

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**ESTIMATIVA DE QUALIDADE DE IMPRESSÕES DIGITAIS
UTILIZANDO SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY**

CARLOS HENRIQUE MONIWA TADA

ORIENTADOR: ALEXANDRE ZAGHETTO

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO INFORMÁTICA FORENSE E
SEGURANÇA DA INFORMAÇÃO**

PUBLICAÇÃO: 088/2011 ENE/PG

BRASÍLIA / DF: NOVEMBRO/2011

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**ESTIMATIVA DE QUALIDADE DE IMPRESSÕES DIGITAIS
UTILIZANDO SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY**

CARLOS HENRIQUE MONIWA TADA

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA – ÁREA DE CONCENTRAÇÃO INFORMÁTICA FORENSE E SEGURANÇA DA INFORMAÇÃO.

APROVADA POR:

**Prof. ALEXANDRE ZAGHETTO, Doutor, CIC/UnB
(ORIENTADOR)**

**Prof. ANDERSON CLAYTON ALVES NASCIMENTO, Doutor, ENE/UnB
(EXAMINADOR INTERNO)**

**Prof. ANDRÉ COSTA DRUMMOND, Doutor, CIC/UnB
(EXAMINADOR EXTERNO)**

**Prof. BRUNO LUIGGI MACCHIAVELLO, Doutor, CIC/UnB
(SUPLENTE)**

DATA: BRASÍLIA/DF, 22 DE NOVEMBRO DE 2011.

FICHA CATALOGRÁFICA

TADA, CARLOS HENRIQUE MONIWA

Estimativa de Qualidade de Impressões Digitais Utilizando Sistemas de Inferência Fuzzy [Distrito Federal] 2011.

xxviii, 62p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica, 2011).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia. Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Impressões digitais 2. Qualidade
3. Lógica fuzzy

I. ENE/FT/UnB. II. Título (Série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

TADA, C. H. M. (2011). Estimativa de Qualidade de Impressões Digitais Utilizando Sistemas de Inferência Fuzzy. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação 088/2011 ENE/PG, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 62 p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Carlos Henrique Moniwa Tada

TÍTULO: Estimativa de Qualidade de Impressões Digitais Utilizando Sistemas de Inferência Fuzzy.

GRAU/ANO: Mestre/2011.

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. Do mesmo modo, a Universidade de Brasília tem permissão para divulgar este documento em biblioteca virtual, em formato que permita o acesso via redes de comunicação e a reprodução de cópias, desde que protegida a integridade do conteúdo dessas cópias e proibido o acesso a partes isoladas desse conteúdo. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte deste documento pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Carlos Henrique Moniwa Tada
AOS 7 Bloco C Apto 616
CEP 70660-073 – Brasília – DF - Brasil

À minha esposa, Cristiane.

AGRADECIMENTOS

À minha esposa, Cristiane, por sua ajuda, compreensão e paciência durante todo o curso de mestrado e, especialmente, durante a elaboração deste trabalho.

Aos meus pais, pelo exemplo e preocupação com a minha educação.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Alexandre Zaghetto, pelo apoio e dedicação essenciais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus colegas de mestrado e de profissão, pela camaradagem e incentivo durante toda a nossa jornada.

A todos, os meus sinceros agradecimentos.

O presente trabalho foi realizado com o apoio do Departamento Polícia Federal – DPF, com recursos do Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania – PRONASCI, do Ministério da Justiça.

RESUMO

ESTIMATIVA DE QUALIDADE DE IMPRESSÕES DIGITAIS UTILIZANDO SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY

Autor: Carlos Henrique Moniwa Tada

Orientador: Alexandre Zaghetto

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

Brasília, novembro de 2011

A qualidade da imagem de impressões digitais influencia o desempenho de sistemas automáticos de reconhecimento de impressões digitais, tais como o *AFIS*. Este trabalho propõe um esquema híbrido para estimativa de qualidade de imagens de impressão digital usando medidas de características locais (contraste, curvatura, fluxo de cristas papilares) e globais (área e espectro de potência no domínio da frequência). Sistemas de inferência *fuzzy* são usados para combinação dessas medidas e obtenção de uma pontuação de qualidade. São feitos testes usando imagens de impressões digitais das bases de dados DB2-A e DB4-A do *Fingerprint Verification Competition 2006* (FVC 2006) e o programa de identificação de digitais BOZORTH3 do NIST *Biometric Image Software* (NBIS). É feita uma comparação do desempenho do método proposto com o programa NFIQ. Com a remoção de 5%, 10% e 15% das impressões digitais de pior qualidade da base DB2-A, obteve-se uma melhora no EER (*equal error rate*) de 14,4%, 29,4% e 46,6%, respectivamente. Para a DB4-A, a melhora no EER foi de 21,7%, 26% e 27,6% após a remoção de 5%, 10% e 15% das impressões digitais de pior qualidade.

ABSTRACT

FINGERPRINT QUALITY ESTIMATION USING FUZZY INFERENCE SYSTEMS

Author: Carlos Henrique Moniwa Tada

Supervisor: Alexandre Zaghetto

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

Brasília, November 2011

Fingerprint image quality affects the performance of automatic fingerprint recognition systems, such as AFIS. This work proposes a hybrid scheme for the fingerprint image quality estimation using local (contrast, curvature, ridge flow) and global (area, power spectrum in the frequency domain) measures. Fuzzy inference systems are used to combine these measures and to obtain a quality score. Tests are made with fingerprint images from the Fingerprint Verification Competition 2006 (FVC 2006) DB2-A and DB4-A databases and fingerprint matching software BOZORTH3 from NIST Biometric Image Software (NBIS). A performance comparison between the proposed method and the software NFIQ is made. After the removal of 5%, 10% and 15% of the poor quality fingerprints from the DB2-A, we obtained an improvement in EER (*equal error rate*) of 14.4%, 29.4% e 46.6%, respectively. For DB4-A, the improvement in EER was 21.7%, 26% and 27.6%, after removing 5%, 10% and 15% of the poor quality fingerprints.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	1
1.1.	BIOMETRIA	1
1.2.	SISTEMAS BIOMÉTRICOS.....	1
1.3.	MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	4
1.4.	OBJETIVOS.....	5
1.5.	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	6
2.	FUNDAMENTOS TEÓRICOS.....	7
2.1.	IMPRESSÕES DIGITAIS.....	7
2.2.	LÓGICA FUZZY	11
2.3.	NIST BIOMETRIC IMAGE SOFTWARE (NBIS).....	13
2.3.1.	MINDTCT	13
2.3.2.	BOZORTH3	18
2.4.	MÉTODOS PARA ESTIMATIVA DE QUALIDADE DE IMPRESSÕES DIGITAIS	19
2.4.1.	Introdução	19
2.4.2.	Métodos Baseados em Características Locais	20
2.4.2.1.	Métodos baseados na direção local	20
2.4.2.2.	Método baseado em filtros Gabor	22
2.4.2.3.	Métodos baseados na intensidade dos pixels.....	23
2.4.2.4.	Métodos Baseados na Combinação de Características Locais	24

2.4.3. Métodos Baseados em Características Globais	25
2.4.3.1. Método baseado no campo de direções	25
2.4.3.2. Método Baseado no Espectro de Potências	26
2.4.4. Método Baseados em Classificadores.....	27
3. MÉTODO PROPOSTO	29
3.1. CARACTERÍSTICAS LOCAIS.....	29
3.1.1. Contraste.....	29
3.1.2. Curvatura	31
3.1.3. Fluxo das Cristas.....	35
3.1.4. Mapa de Qualidade Local e Score de Qualidade Local	36
3.2. CARACTERÍSTICAS GLOBAIS	41
3.2.1. Área	41
3.2.2. Espectro de Potência.....	43
3.3. SCORE FINAL DE QUALIDADE	45
4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS	49
4.1. EXPERIMENTOS COM A BASE DB2-A DO FVC2006.....	52
4.2. EXPERIMENTOS COM A BASE DB4-A DO FVC2006.....	54
5. CONCLUSÕES.....	58
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	60

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1 - PROGRAMAS DO NBIS.....	13
TABELA 3.1 – VALORES MÍNIMOS E MÁXIMOS DAS CARACTERÍSTICAS LOCAIS.....	38
TABELA 3.2 – VALORES MÍNIMOS E MÁXIMOS DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA.....	45
TABELA 3.3 - VALORES DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA E <i>SCORE</i> FINAL PARA AS IMPRESSÕES DE EXEMPLO.	48
TABELA 4.1 – VALORES DE EER PARA A BASE DB2-A.	54
TABELA 4.2 – VALORES DE EER PARA A BASE DB4-A.	56
TABELA 5.1 - VALORES DE EER PARA AS BASES DB2-A E DB4-A.....	58

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1.1 - PROCESSO DE VERIFICAÇÃO.	2
FIGURA 1.2 - PROCESSO DE IDENTIFICAÇÃO.	2
FIGURA 1.3 - PROCESSO DE REGISTRO.	3
FIGURA 1.4 - IMPRESSÃO DIGITAL COM QUALIDADE BOA [7].....	4
FIGURA 1.5 - IMPRESSÃO DIGITAL COM QUALIDADE RUIM [7]	4
FIGURA 2.1 - DESENHO DIGITAL E DETALHE DAS CRISTAS E SULCOS	7
FIGURA 2.2 - IMPRESSÃO DIGITAL OU DATILOGRAMA [3]	7
FIGURA 2.3 - PONTOS CARACTERÍSTICOS [12].	9
FIGURA 2.4 - NÚCLEO E DELTA DE UMA IMPRESSÃO DIGITAL.	9
FIGURA 2.5 - MINÚCIAS (TERMINAÇÃO E BIFURCAÇÃO).	10
FIGURA 2.6 - IMPRESSÕES DIGITAIS POUSADA E ROLADA [2].	10
FIGURA 2.7 - IMPRESSÕES DIGITAIS LATENTES [2].....	11
FIGURA 2.8 - UM SISTEMA FUZZY PURO (ADAPTADO DE [15]).	12
FIGURA 2.9 – ÂNGULO DE ORIENTAÇÃO DE MINÚCIAS [17].	14
FIGURA 2.10 - MAPA DE DIREÇÕES	15
FIGURA 2.11 – IMPRESSÃO DIGITAL E RESPECTIVO MAPA DE BAIXO FLUXO.....	16
FIGURA 2.12 – IMPRESSÃO DIGITAL E RESPECTIVO MAPA DE ALTA CURVATURA.	16
FIGURA 2.13 – IMPRESSÃO DIGITAL E RESPECTIVO MAPA DE BAIXO CONTRASTE.....	17

FIGURA 2.14 – IMPRESSÃO DIGITAL E RESPECTIVO MAPA DE QUALIDADE.	18
FIGURA 2.15 - CÁLCULO DO <i>OCL</i> PARA DUAS IMPRESSÕES DIGITAIS COM QUALIDADES DISTINTAS [8]	21
FIGURA 2.16 - CÁLCULO DO LOQ PARA IMPRESSÕES DIGITAIS DE QUALIDADE DISTINTA [8]....	22
FIGURA 2.17 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DE UM BANCO DE FILTROS GABOR [2].....	22
FIGURA 2.18 - ESTIMATIVA DE QUALIDADE COM FILTROS GABOR [8].	23
FIGURA 2.19 – ONDAS SINUSOIDAIS REPRESENTANDO CRISTAS E SULCOS [27].	25
FIGURA 2.20 - CONCENTRAÇÃO DE ENERGIA NO ESPECTRO DE POTÊNCIA PARA IMPRESSÕES DIGITAIS DE QUALIDADE DIFERENTE [20].	27
FIGURA 3.1 – IMPRESSÃO DIGITAL COM QUALIDADE RUIM E RESPECTIVO MAPA DE CONTRASTE.	30
FIGURA 3.2 – IMPRESSÃO DIGITAL COM BOA QUALIDADE E RESPECTIVO MAPA DE CONTRASTE.	31
FIGURA 3.3 – IMPRESSÕES DIGITAIS E SUAS IMAGENS NORMALIZADAS.	32
FIGURA 3.4 – IMPRESSÕES DIGITAIS E SEUS MAPAS DE ORIENTAÇÕES.....	33
FIGURA 3.5 – MAPAS DE ORIENTAÇÕES E RESPECTIVOS MAPAS DE CURVATURA.	34
FIGURA 3.6 - IMPRESSÕES DIGITAIS E RESPECTIVOS MAPAS DE FLUXO DE CRISTAS.....	36
FIGURA 3.7 – FIS EDITOR.....	37
FIGURA 3.8 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA AS VARIÁVEIS DE ENTRADA.	38
FIGURA 3.9 - FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL DE SAÍDA.....	39
FIGURA 3.10 - IMPRESSÕES DIGITAIS E RESPECTIVOS MAPAS DE QUALIDADE LOCAL.	40

FIGURA 3.11 – PROCESSO PARA CÁLCULO DO SCORE DE QUALIDADE LOCAL.....	41
FIGURA 3.12 - IMPRESSÕES DIGITAIS E RESPECTIVAS ÁREAS.	42
FIGURA 3.13 - IMPRESSÕES DIGITAIS, ESPECTROS DE POTÊNCIA E DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA NO ESPECTRO.	44
FIGURA 3.14 - SISTEMA DE INFERÊNCIA <i>FUZZY</i> PARA CÁLCULO DO <i>SCORE</i> FINAL DE QUALIDADE.	45
FIGURA 3.15 - FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA AS VARIÁVEIS DE ENTRADA.....	46
FIGURA 3.16 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL DE SAÍDA.	47
FIGURA 4.1 - IMPRESSÕES DIGITAIS (DB2-A) COM QUALIDADE RUIM E SEUS RESPECTIVOS <i>SCORES</i> FINAIS.	49
FIGURA 4.2 - IMPRESSÕES DIGITAIS (DB2-A) COM BOA QUALIDADE E RESPECTIVOS <i>SCORES</i> FINAIS.....	50
FIGURA 4.3 - IMPRESSÕES DIGITAIS (DB4-A) COM QUALIDADE RUIM E SEUS RESPECTIVOS <i>SCORES</i> FINAIS.	50
FIGURA 4.4 - IMPRESSÕES DIGITAIS (DB4-A) COM BOA QUALIDADE E SEUS RESPECTIVOS <i>SCORES</i> FINAIS.....	50
FIGURA 4.5 - CURVAS DET DA BASE DB2A COM REMOÇÃO DE 5% DAS IMAGENS DE PIOR QUALIDADE.	52
FIGURA 4.6 - CURVAS DET DA BASE DB2A COM REMOÇÃO DE 10% DAS IMAGENS DE PIOR QUALIDADE.	53
FIGURA 4.7 - CURVAS DET DA BASE DB2A COM REMOÇÃO DE 15% DAS IMAGENS DE PIOR QUALIDADE.	53

FIGURA 4.8 - CURVAS DET DA BASE DB4A COM REMOÇÃO DE 5% DAS IMAGENS DE PIOR QUALIDADE.	55
FIGURA 4.9 - CURVAS DET DA BASE DB4A COM REMOÇÃO DE 10% DAS IMAGENS DE PIOR QUALIDADE.	55
FIGURA 4.10 - CURVAS DET DA BASE DB4A COM REMOÇÃO DE 15% DAS IMAGENS DE PIOR QUALIDADE.	56

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURA E ABREVIACÕES

AFIS	Automatic Fingerprint Identification System
DET	Detection Error Tradeoff
DFT	Discrete Fourier Transform
DHS	Department of Homeland Security
EER	Equal Error Rate
FAR	False Acceptance Rate
FBI	Federal Bureau of Investigation
FRR	False Reject Rate
FVC	Fingerprint Verification Competition
GOQS	Global Orientation Quality Score
IAFIS	Integrated Automated Fingerprint Identification System
INI	Instituto Nacional de Identificação
LOQ	Local Orientation Quality
MINDTCT	Minutia Detector
NBIS	NIST Biometric Image Software
NFIQ	NIST Fingerprint Image Quality
NIST	National Institute of Standards and Technology
OCL	Orientation Certainty Level
ROI	Region of Interest

1. INTRODUÇÃO

1.1. BIOMETRIA

Biometria, segundo o dicionário Aurélio, é o ramo da ciência que estuda a mensuração dos seres vivos. Um dos objetivos da biometria é o reconhecimento biométrico, ou seja, a identificação de um indivíduo a partir de suas características biológicas ou comportamentais. Impressões digitais, voz, íris, retina, mão, face, escrita, dinâmica de digitação e formato do dedo são exemplos dessas características [1]. O reconhecimento biométrico possibilita maior segurança e conveniência ao usuário em comparação com outras medidas tradicionais de segurança como senhas, *smart cards*, chaves etc.

Uma característica biométrica ideal deve ser [1] [2] [3]:

- Imutável: não varia ao longo do tempo;
- Distinta: suficientemente diferente entre quaisquer dois indivíduos;
- Universal: idealmente, todos os indivíduos devem possuí-la;
- Acessível: de fácil coleta por meio de sensores eletrônicos;
- Aceitável: os indivíduos não se importam de ter a característica medida.

Impressões digitais possuem as qualidades listadas acima; além disso, o custo e a maturidade de tecnologias de reconhecimento de impressões digitais as tornam a característica biométrica mais amplamente implementada [2]. Exemplos de aplicações incluem controle de acesso físico e lógico, ponto eletrônico, aplicações bancárias, identificação civil e criminal. Quanto a aplicações policiais, as digitais são usadas para identificação de suspeitos e, às vezes, de vítimas.

1.2. SISTEMAS BIOMÉTRICOS

Ao projetar um sistema biométrico, é importante determinar como um indivíduo será reconhecido. Dependendo do contexto, o sistema pode ser de verificação ou de identificação. Sistemas de verificação (Figura 1.1) autenticam a identidade de uma pessoa pela comparação da característica biométrica capturada com o padrão biométrico de referência (*template*) registrado previamente e armazenado no sistema. É feita uma comparação de um-para-um para confirmar a veracidade da alegação de identidade. Sistemas de identificação (Figura 1.2)

reconhecem um indivíduo pela busca na base de dados de registro completa. São feitas comparações de um-para-muitos para verificar a existência do indivíduo na base de dados, e caso seja encontrado, retornar o identificador do registro que produziu um casamento (*match*) [2]. Comum aos dois sistemas, o processo de registro (*enrollment*) é responsável pelo cadastramento de indivíduos na base de dados do sistema biométrico (Figura 1.3).

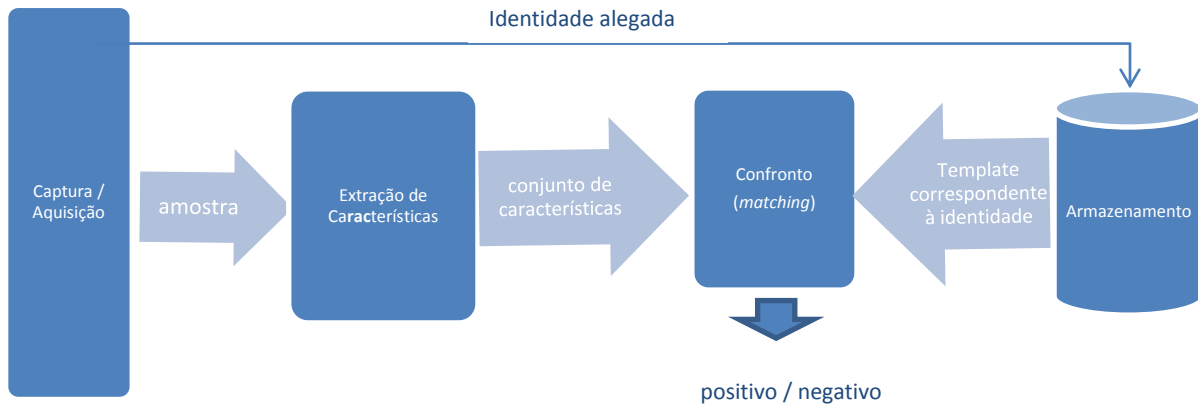


Figura 1.1 - Processo de verificação.

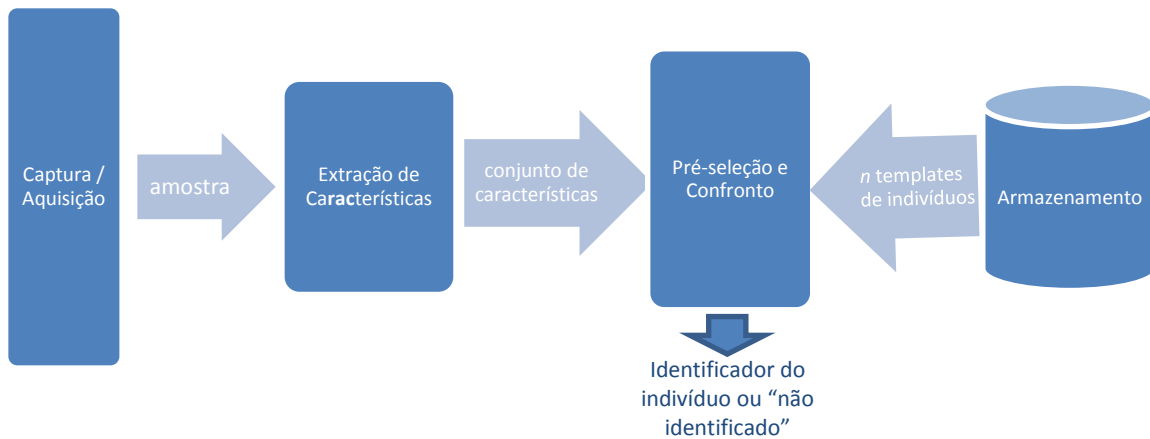


Figura 1.2 - Processo de identificação.

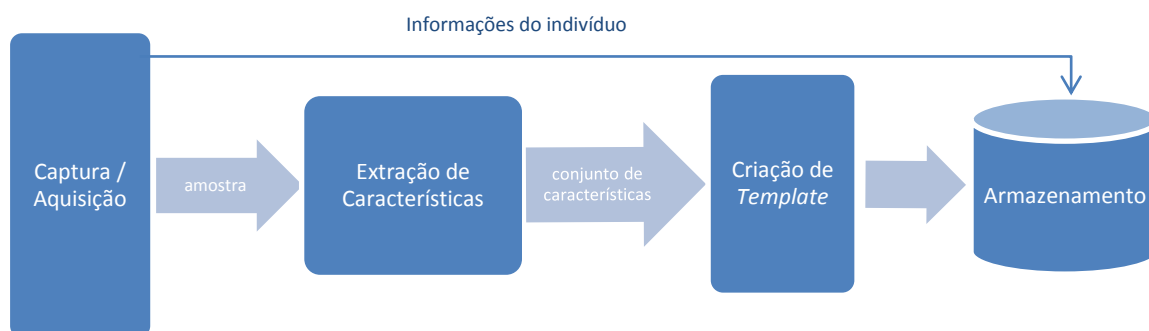


Figura 1.3 - Processo de registro.

As funções de cada componente dos processos ilustrados anteriormente são:

- **Captura/Aquisição:** uma representação digital da característica biométrica é adquirida por um sensor. Essa representação capturada é chamada de amostra (*sample*). Outros componentes podem fazer parte do módulo de captura, como um teclado, para aquisição de outros dados;
- **Extração de características (*features*):** para facilitar a comparação, é extraído um conjunto de características (*feature set*) da amostra e gerada uma representação compacta, porém expressiva;
- **Criação de padrão (*template*):** o conjunto de características é organizado em um *template* de registro, armazenado em uma base de dados;
- **Pré-seleção e confronto (*matching*):** o objetivo da pré-seleção é filtrar a base de dados de *templates* de forma a reduzir o número de comparações a serem feitas. O estágio de comparação recebe como entradas um conjunto de características e um *template* da base de dados e calcula a semelhança entre eles. Esse cálculo produz o *score* de comparação ou similaridade, que é comparado com o limiar do sistema para a tomada de decisão;
- **Armazenamento:** armazena *templates* e outras informações sobre indivíduos.

1.3. MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

Sistemas automáticos de identificação de impressões digitais (*Automated Fingerprint Identification System* ou *AFIS*) são sistemas biométricos de identificação. O desenvolvimento desses sistemas se iniciou na década de 1960 e hoje, apesar da maturidade dessa tecnologia, muitos fatores ainda influenciam no seu desempenho. Alguns desses fatores são qualidade da impressão digital, área comum e deformação na imagem de combinações genuínas. Entre esses fatores, a qualidade da impressão digital tem o maior impacto no desempenho de identificação [4]. O processamento de imagens de impressões digitais com qualidade ruim pode resultar na detecção de características (minúcias) inexistentes ou impedir a detecção de outras existentes [5]. Possíveis causas para imagens de má qualidade incluem: pontas dos dedos excessivamente secas ou úmidas, com cortes, cicatrizes ou manchas, pressão excessiva ou insuficiente durante a coleta, rotação ou translação deliberada [6]. As Figuras 1.4 e 1.5 são exemplos de impressões digitais com qualidade boa e ruim, respectivamente.



Figura 1.4 - Impressão digital com qualidade boa [7]



Figura 1.5 - Impressão digital com qualidade ruim [7]

Como muitos fatores que podem afetar a qualidade de imagens de impressões digitais não podem ser controlados ou evitados, a avaliação da qualidade de amostras capturadas é muito importante para um sistema *AFIS*. Possíveis usos de medidas de qualidade em sistemas biométricos são [8]:

- 1) monitoramento: algoritmos de qualidade podem ser usados como ferramenta de monitoramento;
- 2) indicação para recaptura: a qualidade de *templates* de registro e/ou amostras capturadas durante uma transação de acesso pode ser controlada por meio de recapturas até que a imagem seja considerada satisfatória;

- 3) ajuste do sistema de reconhecimento: algumas das etapas do sistema de reconhecimento podem ser ajustados baseados na qualidade estimada das imagens.

A medição da qualidade da impressão digital é útil para a melhoria do desempenho de sistemas de reconhecimento de impressões digitais [9]. Em muitos sistemas é preferível substituir imagens de baixa qualidade por outras melhores. Para isso, é necessária uma etapa no processamento de impressões digitais onde seja feita a estimativa da qualidade da imagem.

1.4. OBJETIVOS

As abordagens existentes para estimativa de qualidade de impressão digital podem ser divididas em três categorias: (1) métodos que usam características locais da impressão digital (frequência de cristas, variância e contraste local), (2) métodos que usam características globais (continuidade do campo de direções, espectro de potências) e (3) métodos baseados em classificadores (NIST *Fingerprint Image Quality* - NFIQ) [8].

As abordagens encontradas durante a pesquisa bibliográfica utilizam uma ou mais características locais ou globais ou uma combinação dos dois tipos para estimar a qualidade de uma impressão digital. Dentre as que utilizam uma combinação de características locais e globais, nenhuma delas utiliza sistemas de inferência *fuzzy* para a combinação de características e obtenção de um score de qualidade. Sistemas de inferência *fuzzy* têm aplicação bem sucedida em áreas como controle automático, classificação de dados, análise de decisão, sistemas especialistas e visão computacional [10].

O objetivo deste trabalho é propor um esquema híbrido para estimativa de qualidade de imagens de impressão digital, utilizando sistemas de inferência *fuzzy* para combinar medidas de características locais (contraste, curvatura, fluxo de cristas papilares) e globais (área e espectro de potência no domínio da frequência), visando obter uma pontuação de qualidade. Esse esquema será testado com as bases de imagens de impressões digitais DB2-A e DB4-A do *Fingerprint Verification Competition 2006* (FVC 2006 [7]) e o programa de identificação de digitais BOZORTH3 do NIST *Biometric Image Software* (NBIS [11]). O objetivo dos testes é verificar a melhora de desempenho no processo de verificação quando são removidas as impressões digitais de pior qualidade. Será feita também uma comparação de desempenho do esquema proposto com o programa NFIQ.

1.5. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O restante do trabalho está organizado da seguinte forma: no Capítulo 2 são apresentados alguns conceitos teóricos sobre impressões digitais, lógica *fuzzy* e sobre o conjunto de programas para processamento de impressões digitais NBIS. No mesmo capítulo é apresentada uma revisão da literatura de abordagens para estimativa da qualidade de impressões digitais. O Capítulo 3 descreve o método proposto neste trabalho para estimativa de qualidade de impressões digitais e as bases de dados utilizadas. O Capítulo 4 apresenta os testes e resultados obtidos. Finalmente, no Capítulo 5 é apresentado um resumo das principais contribuições deste trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1. IMPRESSÕES DIGITAIS

Na região palmar até as extremidades dos dedos é possível observar uma infinidade de saliências denominadas de “cristas papilares” ou “linhas papilares”. Os intervalos que as separam são chamados de “sulcos interpapilares” [12]. A figura formada pelas cristas papilares da polpa digital e que pode ser observada diretamente nos dedos é chamada de “desenho digital” (Figura 2.1). Impressão digital, ou datilograma, é a reprodução do desenho digital em qualquer suporte, como papel, vidro, alumínio, pele, etc. (Figura 2.2) [3]. A largura das cristas varia de 100 μm a 300 μm e cada estrutura crista/sulco tem cerca de 500 μm [2].

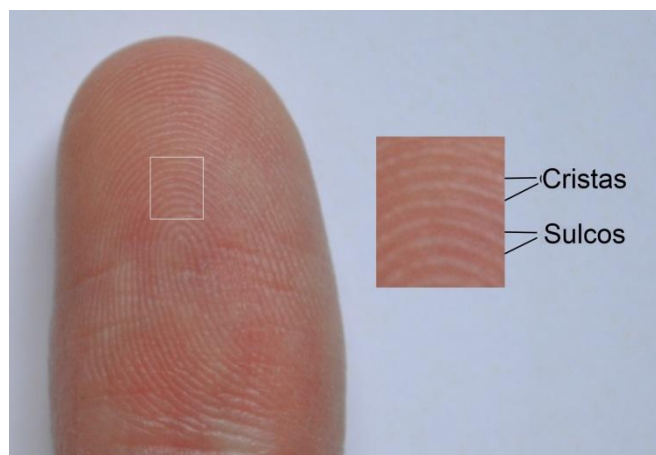


Figura 2.1 - Desenho digital e detalhe das cristas e sulcos



Figura 2.2 - Impressão digital ou datilograma [3]

A formação do desenho digital ocorre durante o desenvolvimento fetal. As células nas pontas dos dedos do feto crescem em um microambiente que é ligeiramente diferente de dedo para

dedo e de mão para mão. Há variações causadas pelo fluxo do líquido amniótico e a posição do feto no útero, que contribuem para formação de cada desenho digital. As diversas variáveis durante o processo de formação tornam virtualmente impossível que duas digitais sejam exatamente iguais. Aos sete meses de gestação, o desenho digital já está completamente formado. Esse desenho é invariável durante a vida do indivíduo, mudando de tamanho com o desenvolvimento do indivíduo, porém mantendo constantes as características que permitem a identificação. A variabilidade e a imutabilidade tornam as impressões digitais um identificador biométrico bastante atrativo [2].

Além das cristas papilares e dos sulcos interpapilares, outros elementos que podem ser encontrados em uma impressão digital são poros e pontos característicos. Os poros são orifícios encontrados nas linhas impressas do datilograma. Os pontos característicos são particularidades morfológicas das linhas dos datilogramas, consideradas isoladamente ou em conjunto, que permitem distinguir, entre si, as impressões digitais [3] [12]. A Figura 2.3 ilustra a variedade de pontos característicos que podem ser encontrados em uma impressão digital. A diversidade de nomenclatura é decorrente dos trabalhos de pesquisas realizados por diferentes estudiosos no mundo todo, porém é possível fazer uma simplificação aplicável em praticamente todos os datilogramas de forma universal [13]. Dois pontos característicos que são citados com frequência na literatura são o núcleo e o delta. O núcleo pode ser definido como o ponto central da impressão digital. O delta é uma região triangular formada por cristas papilares em três direções. A Figura 2.4 ilustra esses dois pontos.

O padrão estabelecido pelo Instituto Nacional de Identificação (INI) da Polícia Federal para confronto datiloscópico considera os seguintes pontos característicos [3] (os números entre parênteses se referem aos pontos indicados na Figura 2.3):

- Ponto (16 e 20);
- Ilhota (4 e 17);
- Ponta de linha (5, 6, 8, 15, 21, 22, 23);
- Bifurcação (3, 7, 12, 3, 18, 19) e
- Encerro (10 e 11).

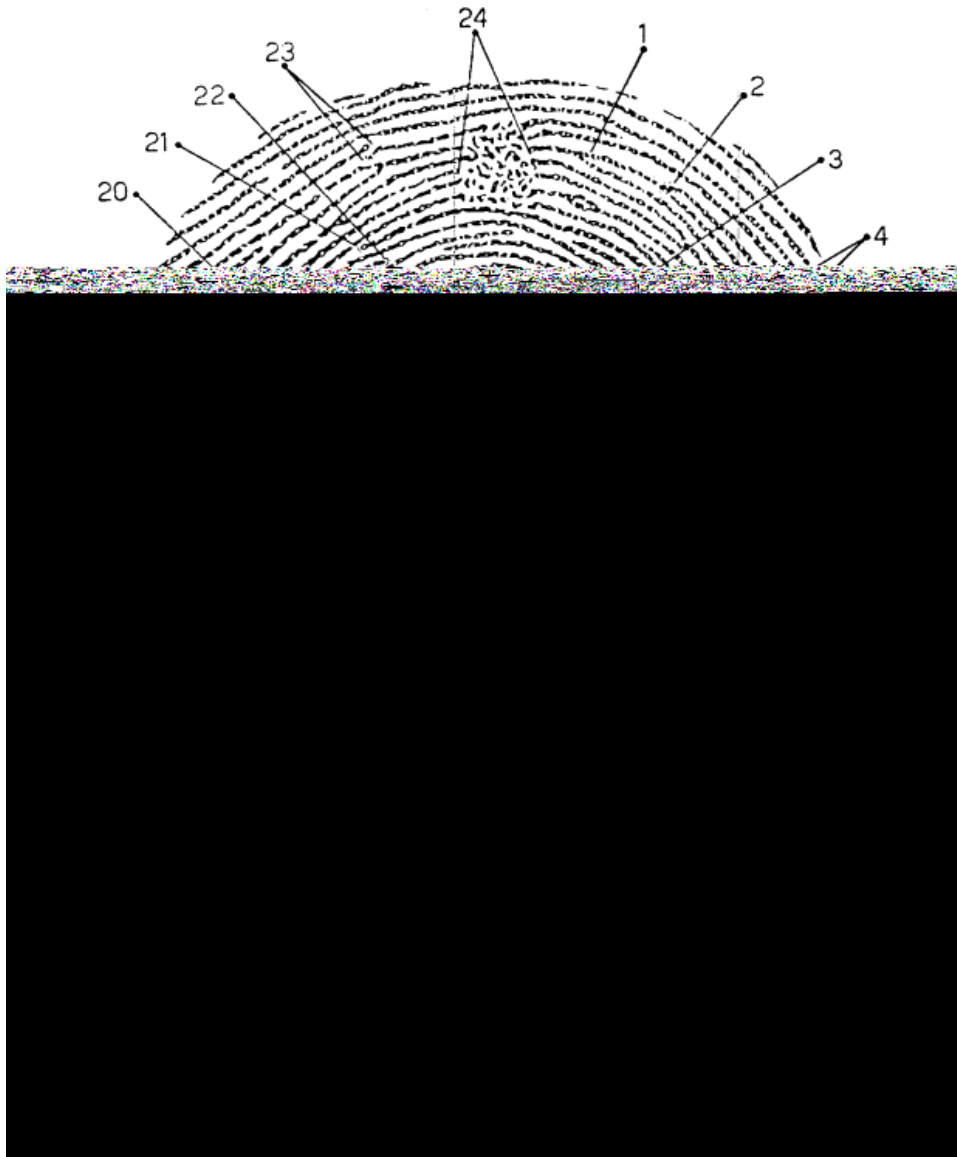


Figura 2.3 - Pontos característicos [12].

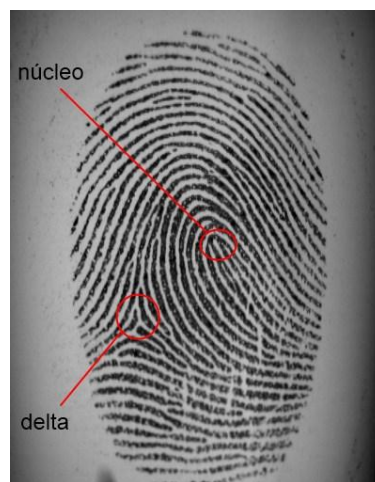


Figura 2.4 - Núcleo e delta de uma impressão digital.

Em sistemas AFIS, os pontos característicos são chamados de minúcias (“*minutiae*”) e geralmente incluem somente pontos onde as cristas papilares terminam e onde elas se bifurcam (Figura 2.5).

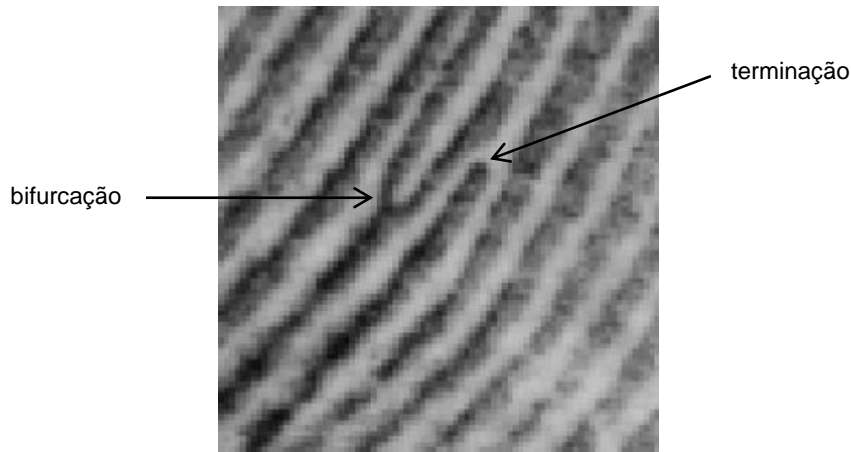


Figura 2.5 - Minúcias (terminação e bifurcação).

São três os tipos de imagens de impressões digitais que podem ser encontrados na base de dados de sistemas AFIS: roladas (*rolled*), pousadas (*plain/flat*) e latentes. Nas impressões roladas, o indivíduo deve rolar completamente a ponta do dedo, de uma borda a outra (*nail-to-nail*), sobre a superfície de captura. Nas pousadas, o dedo é pressionado sobre o sensor, mas não é rolado. A Figura 2.6 mostra a forma pousada e rolada da mesma impressão digital. As impressões latentes são as imagens parciais de impressões digitais encontradas em locais de crime (Figura 2.7).



Figura 2.6 - Impressões digitais pousada e rolada [2].

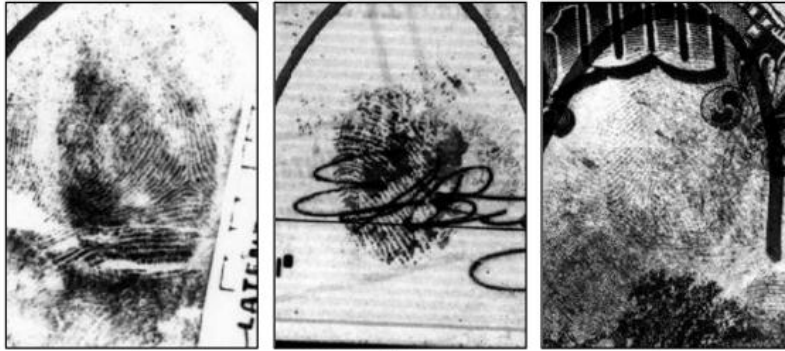


Figura 2.7 - Impressões digitais latentes [2].

2.2. LÓGICA FUZZY

A linguagem que utilizamos como instrumento de comunicação, também chamada de linguagem natural, é imprecisa. Ela não define com exatidão o significado das palavras, pois cada indivíduo pode ter sua interpretação. Conceitos como muito/pouco, alto/baixo, jovem/velho não têm limites claramente definidos. Estes conceitos podem ser chamados de difusos ou vagos. Para humanos, trabalhar com estes conceitos é natural, porém para computadores não.

A Lógica *Fuzzy* é uma ferramenta matemática para lidar com a incerteza decorrente da falta ou imprecisão da informação. Considera-se que sua origem se deu com a apresentação da teoria de conjuntos *fuzzy* em um artigo de 1965 do Dr. Lotfi Zadeh [14]. Ela permite a “computação com palavras”, pois oferece um mecanismo para representar construções linguísticas como “muito”, “baixo”, “médio”, “frequentemente”, “poucos”, entre outras. De forma geral, ela oferece uma estrutura de inferência que possibilita capacidades de raciocínio humano para aplicação em sistemas baseados em conhecimento [15].

Um conceito importante da Lógica *Fuzzy* é o do conjunto *fuzzy*, que é aquele que não possui uma fronteira bem definida. Diferente da teoria de conjuntos tradicional, onde um elemento pertence ou não a um conjunto, um conjunto *fuzzy* permite elementos com um grau parcial de pertinência. Na teoria tradicional, onde a pertinência só pode ser verdadeira (1) ou falsa (0), na teoria *fuzzy* ela é representada por um número real no intervalo $[0, 1]$. Por exemplo, no conjunto *fuzzy* de “pessoas altas”, um homem de 1,95 m e outro de 1,75 m pertenceriam ao conjunto, mas o primeiro teria um grau de pertinência maior que o segundo.

De maneira formal: seja Z um conjunto de elementos e z um elemento qualquer de Z . Um conjunto *fuzzy* A em Z é definido por uma função de pertinência $\mu_A(z)$ que associa a cada elemento de Z um número real no intervalo $[0,1]$. O valor de $\mu_A(z)$ representa o grau de pertinência de z em A . Quanto mais próximo de 1, maior é o grau de pertinência, e quanto mais próximo de 0, menor é esse grau [16].

A “computação com palavras” da lógica *fuzzy* permite a criação de sistemas a partir do conhecimento de especialistas expresso em linguagem natural. Esses sistemas, chamados de sistemas de inferência *fuzzy*, são compostos de base de regras *fuzzy* e mecanismo de inferência *fuzzy*, e podem simular um raciocínio semelhante ao humano, porém bem mais primitivo. A representação do comportamento nesses sistemas, por ser mais simples e natural, facilita o desenvolvimento e a manutenção.

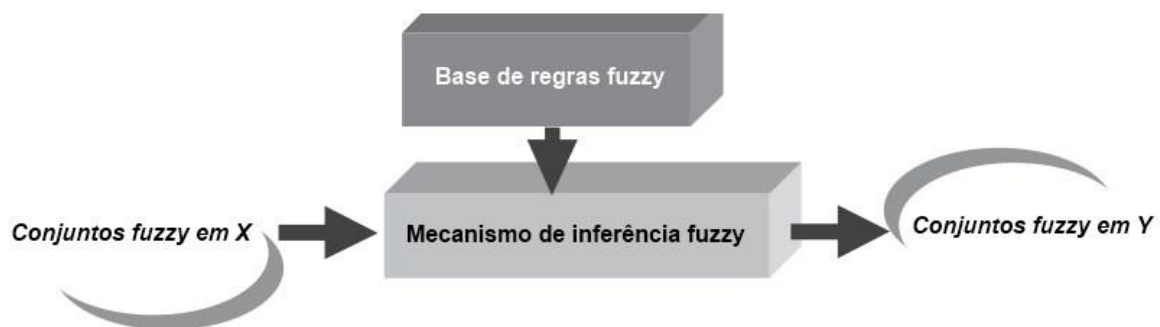


Figura 2.8 - Um sistema fuzzy puro (adaptado de [15]).

A base de regras *fuzzy* consiste em um conjunto de regras que convertem entradas em saídas. Essas regras têm a seguinte forma geral: “SE X é A ENTÃO Y é B ”, onde A e B são conjuntos *fuzzy*. Nas regras “SE ... ENTÃO ...”, a primeira parte é chamada antecedente e a segunda, conseqüente. A Figura 2.8 representa um sistema *fuzzy* puro. O mecanismo de inferência *fuzzy* combina as regras “SE ... ENTÃO” contidas na base de regras para mapear conjuntos *fuzzy* de entrada em conjuntos *fuzzy* de saída.

O método de inferência *fuzzy* mais comum é o Mamdani, introduzido por Mamdani e Assilian em 1975. Outro método importante é o Sugeno ou Takagi-Sugeno-Kang, introduzido por Sugeno em 1985. A principal diferença entre os dois métodos é que, em sistemas Mamdani o conseqüente das regras *fuzzy* é um conjunto *fuzzy*, enquanto em sistemas Sugeno, o conseqüente é uma função linear das variáveis de entrada [15]. O método Mamdani permite

descrever o conhecimento do especialista de forma mais intuitiva, porém seu processamento envolve um maior esforço computacional. O método Sugeno é computacionalmente mais eficiente, mas é melhor aplicado em análise matemática.

2.3. NIST BIOMETRIC IMAGE SOFTWARE (NBIS)

O *National Institute of Standards and Technology* (NIST) desenvolve para a Polícia Federal americana (*Federal Bureau of Investigation* - FBI) e o Departamento de Segurança Interna (*Department of Homeland Security* - DHS) um conjunto de programas para o processamento de imagens de impressões digitais, o *NIST Biometric Image Software* (NBIS)¹. Alguns dos programas que compõem o NBIS e suas respectivas funções são apresentados na Tabela 2.1. No presente trabalho, foram usados o MINDTCT e o BOZORTH3, que serão detalhados a seguir.

Programa	Função
PCASYS	Classificar uma impressão digital em um dos tipos fundamentais: arco, presilha interna/externa, verticilo ou com cicatriz
MINDTCT	Localizar as minúcias em uma impressão digital
NFIQ	Analisar a qualidade de uma impressão digital, atribuindo valores de 1 (alta qualidade) a 5 (baixa qualidade)
IMGTOOLS	Conjunto de ferramentas para conversão de formato de imagens
BOZORTH3	Fazer o confronto entre duas impressões digitais

Tabela 2.1 - Programas do NBIS.

2.3.1. MINDTCT

O programa Minutiae Detection (MINDTCT) localiza todas as minúcias em uma impressão digital, indicando o tipo, posição, orientação e qualidade de cada uma. Os tipos de minúcias considerados são a ponta de linha e bifurcação. A posição de cada minúcia é representada por coordenadas em uma imagem de impressão digital, sendo que o canto inferior esquerdo da imagem é considerado como a origem do sistema de coordenadas. A orientação de uma minúcia é representada em graus, iniciando em 0° (direção horizontal e para a direita) e crescendo no sentido anti-horário [17]. A Figura 2.9 ilustra a medição do ângulo de

¹ Disponível em <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/nbis.cfm>

orientação. O ângulo indicado pela letra “A” segue o padrão ANSI/NIST. O outro é o utilizado pelo programa IAFIS do FBI.

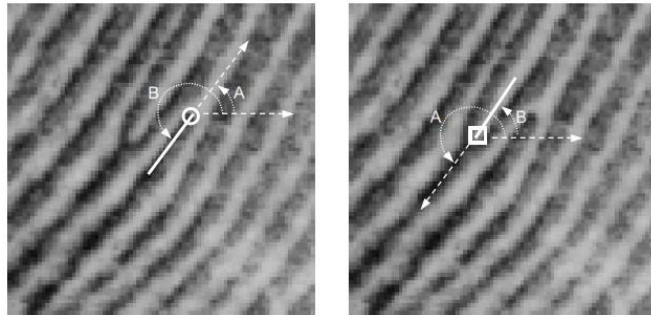


Figura 2.9 – Ângulo de orientação de minúcias [17].

Como parte do processo para detecção de minúcias em imagens de impressões digitais, o MINDTCT faz uma análise da imagem para demarcar áreas degradadas que podem causar problemas. O programa analisa localmente uma imagem de impressão digital, produzindo um mapa de qualidade de imagem com cinco níveis. A qualidade de cada bloco é resultado da combinação dos seguintes mapas:

- mapa de direções: indica áreas da imagem com estrutura de cristas boa o suficiente para detecção confiável de minúcias;
- baixo fluxo: representa blocos onde não foi possível atribuir um fluxo dominante de cristas;
- alta curvatura: marca blocos em regiões com alta curvatura, que normalmente pertencem a núcleos e deltas, mas que também podem ser de regiões com qualidade ruim;
- baixo contraste: marca blocos com baixo contraste, como fundo da imagem, borrões e regiões com pouca definição.

Os três últimos mapas representam áreas onde a detecção de minúcias não é confiável e a combinação deles pode representar níveis de qualidade da imagem [18].

O mapa de fluxo direcional das cristas, ou mapa de direções, representa áreas da imagem com uma estrutura de cristas boa o suficiente para detecção confiável de minúcias. O mapa de direções mostra a orientação geral das cristas por toda a imagem. A imagem é dividida em

blocos e os pixels de cada bloco recebem o mesmo valor. A Figura 2.10 mostra um exemplo do mapa de direções aplicado sobre a imagem de uma impressão digital.

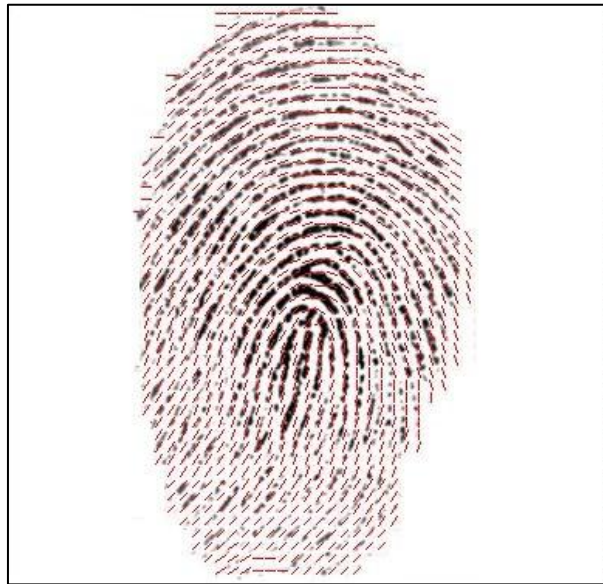


Figura 2.10 - Mapa de direções

O mapa de baixo fluxo sinaliza áreas da imagem onde não foi possível determinar um fluxo dominante de cristas. Geralmente são áreas da imagem com baixa qualidade. Nessas áreas a detecção de minúcias não é confiável. A Figura 2.11 mostra uma impressão digital e seu respectivo mapa de baixo fluxo. As áreas em preto no mapa indicam as regiões sem fluxo dominante de cristas.

O mapa de alta curvatura indica regiões da impressão digital onde foram detectadas cristas com alta curvatura, especialmente regiões do núcleo e delta. Para a definição da curvatura são usadas duas medidas. A primeira, chamada vorticidade (*vorticity*), mede o incremento na mudança de direção do fluxo da crista na vizinhança de um bloco da imagem. A segunda é a curvatura e mede a maior mudança de direção entre o fluxo de crista de um bloco e o de cada um de seus vizinhos. A qualidade de minúcias detectadas em regiões de alta curvatura é reduzida por terem sido detectadas em áreas menos confiáveis da imagem [17]. A Figura 2.12 mostra uma impressão digital e seu respectivo mapa de alta curvatura. Áreas em preto indicam regiões de alta curvatura; no caso do mapa da Figura 2.12 está assinalada a região do núcleo da impressão digital correspondente.



Figura 2.11 – Impressão digital e respectivo mapa de baixo fluxo.



Figura 2.12 – Impressão digital e respectivo mapa de alta curvatura.

O mapa de baixo contraste indica áreas da imagem onde o contraste está abaixo de um limiar. Neste mapa estão representadas áreas consideradas como de fundo (*background*), borrões e regiões pouco definidas. Em regiões de baixo contraste minúcias não são encontradas. A Figura 2.13 mostra uma impressão digital e seu respectivo mapa de baixo contraste. Áreas em preto representam regiões de baixo contraste; no caso do mapa da Figura 2.13 está assinalada basicamente a região correspondente ao fundo da imagem.



Figura 2.13 – Impressão digital e respectivo mapa de baixo contraste.

O mapa de qualidade combina as informações dos mapas de baixo fluxo, alta curvatura e baixo contraste, que apontam para regiões diferentes da imagem consideradas como de baixa qualidade. A cada bloco do mapa de qualidade é atribuído um valor de 0 a 4. O fundo da imagem tem nota 0, enquanto uma região da impressão digital com qualidade muito boa recebe nota 4. A nota de qualidade atribuída a cada bloco é baseada na proximidade de regiões indicadas pelos três mapas citados. A Figura 2.14 mostra uma impressão digital e seu respectivo mapa de qualidade. As regiões mais claras representam áreas com qualidade melhor, enquanto regiões mais escuras mostram áreas com qualidade pior.

O programa MINDTCT produz como resultado do processamento de uma impressão digital, além dos mapas de direções, baixo fluxo, alta curvatura, baixo contraste e qualidade, um arquivo texto contendo informações sobre as minúcias encontradas. Cada linha do arquivo corresponde a uma minúcia, informando a sua coordenada x e y, o ângulo de direção e o respectivo *score* de qualidade. Essas informações são usadas pelo programa BOZORTH3.



Figura 2.14 – Impressão digital e respectivo mapa de qualidade.

2.3.2. BOZORTH3

O programa BOZORTH3 é utilizado para fazer o confronto (matching) de impressões digitais. O nome do programa é uma homenagem a Allan S. Bozorth, que trabalhava no FBI e que desenvolveu um algoritmo para confronto de impressões digitais independente da translação ou rotação das imagens. A partir das minúcias detectadas pelo MINDTCT, ele determina se duas impressões digitais são do mesmo dedo de um indivíduo. Pode analisar impressões uma a uma (uma questionada X um template) ou comparar uma questionada com vários templates de uma base de dados [11].

O algoritmo para comparação de impressões digitais pode ser dividido em três etapas. Na primeira, para cada impressão digital são calculadas as medidas entre cada minúcia relativamente a todas as outras. Essas medidas são armazenadas em duas tabelas de comparação de minúcias, uma para cada dedo. Na segunda etapa, as tabelas criadas na etapa anterior são analisadas em busca de entradas compatíveis, resultando em uma tabela de compatibilidade. Essa tabela lista associações de compatibilidade entre dois pares de minúcias potencialmente correspondentes. Essas associações representam arestas em um grafo de compatibilidade. Na terceira etapa, são feitos percursos no grafo iniciando de diversos pontos diferentes. À medida que os percursos são feitos, são criados clusters no grafo pela combinação de entradas na tabela de compatibilidade. Com o término dos percursos, clusters compatíveis são combinados e a quantidade de entradas da tabela que compõem essas

combinações formam o *score* de combinação (*match*). Quanto maior o número de associações de compatibilidade conectadas, maior o score de combinação e maior a possibilidade das impressões digitais serem do mesmo dedo de um indivíduo [11].

2.4. MÉTODOS PARA ESTIMATIVA DE QUALIDADE DE IMPRESSÕES DIGITAIS

2.4.1. Introdução

O desempenho de um sistema de reconhecimento de impressões digitais é altamente afetado pela qualidade das imagens de impressões digitais. Em experimentos onde foram controlados o posicionamento dos dedos sobre o sensor de captura e a qualidade das digitais, o valor do Equal Error Rate (EER) - a taxa na qual a proporção de falsos positivos é igual à de falsos negativos - diminuiu para 0,41%, em comparação com o EER de 2,54%, quando somente a posição era controlada [19]. Quanto menor é o EER, maior é a precisão de um sistema biométrico.

A qualidade de uma amostra biométrica pode ser considerada de três diferentes pontos de vista [8]:

1. Caráter (*character*): a qualidade atribuída às características físicas inerentes ao indivíduo;
2. Fidelidade (*fidelity*): o grau de similaridade entre uma amostra biométrica e a sua origem, atribuível a cada passo pelo qual a amostra é processada;
3. Utilidade (*utility*): o impacto da amostra biométrica no desempenho geral do sistema biométrico, onde o conceito de qualidade da amostra é uma quantidade escalar relacionada monotonicamente ao desempenho do sistema.

O caráter de uma amostra origem e a fidelidade de uma amostra processada afetam a utilidade de uma amostra. Usando uma métrica de qualidade, as imagens com score maior de qualidade produzem uma melhor identificação de indivíduos.

Para impressões digitais, a qualidade é geralmente definida como uma medida da clareza das cristas papilares e dos sulcos interpapilares e da capacidade de extração de características usadas para identificação, tais como minúcias, núcleo e delta [20]. As abordagens existentes

de estimativa de qualidade de imagem de impressão digital podem ser classificadas em três categorias [8]:

1. aquelas que usam características locais da imagem;
2. aquelas que usam características globais da imagem e
3. aquelas que consideram o problema de avaliação de qualidade como um problema de classificação.

2.4.2. Métodos Baseados em Características Locais

Nesse tipo de abordagem, a imagem da impressão digital é dividida em pequenos blocos não sobrepostos de onde são extraídas as características. A avaliação de qualidade é feita bloco a bloco e uma nota geral é calculada. Esse valor pode ser a porcentagem de blocos avaliados como bons ou ruins, ou envolver cálculos mais elaborados, como atribuir pesos relativos a cada bloco baseados na distância do centroide da imagem [8].

2.4.2.1. Métodos baseados na direção local

Os métodos descritos a seguir usam a informação de direção local obtida do campo de direções (*direction field*) para cálculo de várias características locais em cada bloco da imagem de uma impressão digital.

Uma das abordagens consiste na análise local de qualidade de uma impressão digital pelo cálculo do nível de certeza de orientação (*orientation certainty level - OCL*), frequência de cristas, largura da crista e proporção de largura crista-sulco [21]. A análise da imagem é feita em blocos de tamanho 32x32 pixels e indica se um bloco é “bom”, “ruim”, “branco” ou “indeterminado” baseado em limiares definidos para cada medida. Um *score* de qualidade local é calculado baseado no número total de blocos marcados como “bons”, “ruins” e “indeterminados”. O *OCL* mede a concentração de energia ao longo da direção dominante de cristas. A frequência de cristas é usada para detecção de cristas que estejam muito próximas ou muito separadas, o que indica que a imagem é inválida ou de qualidade ruim. As outras medidas permitem detectar cristas muito finas ou muito grossas, o que indica que a imagem não foi capturada de forma apropriada ou é uma imagem residual (de uma captura anterior). A Figura 2.15 mostra o cálculo de *OCL* para duas impressões digitais indicadas com a letra (a).

As imagens indicadas por (b) mostram o valor de OCL de cada bloco da imagem original respectiva. Blocos mais claros indicam regiões de melhor qualidade.

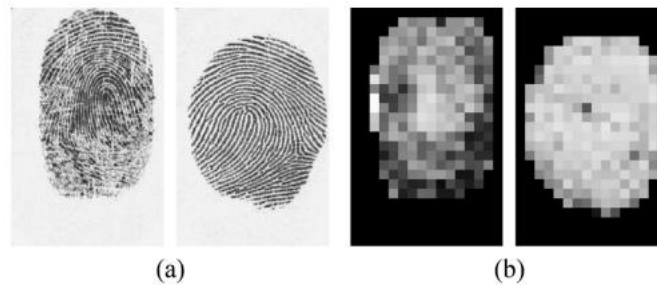


Figura 2.15 - Cálculo do OCL para duas impressões digitais com qualidades distintas [8]

Outra abordagem utiliza o OCL para detecção de regiões de alta curvatura na imagem de impressões digitais [22]. Essas regiões, que incluem o delta e o núcleo, a princípio não estão diretamente relacionadas com a qualidade de impressões digitais, mas podem indicar regiões com curvatura inválida em razão da qualidade ruim da imagem. A curvatura de um bloco é medida pela combinação das orientações de quatro quadrantes e seus níveis de certeza. O uso das duas medidas permite diferenciar blocos com curvatura inválida de blocos em regiões de núcleo ou delta.

Em outra abordagem, propõe-se o cálculo da média da diferença absoluta dos ângulos de orientação de um bloco com os blocos adjacentes, chamada de medida de qualidade de orientação local (*Local Orientation Quality* ou LOQ) [23]. A média dos $LOQs$ da imagem resulta em um *score* de qualidade de orientação global (*Global Orientation Quality Score* ou $GOQS$). Esse *score* global informa o grau de suavidade na mudança dos ângulos de orientação entre os blocos. Em impressões digitais de qualidade boa, a mudança de direção das cristas deve ser suave. A Figura 2.16 mostra o cálculo do LOQ para impressões digitais. As imagens da Figura 2.16 (a) são os campos direcionais das impressões digitais da Figura 2.15 (a). As imagens da Figura 2.16 (b) mostram os valores bloco-a-bloco da média da diferença absoluta dos ângulos de orientação de cada bloco com os adjacentes. Blocos mais claros indicam diferença maior de valor e conseqüentemente qualidade pior.

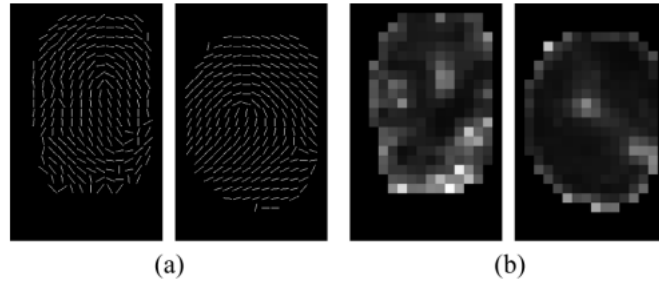


Figura 2.16 - Cálculo do LOQ para impressões digitais de qualidade distinta [8].

2.4.2.2. Método baseado em filtros Gabor

Filtros Gabor podem ser vistos como um banco de filtros (Figura 2.17) que representam as frequências locais. As características do filtro de Gabor são similares às do sistema visual humano, especialmente para representações de frequência e orientação. Filtros Gabor são amplamente usados para segmentação de texturas, reconhecimento facial e reconhecimento de números manuscritos.

A forma geral de um filtro Gabor 2D é definida por [24]:

$$h(x, y, \theta_k, f, \sigma_x, \sigma_y) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{\theta_k}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta_k}^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \times \exp(2\pi f x_{\theta_k}), k = 1, \dots, m$$

onde $x_{\theta_k} = x \cos \theta_k + y \sin \theta_k$ e $y_{\theta_k} = -x \sin \theta_k + y \cos \theta_k$, f é a frequência da onda senoidal, m é o número de orientações, θ_k é a k -ésima orientação do filtro Gabor, σ_x e σ_y são os desvios padrão dos envelopes gaussianos ao longo dos eixos x e y , respectivamente.

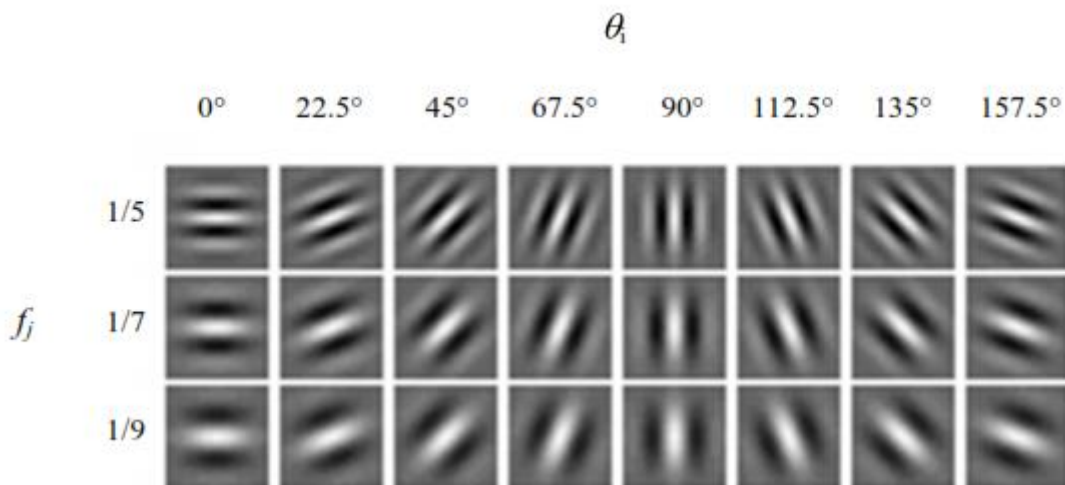


Figura 2.17 - Representação gráfica de um banco de filtros Gabor [2]

Neste tipo de abordagem, uma impressão digital é dividida em blocos e um filtro Gabor com m direções distintas é aplicado a cada bloco [24]. O desvio padrão das m respostas do filtro é calculado e usado para estimativa da qualidade da imagem e para delimitação do fundo (*background*) da imagem. Para blocos com qualidade alta, cuja crista possui orientação definida, uma ou mais respostas do filtro são maiores que as outras. Para blocos de fundo ou com qualidade ruim, as m respostas do filtro são próximas umas das outras. Se o valor de σ de um bloco for menor que um limiar T_b , o bloco é considerado como de fundo, senão é considerado como *foreground*. Um bloco de *foreground* pode ser bom ou ruim dependendo se σ é maior ou menor que um limiar T_q . Um índice de qualidade da imagem (Q) é calculado pela fórmula

$$Q = 1 - \frac{n^{\circ} \text{ de blocos } foreground \text{ ruins}}{n^{\circ} \text{ de blocos } foreground}$$

Se Q for menor que um limiar predeterminado, a imagem é considerada ruim. As imagens na Figura 2.18 (b) mostram os valores bloco-a-bloco do desvio padrão de 8 respostas do filtro. Os blocos mais claros indicam um desvio padrão maior e, portanto, qualidade melhor.



Figura 2.18 - Estimativa de qualidade com filtros Gabor [8].

2.4.2.3. Métodos baseados na intensidade dos pixels

Uma das abordagens baseada na intensidade dos pixels estima a qualidade de uma impressão digital baseada na presença ou ausência de direção dos blocos [25]. Para um pixel de coordenadas (i,j) de um dado bloco da imagem, são selecionados l pixels formando um segmento de linha centralizado em (i,j) na direção d . A variação de intensidade dos pixels selecionados é calculada pela soma das diferenças de intensidade $D_d(i,j)$ entre o dado pixel e os selecionados,

$$D_d(i, j) = \sum_{(i', j')} |f(i, j) - f_d(i', j')|$$

onde $d = 0, \pi/n, \dots, \pi$ e $f(i, j)$ é a intensidade do pixel (i, j) e $f_d(i', j')$ as intensidades dos vizinhos do pixel (i, j) na direção d . A variação de intensidades é calculada para n orientações discretas. A orientação em um *pixel* é a orientação do segmento de linha para o qual a variação de intensidade é mínima. Para cada direção d , o histograma de valores $D_d(i, j)$ é obtido para todos os *pixels* dentro de um dado bloco de *foreground*. Se somente um dos n histogramas tiver um valor máximo maior que um limiar proeminente, o bloco é marcado como direcional. Caso contrário, ele é considerado não direcional. Um peso relativo w_i é atribuído a cada bloco baseado em sua distância ao centroide do *foreground*. O score de qualidade geral Q é definido como $Q = \frac{\sum_D w_i}{\sum_F w_i}$, onde D é o conjunto de blocos direcionais e F é o conjunto de blocos de *foreground*. Se Q for menor que um limiar, a imagem é considerada de qualidade ruim.

Outra abordagem define o fator de agrupamento (*clustering factor*) para avaliação de qualidade da imagem [22]. Esse fator define o grau no qual *pixels* com intensidades de níveis de cinza similares se agrupam em uma região. Quanto maior o fator de agrupamento de *pixels* brancos ou pretos, maior a clareza dos sulcos e cristas e, em consequência, qualidade maior da imagem. Para calcular o fator de agrupamento, a imagem é dividida em blocos e em cada bloco é aplicado o método de Otsu [26] para obtenção de valores de limiar ótimos para binarização.

2.4.2.4. Métodos Baseados na Combinação de Características Locais

Uma das abordagens se baseia na modelagem das cristas e sulcos como ondas sinusoidais na direção perpendicular à direção local das cristas [27] (Figura 2.19). São extraídos parâmetros como amplitude, frequência e variância do sinusóide e, baseado nesses parâmetros, blocos são classificados como recuperáveis e não recuperáveis.

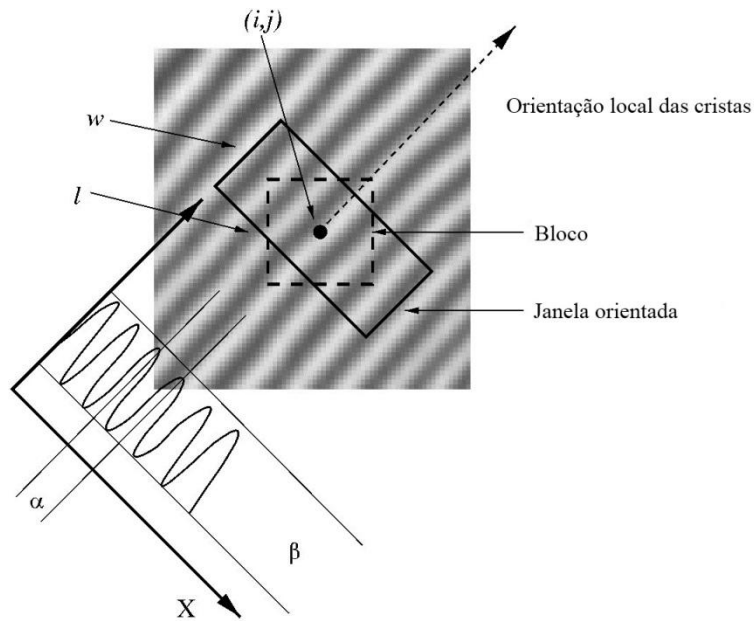


Figura 2.19 – Ondas sinusoidais representando cristas e sulcos [27].

Outro método baseado na combinação de características locais é o utilizado pelo programa de detecção de minúcias MINDTCT do NIST *Biometric Image Software* (NBIS), descrito na Seção 2.3.1. Ele utiliza a combinação do contraste da impressão digital, fluxo e grau de curvatura das cristas para produzir um mapa de qualidade.

2.4.3. Métodos Baseados em Características Globais

Os métodos baseados em características globais analisam a imagem como um todo, calculando um *score* global de qualidade a partir das características extraídas.

2.4.3.1. Método baseado no campo de direções

Nesta abordagem, a continuidade e uniformidade são analisadas como características globais [21]. A continuidade se refere à mudança de direções das cristas papilares por toda a imagem, enquanto a uniformidade se refere à estrutura de cristas e sulcos da impressão digital. Ambas se baseiam na informação de direção local fornecida pelo campo de direções, estimado em blocos não sobrepostos da imagem.

Em imagens de boa qualidade, a mudança de direções observada entre blocos é suave, enquanto nas de qualidade ruim, a mudança é abrupta, como se pode observar na Figura 2.16

(a). As mudanças de direção consideradas abruptas são acumuladas e mapeadas em um *score* global de orientação.

Para a uniformidade, é medida a razão entre largura das cristas e sulcos para cada bloco da imagem e calculado o desvio padrão. Esse valor serve como indicação da qualidade da imagem. Apesar de a razão entre largura das cristas e sulcos em uma impressão digital de boa qualidade não ser constante em toda a imagem, um desvio grande em relação ao valor médio da razão é um parâmetro válido para diferenciar uma imagem de qualidade ruim de uma com boa qualidade.

2.4.3.2. Método Baseado no Espectro de Potências

Este tipo de abordagem mede a concentração de energia no domínio da frequência como característica global de uma impressão digital [20]. O espectro de potência da imagem contém informações sobre a sua estrutura geométrica e é calculado a partir da transformada discreta de Fourier (DFT) bidimensional da imagem. Para uma imagem de impressão digital, a frequência de cristas é geralmente de cerca de 60 ciclos por largura (ou altura) da imagem. Como as imagens de impressões digitais têm largura (altura) entre 120 e 1000 *pixels*, as frequências dominantes de cristas variam entre $\frac{60}{1000} = 0,06$ a $\frac{60}{120} = 0,5$. Uma região de interesse (*Region of Interest* ou *ROI*) do espectro é definida como uma região circular cujo raio varia de 0,06 a 0,5. Em imagens de melhor qualidade como a da Figura 2.20 (a), é possível observar padrões no formato de anel mais definidos na região de interesse do espectro de potência, como na Figura 2.20 (d). Para uma impressão digital de pior qualidade como a da Figura 2.20 (c), o espectro de potência é mais difuso como pode ser observado na Figura 2.20 (f).

Para medir a concentração de energia na região de interesse do espectro de potência, é aplicado um conjunto de filtros *Butterworth* passa-banda para extração da energia em cada faixa de frequências. Imagens de boa qualidade tem a energia concentrada em poucas faixas, enquanto nas de qualidade ruim a energia está distribuída em diversas faixas. Os gráficos (g), (h) e (i) da Figura 2.20 mostram a distribuição de energia em cada faixa.



Figura 2.20 - Concentração de energia no espectro de potência para impressões digitais de qualidade diferente [20].

2.4.4. Método Baseados em Classificadores

O método utilizado pelo programa *NFIQ* do pacote *NBIS* define a qualidade da imagem como uma previsão do score de confronto (*match*) normalizado. Isto pode ser visto como uma previsão do desempenho do *matcher*. Nesse método, são extraídas as características da impressão digital (nesse caso, as minúcias) e então calculada a qualidade de cada característica extraída para estimativa da qualidade da impressão digital [18] [28].

Seja $s(x_{ii})$ o score de similaridade de uma comparação genuína correspondente ao indivíduo i , e $s(x_{ji})$, $i \neq j$ o score de similaridade de uma comparação impostora entre indivíduo i e impostor j . A qualidade Q_N de uma amostra biométrica x_{ii} é definida como uma previsão de

$o(x_{ii}) = \frac{s(x_{ii}) - E[s(x_{ji})]}{\sigma(s(x_{ji}))}$, onde $E[.]$ é a esperança matemática (*mathematical expectation*) e $(.)$

é o desvio padrão. A equação acima mede o grau de separação entre as distribuições de correspondência e não correspondência, que deve aumentar com a melhoria da qualidade de imagem. Uma rede neural artificial é utilizada na previsão de $o(x_{ii})$. O resultado da rede neural é um número que classifica a qualidade da impressão digital em cinco valores: 5(ruim), 4(razoável), 3(bom), 2(muito bom) e 1(excelente).

3. MÉTODO PROPOSTO

Neste capítulo são apresentadas as características locais e globais escolhidas e os sistemas de inferência *fuzzy* utilizados para o cálculo do *score* de qualidade da imagem de uma impressão digital. O primeiro sistema de inferência *fuzzy* é usado para combinar os *scores* das características locais selecionadas em um único *score* de qualidade local. O segundo combina os *scores* de qualidade local e das características globais em um *score* final de qualidade. O software utilizado para implementação do protótipo foi o MATLAB[®] versão R2010a.

3.1. CARACTERÍSTICAS LOCAIS

Muitos critérios podem ser utilizados para classificar regiões de uma imagem de impressão digital em regiões de boa qualidade, recuperáveis e irre recuperáveis. De maneira geral, o contraste da imagem, consistência na orientação de cristas, frequência das cristas e outras características locais podem ser combinadas em um índice de qualidade [2]. Neste trabalho, para compor o *score* de qualidade local, foram utilizadas as seguintes características locais de uma impressão digital: contraste, curvatura e fluxo das cristas.

3.1.1. Contraste

O contraste de uma imagem pode ser definido como a diferença entre os níveis superior e inferior de intensidade presentes em uma imagem [16]. Em uma impressão digital, fatores como condição da pele ou pressão do dedo sobre a superfície de captura podem afetar o contraste da imagem. Contato não uniforme com o dispositivo de captura pode resultar em imagens com ruído e com baixo contraste, acarretando em problemas como detecção de minúcias inexistentes ou não detecção das existentes.

A variância é uma medida de dispersão dos valores de intensidade nos níveis de cinza dos pixels que compõem a imagem em relação à média. Essa característica a torna útil como medida do contraste da imagem [16]. A variância dos níveis de cinza pode ser usada para medir a qualidade de blocos de uma imagem de impressão digital. Blocos com alta qualidade terão uma variância alta, enquanto os de baixa qualidade terão variância baixa [29]. A média e a variância de uma imagem I em níveis de cinza de tamanho $N \times N$ é definida como [27]:

$$M(I) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i,j) \quad (3.1)$$

$$VAR(I) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i,j) - M(I))^2 \quad (3.2)$$

onde $I(i,j)$ é a intensidade do *pixel* localizado na i -ésima linha e j -ésima coluna.

Para cálculo do contraste, a imagem de impressão digital é dividida em blocos de tamanho 8 x 8 *pixels* e então calculada a variância de cada bloco. O valor resultante é atribuído a todos os *pixels* do bloco, resultando em imagens como as da Figura 3.1(b) e Figura 3.2 (b). As regiões mais claras correspondem às áreas de maior contraste. As áreas de contraste baixo são representadas pelas regiões mais escuras.

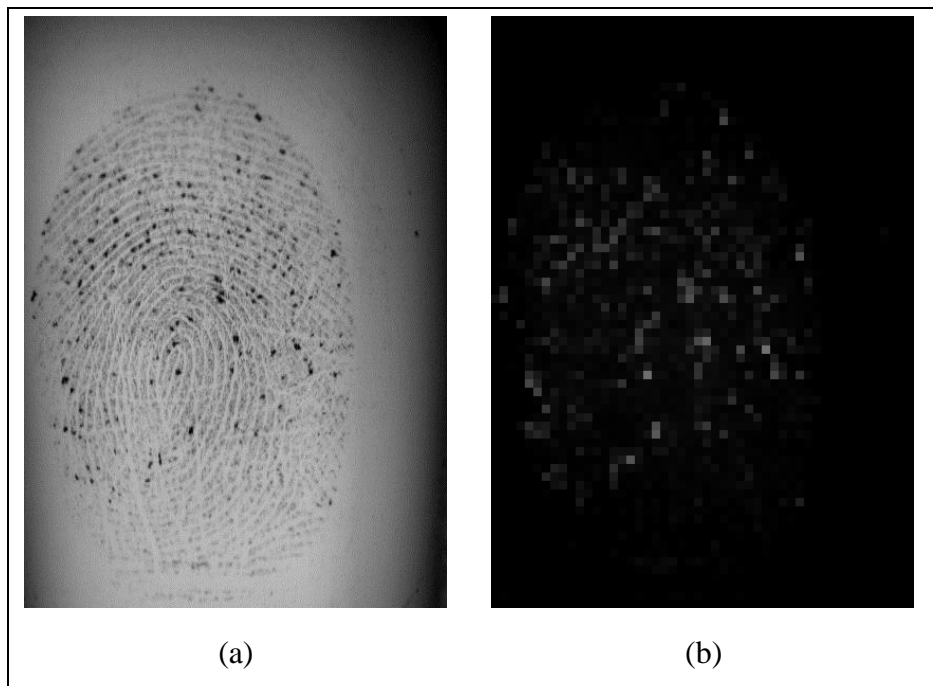


Figura 3.1 – Impressão digital com qualidade ruim e respectivo mapa de contraste.

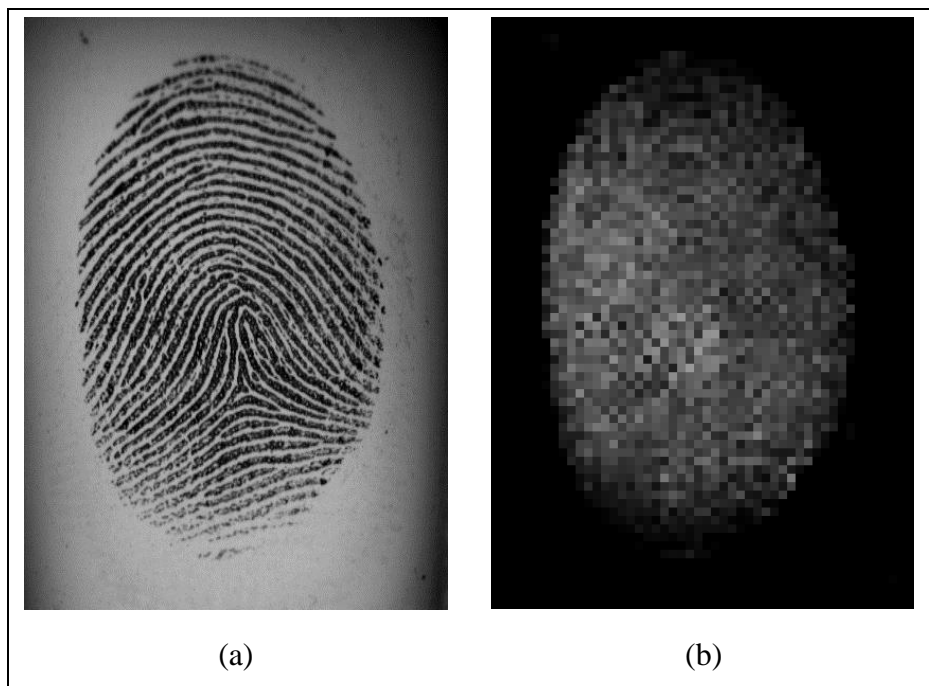


Figura 3.2 – Impressão digital com boa qualidade e respectivo mapa de contraste.

3.1.2. Curvatura

Para obtenção do mapa de curvatura, é utilizado o código MATLAB disponível em [30] para melhoria de imagens de impressão digital como base. Essa implementação é baseada em um algoritmo proposto para melhoria de imagens de impressão digital [27]. São usados os dois primeiros passos do algoritmo: normalização e estimativa da orientação local.

O primeiro passo consiste em normalizar os valores de níveis de cinza da impressão digital. O objetivo da normalização é reduzir as variações nos níveis de cinza ao longo de cristas e sulcos, facilitando o processamento dos passos seguintes. O resultado dessa operação é uma imagem com valor médio de intensidade dos pixels igual a zero e desvio padrão igual a 1, como as imagens (b) e (d) da Figura 3.3. Seja $I(i,j)$ o valor de intensidade do pixel (i,j) e $N(i,j)$ o valor de intensidade normalizado no pixel (i,j) . A imagem normalizada é definida por [27]:

$$N(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{VAR_0(I(i, j) - M)^2}{VAR}} & \text{se } I(i, j) > M, \\ M_0 - \sqrt{\frac{VAR_0(I(i, j) - M)^2}{VAR}} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.3)$$

onde M e VAR são os valores de média e variância do bloco e M_0 e VAR_0 os valores desejados de média e variância.

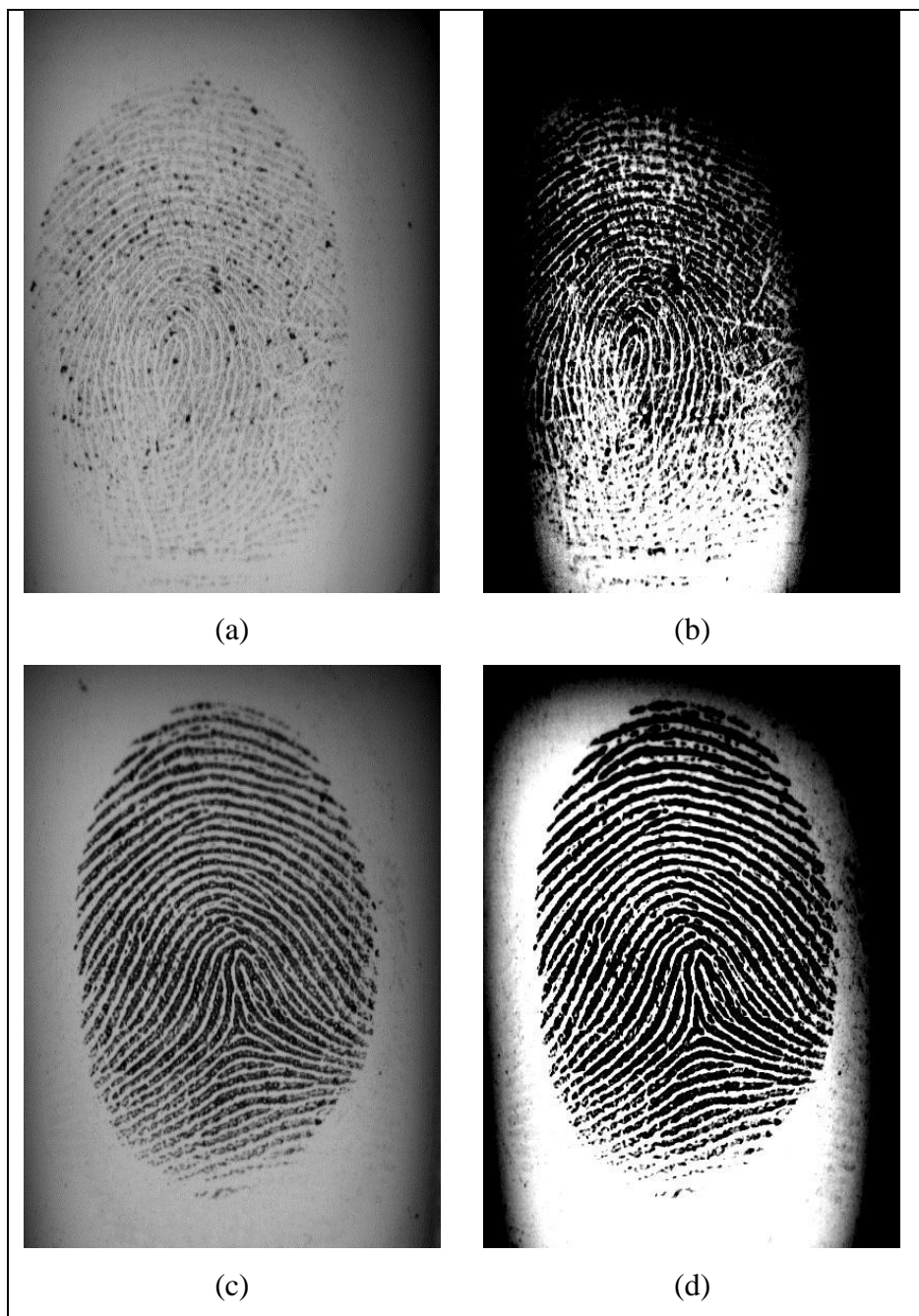


Figura 3.3 – Impressões digitais e suas imagens normalizadas.

O passo seguinte consiste em obter um mapa de orientações, que é uma matriz de vetores de direção que representam as orientações das cristas em cada ponto da imagem. A abordagem usada para obter esse mapa é baseada no cálculo de gradientes, pois o vetor de direções é ortogonal ao gradiente [31]. As imagens (b) e (d) da Figura 3.4 representam os mapas de orientações das impressões digitais (a) e (c), respectivamente, da mesma figura.

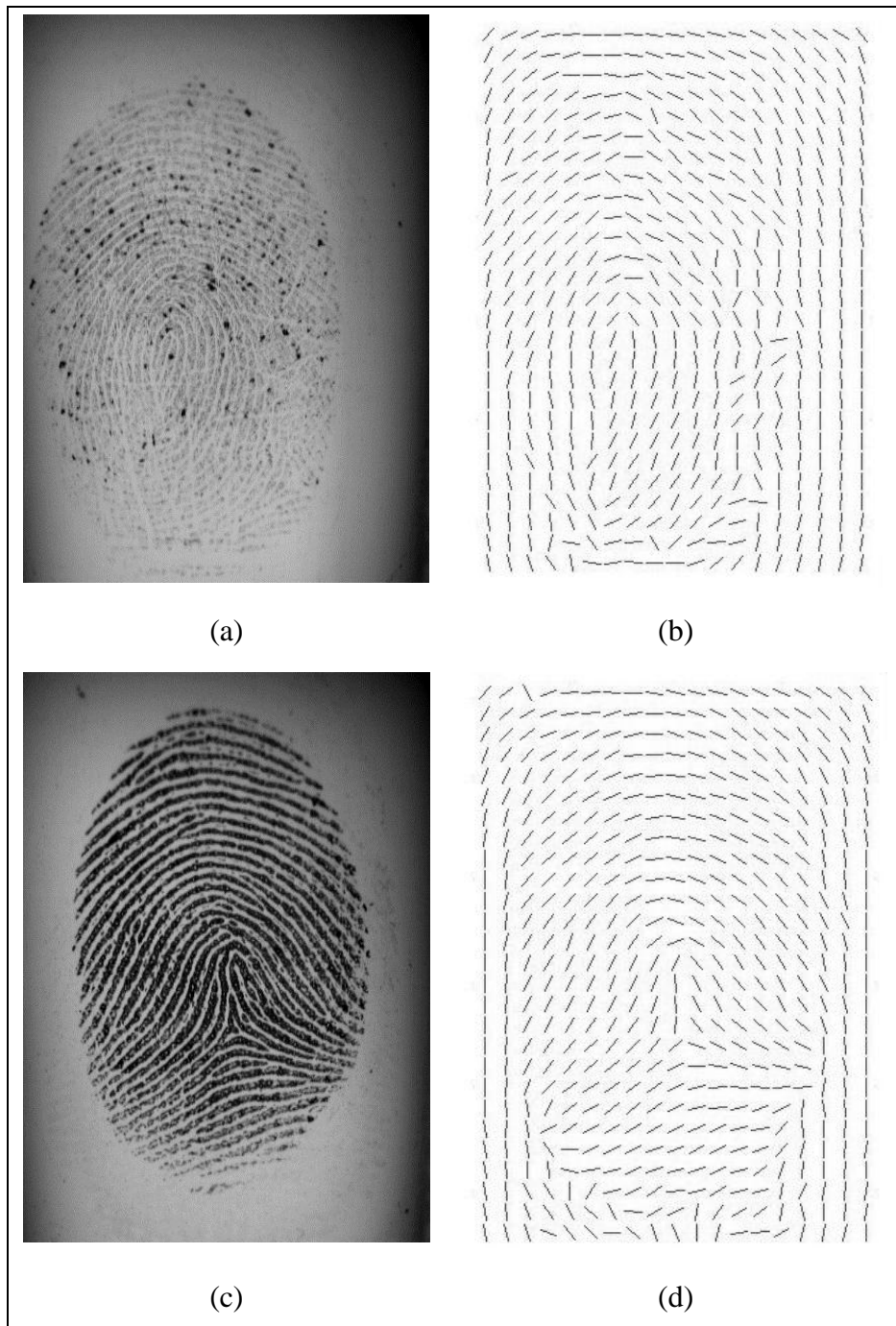


Figura 3.4 – Impressões digitais e seus mapas de orientações.

O mapa de curvatura é obtido pela medida da variação dos ângulos das cristas em cada bloco do mapa de orientações. Minúcias detectadas em blocos onde a variação de ângulos é muito brusca são consideradas menos confiáveis [17]. Para medir essa variação, calcula-se a variância dos senos dos ângulos de cada bloco. Esse valor é então atribuído a todos os pixels do bloco, gerando assim um mapa de curvatura como os da Figura 3.5 (c) e (f), onde áreas mais claras representam blocos com maior variância. A variância do seno dos ângulos é utilizada porque a representação gráfica das variâncias dos ângulos do mapa de orientações, que pode ser observada na Figura 3.5 (b) e (e), mostra transições muito abruptas das transições entre ângulos próximos de 0° e de 180° , quando na verdade não são.

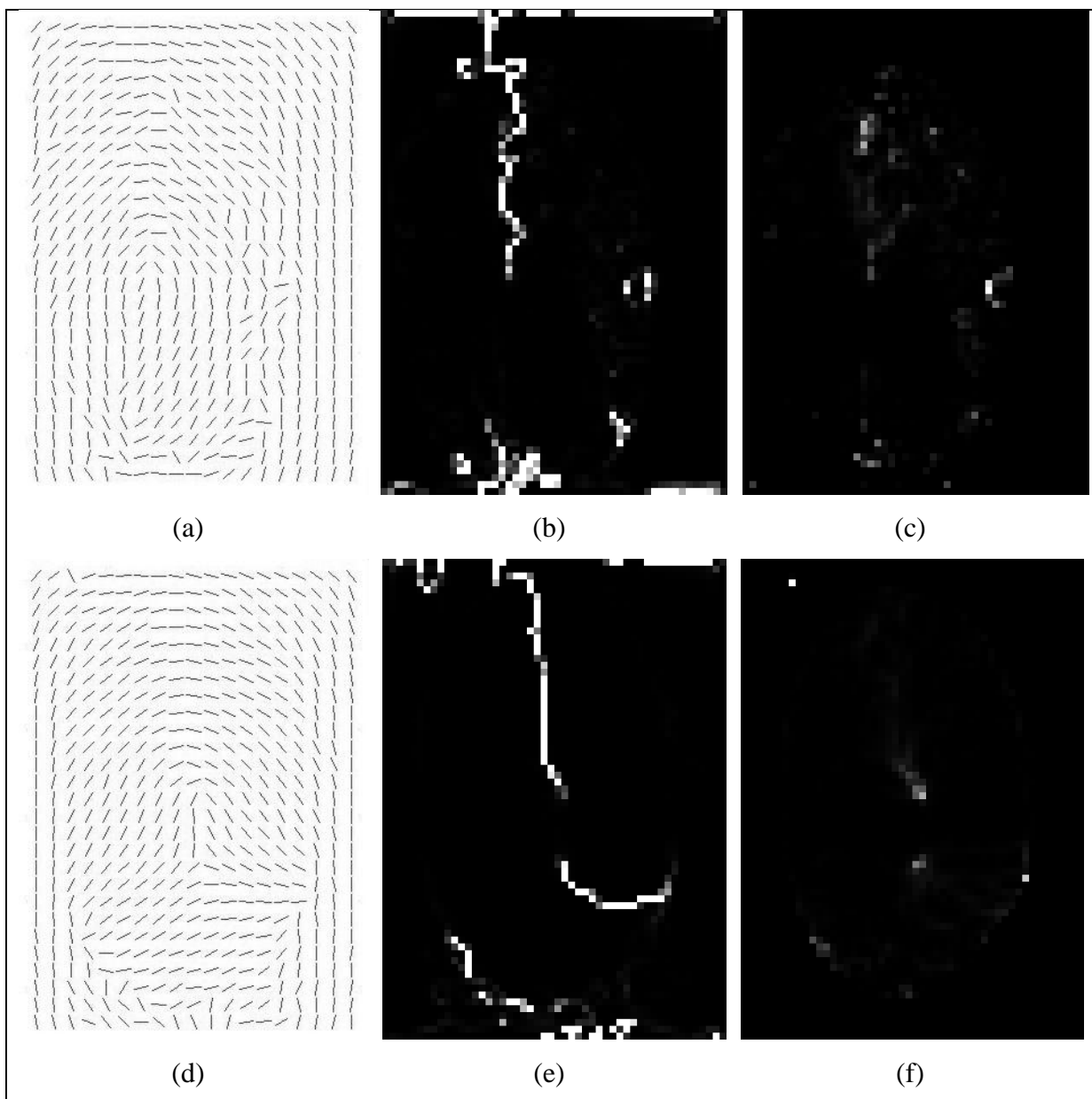


Figura 3.5 – Mapas de orientações e respectivos mapas de curvatura.

3.1.3. Fluxo das Cristas

O mapa de fluxo de cristas é obtido pelo processamento do mapa de baixo fluxo do MINDTCT. Conforme visto na Seção 2.3.1, o mapa de baixo fluxo indica regiões da impressão digital onde o fluxo de cristas não está bem definido, que geralmente são áreas com baixa qualidade de imagem. Blocos da imagem onde há uma boa definição no fluxo de cristas recebem o valor 0, enquanto os demais recebem o valor 1, incluindo blocos que compõem o fundo da imagem. Para geração do mapa de fluxo de cristas, o mapa de baixo fluxo é processado em duas etapas:

1. Ampliação da imagem do mapa de baixo fluxo
2. Suavização das transições

Os valores do mapa de baixo fluxo correspondem a blocos da imagem de uma impressão digital analisada. Cada grupo de 8 x 8 *pixels* é reduzido a um único valor binário (0 ou 1). Portanto, a imagem obtida a partir do mapa de fluxo é reduzida em relação à imagem original na razão do tamanho do bloco. A primeira etapa amplia essa imagem para o tamanho da imagem original (Figura 3.6 (b) e (e)).

A segunda etapa envolve suavizar as transições na imagem do mapa entre regiões de boa definição de fluxo e de baixo fluxo. Para obter esse efeito, é aplicado um filtro gaussiano na imagem do mapa. O filtro gaussiano é definido pela equação:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.4)$$

onde σ é o desvio padrão da distribuição gaussiana. A partir da imagem filtrada, é calculada a média bloco a bloco das intensidades dos níveis de cinza. O valor resultante é atribuído a todos os pixels do bloco como é possível verificar nas imagens (c) e (f) da Figura 3.6.

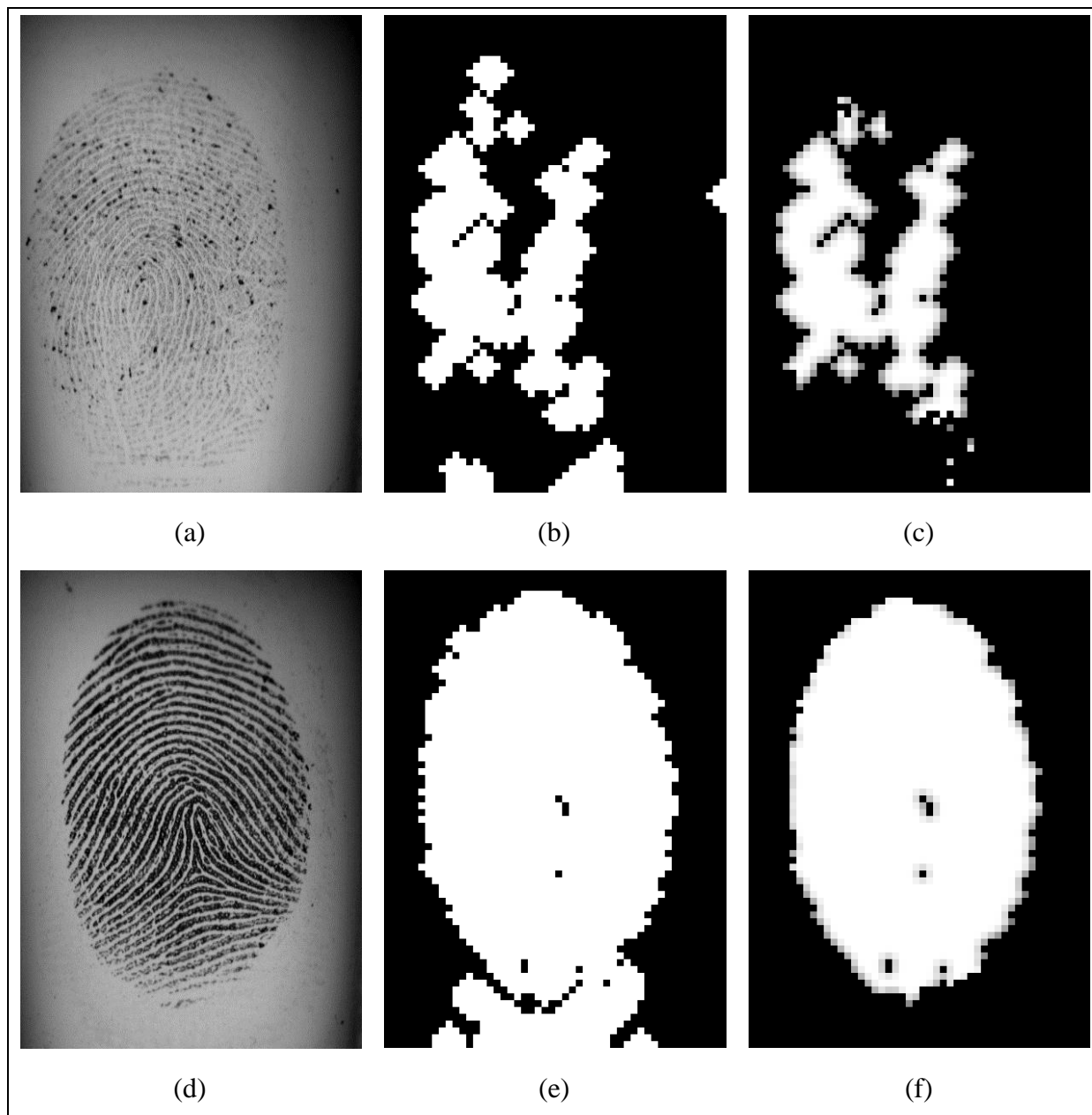


Figura 3.6 - Impressões digitais e respectivos mapas de fluxo de cristas.

3.1.4. Mapa de Qualidade Local e Score de Qualidade Local

Nesta etapa, é utilizado um sistema de inferência *fuzzy* (*Fuzzy inference system* ou *FIS*) para combinação dos *scores* das características locais selecionadas em um mapa de qualidade local. Este FIS é composto de três variáveis de entrada – contraste, curvatura e fluxo de cristas – e uma variável de saída – qualidade local – conforme mostra a Figura 3.7.

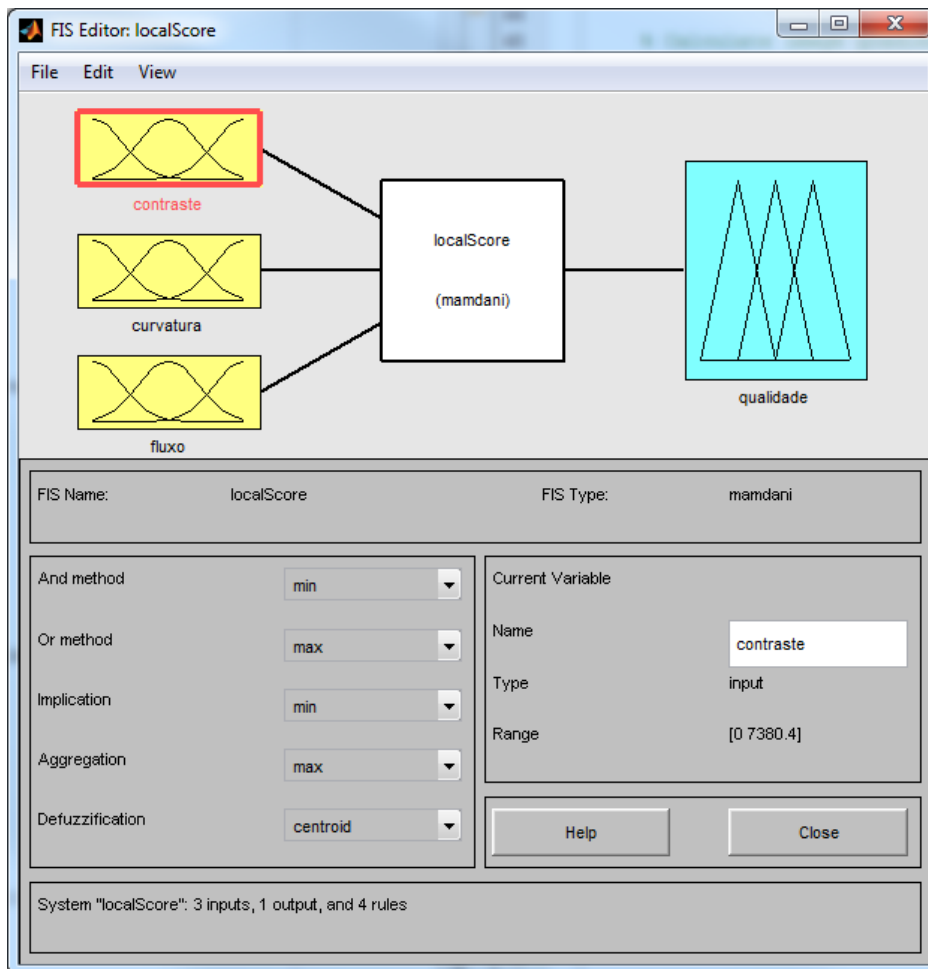


Figura 3.7 – FIS Editor.

A cada variável de entrada estão associadas funções de pertinência responsáveis por mapear o valor da variável em um grau de pertinência nos conjuntos *fuzzy* correspondentes. Para criação das funções de pertinência, é necessário definir o intervalo de valores de cada variável. Esses valores foram obtidos do processamento das impressões digitais da base de imagens utilizada para os testes. Os valores estão listados na Tabela 3.1. Para cada variável, três funções de pertinência gaussianas mapeiam o valor de entrada nos conjuntos *fuzzy* baixo, médio e alto (contraste, curvatura e fluxo), conforme ilustrado na Figura 3.8. Para a variável de saída, também há três funções de pertinência gaussianas para mapeamento nos conjuntos *fuzzy* de qualidade ruim, média e boa, conforme Figura 3.9. O ajuste das médias e desvios padrões das funções gaussianas foi realizado de forma empírica.

Característica	Valor mínimo	Valor máximo
Contraste	0	7380,4
Curvatura	$1,4179 \times 10^{-11}$	0,2253
Fluxo	0	255

Tabela 3.1 – Valores mínimos e máximos das características locais.

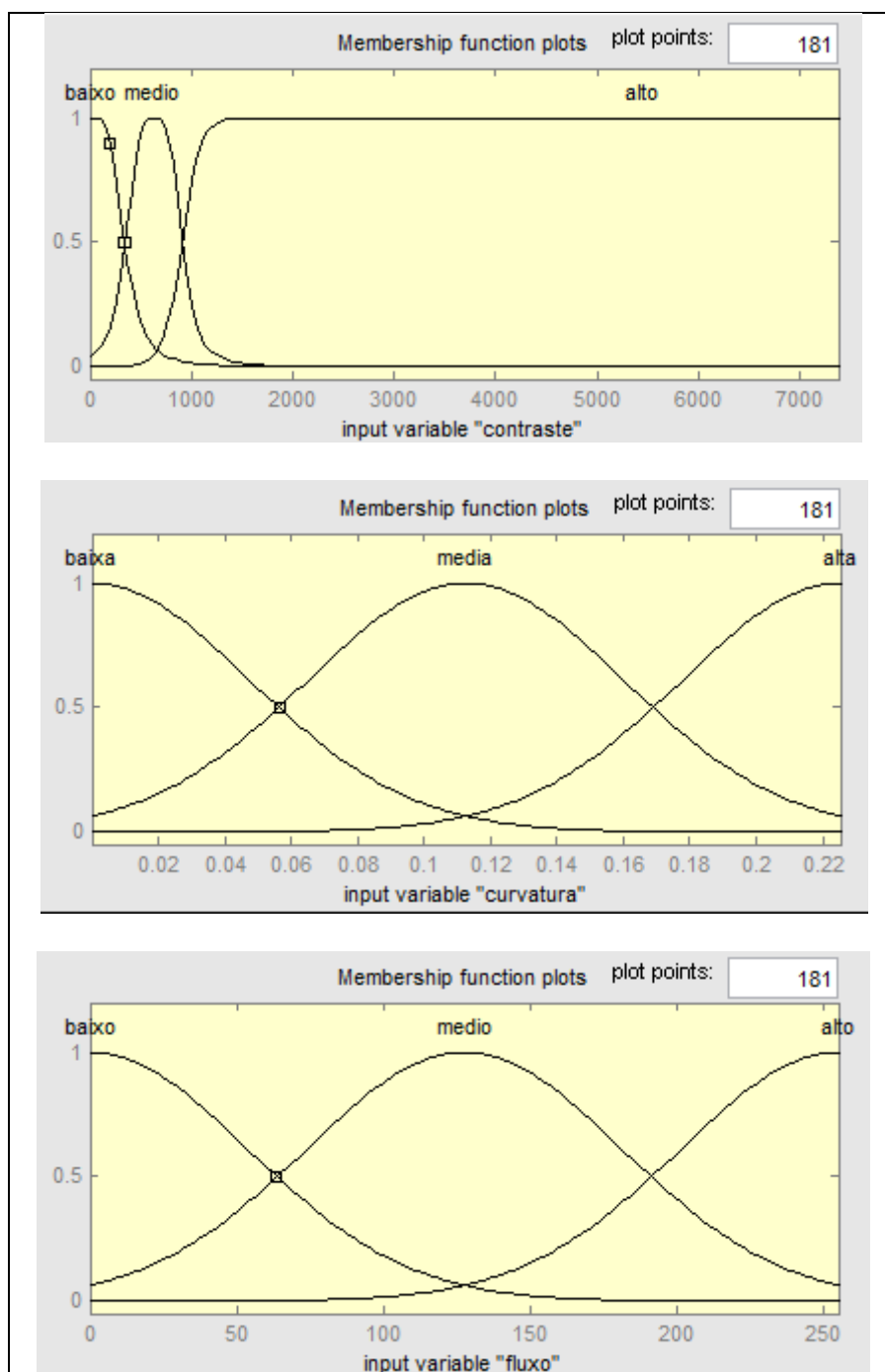


Figura 3.8 – Funções de pertinência para as variáveis de entrada.

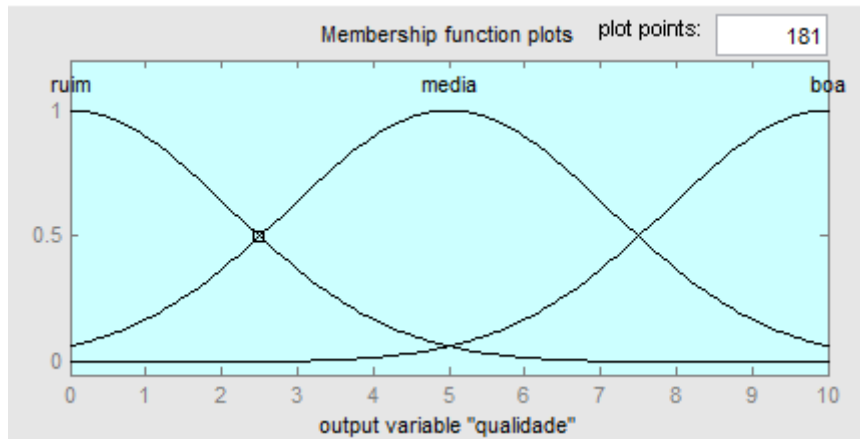


Figura 3.9 - Funções de pertinência para a variável de saída.

Definidas as variáveis de entrada e saída e as funções de pertinência para cada uma, o próximo passo consiste na elaboração das regras do sistema de inferência. Essas regras têm o formato SE ... ENTÃO e combinam as variáveis de entrada para obter a variável de saída. São usadas 3 regras:

1. SE (contraste não é baixo) e (fluxo não é baixo) ENTÃO (qualidade é boa)
2. SE (curvatura é alta) ou (fluxo é baixo) ENTÃO (qualidade é ruim)
3. SE (contraste é baixo) e (fluxo não é baixo) ENTÃO (qualidade é média)

Neste ponto, o sistema de inferência *fuzzy* para estimativa da qualidade local está completo: foram definidas as variáveis, as funções de pertinência e as regras. O resultado do processamento desse sistema é um mapa de qualidade local como os da Figura 3.10 (b) e (d). As áreas mais escuras do mapa representam regiões com qualidade pior, enquanto as mais claras, regiões de melhor qualidade. Um *score* de qualidade local é calculado pela média das notas de qualidade no mapa, que podem ter valores no intervalo [0,10]. Por exemplo, para a Figura 3.10 (a) esse *score* é de 3,58, enquanto para a impressão (c) é de 7,26. A Figura 3.11 ilustra de forma simplificada todo o processo para obtenção do *score* de qualidade local.

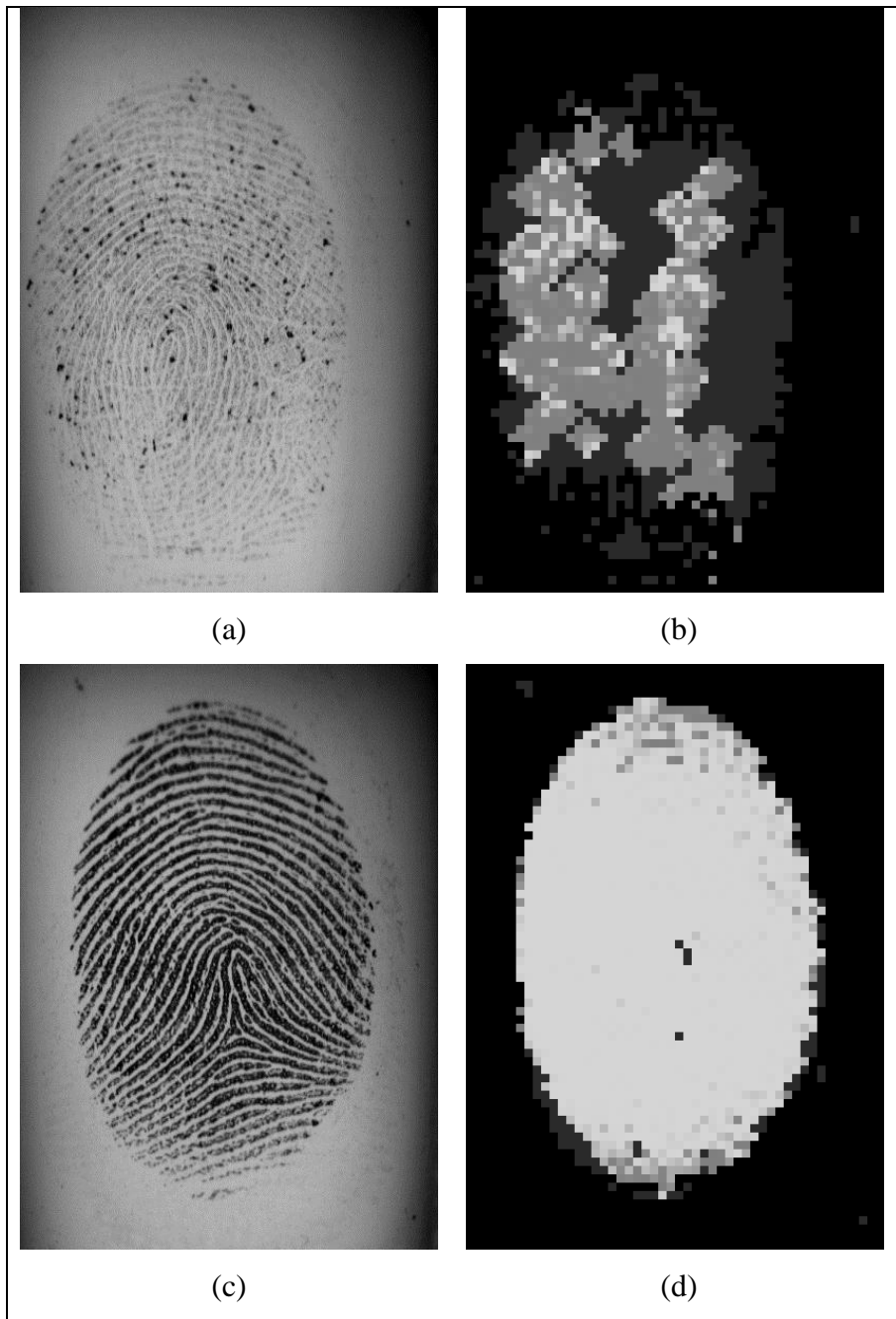


Figura 3.10 - Impressões digitais e respectivos mapas de qualidade local.

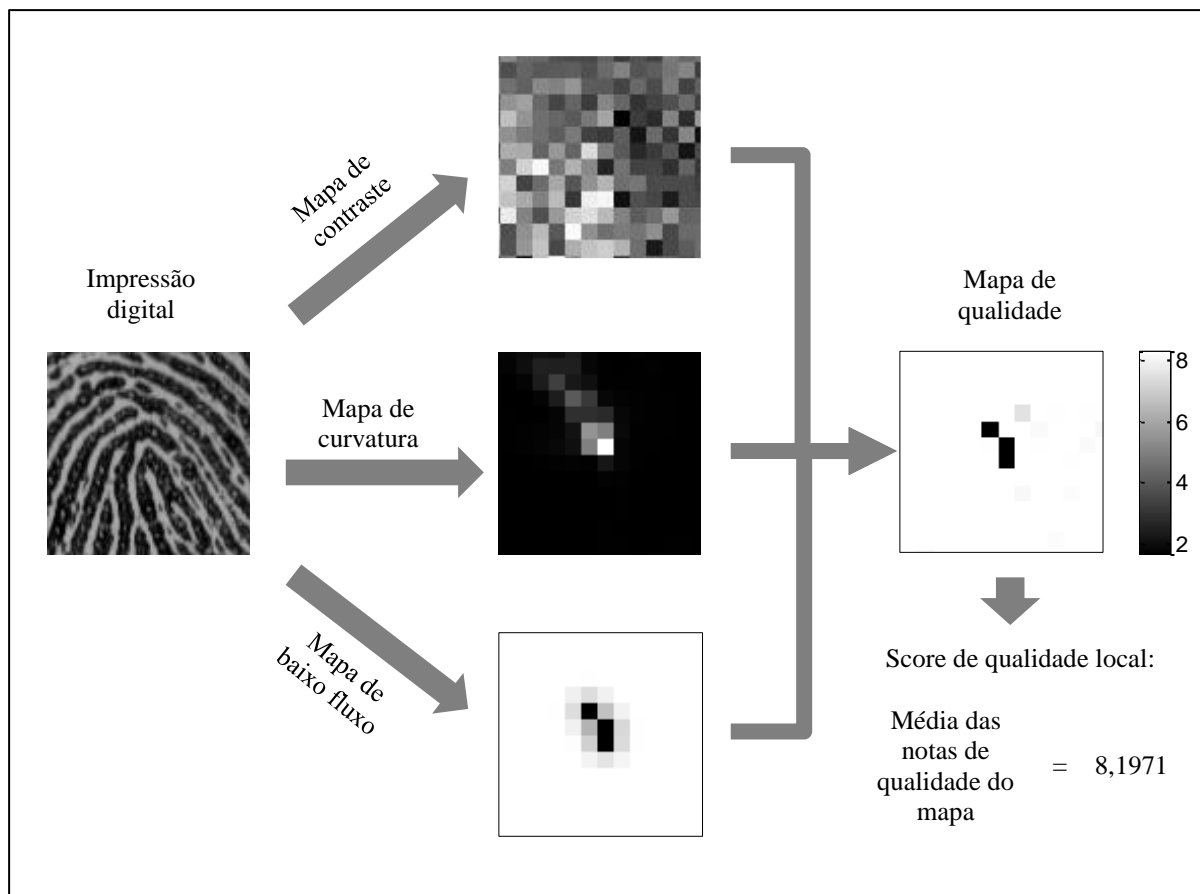


Figura 3.11 – Processo para cálculo do score de qualidade local.

3.2. CARACTERÍSTICAS GLOBAIS

Estimativas de qualidade de imagem de impressões digitais baseadas em características globais não dividem a imagem em blocos, processando cada bloco. Elas analisam a imagem como um todo e calculam uma nota global de qualidade baseada nas características extraídas. Neste trabalho, foram selecionadas as medidas de área e do espectro de potência no domínio da frequência da impressão digital para compor, juntamente com o *score* de qualidade local, o *score* final de qualidade de uma impressão digital.

3.2.1. Área

A área de uma impressão digital é uma medida importante para estimativa da qualidade, pois para imagens muito pequenas, como fragmentos de impressão digital, é difícil obter suas características e, por consequência, as minúcias. Para obtenção da área da impressão digital, é utilizado o mapa de contraste. Os *pixels* desse mapa cujo valor seja menor que um limiar

especificado são considerados como *pixels* de fundo (*background*) da imagem. O restante é considerado como frente (*foreground*) da impressão digital. A representação gráfica da área pode ser vista nas imagens (b) e (d) da Figura 3.12. O valor da área corresponde à quantidade de *pixels* brancos na imagem representando a área. Para as imagens citadas, de tamanho 560 x 400 *pixels*, a área é de 95.296 *pixels* e 110.336 *pixels*, respectivamente.

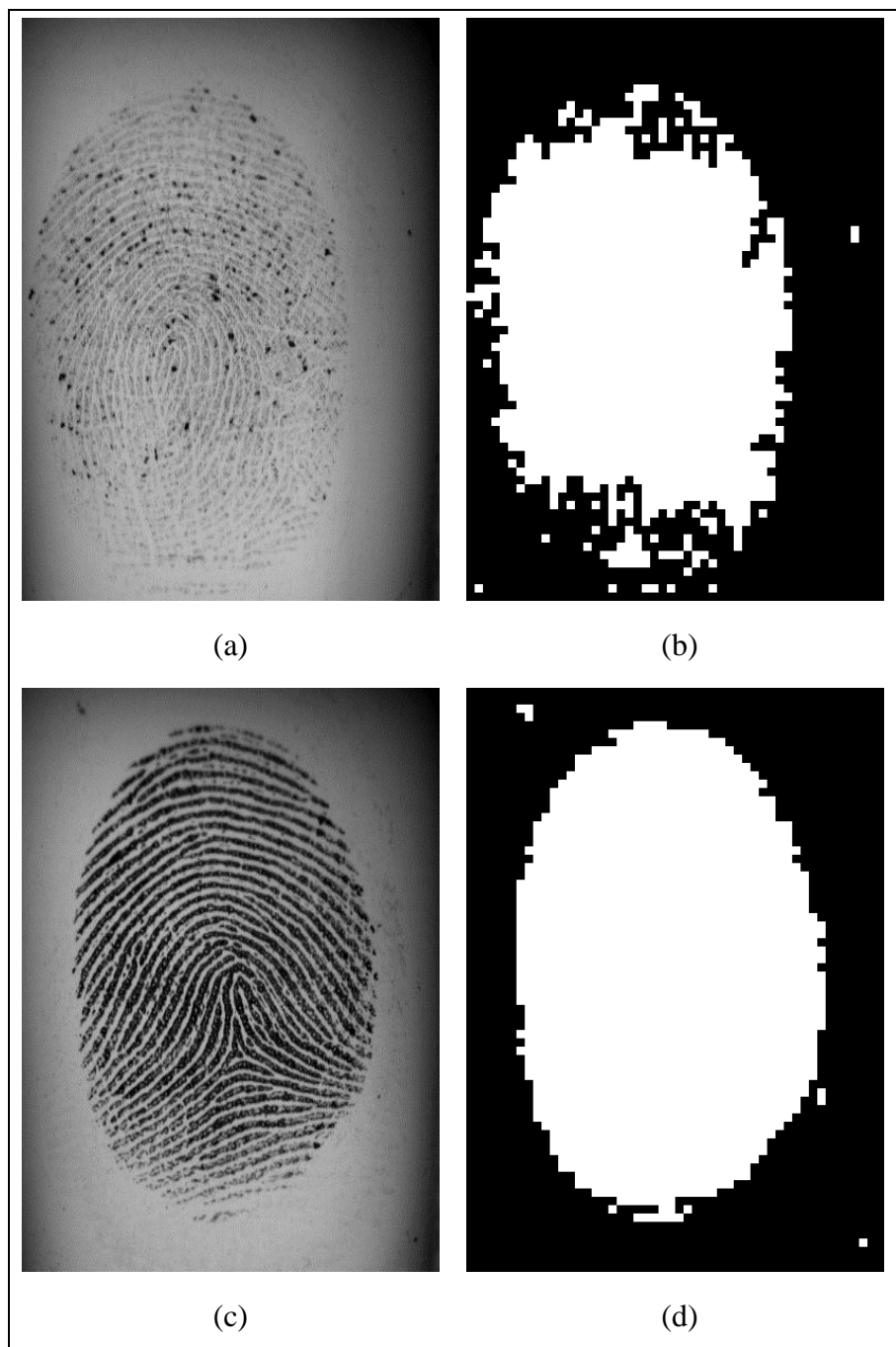


Figura 3.12 - Impressões digitais e respectivas áreas.

3.2.2. Espectro de Potência

O espectro de potência de impressões digitais de boa qualidade mostra padrões em formato de anel em sua região de interesse (ROI), cujo raio varia entre 0,06 e 0,5 (frequências típicas de cristas). Nessas imagens, a energia concentra-se mais no ROI [20]. Para a estimativa de qualidade baseada no espectro de potência, é utilizada a abordagem explicada na Seção 2.4.3.2.

Na Figura 3.13, as imagens (c) e (d) mostram o espectro de potência das impressões digitais (a) e (b), onde é possível observar os padrões em forma de anel mais definidos para a impressão digital de melhor qualidade. Os gráficos (e) e (f) representam a distribuição de energia na região de interesse do espectro de potência (c) e (d), respectivamente. O score de qualidade baseado no espectro de potência é de 0,6382 para a impressão (a) e de 1,1312 para a impressão (b).

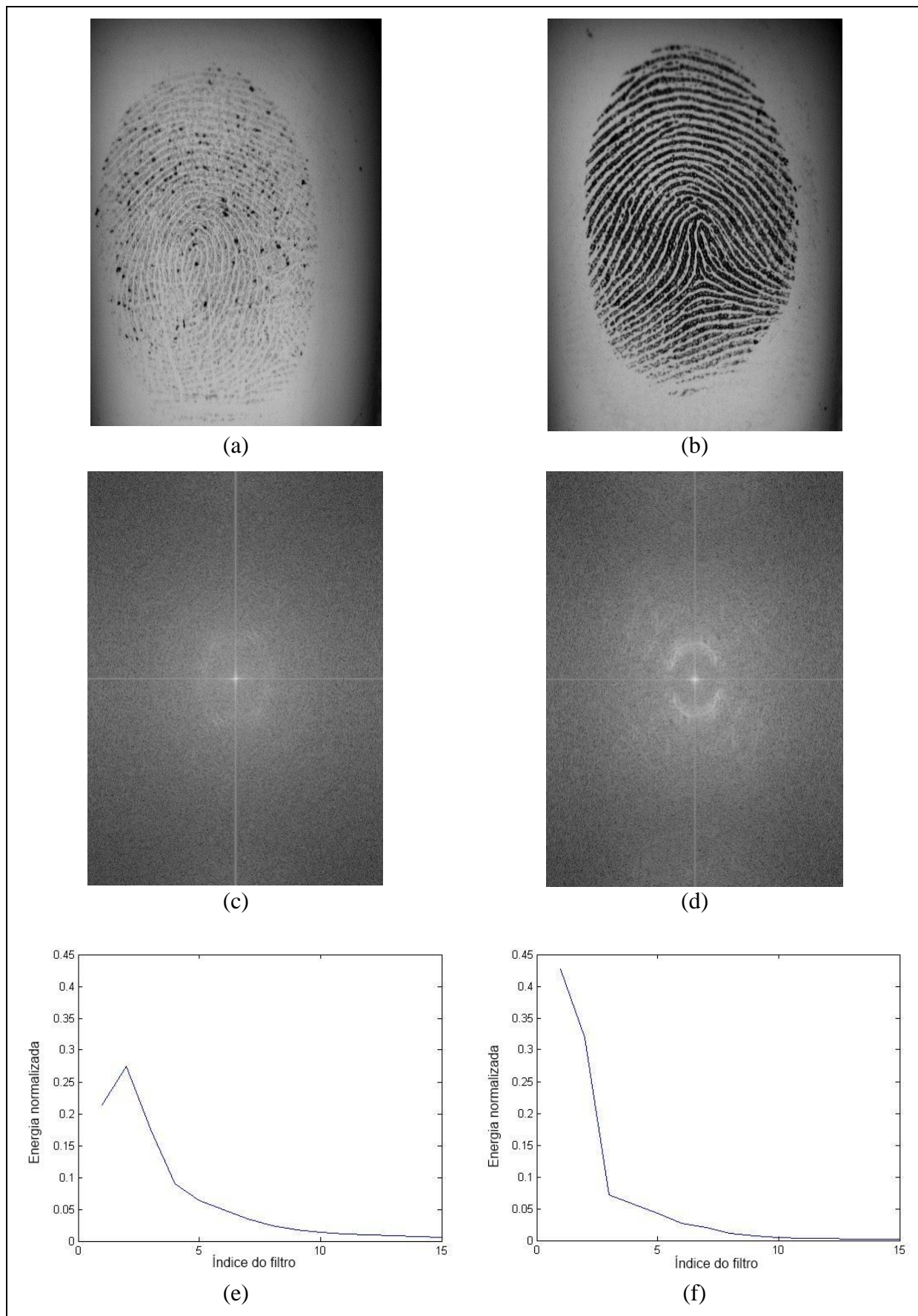


Figura 3.13 - Impressões digitais, espectros de potência e distribuição de energia no espectro.

3.3. SCORE FINAL DE QUALIDADE

O *score* final de qualidade é calculado pela combinação dos *scores* de qualidade local, área da impressão digital e *score* de qualidade baseado no espectro de potência. Para essa combinação, é utilizado um segundo sistema de inferência *fuzzy*, representado na Figura 3.14. Esse sistema é composto de três variáveis de entrada e uma de saída.

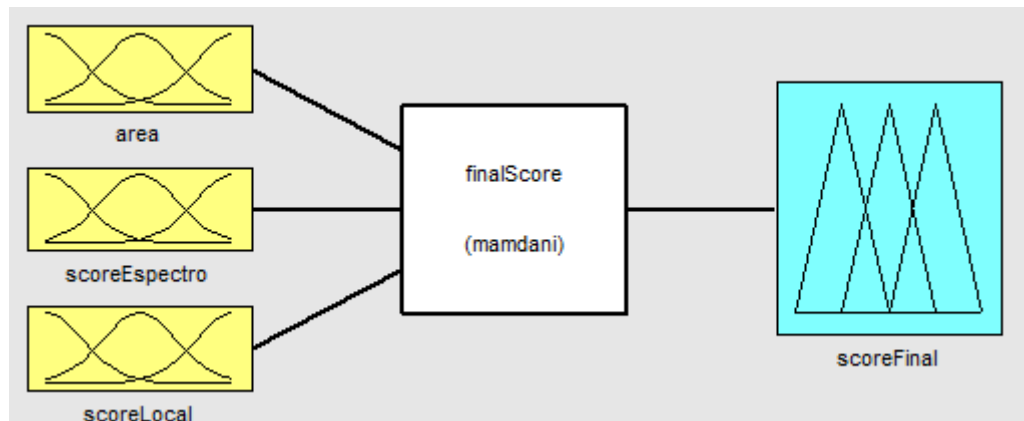


Figura 3.14 - Sistema de inferência *fuzzy* para cálculo do *score* final de qualidade.

O intervalo de valores de cada variável foi obtido do processamento das impressões digitais da base de imagens utilizada para os testes. Os valores estão listados na Tabela 3.2. Para a variável Área, três funções de pertinência gaussianas mapeiam o valor de entrada nos conjuntos *fuzzy* de área pequena, média e grande. Para as variáveis *scoreEspectro* e *scoreLocal*, as três funções de pertinência gaussianas fazem o mapeamento nos conjuntos *fuzzy* de *score* baixo, médio e alto. Para a variável de saída, três funções de pertinência fazem o mapeamento nos conjuntos *fuzzy* de *score* final ruim, médio e bom, conforme Figura 3.16. As funções de pertinência das variáveis de entrada podem ser vistas na Figura 3.15. As funções de pertinência das variáveis de entrada e saída foram determinadas empiricamente.

Característica	Valor mínimo	Valor máximo
Área	0	173632
Espectro de potências	0,5442	1,738
Score de qualidade local	2,57	8,1725

Tabela 3.2 – Valores mínimos e máximos das variáveis de entrada.

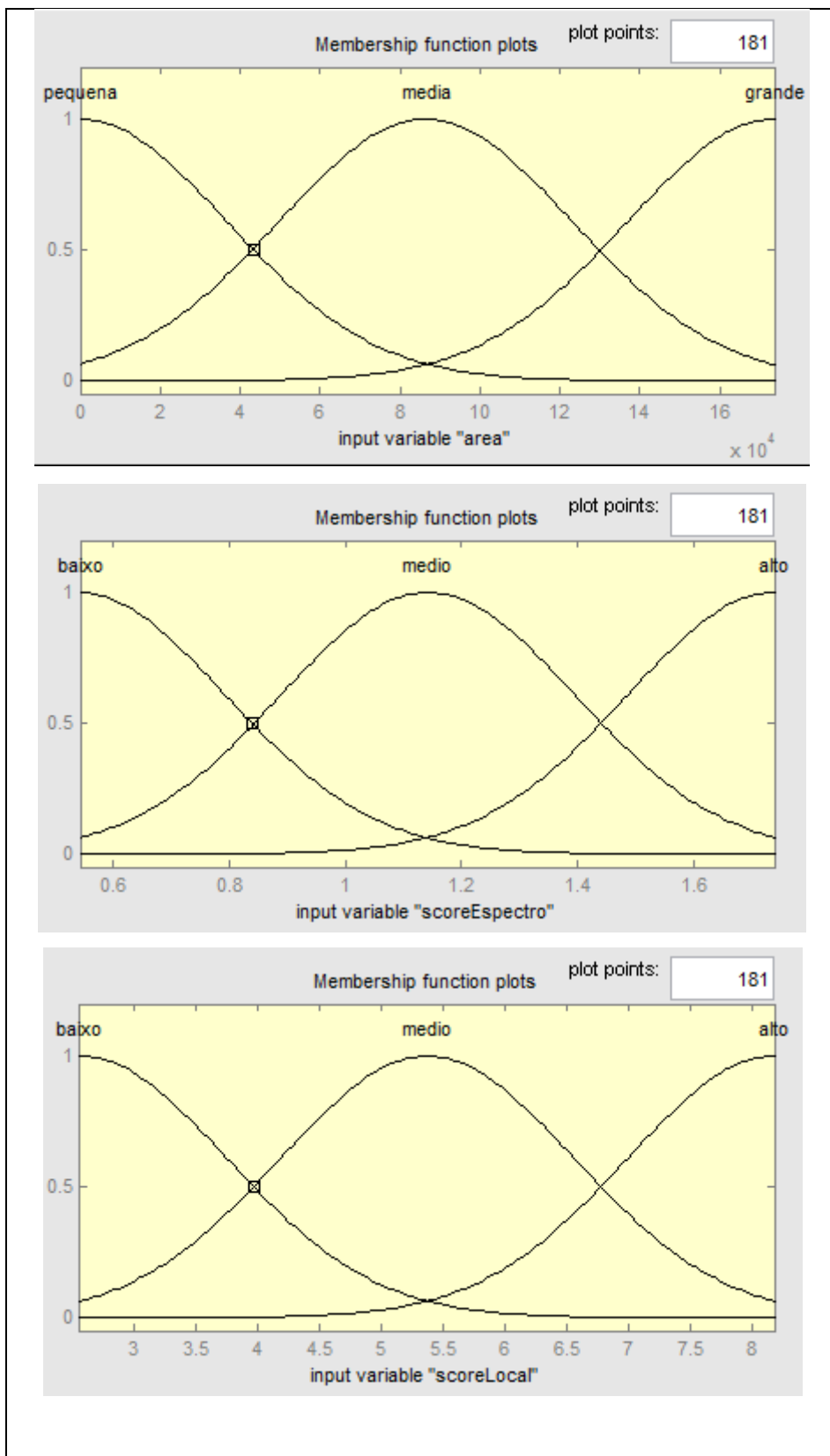


Figura 3.15 - Funções de pertinência para as variáveis de entrada.

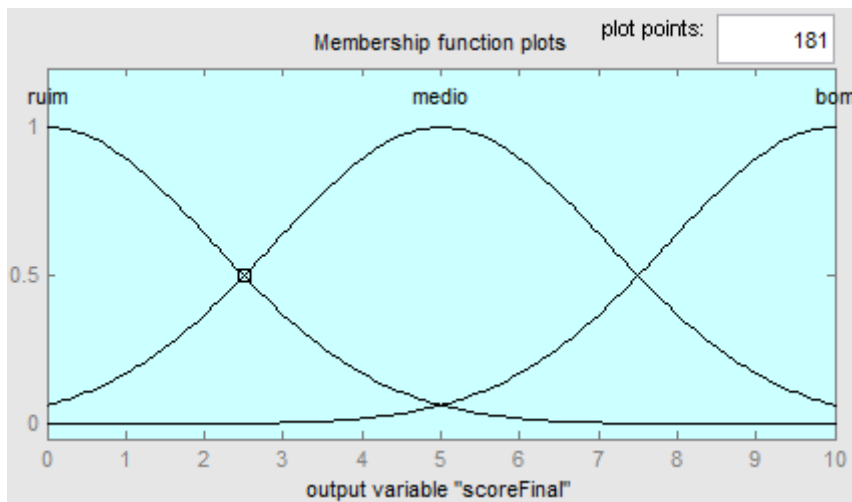


Figura 3.16 - Função de pertinência para a variável de saída.

Definidas as variáveis de entrada e saída e as funções de pertinência para cada uma, o próximo passo consiste na elaboração das regras do sistema de inferência. Essas regras têm o formato SE ... ENTÃO e combinam as variáveis de entrada para obter a variável de saída. São usadas 5 regras:

1. SE (área é pequena) ou (scoreLocal é baixo) ENTÃO (scoreFinal é ruim)
2. SE (scoreEspectro é baixo) e (scoreLocal não é alto) ENTÃO (scoreFinal é ruim)
3. SE (scoreEspectro é baixo) e (scoreLocal é alto) ENTÃO (scoreFinal é médio)
4. SE (scoreEspectro não é baixo) e (scoreLocal é médio) ENTÃO (scoreFinal é médio)
5. SE (scoreEspectro não é baixo) e (scoreLocal é alto) ENTÃO (scoreFinal é bom)

O resultado do processamento do sistema de inferência *fuzzy* para combinação dos scores de qualidade local, área da impressão digital e *score* de qualidade baseado no espectro de potência é um *score* no intervalo de 0 a 10. Para as impressões digitais utilizadas como exemplo, os *scores* finais são os seguintes: 2,3157 para a de qualidade ruim e 7,2592 para a de melhor qualidade. Os respectivos valores de variáveis de entrada estão listados na Tabela 3.3.

Característica	Impressão digital da Figura 3.13 (a)	Impressão digital da Figura 3.13 (b)
Área	95296	110336
Espectro de potências	0,6382	1,1312
Score de qualidade local	3,5787	7,7768
Score final	2,3157	7,2592

Tabela 3.3 - Valores das variáveis de entrada e *score* final para as impressões de exemplo.

4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

As bases de imagens de impressão digital utilizadas nos experimentos foram a DB2-A e DB4-A do *Fingerprint Verification Competition 2006* [7]. Essas bases contêm impressões digitais de 140 dedos, sendo 12 amostras de cada dedo, totalizando 1680 imagens. Cada imagem está no formato BMP, com 256 níveis de cinza. As imagens do DB2-A tem resolução de 569 dpi, tamanho 400 x 560 *pixels* e foram capturadas por sensor ótico. As imagens do DB4-A tem resolução de cerca de 500 dpi, tamanho 288 x 384 *pixels* e foram geradas pelo programa SFinGe (*Synthetic Fingerprint Generator*).

A qualidade de todas as impressões digitais das duas bases é estimada usando o método proposto neste trabalho. Feita esta estimativa, as impressões digitais são classificadas em ordem crescente de *score* final de qualidade. Para a base DB2-A, a Figura 4.1 e Figura 4.2 mostram as três impressões digitais com os menores e com os maiores *scores*, respectivamente. Para a base DB4-A, o mesmo é feito pelas Figura 4.3 e Figura 4.4.

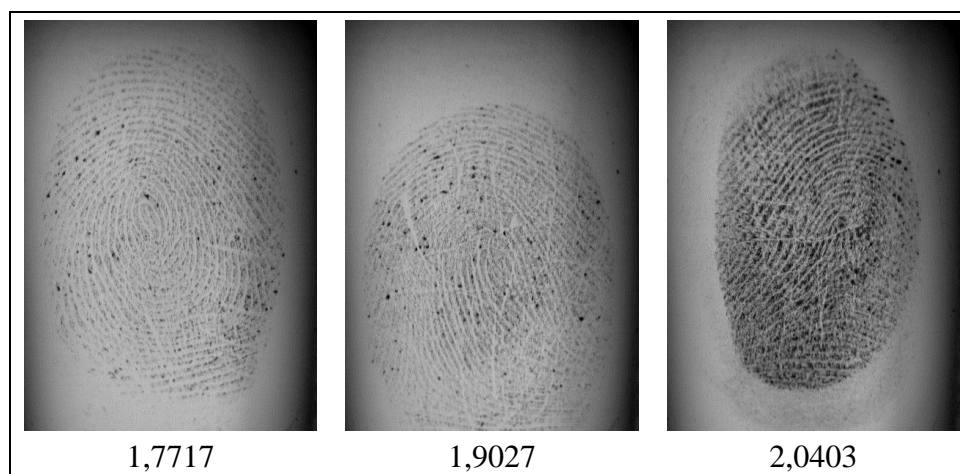


Figura 4.1 - Impressões digitais (DB2-A) com qualidade ruim e seus respectivos *scores* finais.



Figura 4.2 - Impressões digitais (DB2-A) com boa qualidade e respectivos *scores* finais.

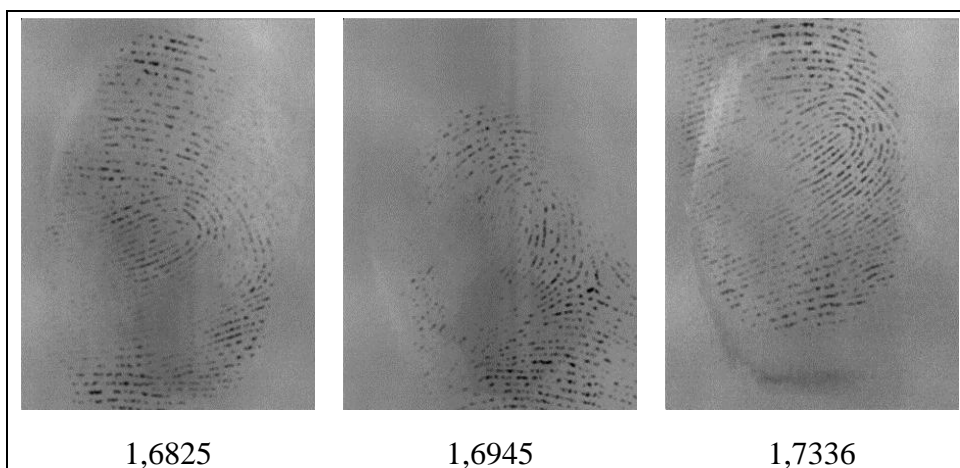


Figura 4.3 - Impressões digitais (DB4-A) com qualidade ruim e seus respectivos *scores* finais.

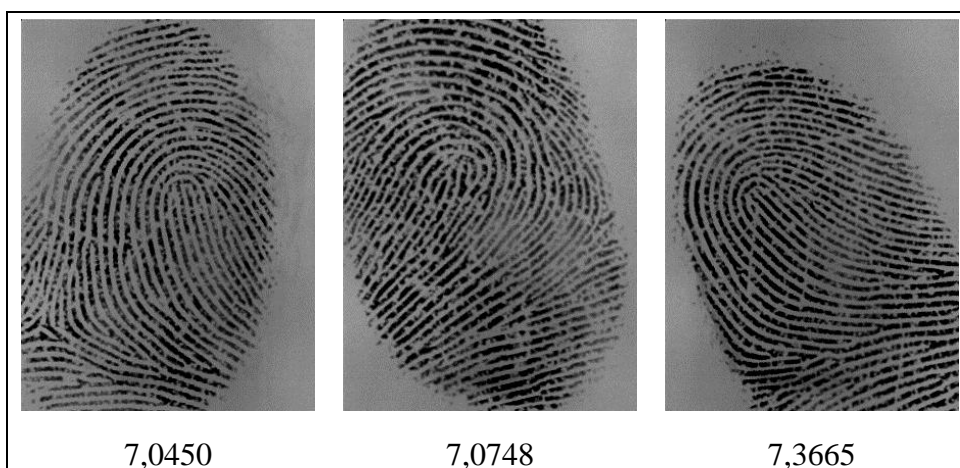


Figura 4.4 - Impressões digitais (DB4-A) com boa qualidade e seus respectivos *scores* finais.

O objetivo dos experimentos é comparar o desempenho do processo de verificação antes e depois da remoção das impressões digitais de pior qualidade. A qualidade é estimada pelo método proposto e pelo programa NFIQ para efeitos de comparação (*benchmark*). Para o processo de verificação, foram utilizados os programas MINDTCT e BOZORTH3 do pacote de processamento de impressões digitais NBIS. O primeiro é utilizado para extração das minúcias de cada impressão digital e o segundo, para comparação (*matching*) e obtenção do *score* de similaridade entre impressões digitais. O protocolo utilizado para comparação do desempenho do processo de verificação é baseado no protocolo utilizado para avaliação do desempenho de algoritmos de verificação do FVC 2006 [7].

Para as duas bases, cada impressão digital é comparada com as impressões restantes do mesmo dedo para cálculo dos *scores* de similaridade de comparações genuínas. Se uma impressão x é comparada com uma impressão y , a comparação simétrica (de y com x) não é feita para evitar correlação nos *scores* de similaridade. Em cada base, o total de comparações entre genuínos é $((12 \times 11) / 2) \times 140 = 9240$. A partir desses dados é possível obter a *False Rejection Rate* ou FRR, que é a probabilidade de impressões do mesmo dedo serem consideradas como de dedos diferentes.

Em seguida, a primeira impressão de cada dedo é comparada com as primeiras impressões dos demais dedos para cálculo dos *scores* de similaridade de comparações impostoras. Como foi feito nas comparações genuínas, as comparações simétricas não são feitas. Em cada base, o total de comparações entre impostores é $(140 \times 139) / 2 = 9730$. A partir desses dados é possível obter a *False Acceptance Rate* ou FAR, que é a probabilidade de impressões de dedos diferentes serem consideradas como do mesmo dedo.

A partir desses dados, é possível obter a curva *Detection Error Tradeoff* (DET) e o *Equal-Error Rate* (EER). A curva DET é um gráfico de FAR x FRR, onde é possível verificar o compromisso (*tradeoff*) entre esses dois tipos de erro. O EER é usado como medida de desempenho de sistemas biométricos. É a taxa de erro em um limiar l do *score* de similaridade, onde a FAR = FRR.

4.1. EXPERIMENTOS COM A BASE DB2-A DO FVC2006

As figuras a seguir mostram curvas DET considerando a base DB2-A após a remoção de 5% (Figura 4.5), 10% (Figura 4.6) e 15% (Figura 4.7) das imagens com pior qualidade. As curvas DET representadas por uma linha contínua correspondem às bases resultantes após a remoção das imagens de pior qualidade de acordo com os *scores* calculados pelo programa NFIQ. As curvas representadas por linhas tracejadas correspondem às bases resultantes após a remoção das imagens de pior qualidade de acordo com os scores calculados pelo método proposto. A Tabela 4.1 lista os valores de EER para cada caso.

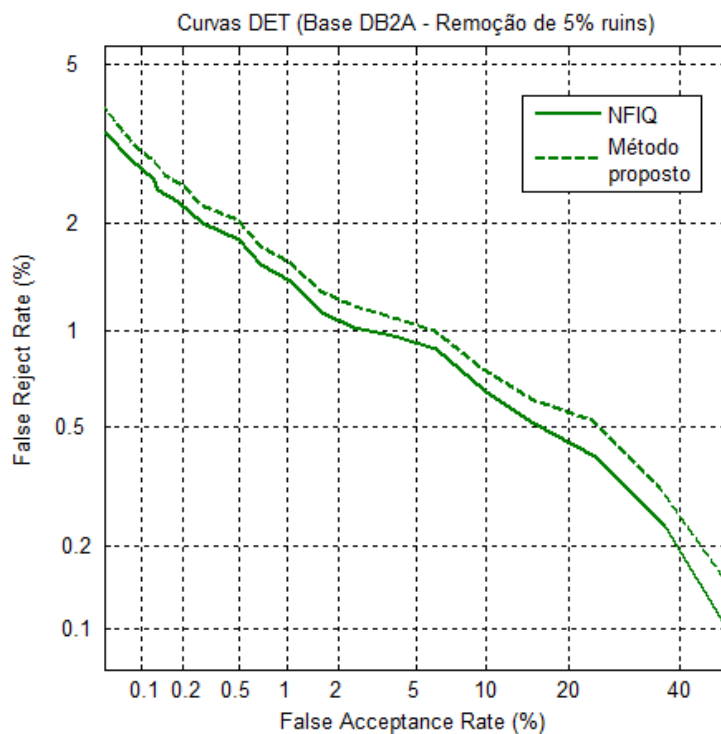


Figura 4.5 - Curvas DET da base DB2A com remoção de 5% das imagens de pior qualidade.

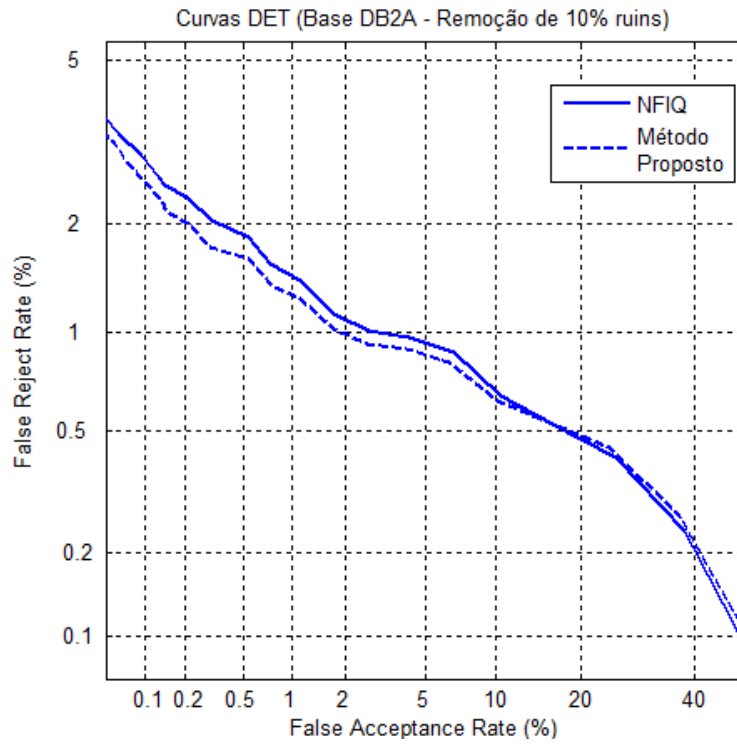


Figura 4.6 - Curvas DET da base DB2A com remoção de 10% das imagens de pior qualidade.

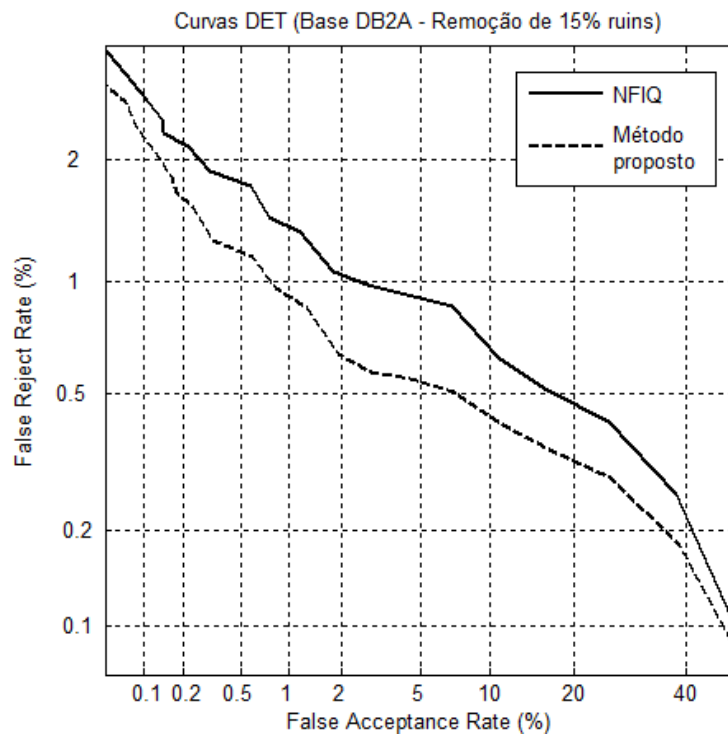


Figura 4.7 - Curvas DET da base DB2A com remoção de 15% das imagens de pior qualidade.

Base de imagens	EER (NFIQ)	EER (Método proposto)
Base completa	1,6759	1,6759
Com remoção de 5% de ruins	1,2131	1,4345
Com remoção de 10% de ruins	1,2607	1,1828
Com remoção de 15% de ruins	1,2491	0,8940

Tabela 4.1 – Valores de EER para a base DB2-A.

Observando as curvas DET para a base DB2-A, é possível verificar que o sistema de verificação de impressões digitais teve um desempenho melhor utilizando a estimativa de qualidade pelo método proposto em comparação com a estimativa pelo programa NFIQ, quando da remoção de 10% e 15% das imagens de pior qualidade. Com a remoção de 5%, o programa NFIQ proporcionou o melhor desempenho.

Analisando os dados da Tabela 4.1, verifica-se que, apesar da utilização do NFIQ melhorar o EER para a base com 5% das imagens removidas, quando removidas 10% ou 15% há uma piora do EER. Com a utilização do método proposto, o EER melhora à medida que são removidas mais imagens de pior qualidade. Uma explicação para esse comportamento é o fato do NFIQ estimar a qualidade em 5 níveis discretos – 5 (ruim), 4 (razoável), 3 (bom), 2 (muito bom) e 1 (excelente) – enquanto o método proposto utiliza valores contínuos no intervalo [0,10]. Dessa forma, é possível classificar as impressões digitais em ordem de qualidade de forma mais precisa. Com a classificação das imagens pelo método proposto, a melhora do EER com a remoção de 5%, 10% e 15% das imagens de pior qualidade em relação à base de imagens completa é de 14,4%, 29,4% e 46,6% respectivamente.

4.2. EXPERIMENTOS COM A BASE DB4-A DO FVC2006

As figuras a seguir mostram curvas DET considerando a base DB4-A após a remoção de 5% (Figura 4.8), 10% (Figura 4.9) e 15% (Figura 4.10) das imagens com pior qualidade. As curvas DET representadas por uma linha contínua correspondem às bases resultantes após a remoção das imagens de pior qualidade de acordo com os *scores* calculados pelo programa NFIQ. As curvas representadas por linhas tracejadas correspondem às bases resultantes após a

remoção das imagens de pior qualidade de acordo com os scores calculados pelo método proposto. A Tabela 4.2 lista os valores de EER para cada caso.

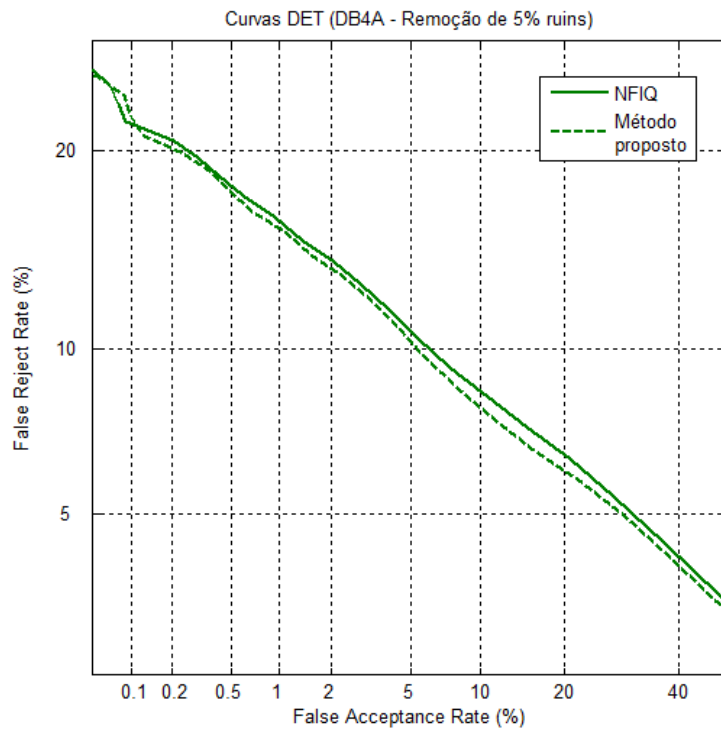


Figura 4.8 - Curvas DET da base DB4A com remoção de 5% das imagens de pior qualidade.

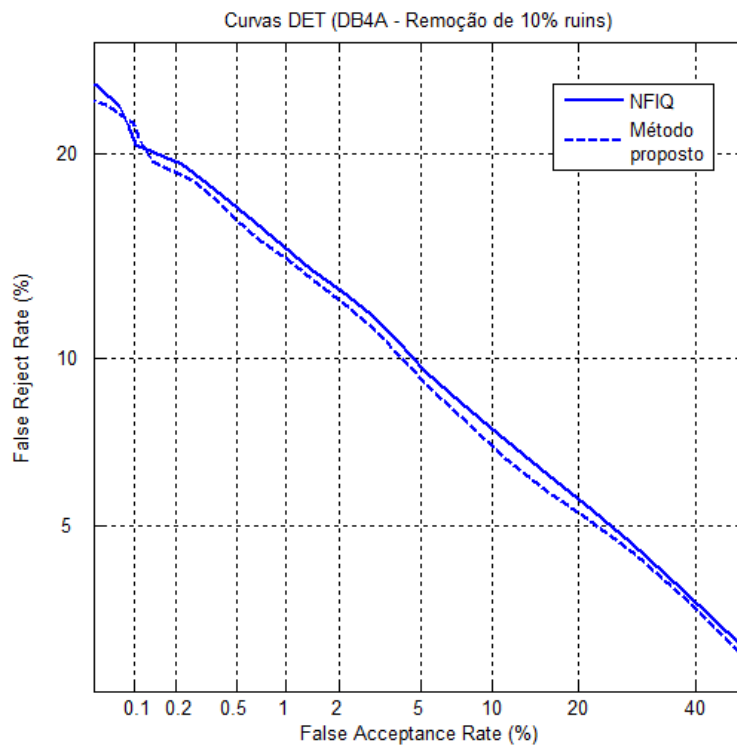


Figura 4.9 - Curvas DET da base DB4A com remoção de 10% das imagens de pior qualidade.

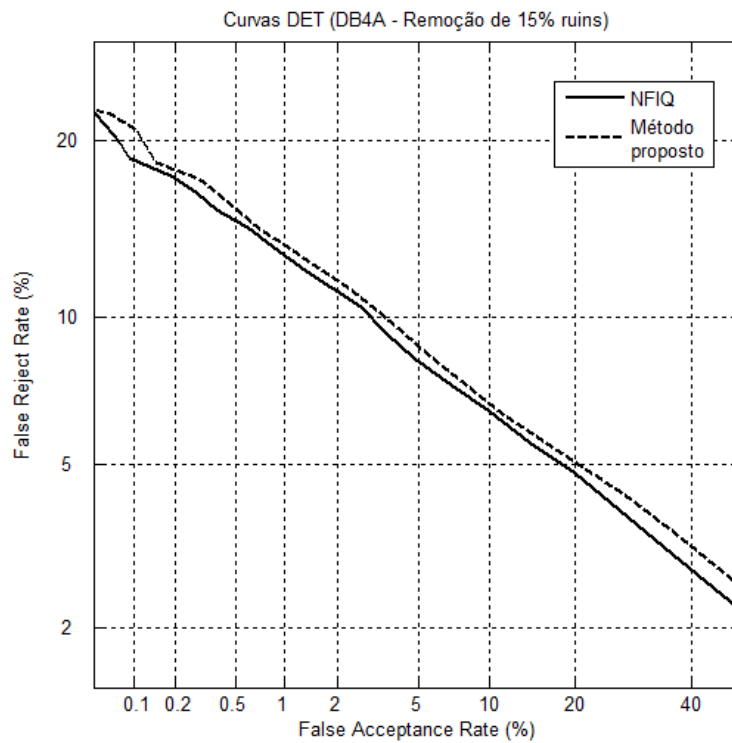


Figura 4.10 - Curvas DET da base DB4A com remoção de 15% das imagens de pior qualidade.

Base de imagens	EER (NFIQ)	EER (Método proposto)
Base completa	10,5966	10,5966
Com remoção de 5% de ruins	8,4138	8,3004
Com remoção de 10% de ruins	7,9831	7,8374
Com remoção de 15% de ruins	7,1784	7,6729

Tabela 4.2 – Valores de EER para a base DB4-A.

Observando as curvas DET para a base DB4-A, é possível verificar que o sistema de verificação de impressões digitais teve um desempenho melhor utilizando a estimativa de qualidade pelo método proposto em comparação com a estimativa pelo programa NFIQ, quando da remoção de 5% e 10% das imagens de pior qualidade. Com a remoção de 15%, o programa NFIQ proporcionou o melhor desempenho.

Analisando os dados da Tabela 4.2, verifica-se que as estimativas de qualidade do NFIQ e do método proposto produziram o comportamento esperado na mudança do EER, ou seja, a sua diminuição quando da remoção de maior porcentagem de imagens ruins da base. A estimativa

de qualidade pelo método proposto foi melhor que a do NFIQ para a base com 5% e 10% das imagens de pior qualidade removidas, perdendo somente no caso da base com 15% das imagens removidas. A implementação do método proposto utilizou como parâmetros de calibração somente as imagens do DB2-A. Com o devido ajuste desses parâmetros para as imagens da base DB4-A, os resultados seriam melhores. Com a classificação das imagens pelo método proposto, a melhora do EER com a remoção de 5%, 10% e 15% das imagens de pior qualidade em relação à base de imagens completa é de 21,7%, 26% e 27,6% respectivamente.

5. CONCLUSÕES

O desempenho de um sistema de reconhecimento de impressões digitais é diretamente afetado pela qualidade das imagens de impressões digitais [19].

O método proposto para estimativa de qualidade de imagens de impressões digitais foi capaz de melhorar o desempenho do programa para confronto (*matching*) de impressões BOZORTH3, desenvolvido pelo NIST. As bases de imagens utilizadas foram a DB2-A e a DB4-A, disponibilizadas para a *Fingerprint Verification Competition (FVC) 2006*, contendo cada uma 1680 impressões digitais. Em comparação com o NFIQ, a estimativa de qualidade utilizando o método proposto obteve melhores resultados na maioria dos casos. A Tabela 5.1 lista a melhora obtida no EER em relação às bases completas:

Base	% removida	Melhora no EER (em %)
DB2-A	5	14,4
	10	29,4
	15	46,6
DB4-A	5	21,7
	10	26
	15	27,6

Tabela 5.1 - Valores de EER para as bases DB2-A e DB4-A

O uso de lógica *fuzzy* mostrou-se bastante útil para a estimativa de qualidade de impressões digitais. Com o uso de sistemas de inferência *fuzzy*, foi possível elaborar regras para combinação de características locais e globais de uma impressão, utilizando conceitos de fácil compreensão e permitindo embutir no sistema a experiência do especialista.

Para trabalhos futuros, sugere-se o teste com um programa para confronto de impressões digitais não baseado em minúcias para avaliar se há melhoria semelhante no desempenho ou se há a necessidade de combinação de outras características para adequação do programa. Outra sugestão seria a de validar e adaptar o sistema para imagens capturadas com outros tipos de sensores, como os capacitivos, térmicos ou de ultrassom. Uma terceira sugestão seria a avaliação de qualidade das imagens armazenadas em sistemas AFIS em produção, como o da Polícia Federal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Wayman, A. Jain e D. Maltoni, *Biometric Systems - Technology, Design and Performance Evaluation*, Springer, 2005.
- [2] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain e S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition - Second Edition*, Springer, 2009.
- [3] SENASP/MJ, *Curso EAD Papiloscopia 1*, 2009.
- [4] C. Jin, H. Kim, X. Cui, E. Park, J. Kim, J. Hwang e S. Elliott, “Comparative Assessment of Fingerprint Sample Quality Measures Based on Minutiae-Based Matching Performance,” em *Second International Symposium on Electronic Commerce and Security*, 2009.
- [5] Z. Saquib e S. K. Soni, “Sweat pores-based (level 3) novel fingerprint quality estimation,” em *2010 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology*, 2010.
- [6] Y. Hu, X. Jing, B. Zhang e X. Zhu, “Low quality fingerprint image enhancement based on Gabor filter,” em *2010 2nd International Conference on Advanced Computer Control*, 2010.
- [7] B. S. L. -. U. o. Bologna, “FVC 2006 - Fingerprint Verification Competition,” 2006. [Online]. Available: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2006/>. [Acesso em 27 Junho 2011].
- [8] F. Alonso-Fernandez, J. Fierrez, J. Ortega-Garcia, J. Gonzalez-Rodriguez, H. Fronthaler, K. Kollreider e J. Bigun, “A Comparative Study of Fingerprint Image-Quality Estimation Methods,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, pp. 734-743, Dezembro 2007.
- [9] Z. Saquib, S. K. Soni e R. Vig, “Hierarchical Fingerprint Quality Estimation Scheme,” em *2010 International Conference on Computer Design and Applications*, 2010.
- [10] MathWorks, *Fuzzy Logic Toolbox User's Guide*, 2010.
- [11] C. I. Watson, E. Tabassi, M. D. Garris, C. L. Wilson, R. M. McCabe, S. Janet e K.

- Ko, "User's Guide to NIST Biometric Image Software Export Control (NBIS-EC)," 2008. [Online]. Available: http://www.nist.gov/customcf/get_pdf.cfm?pub_id=51096. [Acesso em 24 09 2011].
- [12] INI/DITEC/DPF, Identificação Papiloscópica, Brasília, 1987.
- [13] Academia Nacional de Polícia, Caderno Didático: Identificação Papiloscópica, Brasília: Departamento de Polícia Federal, 2006.
- [14] L. Zadeh, "Fuzzy Sets," *Information and Control*, vol. 8, n. 3, pp. 338-353, junho 1965.
- [15] S. N. Sivanandam, S. Sumathi e S. N. Deepa, Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB, Springer, 2007.
- [16] R. C. Gonzales e R. E. Woods, Processamento Digital de Imagens, 3ª ed., São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.
- [17] C. Watson, M. Garris, E. Tabassi, C. Wilson, R. M. McCabe, S. Janet e K. Ko, "User's Guide to NIST Biometric Image Software," 2008. [Online]. Available: <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/nbis.cfm>. [Acesso em Julho 2011].
- [18] E. Tabassi, C. L. Wilson e C. I. Watson, "Fingerprint Image Quality," 2004.
- [19] D. Simon-Zorita, J. Ortega-Garcia, J. Fierrez-Aguilar e J. Gonzalez-Rodriguez, "Image Quality and Position Variability Assessment in Minutia-Based Fingerprint Verification," em *IEEE Proceedings - Vision, Image and Signal Processing*, 2003.
- [20] Y. Chen, S. Dass e A. Jain, "Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance," em *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, 2005.
- [21] E. Lim, X. Jiang e W. Yau, "Fingerprint Quality and Validity Analysis," em *Proceedings International Conference on Image Processing*, 2002.
- [22] E. Lim, K.-A. Toh, P. N. Suganthan, X. Jiang e W.-Y. Yau, "Fingerprint Image Quality Analysis," em *International Conference on Image Processing*, 2004.
- [23] T. P. Chen, X. Jiang e W. Y. Yau, "Fingerprint Image Quality Analysis," em *International Conference on Image Processing*, 2004.
- [24] L. Shen, A. Kot e W. Koo, "Quality Measures of Fingerprint Images," em *Audio-*

and Video-Based Biometric Person Authentication Third International Conference, Halmstad, 2001.

- [25] M. Y.-S. Yao, S. Pankanti e N. Hass, "Fingerprint Quality Assessment," em *Automatic Fingerprint Recognition Systems*, Springer, 2004, pp. 55-66.
- [26] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66, Janeiro 1979.
- [27] L. Hong, Y. Wan e A. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 777-789, Agosto 1998.
- [28] E. Tabassi e C. L. Wilson, "A Novel Approach to Fingerprint Image Quality," em *IEEE International Conference on Image Processing*, 2005.
- [29] N. Ratha, S. Chen e A. K. Jain, "Adaptive Flow Orientation Based Feature Extraction in Fingerprint Images," *Pattern Recognition*, Vol. 28, pp. 1657-1672, Novembro 1995.
- [30] P. Kovesi, "MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing," 2000. [Online]. Available: <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/research/matlabfns/#fingerprints>. [Acesso em 19 09 2011].
- [31] R. Thai, "Fingerprint Image Enhancement and Minutiae Extraction," 2003.
- [32] H. Fronthaler, K. Kollreider e J. Bigun, "Automatic Image Quality Assessment with Application in Biometrics," em *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop on Biometrics*, Nova Iorque, 2006.