0,317 segundos

O método de pré-processamento, implementado em MATLAB, engloba a redução das dimensões da imagem de impressão digital, realce das cristas e vales, e afinamento das cristas. As imagens de saída deste algoritmo são as entradas do método baseado em cristas. O tempo reportado para o método baseado em cristas abrange a detecção das cristas, registro das imagens e comparação das mesmas. Interessante destacar que o tempo de processamento neste algoritmo está diretamente associado ao número de possíveis alinhamentos avaliados, que varia de comparação para comparação, e o método foi implementado utilizando a linguagem C. Os tempos apresentados para os métodos de extração de poros, onde o método isotrópico foi implementado na linguagem Java e o método adaptativo em MATLAB, englobam desde a leitura das imagens de entrada, até a escrita de um arquivo texto com as coordenadas do centro de massa dos poros encontrados. Por fim, a etapa de comparação de poros, desenvolvida em MATLAB, envolve desde a transformação das coordenadas dos poros extraídos a partir dos parâmetros de alinhamento obtidos pelo método baseado em

cristas, até a comparação dos mesmos utilizando caixas delimitadoras e as restrições baseadas em cristas.

Capítulo 8

Conclusões

O emprego de características de terceiro nível de impressões digitais no reconhecimento biométrico automático é recente. Embora seu uso esteja consolidado no exame de impressões digitais latentes, realizado manualmente por peritos forenses, aplicações automáticas só foram propostas a partir da década de 1990, devido à necessidade de sensores com resolução superior, que só se tornaram realidade recentemente.

Com a popularização do reconhecimento biométrico e sua expansão para aplicações comerciais e com o constante crescimento do tamanho das bases de dados, se faz necessário buscar características estendidas que agreguem uma maior robustez nos sistemas. No Brasil, em que a impressão digital é a principal característica utilizada para identificação, e onde será criada uma das maiores bases de dados de impressões digitais do mundo para uso no processo eleitoral, a evolução dos métodos de reconhecimento é uma necessidade.

Outro problema em aberto no reconhecimento automático de impressões digitais é o reconhecimento de impressões digitais a partir de fragmentos. Nestes casos, a área de sobreposição das impressões digitais sendo comparadas costuma ser reduzida, e os sistemas tradicionais de reconhecimento automático das mesmas costuma falhar, visto que o número de minúcias pareadas pode ser insuficiente para permitir uma boa confiabilidade da resposta.

Neste trabalho foram propostas duas estratégias para adoção de características de terceiro nível no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais. Nelas, a técnica de reconhecimento baseado em cristas proposta por Marana & Jain (2005) foi estendida, incorporando o uso dos poros após a etapa de alinhamento em uma das abordagens, e utilizando-os como uma heurística adicional de seleção do melhor alinhamento na outra abordagem.

Para utilizar os poros das impressões digitais foram estudados os métodos de extração automáticos de poros sudoríparos. Podemos dividir as abordagens em três momentos: um primeiro baseado em esqueletonização, um segundo, utilizando filtros isotrópicos, corrigindo algumas limitações dos métodos do momento anterior, e um terceiro momento, explorando as propriedades anisotrópicas dos poros sudoríparos. Foram avaliados nesta dissertação dois destes métodos, um baseado em filtros isotrópicos e o outro baseado em filtros adaptativos, sobre uma base de dados de 30 imagens, cujos poros foram manualmente anotados. Os resultados mostraram que o método baseado em filtros adaptativos é mais robusto às diferentes larguras de cristas e tamanhos de poros encontradas em diferentes impressões digitais, e em diferentes regiões das mesmas. Nos testes foram adotados três diferentes tamanhos de caixas delimitadoras em torno das coordenadas do conjunto verdade de poros. O método adaptativo obteve uma taxa de acurácia de detecção global, que é uma métrica que relaciona a taxa de detecção correta e de detecção falsa, de 79,73% em seu melhor caso, contra uma taxa de 58,05% do método isotrópico em seu melhor caso.

Para avaliação do reconhecimento de fragmentos de impressões digitais foi utilizada uma base de dados pública com 1480 imagens. Nesta, foram avaliados o método baseado em cristas utilizando a Transformada de Hough, o método baseado em poros (extraídos utilizando os dois métodos de extração de poros avaliados) e os métodos estendidos, incorporando o uso dos poros segundo as duas estratégias propostas nesta dissertação. Observou-se que a acurácia do método baseado em poros é limitada utilizando uma comparação baseada apenas em suas posições espaciais, uma vez que são encontrados em abundância nas impressões digitais, favorecendo falsas correspondências. Optou-se então em utilizar a informação das cristas onde os poros estão localizados durante a comparação, sendo que um poro de uma imagem só era casado com um poro de outra imagem quando as cristas onde estão localizados também tinham sido combinadas. Desta forma, o melhor EER obtido com o método baseado em poros reduziu de 32,89% para 23,22%, o melhor FAR100 foi de 78,38% para 63,19% e o melhor FAR1000 foi de 86,32% para 80,97%. Este melhor resultado alcançado com o método baseado em poros superou a acurácia obtida com o método baseado em cristas, onde foram obtidos EER de 23,50%, FAR100 de 68,70% e FAR1000 de 87,02%.

As duas estratégias propostas visaram reduzir a incidência de falsos positivos provenientes do método baseado em cristas, pois incorporando o uso dos poros sobre

um alinhamento de cristas de impressões digitais diferentes, é possível indicar que na realidade trata-se de um casamento falso (haja vista que poucos poros coincidiriam). Para a combinação das pontuações obtidas pelos métodos baseado em cristas e baseado em poros foi adotada uma estratégia de fusão com uma soma ponderada. Na primeira estratégia, onde a fusão ocorria após a etapa de alinhamento, adotando um peso maior para a pontuação obtida pelo método baseado em poros foi alcançado um EER de 22,49%, um FAR100 de 58,05% e um FAR1000 de 74,35%, o que corresponde a uma melhoria de 4,29% no EER, 15,50% no FAR100 e 14,56% no FAR1000 em relação ao método baseado em cristas original. Na segunda estratégia, onde o uso dos poros auxilia na escolha do melhor alinhamento, adotando um peso igual para os dois métodos foram obtidos um EER de 22,37%, um FAR100 de 60,53% e um FAR1000 de 77,75%, correspondendo a uma melhoria de 4,81% no EER, 11,89% no FAR100 e 10,65% no FAR1000 em relação ao método baseado em cristas.

Os resultados obtidos mostram que a combinação de características de terceiro nível no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais é promissora e que este é um problema em aberto, onde há bastante espaço para evolução. O fato dos métodos propostos nesta dissertação adotarem características das impressões digitais pouco exploradas por sistemas comerciais, indica que melhorias significativas podem ser obtidas combinando-os, uma vez que o grau de dependência deles deve ser pequeno.

Das duas estratégias propostas, é indicada a escolha da primeira delas, uma vez que a combinação das pontuações obtidas ocorre apenas uma vez e os resultados obtidos são ligeiramente superiores aos obtidos pela segunda estratégia. É importante ressaltar que a precisão e o desempenho dos métodos de segmentação e extração de poros, bem como a comparação de impressões digitais baseada nessas características ainda são desafios a serem vencidos e que esta área de pesquisa é extremamente atual e relevante, haja vista a quantidade de trabalhos sendo publicados recentemente sobre o tema.

8.1 Contribuições

Ao final desta dissertação, as seguintes contribuições podem ser enumeradas:

1. Método promissor de reconhecimento biométrico com foco no desafiador cenário de fragmentos de impressões digitais, baseado nas cristas e poros, características

diferentes das comumente adotadas nos sistemas comerciais atuais, possibilitando posteriores combinações com tais sistemas. Foram avaliadas duas estratégias de combinação de poros e cristas sobre uma base de dados pública com 1480 imagens.

2. Estratégia inovadora para melhora na etapa de comparação dos poros baseada em suas posições espaciais, aplicando restrições baseadas nas cristas onde os mesmos se encontram nas impressões digitais.
3. Revisão dos métodos de extração de poros disponíveis na literatura, desde os primeiros baseados em esqueletonização, até os mais recentes e sofisticados, utilizando filtros adaptativos.
4. Avaliação de dois dos mais populares métodos de extração de poros disponíveis na literatura, um baseado em filtros isotrópicos e outro baseado em filtros adaptativos, utilizando uma base de dados pública com coordenadas de poros manualmente anotadas.

8.2 Trabalhos Futuros

Dentre as sugestões de trabalhos futuros, pode-se destacar:

- Fusão com sistemas de reconhecimento de impressões digitais comerciais baseados em minúcias, pois o uso dos poros reduziu o número de falsos positivos, e incorporando minúcias acredita-se que o número de falsos negativos possa também decrescer;
- Avaliação das técnicas propostas em outras bases de dados, como por exemplo em comparações de imagens de impressões digitais inteiras e parciais;
- Implementação de técnicas para lidar com a deformação não-linear das impressões digitais, provenientes das diferentes pressões do dedo sobre a superfície do sensor durante as coletas, pois a pele é elástica e o estiramento e compressão são comuns durante a aquisição das amostras biométricas. Estas deformações são fatores que degradam o formato das cristas e a determinação das coordenadas dos poros;

- Avaliação de outros tipos de fusão das cristas e poros das impressões digitais, uma vez que apenas combinações no nível de pontuação foram investigadas nesta dissertação;
- Proposição e avaliação de novas formas de extração e comparação de poros. Embora o desempenho do método de extração de poros baseado em filtros adaptativos tenha trazido significativas melhoras em relação as categorias de métodos anteriores, e a comparação de poros baseada em correlação seja rápida e de desempenho regular, estes ainda são problemas em aberto; e
- Paralelização dos métodos adotados com o intuito de reduzir o tempo de processamento e tornar o sistema viável para aplicações próximas de tempo real.

Referências Bibliográficas

- Ashbaugh, D. (1989). *Ridgeology: Modern Evaluative Friction Ridge Identification*. Royal Canadian Mounted Police, Forensic Identification Support Section.
- Ashbaugh, D. (1999). *Quantitative-Qualitative Friction Ridge Analysis: An Introduction to Basic and Advanced Ridgeology*. CRC.
- Bazen, A. M. & Gerez, S. H. (2002). Systematic Methods for the Computation of the Directional Fields and Singular Points of Fingerprints. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 905–919.
- Besl, P. J. & McKay, N. D. (1992). A Method for Registration of 3-D Shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14, 239–256.
- Cappelli, R., Maio, D., Maltoni, D., Wayman, J. L., & Jain, A. K. (2006). Performance Evaluation of Fingerprint Verification Systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(1), 3–18.
- Chaberski, M. (2008). Level 3 Friction Ridge Research. *Biometric Technology Today*, 16(11-12), 9–12.
- Chen, Y. (2009). *Extended Feature Set and Touchless Imaging For Fingerprint Matching*. PhD thesis, Michigan State University, East Lansing, EUA.
- Convergência Digital UOL (2012). Biometria terá papel mais relevante na eleição 2014. Disponível em: <<http://convergenciadigital.uol.com.br/cgi/cgilua.exe/sys/start.htm?infoid=32290&sid=3>>. Acessado em: 10 nov. 2012.
- Falguera, F. P. S. (2008). Fusão de Métodos Baseados em Minúcias e em Cristas para Reconhecimento de Impressões Digitais. Master's thesis, UNESP - Universidade Estadual Paulista, Bauru, Brasil.

- Fischler, M. A. & Bolles, R. C. (1981). Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. *Commun. ACM*, 24, 381–395.
- Hong, L., Wan, Y., & Jain, A. (1998). Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(8), 777–789.
- International Biometric Group (2008a). Analysis of Level 3 Features at High Resolutions, Phase II - Final Report.
- International Biometric Group (2008b). Industry Report 2009-2014. Disponível em: <http://www.biometricgroup.com/reports/public/market_report.php>. Acessado em: 11 nov. 2010.
- International Biometric Group (2008c). L3TK - Level 3 Fingerprint Image Toolkit. Disponível em: <<http://level3tk.sourceforge.net>>. Acessado em: 26 jul. 2010.
- Jain, A., Chen, Y., & Demirkus, M. (2006). Pores and Ridges: Fingerprint Matching Using Level 3 Features. In *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition, ICPR '06* (pp. 477–480). Washington, DC, USA: IEEE Computer Society.
- Jain, A., Hong, L., & Bolle, R. (1997). On-Line Fingerprint Verification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19, 302–314.
- Jain, A., Ross, A., & Prabhakar, S. (2001). Fingerprint Matching Using Minutiae and Texture Features. In *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, volume 3 (pp. 282–285).: IEEE.
- Jain, A., Ross, A., & Prabhakar, S. (2004). An Introduction to Biometric Recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(1), 4–20.
- Jain, A. K., Chen, Y., & Demirkus, M. (2007). Pores and Ridges: High-Resolution Fingerprint Matching Using Level 3 Features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29, 15–27.
- Jain, A. K., Flynn, P., & Ross, A. A. (2008). *Handbook of Biometrics*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc.

- Jain, A. K., Prabhakar, S., & Chen, S. (1999). Combining Multiple Matchers for a High Security Fingerprint Verification System. *Pattern Recognition Letters*, 20, 1371–1379.
- Kovesi, P. (2000). MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing. Centre for Exploration Targeting, School of Earth and Environment, The University of Western Australia. Disponível em: <<http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/Research/MatlabFns/index.html>>. Acessado em: 7 jan. 2011.
- Kryszczuk, K., Drygajlo, A., & Morier, P. (2004). Extraction of Level 2 and Level 3 Features for Fragmentary Fingerprint Comparison. *Speech Processing and Biometrics Group, Signal Processing Institute, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, Switzerland*.
- Kuncheva, L. I. & Whitaker, C. J. (2003). Measures of diversity in classifier ensembles and their relationship with the ensemble accuracy. *Machine Learning*, 51(2), 181–207.
- Maio, D., Maltoni, D., Cappelli, R., Wayman, J. L., & Jain, A. K. (2000). First International Competition for Fingerprint Verification Algorithms - FVC2000. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/>>. Acessado em: 4 nov. 2011.
- Maio, D., Maltoni, D., Cappelli, R., Wayman, J. L., & Jain, A. K. (2002). Second International Competition for Fingerprint Verification Algorithms - FVC2002. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/>>. Acessado em: 4 nov. 2011.
- Maio, D., Maltoni, D., Cappelli, R., Wayman, J. L., & Jain, A. K. (2004). Third International Fingerprint Verification Competition - FVC2004. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/>>. Acessado em: 4 nov. 2011.
- Maio, D., Maltoni, D., Cappelli, R., Wayman, J. L., & Jain, A. K. (2006). Fourth International Fingerprint Verification Competition - FVC2006. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2006/>>. Acessado em: 4 nov. 2011.
- Maltoni, D., Maio, D., Jain, A., & Prabhakar, S. (2009). *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer-Verlag New York Inc.

- Marana, A. N. & Jain, A. K. (2005). Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform. In *Proceedings of the XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing* (pp. 112–119).: IEEE Computer Society.
- Meenen, P., Ashrafi, A., & Adhami, R. (2006). The Utilization of a Taylor Series-Based Transformation in Fingerprint Verification. *Pattern Recognition Letters*, 27, 1606–1618.
- Oliveira Jr, L. & Conci, A. (2009). Proceedings of the On the Possibility of Fingerprint Identification by Pores Detection in 500 dpi Images. In *XXII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*.
- Parsons, N., Smith, J., Thönnies, E., Wang, L., & Wilson, R. (2008). Rotationally Invariant Statistics for Examining the Evidence from the Pores in Fingerprints. *Law, Probability and Risk*, 7(1), 1.
- Ratha, N. K., Karu, K., Chen, S., & Jain, A. K. (1996). A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8), 799–813.
- Rawat, A. (2009). A Hierarchical Fingerprint Matching System. Master's thesis, Indian Institute of Technology Kanpur, Kanpur, India.
- Ray, M., Meenen, P., & Adhami, R. (2005). A Novel Approach to Fingerprint Pore Extraction. In *Proceedings of the Thirty-Seventh Southeastern Symposium on System Theory. SSST'05*. (pp. 282–286).: IEEE.
- Roddy, A. & Stosz, J. (1997). Fingerprint Features-Statistical Analysis and System Performance Estimates. *Proceedings of the IEEE*, 85(9), 1390–1421.
- Ross, A. A., Nandakumar, K., & Jain, A. K. (2006). *Handbook of Multibiometrics*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc.
- Stosz, J. & Alyea, L. (1994). Automated System for Fingerprint Authentication Using Pores and Ridge Structure. In *Proceedings of SPIE Conf. Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans*, volume 2277 (pp. 210–223).
- SWGFAST - Scientific Working Group on Friction Ridge Analysis, Study and Technology (2009). *The Fingerprint Sourcebook*. USA: National Institute of Justice.

- The Hong Kong Polytechnic University (2010). PolyU HRF Database: The Hong Kong Polytechnic University High Resolution-Fingerprint Database. Disponível em: <<http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/HRF/HRF.htm>>. Acessado em: 29 nov. 2010.
- Tribunal Superior Eleitoral (2010a). Urna Eletrônica - Biometria. Disponível em: <<http://www.tse.gov.br/hotSites/urnaEletronica/biometria.html>>. Acessado em: 26 jul. 2010.
- Tribunal Superior Eleitoral (2010b). Urna Eletrônica - Recadastramento Biométrico. Disponível em: <<http://www.tse.gov.br/hotSites/urnaEletronica/recadastramentoBiometrico.html>>. Acessado em: 26 jul. 2010.
- Zhang, D., Liu, F., Zhao, Q., Lu, G., & Luo, N. (2011). Selecting a Reference High Resolution for Fingerprint Recognition Using Minutiae and Pores. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 60(3), 863–871.
- Zhao, Q. (2010). *High Resolution Fingerprint Additional Features Analysis*. PhD thesis, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong.
- Zhao, Q. & Jain, A. (2010). On the Utility of Extended Fingerprint Features: A Study on Pores. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)* (pp. 9–16).: IEEE.
- Zhao, Q., Zhang, D., Zhang, L., & Luo, N. (2010a). Adaptive Fingerprint Pore Modeling and Extraction. *Pattern Recognition*, 43, 2833–2844.
- Zhao, Q., Zhang, D., Zhang, L., & Luo, N. (2010b). High Resolution Partial Fingerprint Alignment Using Pore-Valley Descriptors. *Pattern Recognition*, 43, 1050–1061.
- Zhao, Q., Zhang, L., Zhang, D., & Luo, N. (2009). Direct Pore Matching for Fingerprint Recognition. In *Proceedings of the Third International Conference on Advances in Biometrics, ICB '09* (pp. 597–606). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.
- Zhao, Q., Zhang, L., Zhang, D., Luo, N., & Bao, J. (2008). Adaptive Pore Model for Fingerprint Pore Extraction. In *19th International Conference on Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008*. (pp. 1–4).: IEEE.

Apêndice A

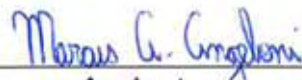
Trabalhos Correlatos Desenvolvidos e Publicados

Durante a realização desta dissertação de mestrado, foram desenvolvidos e publicados os seguintes trabalhos relacionados ao emprego de cristas e poros no reconhecimento de impressões digitais:

- I. **Angeloni, M. A.;** Marana, A. N. . Reconhecimento Automático de Impressões Digitais Baseado em Características Biométricas de Terceiro Nível. *In: I WPPGCC - I Workshop do Programa de Pós-Graduação da UNESP*, Canal6 Editora, Bauru, 2011.
- II. **Angeloni, M. A.;** Marana, A. N. . Fingerprint Recognition Using Sweat Pores. *In: II WPPGCC - II Workshop do Programa de Pós-Graduação da UNESP*, São José do Rio Preto, 2012.
- III. **Angeloni, M. A.;** Marana, A. N. . Improving the Ridge Based Fingerprint Recognition Method Using Sweat Pores. *In: ICDS 2013 - The Seventh International Conference on Digital Society (aceito)*, Nice - França, 2013.

Autorizo a reprodução xerográfica para fins de pesquisa.

São José do Rio Preto, 01/02/2013


Assinatura