

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

“Júlio de Mesquita Filho”

Pós-Graduação em Ciência da Computação

Fernanda Pereira Sartori Falguera

Fusão de Métodos Baseados em Minúcias e em Cristas para
Reconhecimento de Impressões Digitais

UNESP

2008

Fernanda Pereira Sartori Falguera

Fusão de Métodos Baseados em Minúcias e em Cristas para
Reconhecimento de Impressões Digitais

Orientador: Aparecido Nilceu Marana

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, área de Processamento de Imagens e Visão Computacional, junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

UNESP

2008

FERNANDA PEREIRA SARTORI FALGUERA

Fusão de Métodos Baseados em Minúcias e em Cristas para Reconhecimento de Impressões
Digitais

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, área de Processamento de Imagens e Visão Computacional, junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana
Professor Doutor
UNESP – Bauru
Orientador

Prof^a. Dr^a. Fátima de Lourdes dos Santos
Nunes Marques
Professora Doutora
UNIVEM

Prof. Dr. Marcos Antonio Cavenaghi
Professor Doutor
UNESP - BAURU

Bauru, 04 de Julho de 2008

Dedico este trabalho:
aos meus pais, Vera Lúcia e Ademir;
ao meu irmão, Vinícius;
ao meu companheiro, Juan.

AGRADECIMENTOS

*“O bom professor explica. O professor superior demonstra. O grande professor inspira.”
(William Arthur Ward)*

Gostaria de agradecer a tudo e a todos que servirem de fonte de inspiração em minha vida...

...a Deus, que na sua infinita bondade me permitiu estar aqui;

...a Jesus Cristo, pelo exemplo de amor;

... ao meu companheiro Juan, por sempre me ajudar a enxergar os valores que fazem nossa vida valer à pena;

...à minha família, pelo apoio incondicional;

...ao meu orientador, Prof. Nilceu, pela paciência e dedicação despendida durante a realização deste trabalho e, principalmente, pela confiança depositada em mim. Confiança tamanha que me deu forças para superar os desafios sem me deixar esmaecer;

...aos meus irmãos espirituais Júnior e Karol porque sem eles eu não conheceria o verdadeiro sentido da amizade;

...ao meu grande amigo Evgeni Dodonov, pelos ensinamentos preciosos da plataforma Linux e por estar ao meu lado nos momentos difíceis da minha vida;

...à minha amiga Larisa Waldige, pela ajuda com as traduções e apresentações em inglês e por saber que ela estará de braços e coração abertos para me acolher sempre que eu precisar;

...ao Evandro Jardini e seu orientador de doutorado Adilson Gonzaga por ceder o banco de dados convertido, contribuição importante para o desenvolvimento deste trabalho,

...e a todos que contribuíram direta ou indiretamente na conquista deste objetivo.

“Para ser grande, sê inteiro:
Nada teu exagera ou exclui.

Sê todo em cada coisa.
Põe quanto és, no mínimo que fazes.

Assim, em cada lago,
A lua toda brilha,
Porque alta vive!"

(Fernando Pessoa)

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Diagrama dos componentes de um sistema biométrico.	10
Figura 2: Distribuições das pontuações de casamentos genuínos e impostores	14
Figura 3: Equal Error Rate	15
Figura 4: Corte lateral da pele	19
Figura 5: Estrutura de uma impressão digital	20
Figura 6: Minúcia do tipo terminação na imagem à esquerda. Minúcia do tipo bifurcação na imagem à direita. “B” é a orientação da minúcia segundo o <i>software</i> NBIS e “A” representa como outros métodos podem calcular a orientação da minúcia	21
Figura 7: Registros arqueológicos de impressões digitais	21
Figura 8: Cada linha mostra duas impressões do mesmo dedo retiradas do Banco de Dados DB1- FVC2002 que foram falsamente rejeitadas pela maioria dos algoritmos submetidos à competição FVC2002 . As causas principais da dificuldade na etapa de casamento foram: a pequena área de sobreposição entre as impressões da primeira linha; a alta deformação não-linear da segunda; e as condições da pele muito diferentes da terceira .	25
Figura 9: Cada linha mostra duas impressões do mesmo dedo e o valor absoluto da diferença para seu melhor alinhamento. Em a) as duas imagens são bem semelhantes e suas imagens se correlacionam bem. Em b) e c) devido à alta distorção, os resíduos são altos e a correlação global falha	26
Figura 10: Algoritmo para extração de características do método proposto por Jain et al.	29
Figura 11: Mapa direcional	30
Figura 12: Exemplo de remoção de quebras e manchas nas cristas	30
Figura 13: Imagens da impressão digital até o processo de afinamento	31
Figura 14: Minúcia detectada e sua crista associada	31
Figura 15: Alinhamento de uma crista de consulta com uma crista <i>template</i> , onde m_i é uma minúcia pertencente à imagem <i>template</i> e m'_j pertence à imagem de consulta	32
Figura 16: Formação da cadeia com os pontos de minúcias	33

Figura 17: Caixas de tamanhos ajustáveis utilizadas durante o casamento de pontos de minúcias	34
Figura 18: Passos para detecção de minúcias do programa <i>Mindtct</i>	35
Figura 19: Imagem original em escala de cinza à esquerda e a imagem resultante da binarização à direita	36
Figura 20: Padrões de pixels utilizados para determinar as minúcias	36
Figura 21: Exemplos de minúcias espúrias: a) gancho; b) quebra; c) lago	37
Figura 22: Passos para o casamento de impressões digitais do programa <i>Bozorth3</i>	38
Figura 23: Exemplo das medidas relativas utilizadas na construção da tabela <i>Intra-Fingerprint Minutiae</i>	39
Figura 24: Exemplo de duas impressões digitais do mesmo dedo com variações de rotação e escala. Cada impressão contempla também um exemplo de entrada em suas respectivas tabelas das minúcias (<i>Intra-Fingerprint Minutiae Table</i>)	40
Figura 25: À esquerda, as cristas detectadas; À direita, as retas que passam pela crista em destaque	42
Figura 26: Mapeamento de pontos de uma reta do domínio espacial para o domínio da transformada de Hough.....	42
Figura 27: Cálculo da rotação baseado nos picos do espaço de Hough	43
Figura 28: Pontos de intersecção entre duas retas que passam pela mesma crista utilizados para cálculo da translação	44
Figura 29: a) Impressão digital de entrada; b) Impressão digital de <i>template</i> e c) Alinhamento obtido	44
Figura 30: Matrizes de alinhamento de cristas. a) Casamento genuíno; b) Casamento impostor	45
Figura 31: Possíveis cenários de sistemas multibiométricos	51
Figura 32: Possíveis níveis de fusão	51
Figura 33: Diagrama funcional da fusão em nível de classificação.	52

Figura 34: Diagrama funcional da fusão em nível de decisão.....	54
Figura 35: Exemplos de matrizes de confusão.	55
Figura 36: Diagrama funcional da fusão em nível de pontuação.	58
Figura 37: Exemplo de Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla.	60
Figura 38: Imagens retiradas do banco de dados DB1A-FVC2002 . Na primeira linha, imagens padrão; na segunda linha, imagens com deslocamento exagerado; na terceira linha, imagens com rotação exagerada; na quarta linha, imagens extremamente secas e, na quinta linha, imagens extremamente úmidas.	68
Figura 39: Diagrama da metodologia proposta.	70
Figura 40: Passos realizados antes da fusão.	81
Figura 41: Passos realizados durante a fusão, considerando-se os níveis de classificação, de decisão e de pontuação.	82
Figura 42: EER obtida pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	85
Figura 43: Taxa de recuperação correta obtida pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	86
Figura 44: EER obtida pelo método baseado em cristas.	86
Figura 45: Taxa de Recuperação Correta obtida pelo método baseado em cristas.	88
Figura 46: EER obtida pelo método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	88
Figura 47: Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla para o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	92
Figura 48: Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla para o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	92
Figura 49: Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla para o método baseado em cristas.	92
Figura 50: Pesos empiricamente calculados para a fusão regressão logística do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	94

Figura 51: Pesos estabelecidos para a fusão soma com pesos do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	95
Figura 52: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica de classificação mais alta na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	97
Figura 53: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica contador do Borda na fusão do método baseado em cristas proposto com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	98
Figura 54: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica regressão logística na fusão método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	100
Figura 55: Taxa de identificação obtida pela técnica de fusão decisão bayesiana na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	101
Figura 56: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	103
Figura 57: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh - Produto) na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	104
Figura 58: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS.	106
Figura 59: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh – Soma com Pesos) na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS.	107
Figura 60: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	109

Figura 61: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh – Soma com Pesos) na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	110
Figura 62: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão método baseado em cristas com os métodos baseado em minúcias proposto por Jain et al. e do <i>software</i> NBIS	112
Figura 63: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh – Produto) na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. e do <i>software</i> NBIS	113
Figura 64: a) Imagem de consulta; b) Minúcias extraídas da imagem de consulta; c) Imagem de <i>template</i> com melhor casamento (casamento impostor); d) Minúcias extraídas da imagem de <i>template</i>	117
Figura 65: a) Imagem ruidosa; b) Minúcias extraídas da imagem, os círculos são minúcias verdadeiras enquanto que os quadrados são as minúcias espúrias	118
Figura 66: a) Imagem de Consulta; b) Imagem de <i>Template</i> e c) Casamento impostor com alta pontuação no método baseado em cristas.	119
Figura 67: a) Imagem de Consulta; b) Imagem de <i>Template</i> e c) Casamento genuíno de imagens com pequena área de sobreposição obtido pelo método baseado em cristas. ...	119
Figura 68: Casamentos impostores que obtiveram uma pontuação maior que o limiar de EER (<i>a</i> com <i>b</i> e <i>c</i> com <i>d</i>).	121

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Características e Propriedades Biométricas.....	12
Tabela 2: Exemplo de lista de classificação.	52
Tabela 3: Exemplo de lista de classificação após a fusão pela técnica de classificação mais alta.....	53
Tabela 4: Exemplo de lista de classificação obtida após a fusão pela técnica contador do Borda.....	53
Tabela 5: Exemplo de lista de classificação após a fusão pela regressão logística com pesos de 46% para o método 1 e 54% para o método 2.	54
Tabela 6: Exemplo de probabilidades posteriores a serem calculadas para a técnica de fusão decisão bayesiana.....	56
Tabela 7: Exemplo de listas de classificação obtidas pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al.....	85
Tabela 8: Exemplo de listas de classificação obtidas pelo método baseado em cristas.	87
Tabela 9: Melhoria obtida pela técnica de fusão classificação mais alta na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	97
Tabela 10: Melhoria obtida pela técnica de fusão contador do borda na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	99
Tabela 11: Melhoria obtida pela técnica de fusão regressão logística na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	100
Tabela 12: Melhoria obtida pela técnica de fusão decisão bayesiana na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	102
Tabela 13: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.....	102

Tabela 14: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	104
Tabela 15: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS.	105
Tabela 16: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	107
Tabela 17: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	108
Tabela 18: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. com o método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS.	109
Tabela 19: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. e do <i>software</i> NBIS	111
Tabela 20: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. e do <i>software</i> NBIS	112
Tabela 21: Resumo dos resultados obtidos nas fusões realizadas	114
Tabela 22: Tempo de processamento para os métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados gerarem uma pontuação de casamento.	115

LISTA DE ABREVIATURAS

DB1A-FVC2002 – Database 1A of Fingerprint Verification Competition 2002

DETRAN - Departamento Estadual de Trânsito

EER – Equal Error Rate

FAR – False Acceptance Rate

FBI - Federal Bureau of Investigation

FRR – False Rejection Rate

FVC - Fingerprint Verification Competition

IAFIS – Integrated Automatic Fingerprint Identification System

IBG - International Biometric Group

NBIS - NIST Biometric Image Software

NIST - National Institute of Standards and Technology

TSE - Tribunal Superior Eleitoral

SUMÁRIO

SUMÁRIO	XIV
RESUMO.....	XVIII
ABSTRACT	XIX
1. INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJETIVOS DO TRABALHO.....	2
1.2 JUSTIFICATIVAS.....	3
1.1 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	6
2. BIOMETRIA	8
2.1 INTRODUÇÃO À BIOMETRIA.....	8
2.2 SISTEMAS BIOMÉTRICOS	8
2.2.1 Características.....	9
2.2.2 Limitações e Propriedades	10
2.2.3 Avaliação de Desempenho.....	12
2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS	17
3. IMPRESSÕES DIGITAIS	18
3.1 CARACTERÍSTICAS ANATÔMICAS DAS IMPRESSÕES DIGITAIS	18
3.2 HISTÓRIA DO USO DE IMPRESSÕES DIGITAIS.....	21
3.3 DESAFIOS DO RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS.....	23
3.4 MÉTODOS PARA RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS	25
3.4.1 Métodos para Reconhecimento de Impressões Digitais Baseados em Minúcias	27
3.4.2 Métodos para Reconhecimento de Impressões Digitais Baseado em Cristas.....	41
3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	46

4.	MULTIBIOMETRIA	47
4.1	INTRODUÇÃO	47
4.2	SISTEMAS MULTIBIOMÉTRICOS	48
4.2.1	<i>Cenários de Fusão.....</i>	49
4.2.2	<i>Níveis de Fusão.....</i>	49
4.2.3	<i>Desafios</i>	61
4.3	APLICAÇÕES E PESQUISAS SOBRE MULTIBIOMETRIA.....	62
4.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	64
5.	MATERIAL E MÉTODOS.....	66
5.1	MATERIAL	66
5.2	METODOLOGIA.....	70
5.2.1	<i>Estratégia de Fusão.....</i>	70
5.2.2	<i>Implementação das Técnicas de Fusão</i>	73
5.2.3	<i>Protocolo dos Testes.....</i>	74
5.2.4	<i>Medidas de Desempenho</i>	75
5.2.5	<i>Abordagens Utilizadas durante a Implementação das Técnicas de Fusão.....</i>	77
5.2.6	<i>Passos do Processo de Fusão.....</i>	80
5.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS	82
6.	RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....	84
6.1	MÉTODO BASEADO EM MINÚCIAS PROPOSTO POR JAIN.....	84
6.2	MÉTODO BASEADO EM CRISTAS PROPOSTO POR MARANA E JAIN.....	86
6.3	MÉTODO BASEADO EM MINÚCIAS DO SOFTWARE NBIS.....	88
6.4	RESULTADOS DA FUSÃO	89
6.4.1	<i>Resultados da Medida de Dependência entre os Métodos de Reconhecimento de Impressões Digitais</i>	90

6.4.2	<i>Parâmetros Estabelecidos pelas Técnicas de Normalização</i>	91
6.4.3	<i>Pesos Estabelecidos para as Técnicas de Fusão.....</i>	93
6.4.4	<i>Resultados da Fusão do Método Baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias proposto por Jain.....</i>	96
6.4.5	<i>Resultados da Fusão do Método Baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias do software NBIS.....</i>	105
6.4.6	<i>Fusão dos Métodos Baseados em Minúcias</i>	107
6.4.7	<i>Fusão do Método Baseado em Cristas com os Métodos Baseados em Minúcias</i>	110
6.5	RESUMO DOS RESULTADOS OBTIDOS	113
6.6	TEMPO DE PROCESSAMENTO.....	114
6.7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	115
7.	DISCUSSÃO.....	116
7.1	MÉTODO BASEADO EM MINÚCIAS PROPOSTO POR JAIN.....	116
7.2	MÉTODO BASEADO EM CRISTAS PROPOSTO POR MARANA E JAIN.....	118
7.3	MÉTODO BASEADO EM MINÚCIAS DO SOFTWARE NBIS.....	120
7.4	FUSÃO	122
7.4.1	<i>Fusão do Método Baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias Proposto por Jain.....</i>	122
7.4.2	<i>Fusão do Método baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias do software NBIS.....</i>	124
7.4.3	<i>Fusão dos Métodos Baseados em Minúcias</i>	124
7.4.4	<i>Fusão do Método Baseado em Cristas com os Métodos Baseados em Minúcias</i>	125
7.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	126
8.	CONCLUSÕES	127
9.	TRABALHOS FUTUROS	130

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	131
APÊNDICE A - TRABALHOS CORRELATOS DESENVOLVIDOS E PUBLICADOS	137

RESUMO

Biometria refere-se ao uso de características físicas (impressões digitais, íris, retina) ou comportamentais (assinatura, voz) para a identificação humana. As impressões digitais são formadas por cristas e minúcias. As cristas são linhas distribuídas paralelamente com uma orientação e um espaçamento característico e as minúcias representam os vários modos pelos quais uma crista pode se tornar descontínua. Graças a sua universalidade, unicidade e permanência, as impressões digitais tornaram-se as características biométricas mais amplamente utilizadas. Entretanto, considerar o reconhecimento automático de impressões digitais um problema totalmente resolvido é um erro muito comum. Nenhum sistema de reconhecimento de impressões digitais proposto até hoje é infalível, nenhum garante taxas de erro nulas. Imagens de baixa qualidade e com pequena área de sobreposição entre a imagem *template* e a imagem de consulta ainda representam um desafio para os métodos de reconhecimento de impressões digitais mais utilizados, os métodos baseados no casamento de pontos de minúcias. Uma das maneiras de superar as limitações e melhorar a acurácia de um sistema biométrico é o uso da multibiometria, isto é, a combinação de diferentes tipos de informação em um sistema de reconhecimento biométrico. Neste contexto, esta dissertação de mestrado objetiva aprimorar a acurácia dos sistemas de reconhecimento de impressões digitais por meio da fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas. Para tanto, foram implementadas técnicas de fusão no nível de pontuação, classificação e decisão. No nível de pontuação, a fusão propiciou uma redução na taxa de erro igual (EER) de 42,53% em relação ao método mais preciso. Para o nível de classificação, a fusão significou um aumento de 75% na taxa de recuperação correta. E na fusão no nível de decisão a taxa de identificação passou de 99,25% para 99,75%. Os resultados obtidos mostram que a fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias pode representar uma melhoria significativa na acurácia dos sistemas de reconhecimento de impressões digitais.

Palavras chaves: Biometria, Impressões Digitais, Cristas, Minúcias, Multibiometria, Fusão, Classificação, Pontuação, Decisão.

ABSTRACT

Biometrics refers to the use of physical (fingerprints, iris, retina) or behavioral (signature, voice) characteristics to determine the identity of a person. Fingerprints are formed by ridges and minutiae. The ridges are lines distributed in parallel with an orientation and a characteristic spacing and the minutiae represent the several ways a ridge can become discontinued. As to its universality, uniqueness and permanence, the fingerprints became the most widely used biometric characteristic. However, it is a common mistake to consider the automatic fingerprint recognition as a totally solved problem. No fingerprint recognition system proposed until now is infallible, none of them guarantee null error rates. Poor quality images and when just a small area of overlap between the template and the query images exists are still a complex challenge to the most used fingerprint recognition methods, the methods based on minutiae points matching. One of the possibilities to overcome the limitations and improve the accuracy of a biometric system is the use of multibiometrics, the combination of different kinds of information in a biometric system. In this context, this master thesis aims to improve the accuracy of fingerprint recognition systems through the fusion of minutiae based and ridge based methods. To achieve this, fusion techniques on score, rank and decision levels were implemented. For the score level, the fusion lead to a reduction of the Equal Error Rate to 42.53% compared to the most precise method. For the rank level, the fusion meant an increase of 75% in the Correct Retrieval Rate. And, in the decision level fusion the Recognition Rate changed from 99.25% to 99.75%. The results have demonstrated that the fusion of minutiae based and ridge based methods can represent a significant accuracy improvement for the fingerprint recognition systems.

Keywords: Biometrics, Fingerprints, Ridges, Minutiae, Multibiometrics, Fusion, Rank, Score, Decision.

1. Introdução

O termo Biometria refere-se à utilização de características físicas (impressões digitais, íris, retina, entre outras) ou comportamentais (assinatura, voz, entre outras) para estabelecer a identidade de uma pessoa [21].

Atualmente, inúmeros métodos de reconhecimento biométrico vêm sendo largamente explorados principalmente pelo fato de que os identificadores biométricos não podem ser perdidos, esquecidos, compartilhados ou roubados, como ocorre facilmente com as senhas ou cartões de acesso.

Para que, no entanto, uma característica humana seja utilizada como um identificador biométrico, ela deve satisfazer alguns requisitos como universalidade, unicidade, permanência, aceitabilidade, entre outros. Isso faz com que nenhum identificador biométrico seja considerado ótimo. Entretanto, a impressão digital continua sendo o identificador biométrico mais comumente utilizado. De acordo com Maltoni et al. [33], isso se deve ao fato de praticamente todo ser humano possuir impressão digital, desta ser distinta até mesmo entre 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. As partes altas e baixas dos sulcos são denominadas cristas e vales, respectivamente. Seguindo o fluxo das cristas nota-se a formação de pontos característicos chamados pontos de minúcias [26]. Os métodos baseados no casamento de pontos de minúcias são considerados os mais populares e amplamente utilizados em sistemas automáticos para reconhecimento de impressões digitais. Todavia, há um engano comum em considerar que o reconhecimento automático de impressões digitais é um problema totalmente resolvido. A extração dos pontos de minúcias ainda é um problema complexo em imagens de baixa qualidade, enquanto que a extração de

outras informações como as cristas e suas características apresenta-se de forma mais confiável [33]. Além disso, outro grande desafio é o casamento dos pontos de minúcias quando existe apenas uma pequena área de sobreposição entre a imagem de *template* e a imagem de consulta.

Estes cenários, no entanto, estão se tornando cada vez mais comuns à medida que a utilização de sensores de impressão digital em celulares, notebooks e demais dispositivos móveis está se popularizando [22].

Para exemplificar tal situação, uma análise da taxa FAR (False Acceptance Rate - Taxa de Falsa Aceitação) produzida por diferentes algoritmos de impressões digitais que participaram da competição *Fingerprint Verification Competition* no ano 2000 (FVC2000) mostrou que vinte por cento do banco de dados, referente às imagens de baixa qualidade, eram responsáveis por oitenta por cento dos erros [33] [12].

Atualmente, a multibiometria, fusão de diferentes tipos de informação em um sistema biométrico, é considerada uma das chaves para melhorar a acurácia dos sistemas biométricos. De acordo com Ross, Nandakumar e Jain [47], é extremamente difícil aumentar significativamente a acurácia dos sistemas utilizando apenas um identificador biométrico, uma única forma de representação e um único algoritmo de casamento.

Neste contexto, o presente trabalho vem contribuir para a comunidade científica, ao apresentar um estudo sobre a multibiometria, uma das principais tendências na área de reconhecimento biométrico, e para a sociedade, ao buscar formas de melhorar a acurácia de sistemas baseados na impressão digital, identificador biométrico que por certo estará cada vez mais presente no cotidiano das pessoas.

1.1 Objetivos do Trabalho

O objetivo geral deste trabalho é aprimorar a acurácia dos sistemas atuais de reconhecimento de impressões digitais por meio da fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, possibilitando, dessa forma, uma adoção mais segura e confiável dessa tecnologia.

Os objetivos específicos que fazem parte deste trabalho são:

- Analisar o desempenho de métodos de reconhecimento de impressões digitais baseado em minúcias considerando seus pontos fortes e seus pontos fracos ou limitações.
- Analisar o desempenho de métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em cristas considerando seus pontos fortes e seus pontos fracos ou limitações.
- Implementar a fusão dos métodos baseados em minúcias e em cristas para reconhecimento de impressões digitais em diferentes níveis de fusão e utilizando diferentes técnicas dentro de cada nível.
- Avaliar a acurácia das diferentes abordagens de fusão dos métodos baseados em minúcias e em cristas implementadas.
- Mostrar que a fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas para reconhecimento de impressões digitais pode apresentar um aumento na acurácia.

1.2 Justificativas

Estudos realizados pelo *International Biometric Group* (IBG), empresa de consultoria do setor dos Estados Unidos, apontam que as vendas globais dos equipamentos de biometria vão saltar de US\$ 2,1 bilhões em 2006 para US\$ 5,7 bilhões em 2010. O reconhecimento de impressões digitais, o mais difundido e barato dos sistemas biométricos, deve responder por 44% do mercado global do setor, enquanto o reconhecimento da face aparece em segundo lugar, com 19% [48].

Tais estudos apenas confirmam que o uso de sistemas biométricos deixou de fazer parte somente dos filmes de ficção científica e passou a estar presente na vida real, sendo utilizados até mesmo em aplicações cruciais da sociedade.

Um exemplo disso é o sistema de eleição brasileiro. As pequenas cidades de Fátima do Sul (MS), Colorado do Oeste (RO) e São João Batista (SC) têm pouco menos de 15 mil eleitores cada uma, ficam próximas à capital de seus estados e estavam prestes a passar por um processo de revisão do eleitorado. Por isso, foram escolhidas pelo Tribunal Superior Eleitoral (TSE) para o projeto-piloto que irá usar urnas com sensores de leitura das digitais do eleitor, cuja foto estará reproduzida na folha de votação para conferência do mesário. Após os testes e aperfeiçoamento do sistema, o projeto abrangerá todos os estados ao longo de dez anos [11].

Outro exemplo é o fato do Departamento Estadual de Trânsito (DETRAN) de São Paulo já utilizar a identificação biométrica por impressão digital desde 2005 para controle de frequência nas aulas teóricas de direção. A medida foi implantada após denúncias de que auto-escolas vendiam carteiras de motorista e dispensavam os candidatos das aulas [4].

Além disso, o uso massivo da biometria no Brasil exercendo funções cruciais na sociedade pode ser visto no novo passaporte. Com 16 itens de segurança a mais do que a versão atualmente usada, o documento vai trazer duas informações biométricas do portador: a foto digital do rosto (inserida no código de barras) e as impressões digitais [13].

Até mesmo na câmara dos deputados federais, as senhas foram substituídas por impressões digitais para evitar que um deputado vote por outro em seções plenárias [13].

O uso da biometria também já pode ser visto em várias situações do nosso cotidiano. O anúncio do banco Bradesco, que resolveu adotar autenticação biométrica para acesso de alguns caixas eletrônicos, pode ser encarada como um fato-chave para maior participação da tecnologia dentro do mercado. O controle biométrico de frequência já é adotado na Universidade de Alfenas, em Minas Gerais, e em algumas empresas, como substituição ao cartão de ponto. O grupo de planos de saúde Unimed Paulistana anunciou em março de 2008 a implantação de sistemas biométricos por impressão digital em 98 hospitais e 263 laboratórios dentro da cidade de São Paulo [10]. Além disso, a pesquisa “As 100 Empresas Mais Ligadas do Brasil”, da revista INFO, mostra que as corporações estão mesmo aderindo à biometria. Em 2003, 21% delas usavam essa tecnologia. Em 2006, o percentual saltou para 34% [44].

Pode-se perceber, portanto, que a utilização da biometria em breve não se restringirá aos clientes de um determinado banco, de um plano de saúde, universidade, locadora ou academia, mas fará parte do cotidiano de todas as pessoas, seja no momento de se obter um passaporte, uma carteira de motorista e até mesmo de votar. A primeira pergunta a ser respondida, portanto, deve ser: O uso da Biometria em larga escala é suficientemente seguro?

Para responder a essa pergunta, é necessário entender a real extensão dos problemas que podem ser causados por uma margem de erro aparentemente insignificante em um sistema biométrico. Por exemplo, uma taxa de erro de 1% em um banco de dados de 47 milhões de impressões digitais, como o instalado pelo *Federal Bureau of Investigation* (FBI) aproximadamente no ano 2000, significaria 470 mil impressões que poderiam ser falsamente reconhecidas.

No entanto, margens de erro até mesmo acima de 1% não são raras, mesmo em sistemas biométricos considerados eficientes. Um exemplo disso é o *software NIST Biometric Image Software* (NBIS) [41] desenvolvido pelo *National Institute of Standards and Technology* (NIST) para o FBI e para o Departamento de Segurança Nacional dos Estados Unidos (DHS). Ele é um método de reconhecimento de impressões digitais baseado em pontos de minúcias que na base de dados DB1A-FVC2002 [12] apresentou Taxa de Erro Igual (EER) a 3,08%.

Esses erros são geralmente ocasionados por algumas dificuldades inerentes à característica biométrica utilizada. No caso das impressões digitais, por exemplo, de acordo com Maltoni et al. [33], a extração dos pontos de minúcias ainda é um problema complexo em imagens de baixa qualidade enquanto que a extração de outras informações, como as cristas e suas características, apresenta-se de forma mais confiável. Além disso, segundo Jain et al. [24], em aproximadamente 3% da população, as imagens das impressões digitais são de baixa qualidade devido à presença de cortes ou simplesmente pelas condições da pele (dedos secos ou oleosos demais).

Desse modo, para que sistemas biométricos sejam utilizados em larga escala, é preciso que a acurácia desses sistemas seja melhorada para garantir uma adoção mais segura e

confiável possível [18]. A pergunta a ser respondida então passa a ser: Como então essa melhoria na acurácia pode ser alcançada?

O uso de sistemas multibiométricos pode ser a resposta para essa questão. A Multibiometria é considerada uma das chaves para melhorar a acurácia dos sistemas biométricos por ser capaz de explorar os diferentes pontos fortes e contornar as diferentes limitações dos métodos biométricos [47].

Neste contexto, a principal justificativa para o presente trabalho é a necessidade de aprimorar a acurácia de reconhecimento de impressões digitais. A fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, proposto neste trabalho, vem ao encontro dessa necessidade, contribuindo ao mesmo tempo para a área acadêmica, ao apresentar um estudo sobre a multibiometria, uma das maiores tendências da área de reconhecimento biométrico e para a sociedade, ao buscar formas de melhorar a acurácia de sistemas baseados no identificador biométrico que estará cada vez mais presente em seu cotidiano: a impressão digital.

1.1 Estrutura da Dissertação

Ao apresentar a organização da dissertação, pretende-se orientar o leitor nos capítulos que se seguem. Esta dissertação desenvolve-se ao longo de nove capítulos. No presente capítulo são apresentadas a introdução, os objetivos e as justificativas do presente trabalho.

No segundo capítulo, é apresentada uma revisão da literatura sobre Biometria, com objetivo de fornecer uma visão geral dos principais conceitos envolvidos nessa área de conhecimento, iniciando com uma introdução e seguindo com as características, propriedades, limitações e medidas de desempenho de sistemas biométricos.

No Capítulo 3, as características anatômicas das impressões digitais são apresentadas seguidas de um resumo histórico do uso das impressões digitais no reconhecimento humano. Depois, as principais abordagens utilizadas nos métodos de reconhecimento de impressões digitais e seus desafios são abordados. Por fim, são explicados em detalhes os métodos baseados em cristas e em minúcias, objetos de estudo do presente trabalho.

No Capítulo 4, inicialmente é apresentada uma introdução sobre multibiometria, abordando seu conceito e as principais vantagens de seu uso. Em seguida, os cenários e níveis de fusão dos sistemas multibiométricos são elucidados, sendo explicadas em mais detalhes as técnicas de fusão que foram utilizadas no presente trabalho. Depois, os desafios dos sistemas multibiométricos são apresentados. Por fim, foi abordada uma breve revisão da literatura sobre o uso da multibiometria, tendo como foco, pesquisas que utilizam o mesmo cenário do presente trabalho e aplicadas no reconhecimento de impressões digitais.

O Capítulo 5 apresenta a descrição detalhada do material e dos métodos utilizados no presente trabalho e de que forma foram realizados os experimentos que mostram os seus resultados.

No Capítulo 6 são apresentados os resultados dos métodos utilizados bem como da fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias para reconhecimento de impressões digitais.

O Capítulo 7 apresenta uma discussão sobre os resultados obtidos e as observações realizadas durante todo o processo de pesquisa.

O Capítulo 8 apresenta as conclusões da autora para o presente trabalho.

Por fim, no Capítulo 9 estão descritos os trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos a partir dos resultados obtidos no presente trabalho.

2. Biometria

Esse capítulo apresenta uma visão geral dos principais conceitos envolvendo Biometria, iniciando com uma introdução e abordando as características, propriedades, limitações e medidas de desempenho dos sistemas biométricos.

2.1 Introdução à Biometria

Biometria refere-se à utilização de características físicas (impressões digitais, íris, retina, entre outras) ou comportamentais (assinatura, voz, entre outras) para estabelecer a identidade de uma pessoa [7].

Na sociedade moderna, uma grande variedade de situações que vão desde o acesso a locais de trabalho e a sistemas de informações até a prevenção de atos terroristas, faz com que a identificação de pessoas de uma forma cada vez mais robusta seja uma necessidade.

Os sistemas automáticos de reconhecimento biométrico vêm ao encontro desta necessidade, principalmente pelo fato de que os identificadores biométricos não podem ser perdidos, esquecidos, compartilhados ou roubados, como ocorre facilmente com os métodos tradicionais de reconhecimento baseados em posse (cartões) e em conhecimento (senhas).

2.2 Sistemas Biométricos

Os sistemas biométricos são processos automatizados de identificação baseados nas características biométricas (físicas ou comportamentais) dos seres humanos. Existem

características, propriedades e medidas de desempenho que são comuns a todos os sistemas biométricos e que são apresentadas nas seções a seguir.

2.2.1 Características

Um sistema automático de reconhecimento biométrico é composto de duas fases principais: registro e reconhecimento [21]. Na fase de registro, o sistema captura e converte a característica biométrica de um indivíduo para o formato digital a fim de armazená-la no banco de dados. A representação de uma característica biométrica adquirida durante a etapa de registro é denominada *template*, por isso, comumente o banco de dados gerado na fase de registro é referido como banco de dados de *templates*. Já na fase de reconhecimento, o sistema novamente captura e converte a característica biométrica apresentada naquele instante para o formato digital, para depois compará-la com os *templates* previamente armazenados. A representação (em formato digital) de uma característica biométrica adquirida na fase de reconhecimento é denominada imagem de entrada (*input*) ou de consulta (*query*) [21].

A fase de reconhecimento de um sistema biométrico pode consistir em: (i) verificação/autenticação (confirmação ou negação de uma identidade declarada pelo usuário); ou (ii) identificação (estabelecimento da identidade da pessoa a partir de um conjunto de pessoas conhecidas). Após a entrada do dado biométrico, as características físicas ou comportamentais da pessoa são comparadas com os registros do banco de dados, até que seja encontrado o *template* mais semelhante, ou até esgotarem todos os registros do banco de dados, sendo, a pessoa, neste caso, declarada não identificada. A Figura 1 apresenta as duas fases de um sistema biométrico e seus principais componentes.

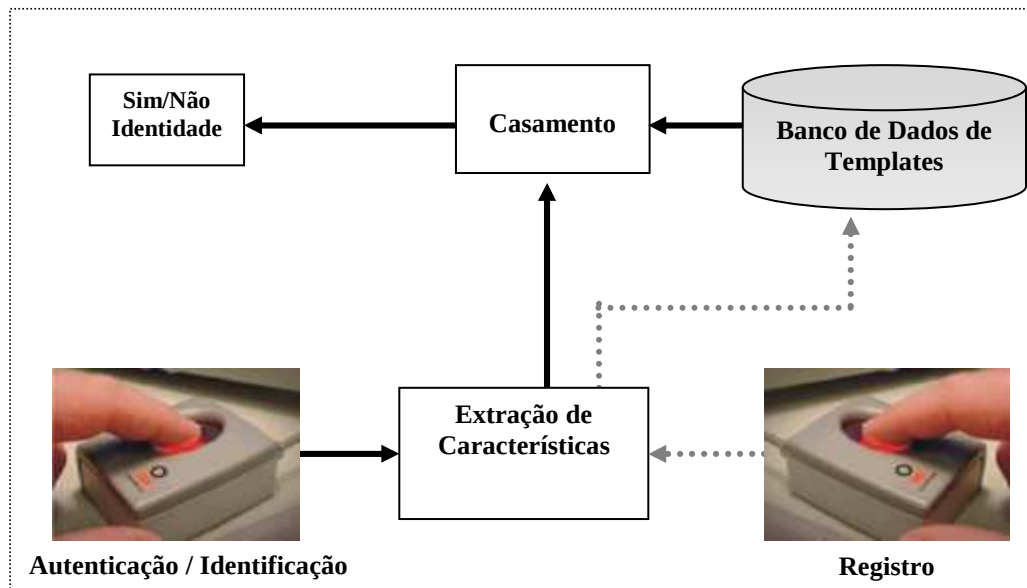


Figura 1: Diagrama dos componentes de um sistema biométrico[21].

2.2.2 Limitações e Propriedades

De acordo com Ross, Nandakumar e Jain [47], as incontestáveis vantagens dos sistemas biométricos, como a melhoria na segurança, o aumento da conveniência para os usuários que não precisam se lembrar de inúmeras senhas e, principalmente, a impossibilidade de perder e transferir uma característica biométrica faz com que muitos tenham a falsa idéia de que um sistema biométrico é totalmente seguro e à prova de falhas. No entanto, isso não é uma verdade. Um sistema biométrico tem várias limitações, dentre as quais são consideradas principais:

- Variabilidade intraclasse: a variabilidade intraclasse ocorre quando duas imagens de um mesmo indivíduo apresentam diferenças consideráveis. Os fatores que provocam a variabilidade intraclasse geralmente são causados pelo indivíduo durante a sua interação com o sensor, como diferenças na posição, rotação, distorção da característica biométrica, ou devido a alterações na característica biométrica, como mudanças na geometria da mão, envelhecimento da face, entre outras alterações. Tal limitação contribui para que indivíduos genuínos sejam incorretamente rejeitados.

- Similaridade interclasse: a similaridade interclasse está ligada à unicidade da característica biométrica em uso como, por exemplo, no caso da face, à ocorrência de gêmeos na população. Em um banco de dados grande, a alta similaridade interclasse irá aumentar o número de indivíduos impostores aceitos.

Além dessas limitações, certas propriedades podem ser observadas em todos os sistemas biométricos. São elas: a) Universalidade, toda pessoa deve ter a característica; b) Unicidade, a característica deve ser única para cada pessoa; c) Permanência, a característica não deve mudar com o passar do tempo; d) Coletabilidade, a característica deve poder ser medida quantitativamente; e) Desempenho, a característica deve propiciar uma identificação precisa e em tempo hábil; f) Aceitabilidade, sistemas biométricos que utilizam a característica devem ser aceitos facilmente pelas pessoas e g) Circunvenção, a característica biométrica deve dificultar ao máximo a possibilidade de fraudes.

Na Tabela 1 é possível observar a avaliação das características biométricas em relação a essas propriedades [21].

Ao projetar um sistema biométrico é necessário identificar quais propriedades são importantes para a aplicação em questão. A face, por exemplo, tem uma alta universalidade, porém uma baixa unicidade e uma baixa circunvenção. Já a íris tem uma alta unicidade e uma alta circunvenção, porém uma aceitabilidade menor. A impressão digital, por sua vez, tem uma alta unicidade, porém sua aceitabilidade e circunvenção são medianas. É preciso, portanto, encontrar o melhor casamento entre uma característica biométrica e a aplicação em questão, pois nenhuma característica biométrica pode ser considerada ótima [21].

Tabela 1: Características e Propriedades Biométricas

Biometria	Universa- lidade	Unicida- de	Perma- nência	Coleta- bilidade	Perfor- mance	Aceita- bilidade	Circun- venção
Face	A	B	M	A	B	A	B
Impressão Digital	M	A	A	M	A	M	M
Geometria das Mãos	M	M	M	A	M	M	M
Íris	A	A	A	M	A	B	A
Retina	A	A	M	B	A	B	A
Assinatura	B	B	B	A	B	A	B
Voz	M	B	B	M	B	A	B
DNA	A	A	A	B	A	B	A

A = Alta, M = Média e B = Baixa

2.2.3 Avaliação de Desempenho

Um fabricante de sensores de impressões digitais anunciou em seu *site* que seu sensor atingia 0% de taxa de aceitação de impostores e 0% de taxa de rejeição de genuínos. Porém, o que, num primeiro momento, parecia ser algo extraordinário, se revelou algo não tão impressionante quando as condições do teste foram analisadas. O teste se baseou no reconhecimento de um indivíduo imediatamente após o seu registro, ou seja, praticamente nenhum espaço de tempo se deu entre o registro e o reconhecimento [1]. Além disso, as taxas de aceitação de impostores e rejeição de genuínos se analisadas separadamente nada podem dizer sobre a acurácia de um sistema.

Tal fato vem a evidenciar que com a popularização dos sistemas biométricos torna-se cada vez mais importante compreender alguns conceitos principais sobre as medidas de desempenho dos sistemas biométricos.

Neste contexto, é importante entender inicialmente a diferença entre a avaliação de desempenho dos métodos tradicionais em relação aos métodos biométricos. Enquanto os métodos tradicionais envolvem sempre uma comparação de igualdade (ou a senha está correta ou não está), com os sistemas biométricos isso não ocorre. O módulo de casamento de um sistema biométrico consiste no cálculo de uma pontuação que representa o grau de similaridade entre a imagem *template* e a imagem de consulta. Devido a essa característica, a avaliação do desempenho de um sistema biométrico envolve taxas de erro e medidas específicas de desempenho.

2.2.3.1 Taxas de Erro

A decisão de um sistema biométrico por classificar um indivíduo como genuíno ou impostor é regulada por um limiar (threshold). Dessa forma, se a pontuação de casamento for maior ou igual a esse limiar, o indivíduo é considerado genuíno e, conseqüentemente, se for menor que o limiar, o mesmo é considerado impostor.

Isso faz com que a avaliação do desempenho de um sistema biométrico envolva duas medidas principais: i) taxa de falsa aceitação (*False Acceptance Rate* - FAR): refere-se à probabilidade de duas imagens de indivíduos diferentes serem consideradas semelhantes, ou seja, a probabilidade de se aceitar um indivíduo impostor; ii) taxa de falsa rejeição (*False Rejection Rate* - FRR): probabilidade de duas imagens do mesmo indivíduo serem consideradas diferentes, ou seja, a probabilidade de se rejeitar um indivíduo genuíno. A primeira taxa, FAR, é obtida comparando cada *template* de um indivíduo com todos os outros dos demais indivíduos. Já a segunda taxa, FRR, é obtida comparando cada *template* de um indivíduo com todos os outros do mesmo indivíduo.

Essas taxas podem ser expressas a partir das distribuições das pontuações obtidas por casamentos genuínos e das pontuações obtidas por casamentos impostores. A Figura 2 mostra um exemplo dessas distribuições.

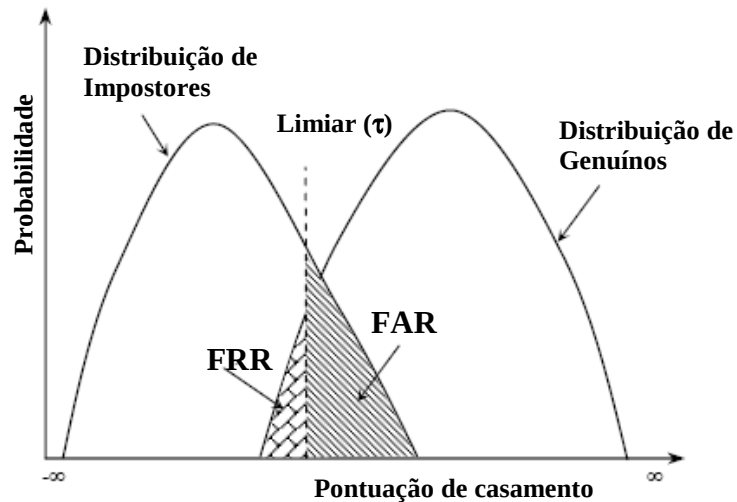


Figura 2: Distribuições das pontuações de casamentos genuínos e impostores [21].

Baseando-se no gráfico das distribuições, o sistema biométrico pode mover o valor do limiar para reduzir a taxa de falsa aceitação (FAR), tornando o sistema mais seguro contra impostores, porém aumentando a taxa de falsa rejeição (FRR), tornando o sistema mais inflexível às variações intraclasse. Por outro lado, movendo o limiar para o lado oposto, o sistema torna-se menos seguro contra impostores, mas permite maior variabilidade entre os *templates* do mesmo indivíduo (incomodando menos os indivíduos genuínos).

No entanto, uma medida única pode ser adotada para caracterizar o nível de segurança de um sistema biométrico. Trata-se da Taxa de Erro Igual (*Equal Error Rate* - EER) que denota a taxa de erro a um dado limiar (τ) em que a taxa de falsa aceitação e a taxa de falsa rejeição assumem o mesmo valor: $FAR(\tau) = FRR(\tau)$ [40]. A Figura 3 apresenta um exemplo das curvas $FAR(\tau)$ e $FRR(\tau)$, onde o ponto correspondente ao valor de EER é destacado.

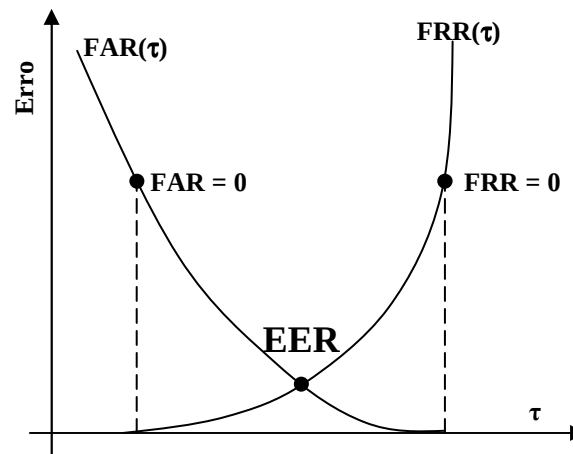


Figura 3: Equal Error Rate [33].

É importante ressaltar, entretanto, que os requisitos de desempenho de um sistema biométrico variam de acordo com a aplicação. Em aplicações forenses, aplicações que respondem questões de interesse legal, como investigação criminal, a taxa FRR é a maior preocupação, pois não se deseja descartar um possível indivíduo genuíno, mesmo que seja necessário manualmente examinar um número grande de potenciais casamentos. Num outro extremo, uma taxa FAR muito baixa deve ser o fator mais importante para aplicações de alta segurança, nas quais o objetivo é não deixar impostores entrarem mesmo que se tenha que incomodar muitos indivíduos genuínos. Entre esses dois tipos de aplicações, estão as aplicações civis ou comerciais, nas quais se deve ter um equilíbrio entre a taxa FAR e a taxa FRR. Conseqüentemente, tais sistemas costumam ter seu limiar ajustado próximo ao valor de EER [33].

2.2.3.2 Medidas de Desempenho

Uma das medidas de desempenho de um sistema biométrico é a Taxa de Recuperação Correta. Essa taxa indica a probabilidade de se obter uma recuperação correta ao realizar a comparação de uma imagem de consulta com todos os *templates* de um banco de dados (considerando as imagens do mesmo indivíduo bem como de indivíduos diferentes).

Com isso, uma lista de classificação (*rank*) das impressões digitais ordenada de forma decrescente por similaridade é gerada para cada imagem de consulta. E, uma vez obtida essa lista, é possível calcular a posição da primeira resposta correta dentro dela. Dessa forma, se, por exemplo, a primeira imagem da classificação for uma imagem de outro indivíduo e a segunda for uma imagem do mesmo indivíduo, considera-se que foi necessário recuperar duas imagens para se obter um casamento genuíno, ou seja, considera-se essa imagem de consulta em questão como pertencente ao *rank* 2.

Realizando esse experimento para todas as imagens do banco de dados, é possível identificar quantas imagens pertencem ao *rank* 1, quantas ao *rank* 2 e assim sucessivamente até se obter 100% do banco de dados. Para exemplificar tal procedimento, suponha que 95% das imagens pertençam ao *rank* 1, 3% ao *rank* 2, e 2% ao *rank* 3, pode-se dizer que 95% é a taxa de recuperação correta para o *rank* 1 e, conseqüentemente, 100% de recuperação correta só é obtido quando 3 imagens do banco de dados são recuperadas.

Para resumir, no desempenho de um sistema biométrico utilizando a taxa de recuperação correta, é calculada a porcentagem das imagens com *rank* = 1, *rank* ≤ 2, *rank* ≤ 3 até que seja obtida uma taxa de recuperação correta de 100% [5]. Quando isso ocorre, pode-se dizer que esse sistema pertença ao *rank* em que tal taxa foi obtida.

Quando a saída de um sistema biométrico é uma lista de classificação dos mais prováveis indivíduos, essa medida de desempenho pode ser utilizada.

Outra medida de desempenho que pode ser obtida a partir da taxa de recuperação correta é a taxa de identificação ou taxa de reconhecimento. Esta taxa é representada pela porcentagem de imagens pertencentes ao *rank* 1, ou seja, a quantidade de imagens cuja primeira imagem da classificação é uma imagem genuína. Essa taxa é utilizada quando apenas o indivíduo do banco de dados de *template* cuja imagem é a mais similar à imagem de consulta em questão é gerado como saída do sistema.

2.3 Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada inicialmente a definição de biometria, depois foram elucidados os principais conceitos envolvendo os sistemas biométricos. Nesse contexto, foram explicadas as etapas que compõem um sistema biométrico (registro e autenticação/identificação), foram apresentadas as limitações (variabilidade intraclasse e similaridade interclasse) bem como as propriedades (aceitabilidade, unicidade, permanência entre outras) de tais sistemas. Por fim, foram apresentadas as taxas de erros, como a FAR, FRR e a EER e as medidas de desempenho principais (taxa de recuperação correta e taxa de identificação) de um sistema biométrico.

3. Impressões Digitais

Neste capítulo são apresentadas inicialmente as características anatômicas das impressões digitais bem como um resumo histórico do seu uso no reconhecimento de pessoas. Depois, são elucidadas as principais abordagens utilizadas nos métodos de reconhecimento de impressões digitais e seus desafios. Por fim, são descritos os métodos baseados em cristas e em minúcias, objetos de estudo do presente trabalho.

3.1 Características Anatômicas das Impressões Digitais

Impressões digitais são 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 sangüíneos 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 [42]. A Figura 4 apresenta o esquema de um corte lateral da pele, onde é possível identificar as papilas, as cristas (que contém os poros) e os sulcos interpapilares.

As cristas papilares são formadas no feto e acompanham a pessoa pela vida toda, sem apresentar grandes mudanças. Elas têm formação cônica e variam em número, direção, dimensão e forma. Tais características 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 em que a pele deve ser criada no feto em desenvolvimento. A posição exata do feto no útero em um determinado momento e a densidade e a composição do líquido amniótico ao redor dele determinam como as cristas em

cada indivíduo irão se formar. Conseqüentemente, as impressões digitais são uma marca exclusiva de cada indivíduo, mesmo entre gêmeos idênticos [15].

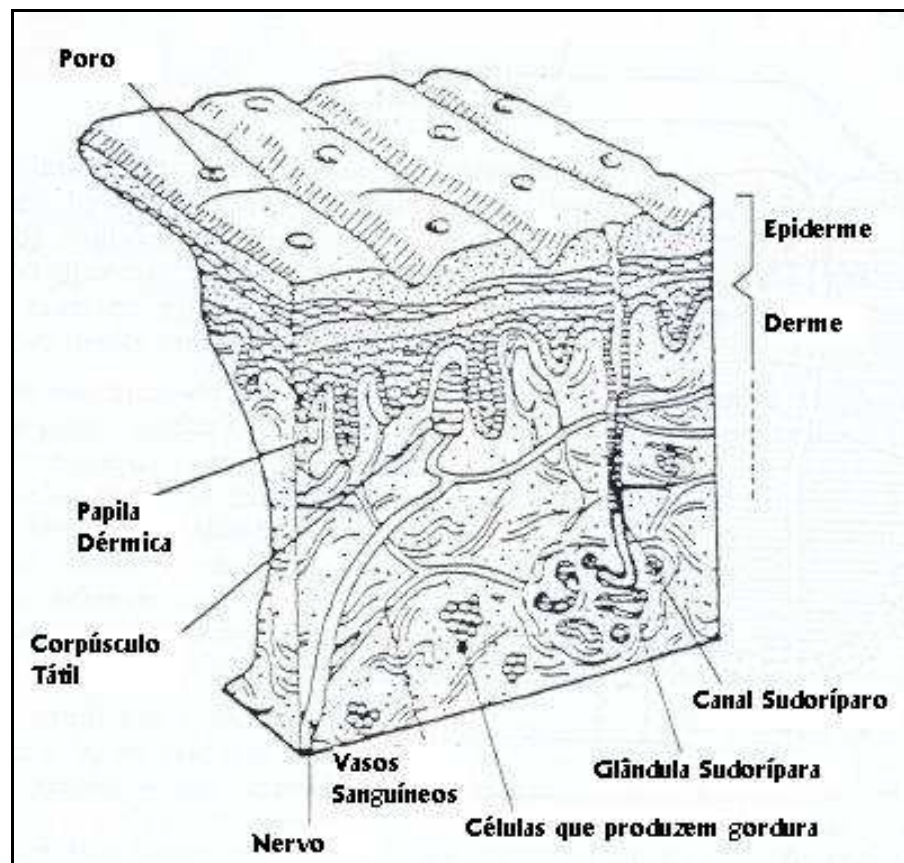


Figura 4: Corte lateral da pele [42].

Além das cristas e dos vales, outras características estruturais evidentes que são encontradas nas impressões digitais são chamadas minúcias. Minúcia, no contexto de impressões digitais, se refere aos vários modos pelos quais uma crista pode se tornar descontínua [33]. Na Figura 5 é possível observar a estrutura de uma impressão digital com suas cristas, vales e minúcias.

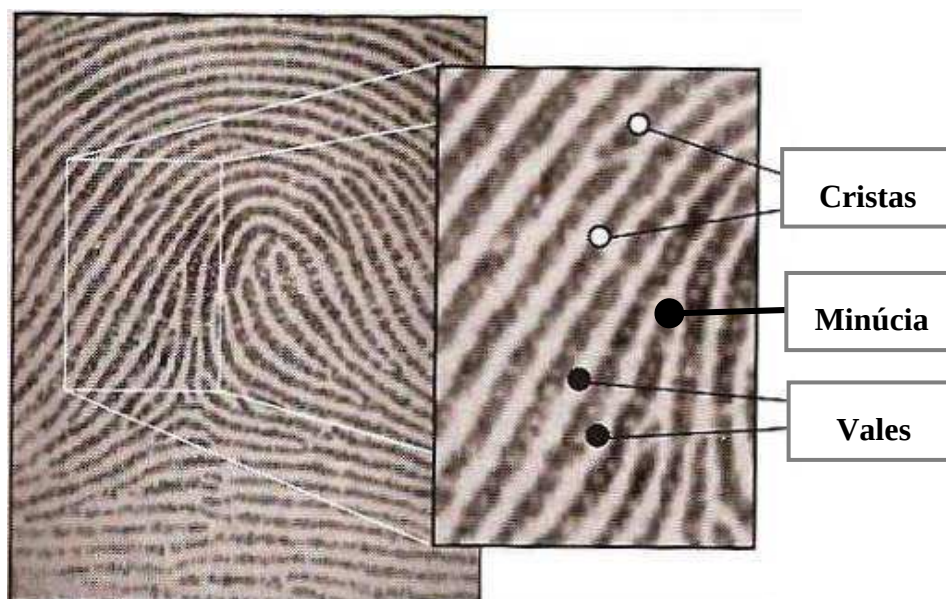


Figura 5: Estrutura de uma impressão digital [33].

Embora existam vários tipos de minúcias, o modelo de minúcias utilizado pelo FBI e pela maioria dos sistemas biométricos considera apenas dois deles, terminações e bifurcações [57]. Cada minúcia é representada pelo seu tipo, pelas suas coordenadas x , y e pela orientação θ da minúcia. Cada sistema biométrico pode representar de forma diferente a orientação dos pontos de minúcias. Para o método do *software* NBIS desenvolvido pelo NIST [41], a orientação de uma minúcia do tipo terminação é determinada pela medida do ângulo entre o eixo horizontal e a reta que inicia no ponto de minúcia em direção ao meio da crista que a originou. E a orientação de uma bifurcação é determinada pela medida do ângulo entre o eixo horizontal e a reta que inicia no ponto de minúcia em direção ao meio do vale entre a bifurcação. Na Figura 6 é possível observar uma minúcia do tipo terminação e uma do tipo bifurcação, bem como suas orientações θ de acordo com o *software* NBIS.

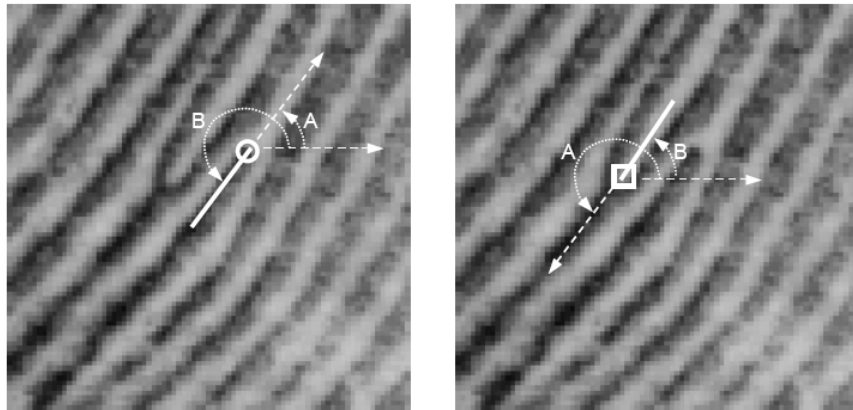


Figura 6: Minúcia do tipo terminação na imagem à esquerda. Minúcia do tipo bifurcação na imagem à direita. “B” é a orientação da minúcia segundo o *software* NBIS e “A” representa como outros métodos podem calcular a orientação da minúcia [41].

3.2 História do Uso de Impressões Digitais

Não existe uma data reconhecida universalmente como sendo o início do uso das impressões digitais para reconhecimento humano. Entretanto, datas significativas documentam o uso de impressões digitais para identificação humana, entre elas [33]:

- **Pré-1684:** impressões digitais foram descobertas em um grande número de registros históricos e arqueológicos. A Figura 7 ilustra alguns registros arqueológicos de impressões digitais;

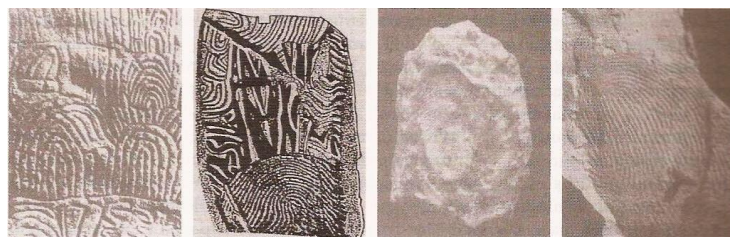


Figura 7: Registros arqueológicos de impressões digitais [33].

- **1684:** segundo Lee e Gaensslen [31], a consciência para o fato da individualidade das impressões digitais para fins científicos só foi despertada no final do século XVII. 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;

- **1788:** 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;
- **1809:** em 1809, Thomas Bewick começou a utilizar sua impressão digital como sua marca registrada, o que foi considerado como um dos mais importantes marcos no estudo científico de reconhecimento de impressões digitais [37];
- **1823:** Jan Evangelista Purkyne, um professor de anatomia da Universidade de Breslau, publicou sua tese discutindo nove padrões de impressões digitais, porém, ele não mencionou o uso de impressões digitais para identificar pessoas;
- **1880:** apenas por volta de 1880, Henry Fauld fez a primeira proposta científica sobre a individualidade de impressões digitais baseada em observações empíricas [31]. Ele forneceu este conceito para a Polícia Metropolitana de Londres, mas o mesmo foi descartado;
- **1892:** no final do século dezenove, Francis Galton conduziu um estudo extensivo sobre impressões digitais e introduziu o uso das minúcias no casamento de impressões digitais em 1888. Em 1892, Galton publicou um detalhado modelo estatístico para análise e identificação de impressões digitais e encorajou o seu uso pela ciência forense em seu livro intitulado “*Finger Prints*”;
- **1892:** Juan Vucetich, um policial argentino estudou os padrões de Galton e fez a primeira identificação criminal baseada em impressões digitais;
- **1897:** o primeiro departamento de impressões digitais foi aberto em Calcutá, Índia, depois da aprovação de um comitê para utilizar impressões digitais para classificação de registros criminais;
- **1899:** Edward Henry estabeleceu o conhecido “Sistema Henry” de classificação de impressões digitais [31] com a ajuda dos indianos do Departamento de Impressões Digitais de Calcutá, Haque e Bose;

- **1901:** o primeiro departamento de impressões digitais foi aberto na Escócia. O Sistema de Classificação de Henry foi aceito na Inglaterra e país de Gales;
- **1902:** Dr. Henry P. DeForrest passou a utilizar impressões digitais no Serviço Civil de Nova York;
- **1924:** no começo do século vinte, o reconhecimento via impressões digitais estava formalmente aceito como um método válido de identificação e se tornou rotina em aplicações forenses. Por exemplo, em 1924, o banco de dados da divisão do FBI continha 810.000 impressões digitais [8][9];
- **1960:** no início dos anos 60, o FBI e o Departamento de Polícia de Paris começaram a investir no desenvolvimento de sistemas automáticos de identificação de impressões digitais (AFIS) [33]. Em 1965, o FBI instalou sistemas automáticos de identificação de impressões digitais, os sistemas AFIS;
- **2000:** o FBI instalou um sistema integrado automático de identificação de impressões digitais (IAFIS) com um banco de 47 milhões de impressões; média de 50.000 pesquisas/dia; tempo de resposta: 2 horas para pesquisa criminal e 24 horas para pesquisa civil [24] devido ao tamanho do banco de dados;
- **Pós-2000:** A partir de 2000, as tecnologias de reconhecimento automático de impressões digitais cresceram rapidamente e avançaram também para aplicações civis. O fato é que os sistemas biométricos baseados em impressões digitais hoje são tão populares que eles quase se tornaram sinônimos de biometria [33].

3.3 Desafios do Reconhecimento de Impressões Digitais

O reconhecimento de impressões digitais ainda apresenta desafios nos dias de hoje, principalmente devido à grande variabilidade presente em diferentes impressões do mesmo dedo (variabilidade intraclasse). Os principais fatores que contribuem para este problema são [33]:

- **Deslocamento:** o usuário no momento da aquisição pressiona o dedo em diferentes localizações do sensor ocasionando um deslocamento na impressão digital. Um deslocamento de 2 mm (praticamente imperceptível ao usuário) implica em uma translação de aproximadamente 40 pixels em uma imagem de resolução de 500 dpi.
- **Rotação:** o usuário pressiona o dedo em diferentes angulações. Rotações involuntárias de aproximadamente vinte graus são freqüentemente encontradas.
- **Sobreposição Parcial:** os deslocamentos e rotações podem fazer com que exista apenas uma pequena área de sobreposição entre a imagem de *template* e a imagem de consulta. Este problema se torna ainda mais sério em sensores com uma área pequena de contato, como os utilizados em notebooks e celulares.
- **Deformação não-linear:** a pressão do dedo na superfície bidimensional do sensor provoca deformação. Devido à elasticidade da pele, os componentes de força provocam a compressão e/ou estiramento da impressão digital.
- Outros problemas como as condições da pele (cicatrices, oleosidade), os ruídos devido à sujeira no sensor e até mesmos os erros durante a extração das características também representam fatores que afetam o reconhecimento de uma impressão digital.

Na Figura 8 é possível observar exemplos de dificuldades encontradas no reconhecimento de impressões digitais.



Figura 8: Cada linha mostra duas impressões do mesmo dedo retiradas do Banco de Dados DB1- FVC2002 que foram falsamente rejeitadas pela maioria dos algoritmos submetidos à competição FVC2002 [12]. As causas principais da dificuldade na etapa de casamento foram: a pequena área de sobreposição entre as impressões da primeira linha; a alta deformação não-linear da segunda; e as condições da pele muito diferentes da terceira [33].

Cada abordagem de reconhecimento trata de forma diferenciada as variações anteriormente apresentadas. Porém, todas devem considerá-las para que sejam bem sucedidas. Na seção a seguir são elucidadas as principais abordagens utilizadas no reconhecimento de impressões digitais.

3.4 Métodos para Reconhecimento de Impressões Digitais

De acordo com Maltoni et al. [33], as abordagens utilizadas no casamento automático de impressões digitais podem ser divididas da seguinte forma:

- **Baseadas em correlação:** duas imagens de impressões digitais são sobrepostas e a correlação (no nível de intensidade de cinza) entre os pixels é computada mediante diferentes alinhamentos (deslocamentos e rotações). Um exemplo da abordagem baseada em correlação é a implementação feita por Wilson, Watson e Paek abordada em [33]. Na Figura 9 é possível observar exemplos onde a aplicação da abordagem da correlação é bem sucedida e exemplos de quando isso não ocorre.

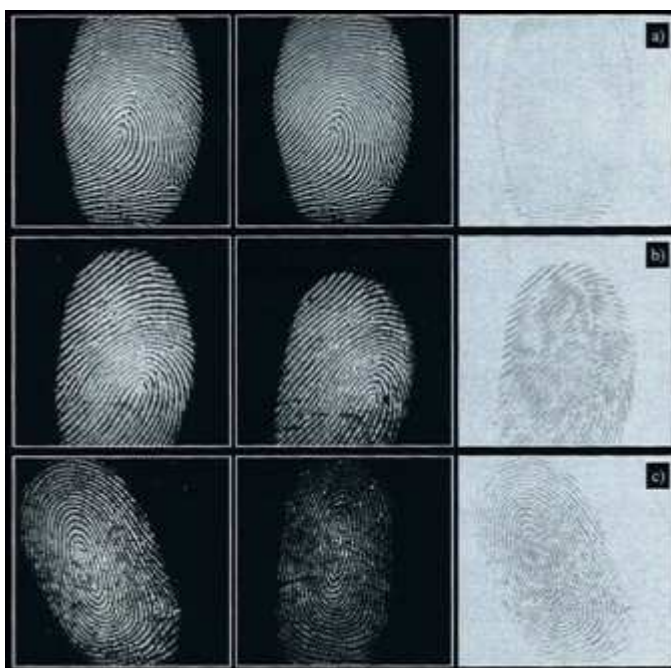


Figura 9: Cada linha mostra duas impressões do mesmo dedo e o valor absoluto da diferença para seu melhor alinhamento. Em a) as duas imagens são bem semelhantes e suas imagens se correlacionam bem. Em b) e c) devido à alta distorção, os resíduos são altos e a correlação global falha [33].

- **Baseadas em minúcias:** abordagem mais popular e amplamente utilizada. As minúcias 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 *template* e da imagem de consulta que resulta no número máximo de pares de minúcias. Um exemplo da abordagem baseada em minúcias é a implementação feita por Jain et al. [25] e outro é representado pelo *software NIST Biometric Image Software* (NBIS) desenvolvido pelo *National Institute of Standards and Technology* (NIST) [41]. Ambos serão descritos

em mais detalhes nas seções 3.4.1.1 e 3.4.1.2 por serem objeto de estudo do presente trabalho.

- **Baseadas nas características das cristas:** as abordagens pertencentes a esta família comparam as impressões digitais em termos das características extraídas das cristas como orientação local, frequência, forma da crista, informação da textura, etc. Uma das pesquisas mais recentes desta abordagem foi realizada por Marana e Jain [34] e faz uso da transformada de Hough. Detalhes da implementação desta abordagem são apresentados em 3.4.2.1 por ser objeto de estudo do presente trabalho.

3.4.1 Métodos para Reconhecimento de Impressões Digitais Baseados em Minúcias

O reconhecimento de impressões digitais baseado em minúcias é o método mais conhecido e explorado nos sistemas biométricos automáticos, principalmente por também ser o método utilizado pelos especialistas forenses e por sua aceitação como prova de identidade em praticamente todos os países [33].

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 (*point pattern matching*), que consistem em encontrar uma transformação (deslocamento, rotação e escala), tal que o conjunto de pontos da imagem *template* corresponda ao conjunto de pontos da imagem de consulta.

Existem diversos algoritmos de reconhecimento de impressões digitais baseado em minúcias, dentre eles:

- A abordagem baseada em relaxação, um algoritmo iterativo que ajusta o nível de confiança de cada par de pontos baseada em sua consistência com os outros pares até que um número seguro seja satisfeito. Porém, devido a sua natureza iterativa esse

algoritmo é inerentemente lento. Um exemplo de uso dessa abordagem pode ser encontrado em [50].

- Algoritmos baseados no método de poda de árvores (*tree pruning*) procuram a correspondência de pares de pontos buscando em uma árvore de possíveis casamentos. Porém, para realizar a “poda” eficientemente, tais algoritmos geralmente impõem requisitos como número igual de pontos entre as imagens *template* e de consulta. Requisitos difíceis de satisfazer na prática, especialmente no casamento de pontos de minúcias [33].
- Existem também algoritmos baseados na Transformada de Hough, que se baseiam na detecção de picos no espaço dos parâmetros de Hough. Porém, quando apenas um pequeno número de minúcias está disponível torna-se difícil acumular evidências suficientes no espaço de Hough que indiquem um casamento confiável [33].
- O método proposto por Jain et al. [25] que explora as características das cristas para realizar o pré-alinhamento dos pontos de minúcias da imagem de consulta em relação à imagem *template* e, posteriormente, na fase de casamento, transforma cada minúcia em um sistema de coordenadas polares. Pelo fato deste ser objeto de estudo do presente trabalho, esse método é descrito em detalhes nas seções a seguir.
- O método utilizado pelo *software* NBIS [41]. Esse *software* é composto pelo programa *Mindtct*, para detectar as minúcias, e pelo programa *Bozorth3*, para realizar o casamento. Seu funcionamento é baseado na construção de tabelas de compatibilidade de minúcias, utilizando para isso medidas relativas de cada minúcia com relação a todas as outras. Pelo fato deste último ser objeto de estudo do presente trabalho, esse método é descrito em detalhes nas seções a seguir.

3.4.1.1 Método de Jain

A seguir são descritas as etapas de Extração de Características e de Casamento do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

a) *Etapa de Extração de Características*

O estágio de extração de características consiste em encontrar as terminações e as bifurcações nas cristas. A Figura 10 apresenta os passos do algoritmo de extração de minúcias proposto por Jain et al. [25].

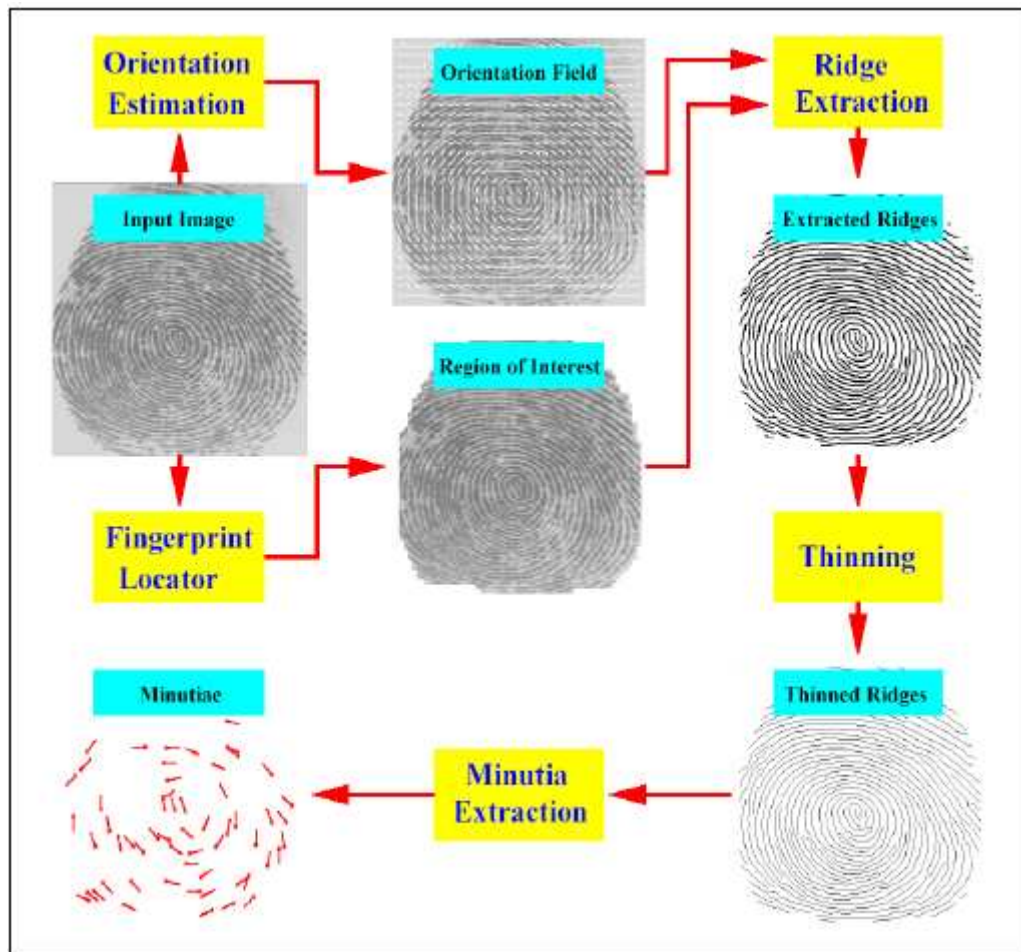


Figura 10: Algoritmo para extração de características do método proposto por Jain et al. [25]

Os passos principais para extração das características são os seguintes:

1. Cálculo do mapa direcional: o mapa direcional é uma matriz cujos elementos codificam a orientação local das cristas da impressão digital. Um grande número de métodos têm sido proposto para estimar os mapas direcionais [25]. A Figura 11 apresenta o mapa direcional obtido por meio do algoritmo de implementação hierárquica, utilizado por Jain et al. [25].

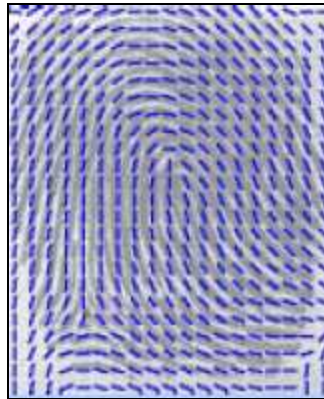


Figura 11: Mapa direcional [23].

2. Localização da impressão digital: depois do cálculo do mapa direcional, um algoritmo de segmentação baseado no nível de certeza do mapa direcional é utilizado para localizar a impressão digital dentro da imagem obtida pelo sensor.
3. Extração das cristas: uma importante propriedade das cristas é que os níveis de cinza nos pixels das cristas atingem os valores máximos ao longo da direção normal em relação à sua orientação. Seguindo essa premissa, Jain et al. [25] propuseram um método no qual os pixels das cristas são identificados utilizando duas máscaras que adaptativamente capturam os valores máximos do nível de cinza na direção perpendicular à orientação da crista. Devido à presença de quebras e manchas na imagem, um procedimento heurístico de remoção destes fragmentos é aplicado antes do afinamento das cristas. A Figura 12 mostra um exemplo de quebras e manchas removidas de uma impressão digital.

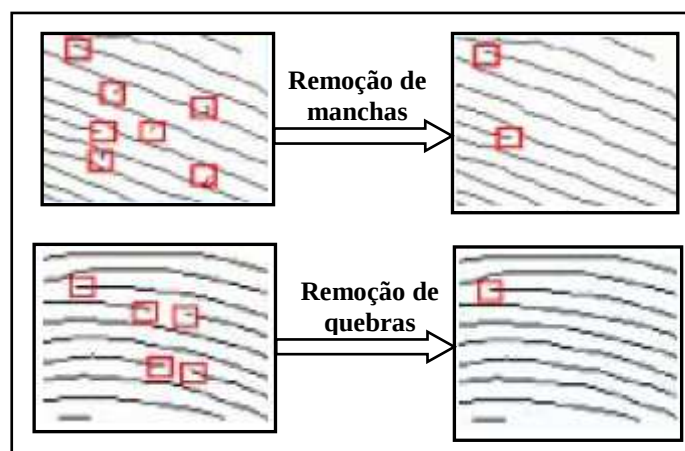


Figura 12: Exemplo de remoção de quebras e manchas nas cristas [23].

4. **Afinamento das cristas:** geralmente as cristas obtidas são submetidas a um estágio de afinamento para que tenham suas larguras reduzidas a um pixel. Na Figura 13 é possível observar: a) uma imagem de impressão digital na escala de cinza; b) a imagem após a binarização obtida durante a extração das cristas e c) a imagem obtida após o processo de afinamento.

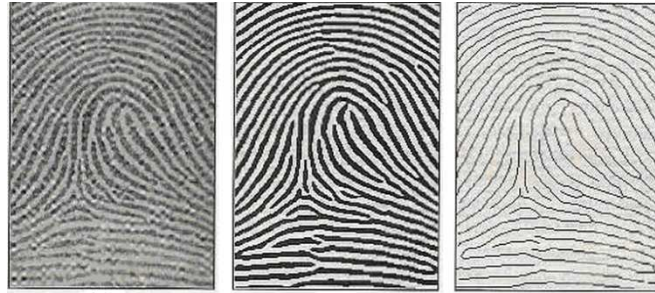


Figura 13: Imagens da impressão digital até o processo de afinamento [33].

5. **Extração das minúcias:** O pixel de uma crista configura uma terminação se tiver apenas um vizinho preto e uma bifurcação se tiver mais do que dois vizinhos pretos. Existem várias formas para representar uma minúcia, sendo que a mais comum armazena apenas as coordenadas espaciais (x,y). No algoritmo proposto por Jain et al. [25], para cada minúcia detectada, os seguintes parâmetros são armazenados: i) coordenada x; ii) coordenada y; iii) orientação local da crista (explicada na seção 3.1) e iv) o segmento associado à crista (aproximadamente dez pontos equidistantes uns dos outros pela média da distância intercristas, amostrados da crista associada à minúcia). A Figura 14 apresenta um ponto de minúcia detectado e a sua crista associada.

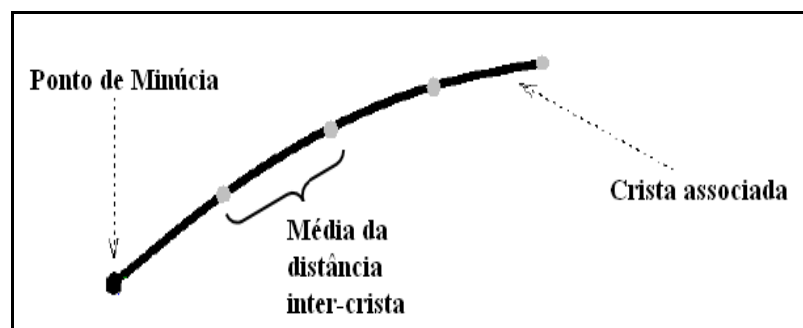


Figura 14: Minúcia detectada e sua crista associada [33].

b) Etapa de Casamento

A etapa de casamento deste método consiste basicamente das seguintes etapas principais:

1. Alinhamento: para cada minúcia da imagem de consulta em relação a cada minúcia da imagem de *template* é gerada uma hipótese de alinhamento (parâmetros de translação e rotação) e o conjunto de minúcias de consulta é alinhado segundo essas transformações. Para estimar esses parâmetros de alinhamento, ao invés de testar todas as possíveis correspondências entre dois pontos utilizando suas coordenadas espaciais (x, y) , é utilizado o segmento de crista associado aos pontos de minúcias. Isto se deve ao fato de que segmentos de curva são capazes de alinhar dois padrões de pontos com uma alta acurácia, mesmo na presença de ruídos e deformações [25]. A Figura 15 mostra o alinhamento de uma crista de consulta e uma crista de *template*. O algoritmo que realiza o alinhamento apresentado pode ser encontrado de forma completa em [25].

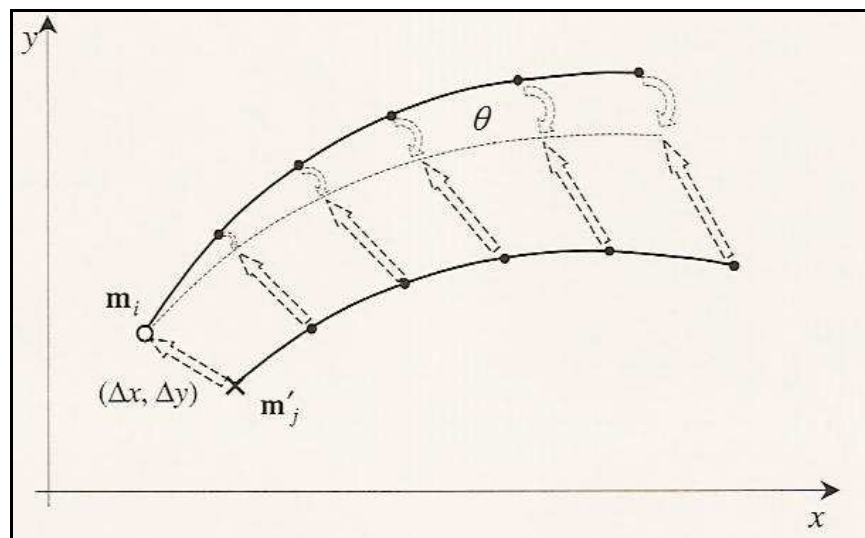


Figura 15: Alinhamento de uma crista de consulta com uma crista *template*, onde m_i é uma minúcia pertencente à imagem *template* e m'_j pertence à imagem de consulta [25].

2. Para cada hipótese de alinhamento, os conjuntos de pontos de minúcias da imagem de consulta e de *template* são representados como uma cadeia no sistema de coordenadas polares com a origem sendo os pontos de minúcia de referência (pontos de minúcia utilizados para gerar o alinhamento). As cadeias de minúcias da imagem de *template* e de consulta são, então, concatenadas na ordem crescente de seus ângulos, como ilustra a Figura 16.

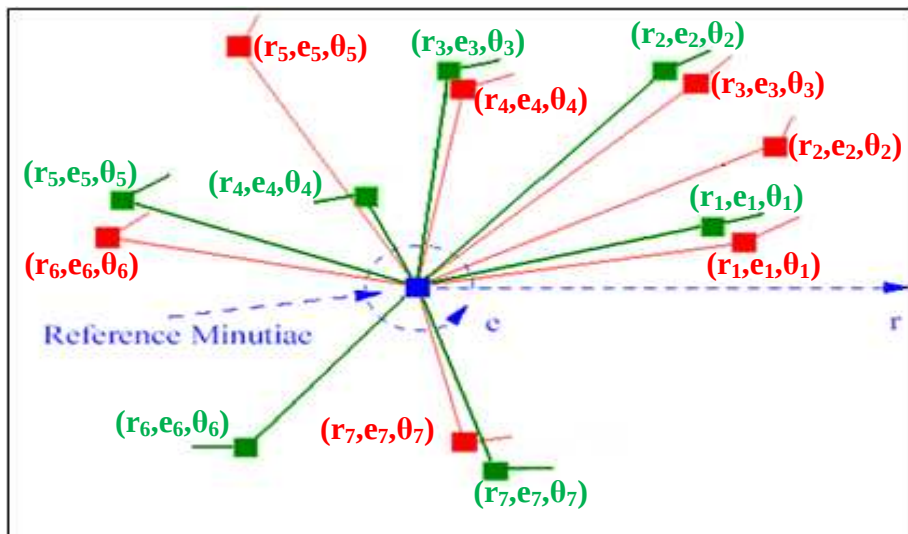


Figura 16: Formação da cadeia com os pontos de minúcias [25].

3. Se dois conjuntos de pontos de minúcias são alinhados completamente, então cada par de pontos correspondente coincide perfeitamente. Neste caso, o casamento pode ser alcançado simplesmente contando-se o número de pares sobrepostos. Porém, na prática, essa situação não é encontrada devido, principalmente, às deformações. Sendo assim, para poder ser mais tolerante a erros inerentes da deformação e dos ruídos, é utilizada uma caixa de tamanho ajustável dentro da qual pontos coincidentes são procurados. A Figura 17 apresenta uma caixa de tamanho ajustável.
4. Por fim, a pontuação da melhor hipótese de casamento é gerada por meio de um algoritmo de programação dinâmica (distância de edição).

O algoritmo para extração das características e para o casamento de impressões digitais proposto por Jain et al. pode ser encontrado de forma completa em [25].

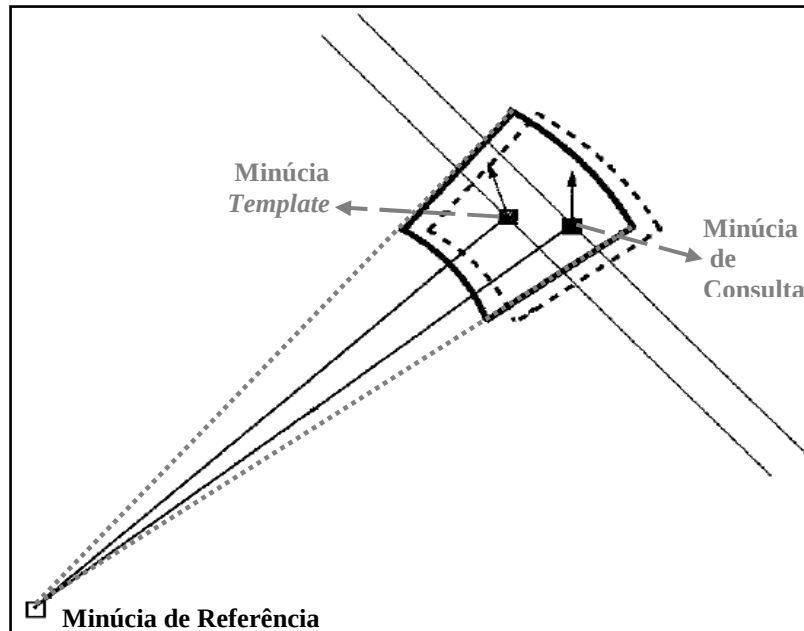


Figura 17: Caixas de tamanhos ajustáveis utilizadas durante o casamento de pontos de minúcias [25].

3.4.1.2 Método do software NBIS

O software NBIS [41], gratuito e de código aberto desenvolvido pelo NIST, é composto de dois programas principais que são utilizados no reconhecimento de impressões digitais:

- *Mindtct*: responsável pela detecção das minúcias. Esse programa tem como entrada uma imagem de impressão digital e como saída um arquivo texto com o conjunto de pontos de minúcias detectados com seus descritores: coordenadas x,y e a orientação θ da minúcia.
- *Bozorth3*: é uma versão modificada do algoritmo proposto por Allan S. Bozorth [56]. Esse programa é responsável pelo casamento de dois conjuntos de minúcias. Ele tem como entrada o arquivo texto gerado pelo programa *Mindtct* e gera como saída uma pontuação de casamento.

a) Etapa de Extração de Características – Programa Mindtct

O estágio de extração de características consiste em encontrar os pontos de minúcias de uma impressão digital. A Figura 18 apresenta os passos para detecção de minúcias do programa Mindtct:

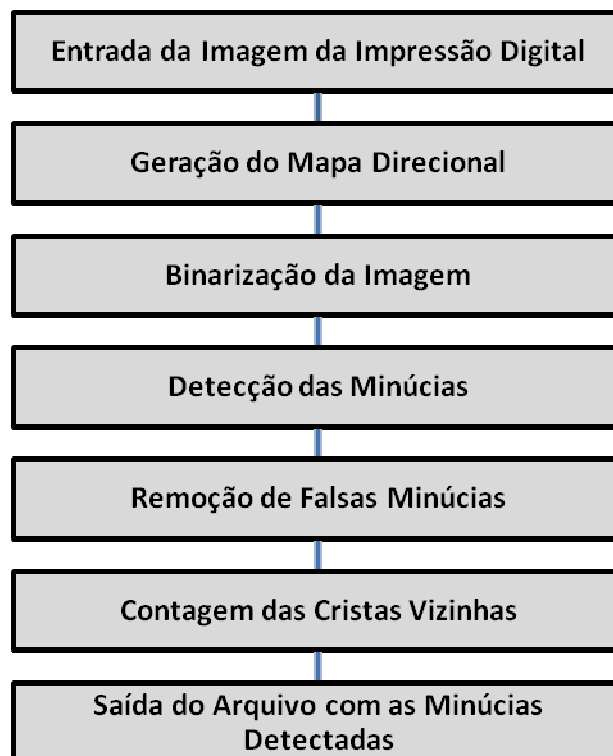


Figura 18: Passos para detecção de minúcias do programa *Mindtct*.

Os passos principais para extração das características são apresentados em mais detalhes a seguir:

1. Geração do mapa direcional: o mapa direcional registra a orientação global do fluxo das cristas. Para isso, a imagem é dividida em blocos e todos os pixels de um bloco são assinalados com o mesmo resultado (mesma direção da crista). Mais detalhes sobre a geração do mapa direcional podem ser obtidos em [56].

2. Binarização da imagem: o algoritmo de detecção de minúcias opera em imagens binarizadas. Para isso, os pixels das cristas são analisados e assinalados como preto ou branco. Esse processo é feito tendo como base a direção da crista associada ao bloco ao qual cada pixel pertence (calculada no passo anterior). Mais detalhes sobre o processo de binarização da imagem podem ser obtidos em [56]. A Figura 19 ilustra os resultados obtidos após a binarização de uma imagem.



Figura 19: Imagem original em escala de cinza à esquerda e a imagem resultante da binarização à direita [56].

3. Detecção de Minúcias: nesta etapa, a imagem binarizada é analisada à procura de padrões de pixels que indiquem uma terminação ou uma bifurcação. Um atributo indicando o *status* “aparecendo/desaparecendo” é associada a cada minúcia para posterior cálculo da orientação das mesmas. A Figura 20 apresenta os padrões de pixels utilizados para identificar uma minúcia.

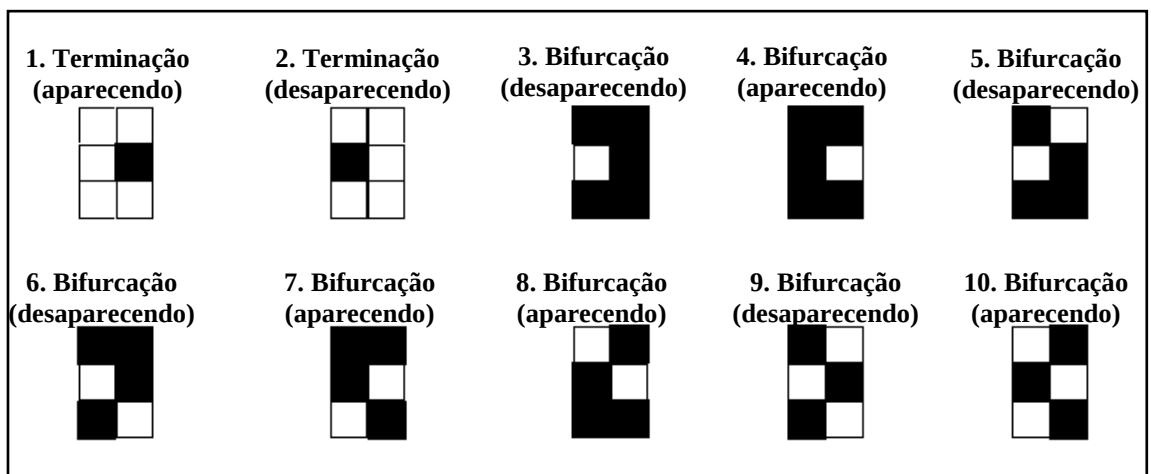


Figura 20: Padrões de pixels utilizados para determinar as minúcias [56].

4. Remoção de Falsas Minúcias: Neste passo, uma série de algoritmos para remover minúcias espúrias como lagos, quebras, ganchos, minúcias muito curtas, entre outras, são empregados. Mais detalhes sobre a remoção de minúcias podem ser obtidos em [56]. A Figura 21 apresenta alguns exemplos de minúcias espúrias.

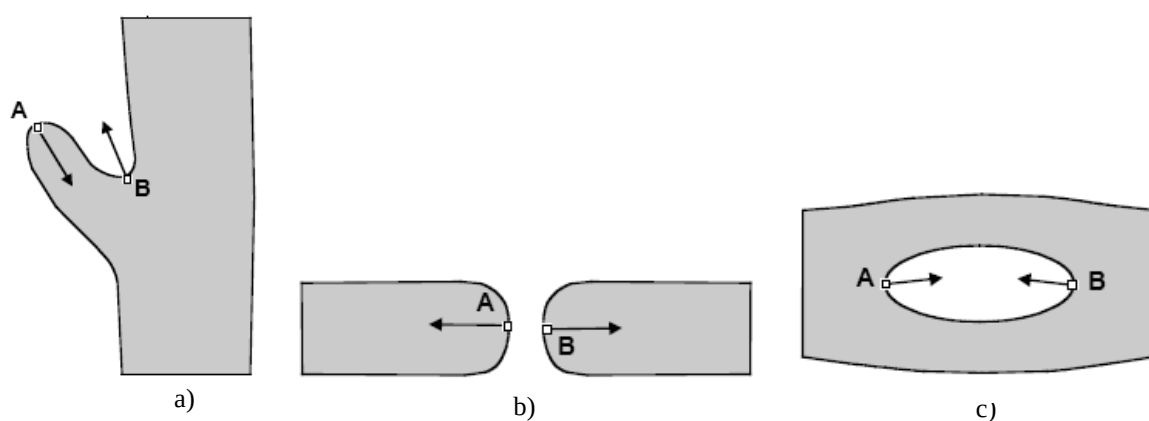


Figura 21: Exemplos de minúcias espúrias: a) gancho; b) quebra; c) lago [56].

5. Contagem de Minúcias Vizinhas: Neste passo, o programa identifica e registra as oito minúcias mais próximas e o número de cristas existentes entre cada minúcia e a sua vizinha. Esses dados serão utilizados na etapa de casamento explicada a seguir.
6. Saída do arquivo com as minúcias detectadas: As minúcias detectadas são escritas em um arquivo com extensão “.xyt”, formatado para ser utilizado junto ao programa *Bozorth3*. Este arquivo contém uma minúcia por linha e em cada linha o descritor da minúcia (coordenada x,y e a orientação θ).

b) Etapa de Casamento – Programa *Bozorth3*

O estágio de casamento consiste em calcular a pontuação de casamento entre os pontos de minúcias de duas impressões digitais. Esta etapa é realizada pelo programa *Bozorth3*, que utiliza como entrada os arquivos com extensão “.xyt” gerados pelo programa

Mindtct e uma característica importante é sua invariância tanto em relação à rotação quando à translação. A Figura 22 apresenta os passos para o casamento de impressões digitais do programa *Bozorth3*:

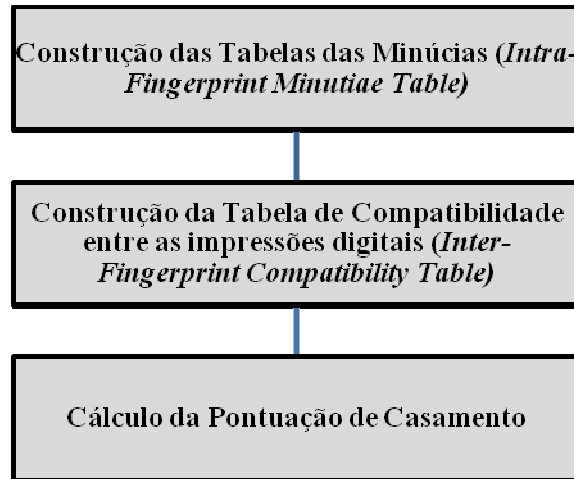


Figura 22: Passos para o casamento de impressões digitais do programa *Bozorth3*.

Os passos principais para casamento de impressões digitais são apresentados em mais detalhes a seguir:

1. **Construção das Tabelas *Intra-Fingerprint Minutiae*:** O primeiro passo é computar as medidas relativas de cada minúcia em relação a todas as outras minúcias em uma impressão digital. Essas medidas relativas são armazenadas numa tabela denominada *Intra-Fingerprint Minutiae*, sendo, geradas, portanto, uma tabela para a imagem *template* e uma para a imagem de consulta. São essas tabelas que possibilitam a invariância de rotação e translação. A Figura 23 exemplifica as medidas relativas de duas minúcias. Nessa figura, temos a minúcia k , no canto inferior esquerdo, e a minúcia j no canto superior direito. As medidas relativas calculadas foram: a distância d_{kj} entre as duas minúcias; β_1 e β_2 que medem o ângulo da orientação de cada minúcia em relação à linha de conexão entre elas; k e j que se referem à posição das minúcias na impressão digital; θ_{kj} que define a orientação da linha de conexão entre as duas minúcias. Dessa forma, para cada par de minúcias, uma nova entrada em ordem crescente da distância na tabela das minúcias é realizada consistindo de $\{d_{kj}, \beta_1, \beta_2, k, j, \theta_{kj}\}$.

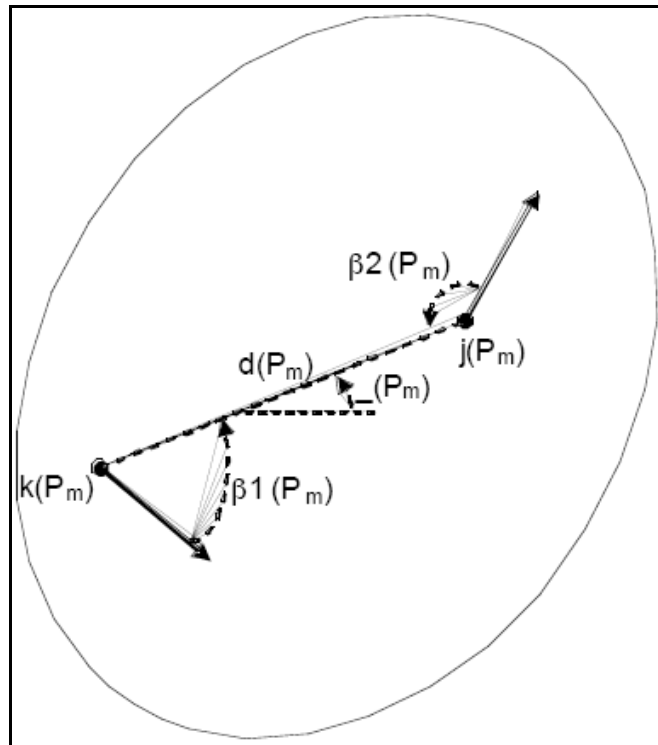


Figura 23: Exemplo das medidas relativas utilizadas na construção da tabela *Intra-Fingerprint Minutiae* [56].

2. Construção da Tabela de Compatibilidade entre as impressões digitais: Neste passo utiliza-se as tabelas das minúcias da impressão digital *template* e da impressão digital de consulta e procura-se por entradas compatíveis. A Figura 24 exemplifica duas impressões do mesmo dedo com pequena diferença de rotação e escala. Nessa figura, temos uma entrada m da tabela das minúcias da impressão digital de consulta representada por P_m e uma entrada n da tabela das minúcias da impressão digital *template* representada por G_n . Para verificar a compatibilidade entre as medidas da entrada P_m com as medidas da entrada G_n , três testes são efetuados: o primeiro verifica se a diferença entre as distâncias $d(P_m)$ e $d(G_n)$ estão dentro de um limiar de tolerância; o segundo teste verifica se a diferença entre os ângulos $\beta_1(P_m)$ e $\beta_1(G_n)$ estão dentro de outro limiar de tolerância; e o último realiza a mesma operação para os ângulos $\beta_2(P_m)$ e $\beta_2(G_n)$. Se as entradas P_m e G_n passarem pelos testes, uma entrada é realizada na Tabela de Compatibilidade dessas duas impressões digitais.

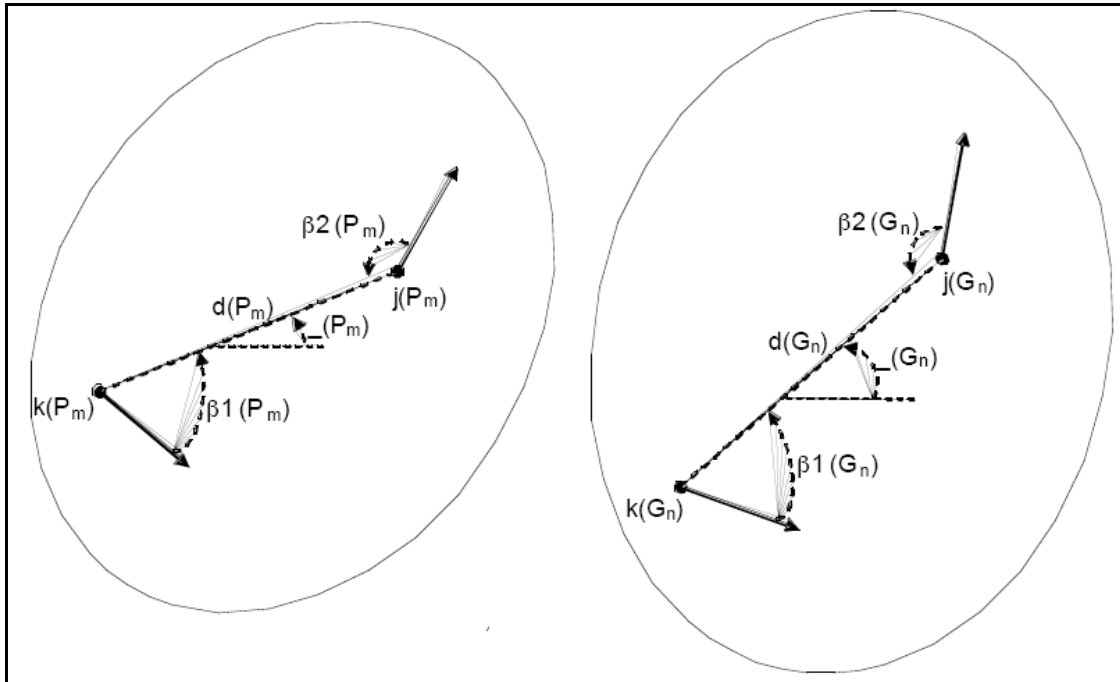


Figura 24: Exemplo de duas impressões digitais do mesmo dedo com variações de rotação e escala. Cada impressão contempla também um exemplo de entrada em suas respectivas tabelas das minúcias (*Intra-Fingerprint Minutiae Table*) [56].

3. Cálculo da Pontuação de Casamento: A tabela de compatibilidade entre as impressões digitais construída no passo anterior representa uma lista de associações entre dois pares de minúcias que potencialmente se correspondem. Estas associações representam ligações únicas em um grafo de compatibilidade. Para então, determinar quão similares estas duas impressões digitais são, este grafo é percorrido a fim de encontrar o caminho mais longo entre essas associações (caminho com maior número de associações).

Os detalhes da implementação do programa *Mindtct* bem como do programa *Bozorth3* podem ser encontrados de forma completa no CD do software NBIS obtido pelo endereço <http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/nigos/nbis.html>.

3.4.2 Métodos para Reconhecimento de Impressões Digitais Baseado em Cristas

As características mais comumente utilizadas das cristas para o reconhecimento de impressões digitais são: o tamanho, a forma externa da impressão digital, a textura e os poros de transpiração. Diversos algoritmos que fazem uso dessas características foram propostos, entre eles:

- O método de Stosz e Alyea [49], apud [33], que usa os poros de transpiração e, portanto, requer leitores de alta resolução.
- Texturas são definidas pela repetição espacial de elementos básicos e são caracterizadas por propriedades como escala, orientação, frequência, simetria, entre outras. As cristas são descritas principalmente pela orientação e frequência. Com base nisso, o método proposto por Jain, Ross e Prabhakar [22] extrai a informação da textura da impressão digital por meio de filtros de Gabor. Sendo que as minúcias são utilizadas para realizar o alinhamento das impressões digitais.
- Marana e Jain [34] apresentaram um método desta categoria que faz uso dos pixels das cristas e de retas que passam pelos pixels das cristas calculadas por meio da Transformada de Hough. Pelo fato deste método ser o objeto de estudo do presente trabalho, ele será explicado em mais detalhes na seção a seguir.

3.4.2.1 Método Baseado em Cristas proposto por Marana e Jain

Nesta subseção são descritas as etapas de Extração de Características e de Casamento do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34].

a) Etapa de Extração de Características

No método proposto por Marana e Jain [34], o estágio de extração de características consiste de quatro passos principais:

1. Extração das cristas: esta fase faz uso do algoritmo de extração de cristas do método proposto por Jain et al. [25] e apresentado na seção 3.4.1. Esse algoritmo retorna uma lista contendo as cristas detectadas e afinadas da imagem da impressão digital.
2. Extração das retas que passam pelas cristas: esta fase extrai as retas que passam pelos pixels das cristas. Na Figura 25 é possível observar uma crista previamente afinada com as suas retas detectadas.

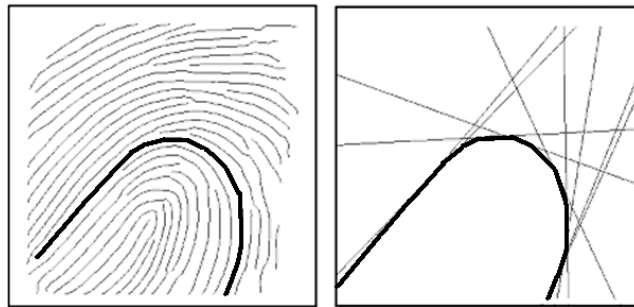


Figura 25: À esquerda, as cristas detectadas; À direita, as retas que passam pela crista em destaque [34].

Para detectar as retas, a transformada de Hough (TH), é aplicada em cada crista separadamente. A TH permite a detecção de curvas que são facilmente parametrizadas (retas, círculos, elipses). No caso de retas, a equação $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ é geralmente utilizada (onde ρ é a distância da reta à origem e θ a orientação do vetor normal à reta). Na Figura 26 é possível visualizar os parâmetros da equação da reta, bem como o mapeamento de dois pontos pertencentes à reta do domínio espacial para o domínio de Hough. 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.

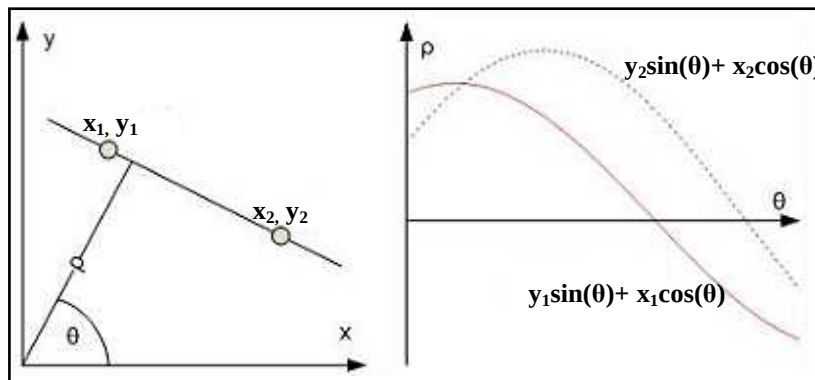


Figura 26: Mapeamento de pontos de uma reta do domínio espacial para o domínio da transformada de Hough.

3. Detecção de picos do Espaço de Hough: depois que todos os pixels de uma determinada crista são processados, é realizada uma busca no acumulador e um limiar (*threshold*) é utilizado para indicar os picos (valores máximos no acumulador). Os picos indicam os parâmetros das retas mais prováveis que passam por uma determinada crista.
4. Classificação das Cristas: as retas mais prováveis (picos do Espaço de Hough) detectadas de cada crista são, então, utilizadas para classificá-la em categorias de curvaturas (categoria 1 são cristas praticamente retas e categoria 5 são cristas quase circulares).

b) Etapa de Casamento

A etapa de casamento deste método consiste de dois passos principais:

1. Alinhamento: os parâmetros das transformações de translação e rotação são estimados e a impressão digital de entrada é alinhada com o *template* de acordo com essas transformações.

Para estimar esses parâmetros são utilizados os picos do Espaço de Hough da impressão *template* (S_t) e de consulta (S_q) calculados na etapa de extração de características.

A rotação pode ser facilmente estimada utilizando um espaço de parâmetros unidimensional, onde, para cada par de picos (q_i, t_i), com $q_i \in S_q$ e $t_i \in S_t$, a célula do acumulador de rotação $R(\theta_{t_i} - \theta_{q_i})$ é incrementada. Na Figura 27 é possível observar como as retas que passam pelas cristas são utilizadas no cálculo da rotação.

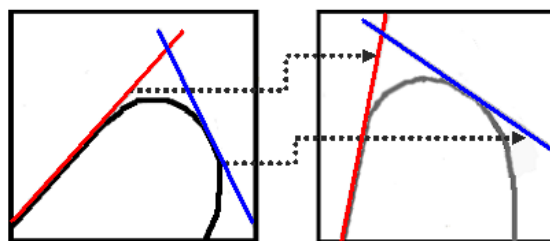


Figura 27: Cálculo da rotação baseado nos picos do espaço de Hough [34].

A translação, por sua vez, requer um espaço de parâmetros bidimensional, TR , onde cada par de picos de Sq da mesma crista (par de retas que passam pela crista) é rotacionado de acordo com o ângulo de rotação calculado no passo anterior. Então, o ponto de intersecção, pq , das duas retas correspondentes a esse pico é computado. O mesmo procedimento é realizado para cada par de picos de St , onde pt é o ponto de intersecção das duas retas que correspondem a esses picos. A célula do acumulador de translação TR (pt_y-pq_y , pt_x-pq_x) é, então, incrementada por um peso baseado no tamanho máximo das retas utilizadas para encontrar os pontos de intersecção pq e pt . Na Figura 28 é possível observar um exemplo de ponto de intersecção de duas retas que passam pela mesma crista.

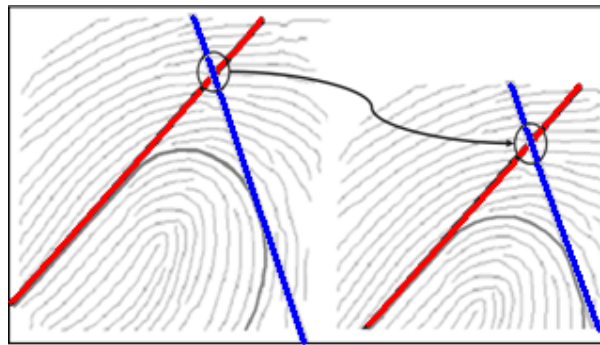


Figura 28: Pontos de intersecção entre duas retas que passam pela mesma crista utilizados para cálculo da translação [34].

Os espaços dos parâmetros R e TR acumulam evidências sobre os parâmetros mais prováveis de rotação e translação, respectivamente. Um limiar é, então, utilizado e apenas os parâmetros maiores que esse limiar são considerados como possíveis parâmetros de alinhamento. Na Figura 29 é possível observar um exemplo de alinhamento obtido para duas impressões digitais de um determinado indivíduo.

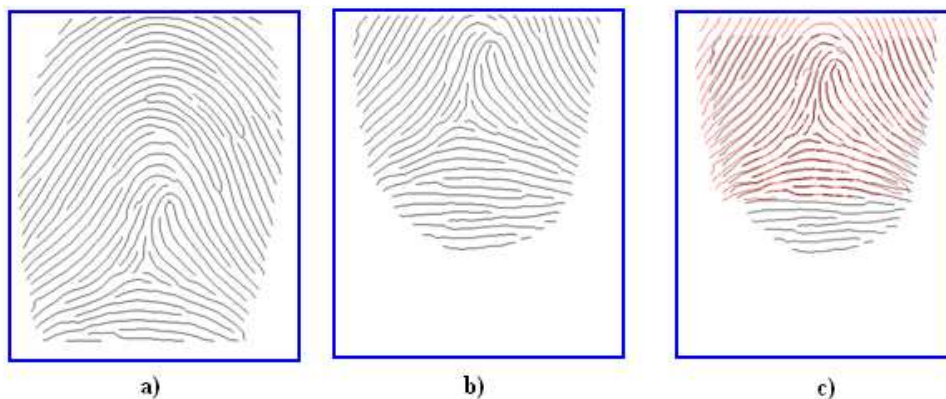


Figura 29: a) Impressão digital de entrada; b) Impressão digital de *template* e c) Alinhamento obtido [34].

2. Casamento: Para cada trio $(\Delta\theta, \Delta x, \Delta y)$ calculado no passo anterior, a imagem de consulta é alinhada à imagem de *template* e a pontuação de casamento 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 *template*, respectivamente. Sendo assim, o elemento (i,j) da matriz C indica quantos *pixels* da crista i da imagem de entrada coincidem com os *pixels* da crista j da imagem de *template* [34].

Uma característica importante dessa matriz é que se a imagem de consulta e de *template* 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 valores baixos e espalhados por toda matriz [34]. A pontuação de casamento é, então, calculada a partir da matriz C . A Figura 30 apresenta duas matrizes de alinhamentos de cristas, para casamento genuíno e impostor.

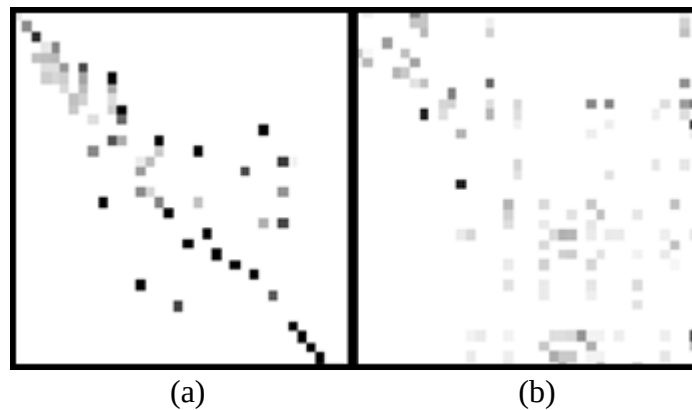


Figura 30: Matrizes de alinhamento de cristas. a) Casamento genuíno; b) Casamento impostor [34].

Os detalhes da implementação deste método tanto da fase de extração das características quanto da fase de casamento podem ser encontrados em [34].

3.5 Considerações Finais

Neste capítulo foram descritas as características de uma impressão digital (cristas, vales e minúcias) e, apresentado um breve histórico do uso de impressões digitais. Em seguida, foram elucidados os principais desafios envolvendo o reconhecimento automático de impressões digitais (transformações, deformação, condições da pele, etc.) e as principais abordagens utilizadas no reconhecimento de impressões digitais. Neste contexto, uma breve revisão da literatura sobre os métodos baseados em minúcias foi apresentada, sendo detalhados os métodos objetos de estudo do presente trabalho: método proposto por Jain et al. [25] e o *software* NBIS [41]. Por fim, uma breve revisão da literatura dos métodos baseados em cristas foi apresentada, sendo detalhado o método objeto de estudo do presente trabalho: método proposto por Marana e Jain [34].

4. Multibiometria

Neste capítulo é apresentada inicialmente uma introdução sobre multibiometria, abordando seu conceito e as principais vantagens de seu uso. Em seguida, são elucidados os cenários e níveis de fusão dos sistemas multibiométricos, sendo explicadas as técnicas de fusão que foram utilizadas no presente trabalho. Depois, são apresentados os desafios dos sistemas multibiométricos. Por fim, é apresentada uma breve revisão da literatura sobre o uso da multibiometria, tendo como foco trabalhos sobre reconhecimento de impressões digitais.

4.1 Introdução

Uma das perguntas feitas por Maltoni et al. [33] foi “Como a acurácia de um sistema de reconhecimento baseado em impressões digitais pode ser melhorada?”. Eles salientaram que se torna extremamente difícil aumentar significativamente a acurácia utilizando apenas um identificador biométrico, uma única forma de representação e um único algoritmo de casamento, e indicaram a utilização da multibiometria como uma possível resposta.

O termo multibiometria denota a fusão de diferentes tipos de informação em um único sistema de reconhecimento biométrico [47].

Dentre as principais vantagens do uso de sistemas multibiométricos destacam-se [47]:

- Sistemas multibiométricos podem melhorar significativamente a acurácia de um sistema de reconhecimento dependendo da informação que está sendo combinada e a metodologia adotada para a fusão;

- Sistemas multibiométricos podem tratar a questão da não universalidade ou da cobertura populacional insuficiente;
- Sistemas multibiométricos podem ser mais tolerantes ao problema de dados ruidosos, ao trabalhar com diferentes extratores de características e diferentes formas de representação;
- Sistemas multibiométricos também são considerados mais tolerantes a falhas, uma vez que diante da falha de um dos algoritmos ou de um dos sensores, os demais podem continuar operando. Isto é especialmente importante em aplicações em larga escala.

4.2 Sistemas Multibiométricos

O uso de sistemas multibiométricos vem sendo considerado uma tendência praticamente inevitável para o aprimoramento do desempenho dos sistemas biométricos.

Jain, Ross e Prabhakar [22] consideram que sendo a Biometria escolhida para exercer funções cruciais na sociedade é apenas uma questão de tempo para sistemas multibiométricos começarem a impactar o modo como o gerenciamento de identidade no século 21 será realizado.

Krivec et al. [28] ressaltam que métodos híbridos de reconhecimento de impressões digitais são uma poderosa ferramenta para aplicações de alta segurança, onde a confiabilidade de um único método não é suficiente.

Wan e Zhou [54] concluem que utilizar mais informações ao invés de apenas minúcias é muito útil para aplicações de reconhecimento de impressões digitais em larga escala.

Ross, Nandakumar e Jain [47] ponderam que é tempo de parar de discutir qual método é o melhor porque isto depende do contexto e do objetivo do sistema biométrico. Ao invés disso, deve-se trabalhar para descobrir como construir sistemas capazes de explorar os diferentes pontos fortes e contornar as diferentes limitações de cada um dos métodos.

Para que seja possível entender os principais conceitos que envolvem a multibiometria e os sistemas biométricos, são apresentados nas seções seguintes os cenários, os níveis e as técnicas de fusão possíveis em um sistema biométrico.

4.2.1 Cenários de Fusão

Existem seis cenários nos quais múltiplas fontes de informações podem ser fundidas:

1. Multisensores: um mesmo identificador biométrico é adquirido por múltiplos sensores;
2. Multi-algoritmos: um mesmo identificador biométrico é processado utilizando-se múltiplos algoritmos;
3. Multi-unidades: múltiplas instâncias de um identificador biométrico são utilizadas;
4. Multi-amstras: múltiplas amostras da mesma característica biométrica são adquiridas pelo mesmo sensor para se obter uma representação mais completa ou considerar possíveis variações;
5. Multi-modalidades: estes sistemas combinam diferentes identificadores biométricos.
6. Híbridos: sistemas que integram um subconjunto dos cinco cenários previamente apresentados.

A Figura 31 apresenta os cenários nos quais múltiplas fontes de informações podem ser fundidas.

4.2.2 Níveis de Fusão

Os níveis de fusão podem ser classificados em fusão antes do casamento e fusão após o casamento [46]:

- Fusão antes do casamento:

- o Nível de sensor: os dados brutos dos sensores são combinados. Porém, sempre envolve custo de sensores adicionais e diminui a conveniência para o usuário.
- o Nível das características: diferentes conjuntos de características são combinados resultando em um único vetor de características. Por exemplo, código da íris do olho direito e do olho esquerdo podem ser utilizados para formar um único código para o indivíduo. É importante salientar que quando os conjuntos de características são incompatíveis, esse nível de fusão se torna inviável. Um exemplo de conjuntos de características incompatíveis é os de pontos de minúcias das impressões digitais em relação às autofaces das faces [33].
- Fusão após o casamento:
 - o Nível de Pontuação (*Score*): as pontuações de diferentes algoritmos de casamento, que indicam a similaridade entre a imagem de consulta e de *template*, são integradas. Depois do nível das características, as pontuações de casamento contêm a informação mais rica sobre o padrão a ser reconhecido. Por isso, geralmente esta é a abordagem mais utilizada em sistemas multibiométricos.
 - o Nível de Decisão: as decisões de diferentes sistemas biométricos são consideradas para se apurar uma única decisão. Também conhecido como nível abstrato, esse nível de fusão é a única opção possível em sistemas biométricos comerciais que fornecem apenas a decisão final como saída.
 - o Nível de Classificação (*Rank*): quando a saída de cada sistema biométrico é um subconjunto de prováveis casamentos ordenados em ordem decrescente de confiança, a fusão no nível de classificação pode ser realizada.

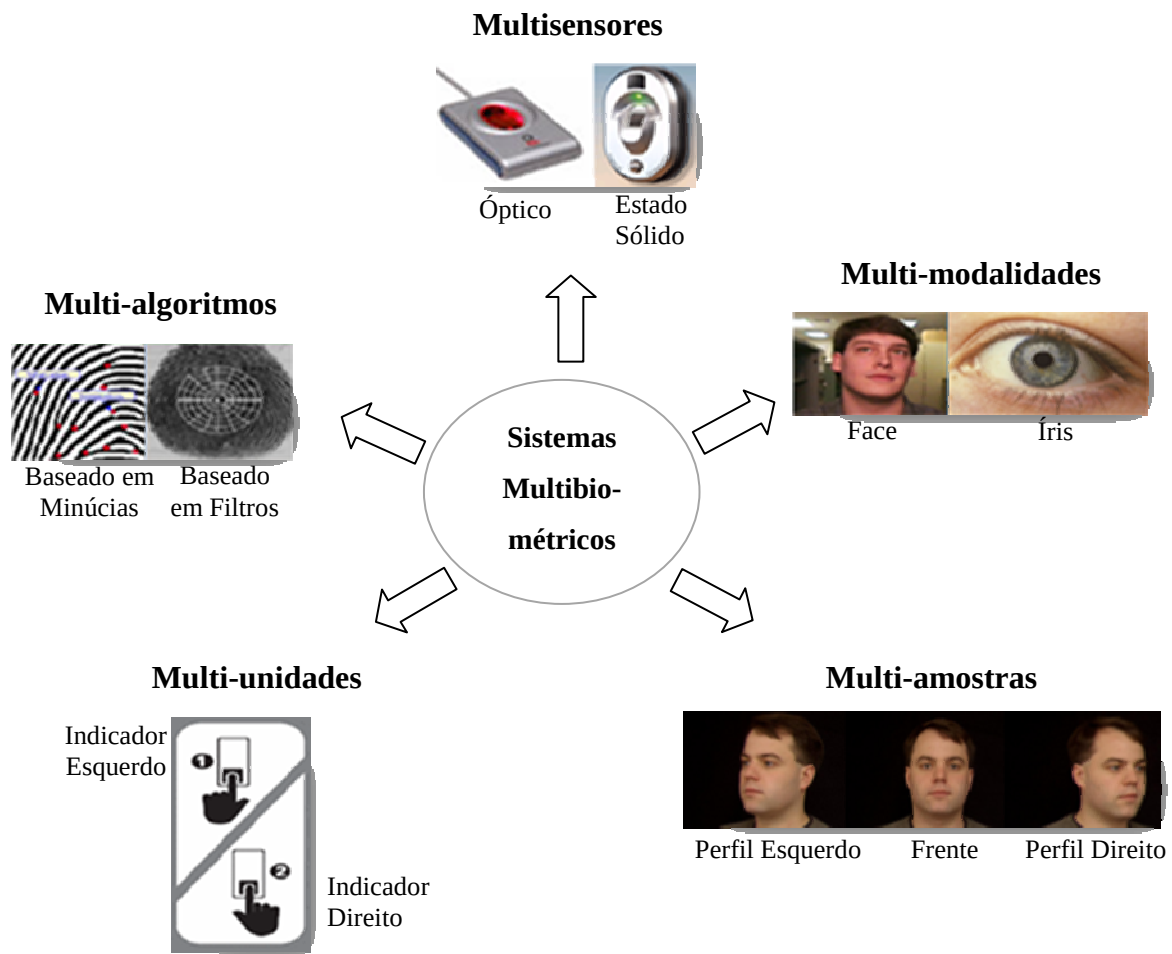


Figura 31: Possíveis cenários de sistemas multibiométricos [47].

A Figura 32 apresenta os vários níveis de fusão que são possíveis no contexto de um sistema multibiométrico.

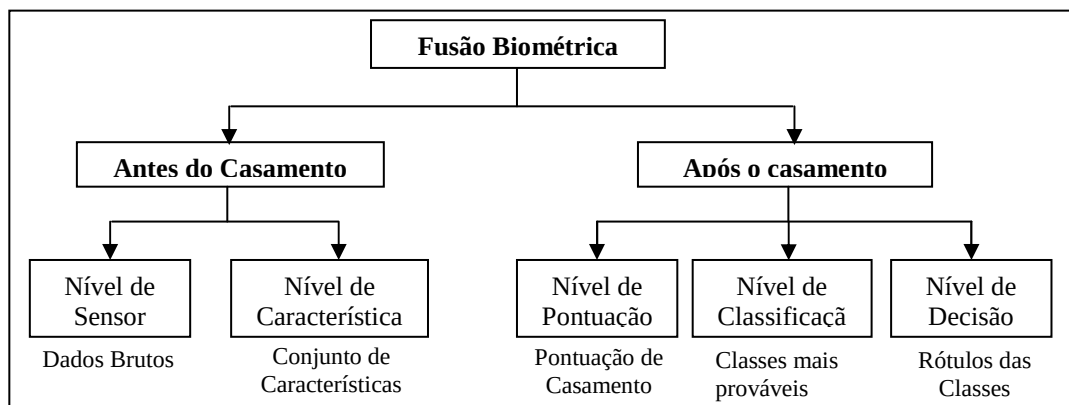


Figura 32: Possíveis níveis de fusão [45].

Nas próximas subseções os níveis e as técnicas de fusão utilizadas no presente trabalho são apresentados em detalhes.

4.2.2.1 Nível de Classificação (*Rank*)

A saída do módulo de casamento de um sistema biométrico pode ser uma lista de classificação (*rank*) dos indivíduos registrados na base de dados. O objetivo da fusão em nível de classificação consiste em consolidar as classificações obtidas individualmente pelos métodos a fim de derivar uma classificação consensual para cada indivíduo. O diagrama apresentado na Figura 33 apresenta de forma resumida como a fusão no nível de classificação (*rank*) acontece:

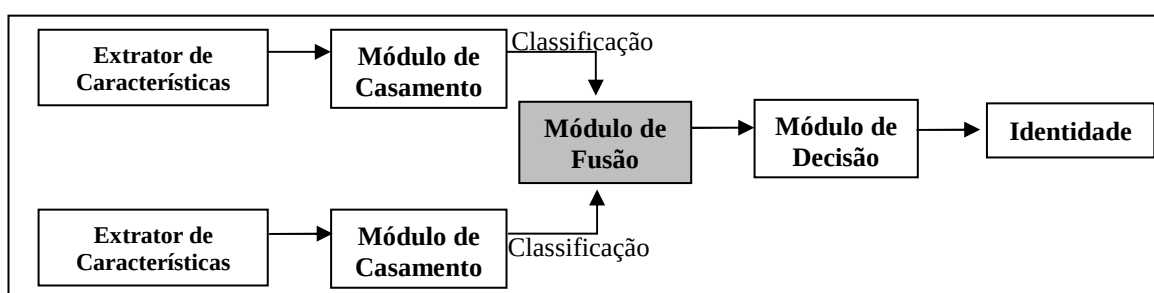


Figura 33: Diagrama funcional da fusão em nível de classificação.

A implementação deste nível de fusão consiste em calcular a classificação final para cada uma das amostras do banco de dados. Portanto, para cada amostra do banco de dados é obtida uma lista com as demais amostras ordenadas em ordem decrescente por similaridade, ou seja, a amostra que resulta na melhor pontuação de casamento se posiciona em primeiro lugar, a amostra que resulta na segunda melhor pontuação de casamento se posiciona em segundo lugar, e assim sucessivamente. A Tabela 2 apresenta um exemplo da classificação gerada por dois métodos para uma determinada amostra.

Tabela 2: Exemplo de lista de classificação.

Método 1			Método 2		
Amostra 1 - Usuário 1			Amostra 1 - Usuário 1		
Classificação	Amostra	Pontuação Casamento	Classificação	Amostra	Pontuação Casamento
1	Amostra 2 - Usuário 1	0,4548	1	Amostra 1 - Usuário 2	45
2	Amostra 6 - Usuário 1	0,3503	2	Amostra 8 - Usuário 1	41
3	Amostra 1 - Usuário 2	0,3479	3	Amostra 1 - Usuário 3	37

Para que as técnicas de fusão no nível de classificação possam ser utilizadas, a classificação para todas as amostras é obtida para todos os métodos a serem utilizados na

fusão. As técnicas de fusão propostas por Ho, Hull e Srihari [16] são descritas a seguir por serem objeto de estudo e avaliação no presente trabalho.

a) Classificação mais Alta

A técnica Classificação mais Alta [16] consiste na fusão das classificações obtidas pelos diferentes métodos para cada amostra de forma que a melhor classificação é associada à amostra. A Tabela 3 ilustra um exemplo de como seria a classificação obtida por esta técnica tendo como base as classificações da Tabela 2.

Tabela 3: Exemplo de lista de classificação após a fusão pela técnica de classificação mais alta.

Lista de classificação da Amostra 1 – Usuário 1				
Imagem	Classificação Método 1	Classificação Método 2	Classificação Fusão	Classificação Final Fusão
Amostra 2 - Usuário 1	1	4	1	1
Amostra 1 - Usuário 2	3	1	1	2

Nesta técnica, os desempates são realizados de forma randômica, sem privilegiar nenhum dos métodos conforme sugerido em [47].

b) Contador do Borda

A técnica Contador do Borda [16] utiliza a soma das classificações obtidas pelos métodos que serão combinados.

A Tabela 4 ilustra um exemplo de como seria a classificação de fusão obtida por esta técnica tendo como base as classificações da Tabela 2.

Tabela 4: Exemplo de lista de classificação obtida após a fusão pela técnica contador do Borda.

Lista de classificação da Amostra 1 – Usuário 1				
Imagem	Classificação Método 1	Classificação Método 2	Classificação Fusão	Classificação Final Fusão
Amostra 1 – Usuário 2	3	1	4	1
Amostra 2 – Usuário 1	1	4	5	2
Amostra 8 – Usuário 1	4	2	6	3

c) Regressão Logística

A técnica Regressão Logística refere-se a uma generalização do método de Borda no qual um peso é associado para cada método.

A Tabela 5 ilustra um exemplo de como seria a classificação obtida pela técnica Regressão Logística com pesos de 46% e 54% para o método 1 e para o método 2 respectivamente, tendo como base as classificações da Tabela 2.

Tabela 5: Exemplo de lista de classificação após a fusão pela regressão logística com pesos de 46% para o método 1 e 54% para o método 2.

Lista de classificação da Amostra 1 – Usuário 1				
Imagem	Classificação Método 1	Classificação Método 2	ClassificaçãoFusão	ClassificaçãoFinal Fusão
Amostra 1 – Usuário 2	3	1	1,92	1
Amostra 2 – Usuário 1	1	4	2,62	2
Amostra 8 – Usuário 1	4	2	2,92	3

4.2.2.2 Nível de Decisão

Muitos sistemas biométricos comerciais fornecem apenas a decisão final como saída. Essa decisão final representa a identidade do indivíduo cuja amostra de *template* melhor casou com a amostra de consulta.

A fusão em nível de decisão objetiva consolidar as decisões obtidas individualmente pelos diferentes métodos a fim de derivar uma decisão consensual.

O diagrama apresentado na Figura 34 apresenta de forma resumida como a fusão no nível de decisão acontece.

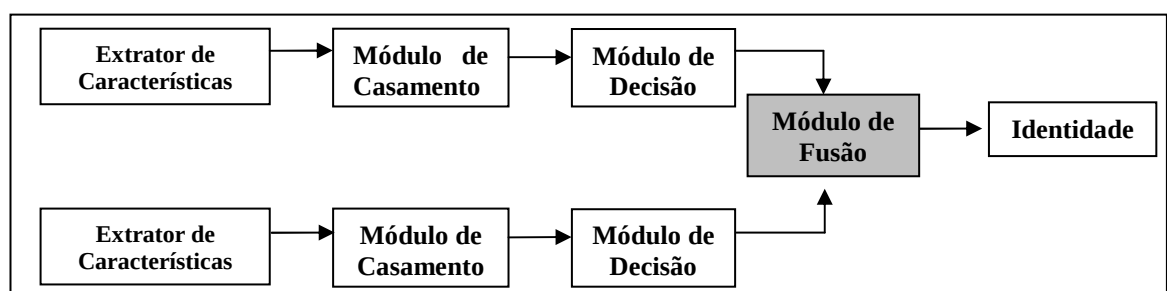


Figura 34: Diagrama funcional da fusão em nível de decisão.

A técnica de fusão denominada Decisão Bayesiana apresentada por Xu, Krzyzak e Suen [59] é descrita a seguir por ser objeto de estudo e avaliação no presente trabalho.

a) *Decisão Bayesiana*

Esta técnica de fusão consiste em transformar os rótulos de decisão (classes) de cada método em valores de probabilidade. Para isso é necessária uma fase de treinamento onde a matriz de confusão é calculada para cada método [6].

Para exemplificar esta técnica, considere um banco de dados com 100 usuários e 8 amostras por usuário. Considerando este caso, as matrizes de confusão dos diferentes métodos que serão combinados (CM^r) têm a dimensão 100 x 100. Dessa forma, cada elemento $CM^r_{i,j}$ denota a quantidade de vezes que o usuário i foi reconhecido como sendo o usuário j pelo método r . Portanto, os valores dos elementos da diagonal principal representam os reconhecimentos corretamente realizados.

Na Figura 35 é possível visualizar um exemplo de duas matrizes de confusão. Pode-se observar que na primeira matriz o usuário de número 1 foi corretamente identificado quatro vezes e foi erroneamente identificado como sendo o usuário de número 2 uma vez. Na segunda matriz o usuário de número 1 foi identificado corretamente três vezes e erroneamente identificado como sendo o usuário de número 2 também uma vez.

CM^1				
	1	2	...	100
1	4	1	...	0
2	0	5	...	0
$\vdots$				
100	1	0	...	3

CM^2				
	1	2	...	100
1	3	1	...	0
2	0	4	...	1
$\vdots$				
100	1	0	...	3

Figura 35: Exemplos de matrizes de confusão.

Uma vez gerada a matriz de confusão para cada um dos métodos na fase de treinamento, as seguintes probabilidades são calculadas:

- a. Probabilidade a priori (incondicional): a probabilidade a priori, $P(w_u)$, de cada classe (indivíduo) w_u é dada pelo número total de imagens de cada usuário utilizadas na fase de treinamento dividido pelo total de imagens de todos os usuários da fase de treinamento. Por exemplo, se forem utilizadas 5 imagens por usuário para a fase de treinamento e existirem 100 usuários na base de dados, a probabilidade a priori de cada indivíduo será $5 / (5 \times 100) = 1\%$.
- b. Uma vez geradas as decisões de cada um dos métodos $d = [d_1, \dots, d_r]$, as probabilidades posteriores (condicionais) $P(d_j | w_u)$ (d representando as decisões e w os indivíduos) podem ser estimadas a partir das matrizes de confusões. A Tabela 6 apresenta as probabilidades posteriores a serem calculadas para um exemplo em que $d_1 = 1$ e $d_2 = 2$:

Tabela 6: Exemplo de probabilidades posteriores a serem calculadas para a técnica de fusão decisão bayesiana.

P ($d_1 = 1$ $w = 1$)	P ($d_2 = 2$ $w = 1$)
P ($d_1 = 1$ $w = 2$)	P ($d_2 = 2$ $w = 2$)
P ($d_1 = 1$ $w = 3$)	P ($d_2 = 2$ $w = 3$)
...	...
P ($d_1 = 1$ $w = 100$)	P ($d_2 = 2$ $w = 100$)

Continuando o exemplo apresentado no item a) em que são utilizadas 5 imagens por usuário para a fase de treinamento e considerando-se que as matrizes de confusão CM^1 e CM^2 da Figura 35 representam a matriz de confusão do método 1 e do método 2, respectivamente, a probabilidade condicional $P(d_1 = 1 | w = 1)$ seria expressa pelo elemento $CM^1_{1,1}$ dividido pelo número total de imagens do usuário 1 utilizado na fase de treinamento, ou seja, $4 / 5 = 80\%$. Já a probabilidade condicional $P(d_2 = 2 | w = 1)$ seria expressa pelo elemento $CM^2_{1,2}$ dividido pelo número total de imagens do usuário 2 utilizado na fase de treinamento, ou seja, $1 / 5 = 20\%$.

- c. Assumindo que os métodos são independentes, a regra de decisão conhecida como *Naive-Bayes* (Bayes simplificado) pode ser utilizada e a seguinte probabilidade é calculada:

$$P(d | w_u) = P(d_1, \dots, d_r | w_u) = \prod_{j=1}^r P(d_j | w_u) \quad (1)$$

Seguindo o mesmo exemplo do item a), as seguintes probabilidades são calculadas:

- Probabilidade $P(d | w_1)$: $P(d_1 = 1 | w = 1) \times P(d_2 = 2 | w = 1) = 80\% \times 20\% = 16\%$.
 - Probabilidade $P(d | w_2)$: $P(d_1 = 1 | w = 2) \times P(d_2 = 2 | w = 2) = 0\% \times 80\% = 0\%$.
- d. A função discriminante de cada usuário (classe) é então calculada utilizando a probabilidade descrita na equação (1) e a probabilidade a priori seguindo a equação a seguir:

$$g_u = P(d | w_u)P(w_u) \quad (2)$$

Continuando o exemplo do item a), o valor g_1 (usuário 1) seria: $P(d | w_1) \times P(w_1) = 16\% \times 1\% = 0,16\%$ e o valor g_2 (usuário 2) seria: $P(d | w_2) \times P(w_2) = 0\% \times 1\% = 0\%$

Essa função discriminante é, então, calculada para todos os usuários e o usuário que obtiver o valor mais alto de g é escolhido como a identidade da imagem de consulta em questão. Mais detalhes desta técnica podem ser obtidos em [47].

4.2.2.3 Nível de Pontuação

A pontuação de casamento é uma medida de similaridade entre a amostra de consulta e a amostra de *template*. A fusão em nível de pontuação objetiva combinar as pontuações obtidas individualmente pelos métodos a fim de derivar uma decisão consensual.

O diagrama na Figura 36 apresenta de forma resumida como a fusão no nível de pontuação acontece.

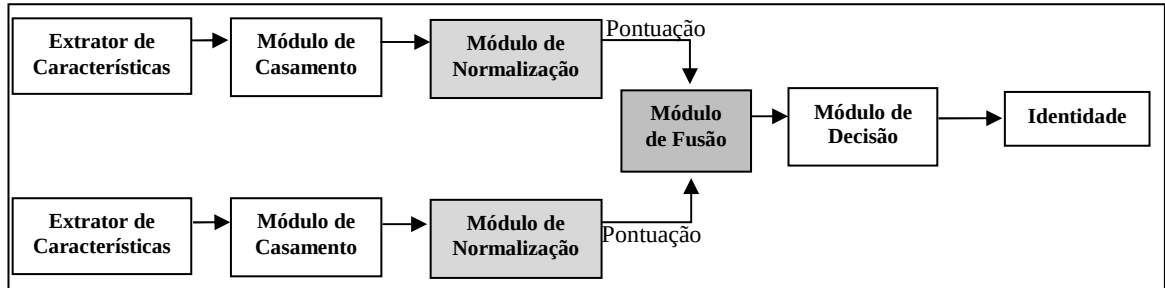


Figura 36: Diagrama funcional da fusão em nível de pontuação.

a) Técnicas de Normalização

As pontuações de casamento obtidas pelos métodos a serem combinados podem estar em intervalos diferentes, como por exemplo [0,1] ou [0,100]. Quando isso ocorre, se torna necessário incluir uma etapa de normalização dessas pontuações.

As técnicas de normalização estudadas e avaliadas no presente trabalho são:

- **Min-Max:**

Esta técnica é a mais utilizada quando os valores dos limites (menor e maior valor de pontuação) são conhecidos. A execução deste método transformará todas as pontuações s_j^i num intervalo comum normalizado [0,1], ns_j^i , de acordo com a seguinte equação:

$$ns_j^t = \frac{s_j^t - \min_{i=1}^N s_j^i}{\max_{i=1}^N s_j^i - \min_{i=1}^N s_j^i} \quad (3)$$

onde s_j^i representa a i -ésima pontuação de casamento obtida pelo j -ésimo método e N representa a quantidade de pontuações disponíveis.

- **Função Sigmóide Dupla:**

Esta técnica de normalização foi utilizada por Cappelli, Maio e Maltoni [2] e consiste em transformar todas as pontuações num intervalo comum $[0,1]$ fazendo uso de três pontos de referência:

- i. τ : um ponto da região entre a distribuição da pontuação de genuínos e impostores;
- ii. α_1 e α_2 : pontos que correspondem à extensão de sobreposição entre a distribuição dos genuínos e dos impostores, representando seu limite inferior e superior, respectivamente.

A nova pontuação de casamento utilizando esta técnica de normalização é obtida por meio da equação:

$$ns_j^t = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp(-2(\frac{s_j^t - \tau}{\alpha_1}))} & , \text{ se } s_j^t < \tau \\ \frac{1}{1 + \exp(-2(\frac{s_j^t - \tau}{\alpha_2}))} & , \text{ caso contrário} \end{cases} \quad (4)$$

Este esquema de normalização realiza uma transformação linear das pontuações na região de sobreposição, enquanto que as pontuações fora dessa região são transformadas de maneira não-linear. A Figura 37 ilustra um exemplo de região de sobreposição entre pontuações genuínas e impostoras bem como um exemplo de parâmetros estabelecidos.

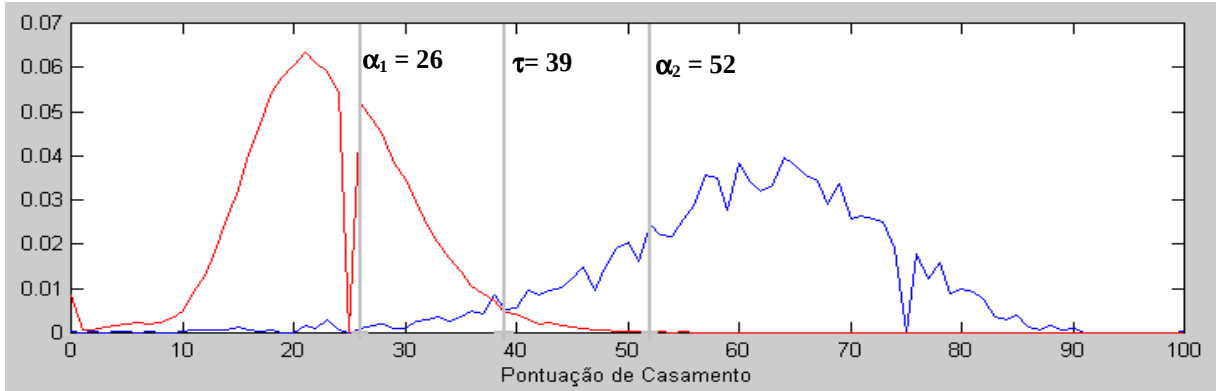


Figura 37: Exemplo de Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla.

- **Estimadores Tanh:**

Esta técnica de normalização introduzida por Hampel et al. [14] é considerada robusta e altamente eficiente e, da mesma forma que a técnica anterior, ela utiliza parâmetros que devem ser cuidadosamente escolhidos para que este esquema de normalização possa reduzir a influência das pontuações nas extremidades da distribuição (identificada pelos parâmetros a , b e c).

As equações utilizadas para o cálculo dessa técnica de normalização são:

$$s'_k = \frac{1}{2} \left\{ \tanh\left(0.01 \left(\frac{s_k - \mu_{GH}}{\sigma_{GH}} \right) \right) + 1 \right\} \quad (5)$$

onde μ_{GH} e σ_{GH} são a média e o desvio padrão da distribuição genuína e $\tanh$ representa a tangente hiperbólica. Porém, ao invés de utilizar os valores reais de μ_{GH} e σ_{GH} , esses valores são estimados utilizando os estimadores de Hampel baseados na função de influência (ψ) a seguir:

$$\Psi(u) = \begin{cases} u & 0 \leq |u| < a, \\ a \cdot \text{sign}(u) & a \leq |u| < b, \\ a \cdot \text{sign}(u) \cdot \left(\frac{c - |u|}{c - b} \right) & b \leq |u| < c, \\ 0 & |u| \geq c. \end{cases} \quad (6)$$

b) Técnicas de Fusão

Uma vez normalizadas as pontuações, as seguintes técnicas de fusão em nível de pontuação podem ser aplicadas: soma das pontuações, produto das pontuações, pontuação máxima, pontuação mínima e soma com peso.

4.2.3 Desafios

Após conhecer os cenários, os níveis e as técnicas de fusão, é importante conhecer também os fatores que podem impactar um sistema multibiométrico.

Segundo Nandakumar [38], o projeto de sistemas multibiométricos é um problema desafiador, pois é muito difícil prever a estratégia de fusão ótima. Estas dificuldades se devem, principalmente, aos seguintes fatores:

- Para a fusão antes do casamento:
 - o Incompatibilidade: a fusão no nível de sensor e no nível de características nem sempre é possível devido à incompatibilidade das informações capturadas. Por exemplo, em um sistema multibiométrico que utiliza a face e a impressão digital, não é possível combinar nem as imagens adquiridas pelo sensor nem o vetor de características extraídos dessas imagens.
 - o Complexidade: a complexidade de se projetar um algoritmo de fusão visando desenvolver um novo método para extrair as características e realizar o casamento dos dados combinados pode anular as vantagens da fusão em termos do custo-benefício.
- Fusão após o casamento:
 - o Habilidade de discriminação variada: existem medidas que são menos discriminatórias que outras. Por exemplo, as cristas de uma impressão digital são medidas menos discriminatórias que as minúcias. Considerando um

sistema multibiométrico em que um dos métodos tem uma diferença de acurácia muito grande em relação ao outro, uma estratégia de fusão simples pode não significar uma melhoria na acurácia. Por isso, a associação de pesos diferenciados para cada método pode ser uma medida importante.

- o Correlação entre os métodos: em muitos sistemas multibiométricos, os métodos podem não ser independentes, como por exemplo, métodos que utilizam os mesmos dados e apresentam a mesma representação. Em geral, a fusão de métodos independentes tende a gerar uma melhoria mais significativa na acurácia do que métodos correlacionados.

De uma perspectiva acadêmica, pesquisas em multibiometria apresentam inúmeros desafios que vão desde determinar o tipo de informação que será fundida, projetar uma metodologia ótima de fusão considerando o cenário, o nível e a técnica de fusão até avaliar e comparar as diferentes metodologias de fusão e construir um sistema multibiométrico automatizado [47].

4.3 Aplicações e Pesquisas sobre Multibiometria

Apenas recentemente a multibiometria começou a ser introduzida em aplicações reais. No Brasil já existem empresas investindo em produtos multibiométricos.

Iron Calil Daher, sócio da Griaule, empresa de Campinas (SP) cujo *software* de reconhecimento de impressões digitais está presente no novo passaporte brasileiro e também no projeto piloto com a urna eletrônica biométrica (abordados na seção 1.2), informou que deseja fazer até 2008 um produto de multibiometria, que engloba o reconhecimento de assinatura e voz [44].

A Veridis Tecnologia está inscrita no projeto SMALLFPR da FINEP, em parceria com a UNICAMP, CenPRA, SEBRAE, e a Griaule. No escopo do projeto está o desenvolvimento de uma placa mãe de baixo custo com possibilidade futura do uso de multibiometria,

adicionando à capacidade de reconhecimento por impressões digitais o reconhecimento facial e por voz [52].

Um exemplo de aplicação multibiométrica utilizando o cenário multi-unidades é o da empresa alemã Dermalog. O *software* dessa empresa digitaliza simultaneamente quatro dedos para que seja possível obter até 10 vezes mais segurança na identificação. Essa mesma empresa é responsável pelo projeto de biometria do Detran do Rio de Janeiro [19].

A multibiometria, que é novidade em aplicações comerciais vem, no entanto, sendo estudada desde meados de 1995, quando Brunelli e Falavigna pesquisaram a fusão de face e voz [47].

Com relação à fusão multi-algoritmos, objeto de estudo e avaliação no presente trabalho, algumas pesquisas relevantes têm sido desenvolvidas.

Jain, Prabhakar e Chen [20] propuseram a fusão de três diferentes métodos baseados em minúcias no nível de pontuação e confirmaram que a fusão resultou num melhor desempenho. Porém, enfatizaram que a combinação de métodos que utilizam diferentes tipos de informação (baseados em minúcias e não baseados em minúcias) poderia propiciar resultados ainda melhores.

Ross, Jain e Reisman [46] propuseram um sistema que combinava no nível de pontuação as informações das minúcias e a textura de impressões digitais e mostraram que a técnica de fusão utilizada propiciou um melhor desempenho. Porém, como as informações das minúcias eram utilizadas para realizar o alinhamento antes de extrair a informação da textura, eles enfatizaram a necessidade de se trabalhar com técnicas de alinhamento não baseadas em minúcias para que os métodos combinados fossem independentes.

Kuncheva et al. [30] mostraram que combinar fontes de informações não correlacionadas ou negativamente correlacionadas resultam num melhor desempenho. Eles utilizaram a medida *Q-Statistic* para medir a correlação entre classificadores combinados no nível de decisão e mostraram que em geral uma correlação negativa é preferível. De forma complementar, Kuncheva e Whitaker [29] discutiram dez técnicas estatísticas para medir a diversidade entre classificadores e recomendaram o uso da medida *Q-Statistic* e, quando mais

de dois classificadores são combinados, *Q-Average*. Além disso, chegaram à conclusão de que apesar de servirem como um indicador de que a fusão poderá resultar em um melhor desempenho, é difícil formular uma regra de fusão eficiente baseada apenas nessas medidas e ainda definir uma medida que permita prever o desempenho de um esquema de fusão.

Seguindo esta linha, Phabhakar e Jain [43] analisaram a fusão no nível de decisão de quatro diferentes métodos e observaram que a independência entre os classificadores é essencial para a melhoria do desempenho da combinação. Além disso, afirmaram que um cenário em que múltiplas representações e algoritmos de casamento para o mesmo identificador biométrico são utilizados, representa o melhor custo-benefício para aprimorar o desempenho de sistemas biométricos.

Tal cenário representa o objeto de estudo do presente trabalho e seu desenvolvimento incluindo seus materiais e métodos serão expostos nos próximos capítulos.

Mais exemplos de pesquisas representativas em Multibiometria, categorizadas pelo cenário de fusão, podem ser encontradas em [47].

4.4 Considerações Finais

Este capítulo foi iniciado apresentando-se o conceito e as principais vantagens do uso da multibiometria (melhoria na acurácia, maior tolerância a dados ruidosos e a falhas, etc.).

Em seguida, foram apresentados os cenários (multisensores, multi-instâncias, multi-unidades, multi-algoritmos, multi-modalidades e híbrido) e os níveis de fusão multibiométrica (nível de sensor, nível de características, nível de pontuação, nível de classificação e nível de decisão). Depois, foram explicadas as técnicas de fusão que constituem objetos de estudo do presente trabalho.

Para o nível de classificação, foram explicadas as técnicas Classificação mais Alta, Contador do Borda e Regressão Logística. Para o nível de decisão foi explicada a técnica Decisão Bayesiana, enquanto que para o nível de pontuação, foram explicadas primeiramente as técnicas de normalização *Min-Max*, Função Sigmóide Dupla e Estimadores Tanh, para

posteriormente abordar as técnicas de fusão (soma, produto, pontuação máxima, pontuação mínima e soma com pesos). Para finalizar, foram abordados os principais desafios e fatores que impactam a implementação de sistemas multibiométricos (incompatibilidade de informações, complexidade versus custo-benefício, habilidade de discriminação e a correlação entre os métodos) e uma breve revisão da literatura sobre aplicações da multibiometria, tendo como foco, trabalhos envolvendo o cenário multi-algoritmos e aplicados no reconhecimento de impressões digitais.

5. Material e Métodos

Neste Capítulo são apresentados o material e a metodologia proposta para realizar a fusão dos métodos baseados em minúcias e em cristas para reconhecimento de impressões digitais.

Inicialmente, são apresentados a base de dados e os métodos para reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias e em cristas utilizados neste trabalho para avaliação da fusão multibiométrica. Em seguida, é apresentada a metodologia proposta para avaliação das formas de fusão, sendo descrita inicialmente a técnica utilizada para identificar o grau de dependência entre os métodos de reconhecimento de impressões digitais. Por fim, é apresentada uma visão geral dos passos realizados antes e durante a fusão dos métodos.

5.1 Material

Para analisar o desempenho dos métodos baseados em minúcias e em cristas individualmente, bem como as técnicas de fusão implementadas, foi utilizada a base de dados - DB1A da FVC2002 (*Fingerprint Verification Competition 2002*) [12]. As bases de dados de impressões digitais da FVC são disponibilizadas gratuitamente e têm sido amplamente utilizadas para avaliação de desempenho de métodos de reconhecimento de impressões digitais.

A base de dados DB1A – FVC2002 é composta por imagens de impressões digitais de 100 indivíduos. As imagens possuem 388 x 374 pixels e têm 500 dpi de resolução. Para cada indivíduo existem imagens de 8 impressões digitais, capturadas por meio de um sensor óptico. Esta base de dados apresenta as seguintes características[54]:

- a) As impressões foram coletadas em três sessões com pelo menos uma semana separando cada sessão;
- b) Nenhum esforço foi despendido para controlar a qualidade da imagem e o sensor não foi sistematicamente limpo;
- c) Durante a segunda sessão, os indivíduos foram instruídos para exagerar no deslocamento e na rotação;
- d) Durante a terceira sessão, os dedos foram alternadamente secos e umedecidos.

Na Figura 38 é possível observar exemplos de imagens do banco de dados DB1A-FVC2002.

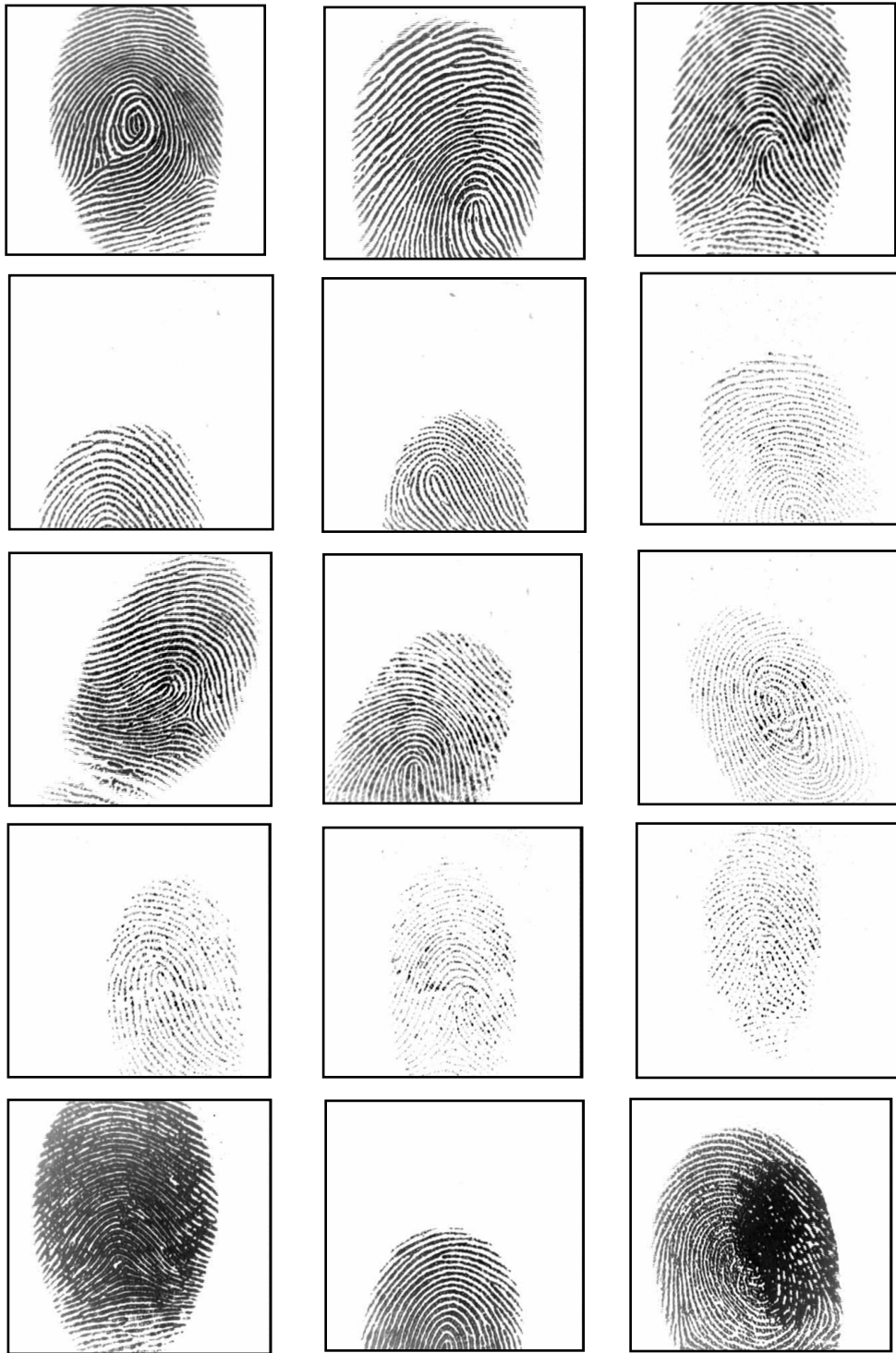


Figura 38: Imagens retiradas do banco de dados DB1A-FVC2002 [12]. Na primeira linha, imagens padrão; na segunda linha, imagens com deslocamento exagerado; na terceira linha, imagens com rotação exagerada; na quarta linha, imagens extremamente secas e, na quinta linha, imagens extremamente úmidas.

É possível observar na Figura 38 que algumas imagens que apresentam rotação e deslocamento exagerados também são de baixa qualidade (extremamente secas ou úmidas).

Para a realização da fusão de métodos de reconhecimento de impressões digitais foram escolhidos os seguintes métodos:

- a) Método Baseado em Minúcias Proposto por Jain et al. [25]: para este método (explicado em detalhes na seção 3.4.1.1) foram utilizados programas executáveis responsáveis pela extração das características das impressões digitais (*extractMinutiae.exe*) e pelo casamento (*matchMinutiae.exe*) que funcionam na plataforma *Windows*, disponibilizados pelos autores;
- b) Método Baseado em Cristas Proposto por Marana e Jain [34]: para este método (explicado em detalhes na seção 3.4.2.1) foi utilizado o programa implementado por Marana [34] na linguagem de programação C para plataforma *Windows*, disponibilizado pelos autores;
- c) Método Baseado em Minúcias do *software* NBIS: para este método (explicado em detalhes na seção 3.4.1.2) foram utilizados o programa *Mindtct*, responsável pela detecção das minúcias e o programa *Bozorth3*, responsável pelo casamento das impressões digitais¹. Ambos os programas *Mindtct* e *Bozorth3* têm seu código implementado na linguagem de programação C para as plataformas *Linux* e *MAC OS-X*. Para a plataforma *Windows* é preciso instalar a biblioteca gratuita *Cygwin* [3]. Neste trabalho foi utilizada a distribuição Ubuntu do sistema operacional Linux [51] e o compilador *gcc* para compilar e executar os programas *Mindtct* e *Bozorth3*.

¹ O programa *Mindtct* pode ser obtido pelo endereço <http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/nigos/nigos.html>, enquanto o programa *Bozorth3* tem seu acesso controlado e só pode ser obtido mediante a requisição de um *CD-ROM* por meio do endereço http://fingerprint.nist.gov/NBIS/request_ecc_cd.html.

Durante o desenvolvimento do presente trabalho, os seguintes *softwares* adicionais foram utilizados:

- MatLab versão 5.2 [36]: *software* utilizado para a implementação das técnicas de fusão;
- Visual Studio 2005 [53]: *software* utilizado na execução do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34].

Todos os experimentos foram realizados num computador padrão PC com Processador Intel Core 2 de 1,66GHz e 2GB de Memória RAM.

5.2 Metodologia

Esta seção apresenta a metodologia proposta para a fusão dos métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias e em cristas, bem como a forma de avaliação dos resultados. A Figura 39 apresenta um diagrama com as etapas da metodologia proposta.

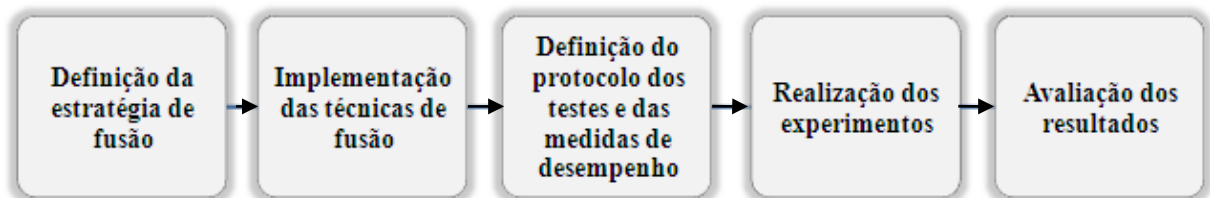


Figura 39: Diagrama da metodologia proposta.

5.2.1 Estratégia de Fusão

O objetivo do presente trabalho é aprimorar a acurácia dos sistemas atuais de reconhecimento de impressões digitais por meio da fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas. Para que fosse possível avaliar de forma consistente as técnicas de fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias, as seguintes fusões foram realizadas:

1. Método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em Minúcias proposto por Jain et al. [25];
2. Método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41];
3. Método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41];
4. Método baseado em cristas por Marana e Jain [34] com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

Embora a viabilidade da fusão em relação a melhoria na acurácia pudesse ser validada com apenas umas das três primeiras fusões acima citadas, a estratégia definida permite analisar de forma mais abrangente a fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, permitindo verificar o comportamento da fusão de métodos baseados nas mesmas características (minúcias) em relação à fusão de métodos que utilizam diferentes características (minúcias versus cristas), bem como o comportamento da fusão de três métodos em comparação com dois métodos, além de verificar a viabilidade da fusão quando um dos métodos isoladamente apresenta uma alta acurácia, como acontece com o *software* NBIS.

Todas as fusões realizadas contextualizam um cenário de fusão multi-algoritmos (conforme explicado na seção 4.2.1). No entanto, um dos fatores que impactam um sistema multibiométrico multi-algoritmos é o grau de dependência entre os métodos utilizados na fusão (conforme elucidado na seção 4.2.3 e em alguns exemplos de pesquisas em multibiometria na seção 4.3).

Diante disso, antes de executar a fusão, visando a identificar a viabilidade da estratégia de fusão definida, foi aplicada uma técnica para medir o grau de dependência entre os métodos a serem utilizados.

As medidas escolhidas para calcular o grau de dependência entre os métodos de reconhecimento de impressões digitais foram a *Q-Statistic* e a *Q-Average*. A escolha dessas medidas foi baseada nas pesquisas realizadas por Kuncheva e Whitaker [29], que avaliaram

dez técnicas estatísticas para medir a diversidade entre classificadores e recomendaram o uso da medida *Q-Statistic* e, quando mais de dois métodos são combinados, da medida *Q-Average*.

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

$$Q_{i,j} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}} \quad (7)$$

onde:

- i representa o primeiro método e j representa o segundo método;
- N^{11} significa o número de vezes que o primeiro método acerta e o segundo também acerta;
- N^{00} significa o número de vezes que o primeiro método erra e o segundo também erra;
- N^{10} significa o número de vezes que o primeiro método acerta e o segundo erra;
- N^{01} significa o número de vezes que o primeiro método erra e o segundo acerta.

Quando mais de dois métodos são combinados, o grau de dependência é calculado pela medida *Q-Average* dada por:

$$Q_{av} = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{k=i+1}^L Q_{i,k} \quad (8)$$

onde:

- L representa a quantidade de métodos a serem combinados;
- $Q_{i,k}$ representa a medida *Q-Statistics* do método i e do método k (calculada pela equação (7))

Para classificadores estatisticamente independentes, espera-se que o resultado dessas medidas seja zero (0). Para classificadores que tendem a cometer erros nos mesmos casos

espera-se um valor positivo, enquanto que para classificadores que cometem erros em diferentes situações espera-se um valor negativo.

Para calcular a medida *Q-Statistic* e *Q-Average*, foi necessário gerar os experimentos para cada um dos métodos e verificar quando cada um deles apresentava como saída uma decisão correta e quando apresentava como saída uma decisão errada. Essa análise foi realizada a partir do cálculo da taxa de recuperação correta (o protocolo de testes utilizado na realização dos experimentos está descrito na seção 5.2.3 e o cálculo da taxa de recuperação correta está descrito na seção 5.2.4).

Para cada método utilizado na fusão, foram identificadas as imagens que obtiveram recuperação correta igual a 1(um), ou seja, uma imagem genuína (do mesmo indivíduo) obteve a maior pontuação de casamento entre todos os casamentos impostores e genuínos realizados com essa imagem. A partir disso, foi possível analisar quando cada um dos métodos acertou e errou na identificação e utilizar a equação definida em (7).

5.2.2 Implementação das Técnicas de Fusão

Para que fosse possível avaliar o desempenho da fusão em vários níveis, as seguintes técnicas de fusão foram implementadas:

- 1) **Fusão em Nível de Classificação:** Conforme explicado na seção 4.2.2.1, o objetivo da fusão em nível de classificação é consolidar as classificações obtidas individualmente pelos métodos a fim de derivar uma classificação consensual para cada indivíduo. As técnicas de fusão implementadas no nível de classificação foram as técnicas proposta por Ho et al. [16] e explicadas na subseção 4.2.2.1: i) Classificação mais Alta, ii) Contador do Borda e iii) Regressão Logística. A técnica de fusão Regressão Logística requer que pesos sejam estabelecidos para cada método que será combinado. As técnicas utilizadas para o estabelecimento desses pesos estão descritas na subseção 5.2.5.1.
- 2) **Fusão em Nível de Decisão:** Conforme explicado na seção 4.2.2.2, muitos sistemas biométricos comerciais fornecem apenas a identidade do indivíduo cuja

amostra de *template* melhor casou com a amostra de consulta como saída. A fusão em nível de decisão objetiva consolidar as decisões obtidas individualmente pelos métodos a fim de derivar uma decisão consensual. A técnica de fusão Decisão Bayesiana estudada por Xu, Krzyzak e Suen [59] e explicadas na seção 4.2.2.2 foi implementada para este nível de fusão. Esta técnica, no entanto, requer uma fase de treinamento na qual a matriz de confusão de cada método que será combinado é calculada. As estratégias utilizadas para a seleção das imagens de treinamento estão descritas na subseção 5.2.5.2.

- 3) **Fusão em Nível de Pontuação:** Conforme explicado na seção 4.2.2.3, a fusão em nível de pontuação objetiva combinar as pontuações obtidas individualmente pelos métodos a fim de derivar uma pontuação consensual. Três técnicas de normalização de pontuações foram implementadas para que fosse possível compará-las entre si: i) Min-Max; ii) Função sigmóide dupla, e iii) Estimadores Tanh. Tanto a técnica Função Sigmóide Dupla quanto a técnica Estimadores Tanh requerem que parâmetros sejam estabelecidos. Os parâmetros estabelecidos estão descritos em 5.2.5.3. Uma vez implementadas as técnicas de normalização, as seguintes técnicas de fusão em nível de pontuação foram implementadas: Soma, Produto, Pontuação Máxima, Pontuação Mínima e Soma com Pesos. As estratégias utilizadas para o estabelecimento de pesos para a última técnica são explicadas na seção 5.2.5.1. Todas as técnicas de normalização e de fusão citadas estão explicadas em detalhes na seção 4.2.2.3.

5.2.3 Protocolo dos Testes

Para avaliar o desempenho dos métodos baseados em minúcias e em cristas individualmente, bem como as técnicas de fusão implementadas, os experimentos foram conduzidos de acordo com o protocolo de teste FVC-2002, a saber:

- **Reconhecimento Genuíno:** cada impressão digital foi testada com as impressões restantes do mesmo indivíduo, mas evitando casamentos simétricos, ou seja, ao testar

a impressão g em relação a h , o teste da impressão h em relação a g não é executado. Esse experimento resultou em 2800 $((8 * 7 / 2) * 100)$ comparações genuínas no banco de dados DB1A - FVC2002.

- **Reconhecimento Impostor:** cada impressão digital de um indivíduo foi testada com a impressão digital de mesma ordem dos indivíduos restantes (por exemplo, a primeira impressão digital de cada usuário foi testada com a primeira impressão digital de todos os outros usuários), evitando novamente casamentos simétricos. Esse experimento resultou em 39600 $((100 * 99 / 2) * 8)$ comparações impostoras no banco de dados DB1A - FVC2002.

Para cada teste genuíno e impostor, a pontuação de casamento entre as duas impressões digitais comparadas é gerada como saída. Essa pontuação permitiu que as medidas de desempenho utilizadas para avaliação dos resultados fossem calculadas.

5.2.4 Medidas de Desempenho

Para avaliar o desempenho dos métodos baseados em minúcias e em cristas individualmente bem como as técnicas de fusão implementadas, as seguintes medidas de desempenho foram calculadas:

- **Taxa de Erro Igual** (EER – *Equal Error Rate*): Essa taxa foi calculada utilizando as pontuações obtidas nas comparações de reconhecimento genuíno e nas comparações de reconhecimento impostor (explicadas na seção 5.2.3). A partir delas, foi possível descobrir o limiar de pontuação τ , para o qual a taxa de falsa aceitação (FAR – *False Acceptance Rate*) e a taxa de falsa rejeição (FRR – *False Rejection Rate*) assumem o mesmo valor: $FAR(\tau) = FRR(\tau)$. Mais detalhes sobre a taxa de FAR, FRR e EER podem ser obtidos na seção 2.2.3.1.
- **Taxa de Recuperação Correta:** Uma vez geradas as comparações de reconhecimento genuíno e as comparações de reconhecimento impostor (explicadas na seção 5.2.3), todas as pontuações dos casamentos genuínos e dos casamentos impostores obtidas

para cada imagem foram ordenadas em ordem decrescente formando uma classificação de imagens por similaridade. Com a classificação de cada imagem gerada, foi possível calcular a posição (*rank*) da primeira resposta correta (imagem do mesmo usuário) dentro dessa classificação. Essa posição indica a quantidade de imagens que precisam ser recuperadas para que uma resposta correta (casamento genuíno) seja obtida para uma dada imagem. Para resumir o desempenho do sistema, foi calculada a porcentagem das imagens com $rank = 1$, $rank \leq 2$, $rank \leq 3$ até que essa porcentagem atingisse 100% [5]. Mais detalhes sobre a taxa de recuperação correta podem ser obtidos na seção 2.2.3.2.

- **Taxa de Identificação:** Quando o sistema biométrico retorna a imagem de *template* mais similar a uma dada imagem de consulta e essa imagem de *template* é uma imagem do mesmo usuário, significa que a identificação foi bem sucedida. A taxa de identificação geral do sistema foi obtida calculando a porcentagem das imagens pertencentes ao *rank 1*, ou seja, a porcentagem de imagens que entre todos os casamentos genuínos e impostores possíveis, um casamento genuíno obteve maior pontuação. Mais detalhes sobre a taxa de identificação podem ser obtidos na seção 2.2.3.2.

A avaliação de desempenho das técnicas de fusão implementadas varia de acordo com o nível de fusão, pois, em cada nível, uma informação diferente é trabalhada. Para a fusão em nível de pontuação, o trabalho é realizado sobre as pontuações de casamento. Para a fusão em nível de classificação, as listas de classificação de cada imagem são utilizadas. Para a fusão em nível de decisão, apenas a decisão final do sistema (identidade do indivíduo com maior pontuação de casamento) é considerada. Dessa forma, as seguintes medidas de desempenho foram utilizadas em cada nível de fusão:

- Para os resultados obtidos pela fusão no nível de pontuação, o desempenho foi medido a partir da Taxa de Erro Igual (EER)
- Os resultados obtidos pela fusão em nível de classificação foram avaliados pela Taxa de Recuperação Correta.

- Os resultados obtidos pela fusão em nível de decisão utilizaram a Taxa de Identificação como medida de desempenho.

5.2.5 Abordagens Utilizadas durante a Implementação das Técnicas de Fusão

Durante a implementação das técnicas de fusão foi necessário estabelecer algumas abordagens para a seleção das imagens da fase treinamento, para o estabelecimento de pesos e a escolha de parâmetros. Tais abordagens foram condensadas nessa seção para possibilitar uma organização melhor do texto.

5.2.5.1 Estabelecimento de Pesos

A técnica de fusão Regressão Logística no nível de classificação (*rank*) e a técnica Soma com Pesos no nível de pontuação requerem que pesos sejam estabelecidos para os métodos utilizados na fusão. Para determinar esses pesos, duas abordagens foram utilizadas:

1. A abordagem proposta por Wang, Tan e Jain [55] que utiliza a Equação 9 para determinar os pesos e faz com que cada método receba um peso proporcional as suas taxas de erro FAR e FRR:

$$W_i = \frac{1 - (FAR_i + FRR_i)}{2 - (FAR_i + FRR_i + FAR_j + FRR_j)} \quad (9)$$

onde: $i = 1, 2, j = 1, 2, i \neq j$ e $W_i + W_j = 1$. Isso significa que é calculado o peso para cada um dos métodos (método i e método j) de forma que a soma deles seja igual a 1 (um).

Esta abordagem necessita que seja escolhido um limiar para que as taxas FAR e FRR de cada método possam ser calculadas (conforme descrito na seção 2.2.3.1). De acordo com Nandakumar et al. [39], um sistema biométrico em aplicações de segurança tipicamente requer uma taxa de falsa aceitação (FAR) de no máximo 0,1%.

Portanto, foi fixada a taxa FAR de 0,1% para cada método e obteve à taxa FRR correspondente.

2. A segunda abordagem utilizada consistiu no cálculo empírico dos pesos. Para isso, os pesos foram variados e os resultados obtidos foram calculados seguindo as medidas de desempenho da Taxa de Recuperação Correta para a técnica Regressão Logística (nível de classificação) e EER para a técnica Soma com Pesos (nível de pontuação), ambas descritas na seção 5.2.4. Os pesos que apresentaram melhor resultado foram, então, escolhidos.

5.2.5.2 Seleção das Imagens de Treinamento

Para a técnica de fusão Decisão Bayesiana no nível decisão é necessário uma fase de treinamento para se calcular a matriz de confusão (conforme explicado na seção 4.2.2.2). Duas abordagens foram utilizadas para selecionar as imagens do conjunto de treinamento:

1. Abordagem 1: A base de dados DB1A-FVC2002 foi dividida de tal forma que das 8 imagens de cada usuário, mais de 50% fizessem parte da etapa de treinamento, ou seja, o treinamento foi efetuado com pacotes de 4, 5, 6 e 7 imagens por usuário. Para isso, foram gerados randomicamente 10 conjuntos de treinamento para cada pacote de imagens, ou seja, 10 conjuntos de 4 imagens por usuário, 10 conjuntos de 5 imagens por usuário, e assim sucessivamente.

Os resultados de todos os conjuntos da mesma quantidade de imagens (por exemplo, os 10 conjuntos de 4 imagens por usuário) foram calculados e depois se obteve a média. Com isso, foi possível verificar o desempenho da técnica quando 4, 5, 6 e 7 imagens por usuário são utilizadas na fase de treinamento comparando-as entre si.

2. Abordagem 2: Semelhante à abordagem anterior, foram utilizados conjuntos de treinamento de 4 a 7 imagens por usuário com a diferença que nem todas as imagens foram escolhidas randomicamente. Isso se deve ao fato de que analisando o banco de dados, foi observado que:

- A primeira imagem de cada usuário é a que menos apresenta ruídos e na qual o dedo está mais centralizado em relação ao sensor (praticamente sem rotação e translação);
- A quarta imagem de cada usuário é a que apresenta elevada rotação em relação à primeira imagem;
- A quinta imagem de cada usuário é a que apresenta elevada translação (deslocamento) em relação à primeira imagem;
- E a oitava imagem de cada usuário é a que apresenta elevados ruídos.

Diante disso, essas 4 imagens foram fixadas para cada usuário na fase de treinamento por representarem mais completamente a variabilidade intraclasse de cada usuário, podendo, por conseguinte representar um importante teste de fusão. Dessa forma, para os 10 conjuntos de 7 imagens de treinamento, foram geradas randomicamente apenas 3 dessas imagens, para os 10 conjuntos de 6 imagens foram geradas randomicamente apenas 2 dessas imagens, e assim sucessivamente.

5.2.5.3 Estabelecimento de Parâmetros

Na implementação das técnicas de normalização bem como na realização de experimentos com o método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34], alguns parâmetros foram estabelecidos. Com o objetivo de compartilhar informações relevantes para futuras pesquisas, os parâmetros utilizados estão descritos nesta seção.

a) Técnicas de Normalização

Conforme explicado em detalhes na seção 4.2.2.3, a técnica de normalização Função Sigmóide Dupla requer que os pontos de referência τ , α_1 e α_2 sejam estabelecidos e a técnica de normalização Estimadores Tanh requer o estabelecimento dos pontos de referência a , b e c . Tais pontos foram empiricamente estabelecidos para cada um dos métodos utilizados na fusão

tendo como base a área de sobreposição entre as pontuações genuínas e impostoras para a técnica Função Sigmóide Dupla e para a técnica Estimadores Tanh tendo base valores próximos aos exemplos citados em [33], sendo utilizados os pontos que apresentaram os melhores resultados.

b) Método Baseado em Cristas Proposto por Marana e Jain

Conforme explicado em detalhes na seção 3.4.2.1, durante a etapa de cálculo dos parâmetros de alinhamento (rotação e translação), o método proposto por Marana e Jain [34] faz uso da Transformada de Hough.

A rotação é estimada utilizando um acumulador de rotação e depois se procura por picos neste acumulador para conhecer os ângulos de rotação mais votados. Os melhores resultados foram obtidos quando os 6 (seis) ângulos mais votados foram utilizados para fazer o alinhamento. A utilização de menos que 6 ângulos aumentava consideravelmente a taxa de rejeição de genuínos (FRR) enquanto que a utilização de mais de 6 ângulos aumentava consideravelmente a taxa de aceitação de impostores (FAR).

Para o cálculo da translação, o procedimento é semelhante, ou seja, é utilizado um acumulador e depois é realizada uma busca por picos que indiquem os deslocamentos (dx e dy) mais votados. Neste caso, os melhores resultados foram obtidos quando 200 (duzentos) deslocamentos mais votados foram considerados.

5.2.6 Passos do Processo de Fusão

Nesta seção é apresentada uma visão geral dos passos necessários antes de realizar uma fusão biométrica bem como dos passos realizados durante o processo de fusão.

A Figura 40 apresenta de forma genérica os passos realizados antes da fusão de dois métodos e a Figura 41 apresenta os passos realizados durante a fusão. É importante ressaltar que para a fusão de três métodos os passos são os mesmos.

Como é possível observar na Figura 39, é preciso realizar vários passos antes da fusão propriamente dita. Inicialmente é preciso realizar os experimentos nos métodos que serão combinados, posteriormente é preciso calcular as medidas de desempenho. Depois, o grau de dependência entre os métodos é calculado para verificar se os mesmos são independentes ou negativamente dependentes e verificar se sua fusão tende a resultar numa melhoria na acurácia. Caso esse cenário aconteça, pode-se partir para a fusão propriamente dita.

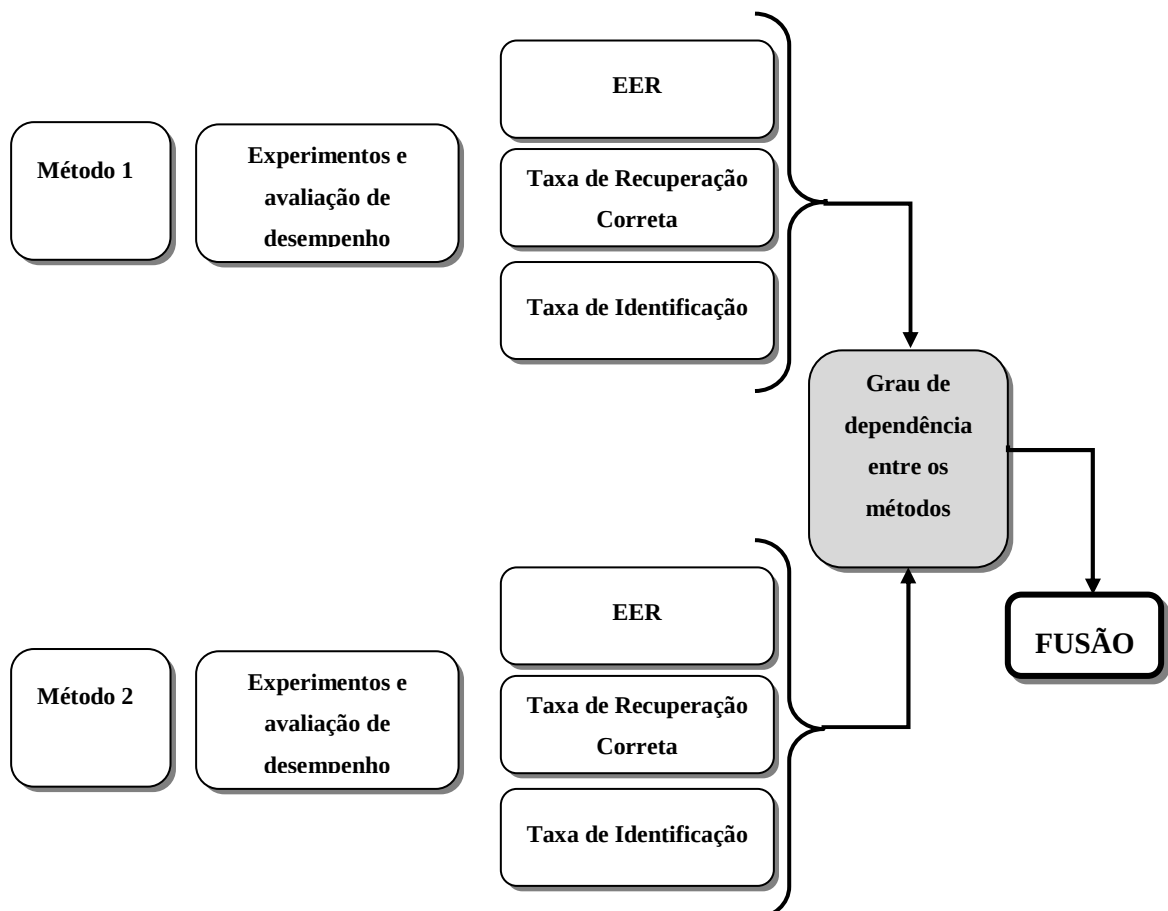


Figura 40: Passos realizados antes da fusão.

Uma vez verificado que a fusão tende a melhorar a acurácia, todas as técnicas de fusão implementadas dentro dos níveis utilizados são aplicadas e os resultados são avaliados de acordo com as medidas de desempenho utilizadas para avaliar os métodos individualmente. Dessa forma, é possível verificar se houve uma melhoria na acurácia e quão significativa foi essa melhoria.

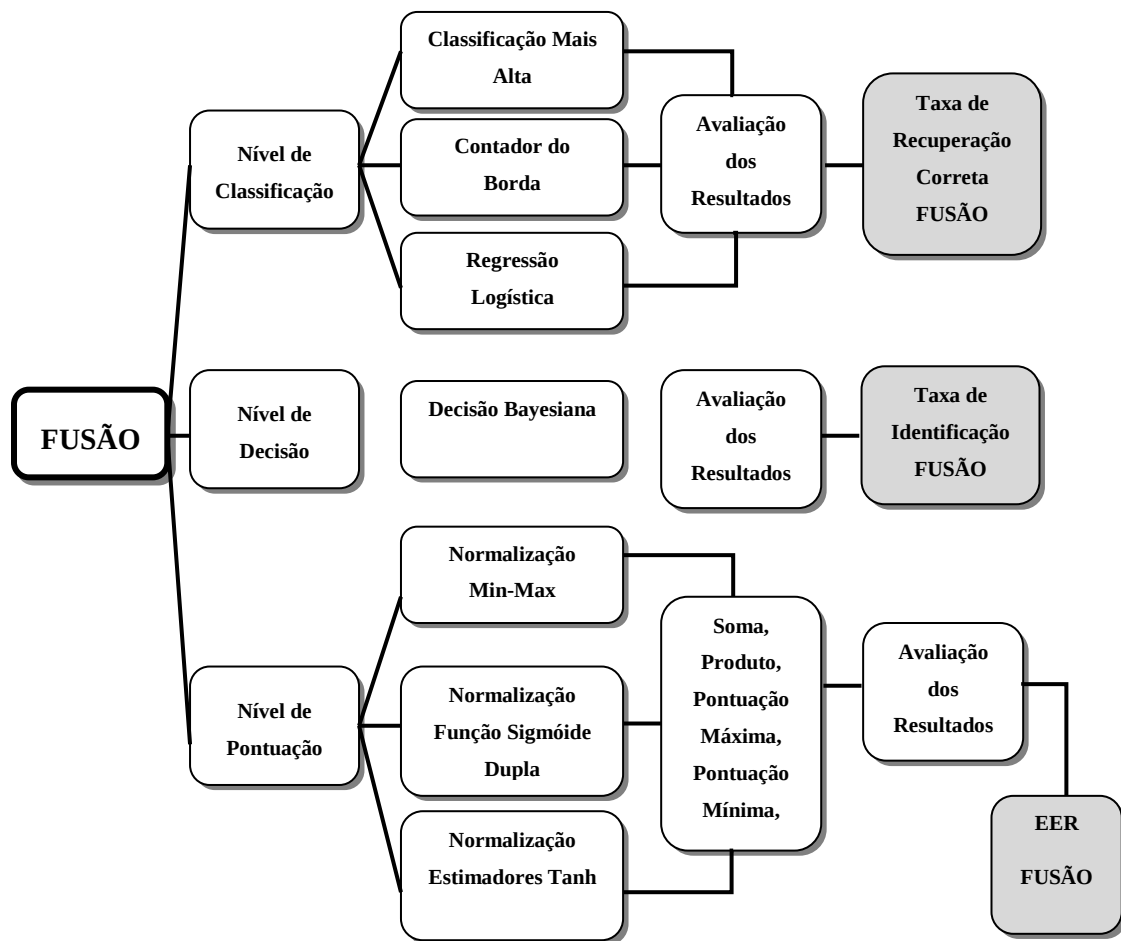


Figura 41: Passos realizados durante a fusão, considerando-se os níveis de classificação, de decisão e de pontuação.

5.3 Considerações Finais

Este capítulo foi iniciado com a apresentação do material utilizado: o banco de dados (DB1A-FVC2002), os métodos de reconhecimento de impressões digitais, o *hardware* e os *softwares* necessários para a implementação e realização dos experimentos.

Em seguida, foi apresentada a metodologia proposta para a fusão de métodos para reconhecimento de impressões digitais, sendo empregado a medida Q-Statistic e Q-Average para determinar o grau de dependência entre os métodos.

Posteriormente, os níveis (classificação, decisão e pontuação) e as técnicas de fusão dentro de cada nível implementadas foram abordadas, e foram definidos o protocolo de testes e as medidas de desempenho.

Por fim, foi apresentada uma visão geral dos passos realizados antes e durante a fusão dos métodos.

Os Capítulos 6 e 7 apresentam, respectivamente, os resultados experimentais obtidos e uma avaliação desses resultados.

6. Resultados Experimentais

Este capítulo apresenta os resultados obtidos individualmente pelos métodos utilizados bem como os resultados obtidos por todas as técnicas de fusão realizadas nos experimentos sobre a base de dados de impressões digitais DB1A-FVC2002 [12]. Por fim, uma tabela com um resumo de todos os resultados obtidos na fusão é apresentada.

6.1 Método Baseado em Minúcias Proposto por Jain

O método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] obteve um valor de EER de aproximadamente 4.09%. Na Figura 42 é possível observar as distribuições da taxa de falsa aceitação (FAR) e da taxa de falsa rejeição (FRR) conforme o limiar para a pontuação de casamento é variado bem como o valor de EER obtida. Mais informações sobre essas taxas de erros podem ser obtidas na seção 2.2.3.1.

A Tabela 7 apresenta um exemplo de listas de classificação gerada pelo método baseado em minúcias [25] para duas imagens do banco de dados DB1A-FVC2002 [12]. Na primeira imagem, um casamento genuíno é obtido apenas na oitava tentativa (imagem pertence ao *rank* 8). Na segunda imagem, um casamento genuíno é obtido na primeira tentativa (imagem pertence ao *rank* 1). Conforme explicado na seção 2.2.3.2, a Taxa de Recuperação Correta é calculada tendo como base essas listas de classificação de todas as imagens do banco de dados. Para este método, apenas o *rank* 8 garantiu para 100% das imagens do banco pelo menos um casamento genuíno. Para *rank* 1 (quando apenas uma imagem é recuperada) obteve-se acerto em 99,25% das imagens representando a taxa de identificação do método. Na Figura 43 é possível observar um gráfico representativo sobre essa análise.

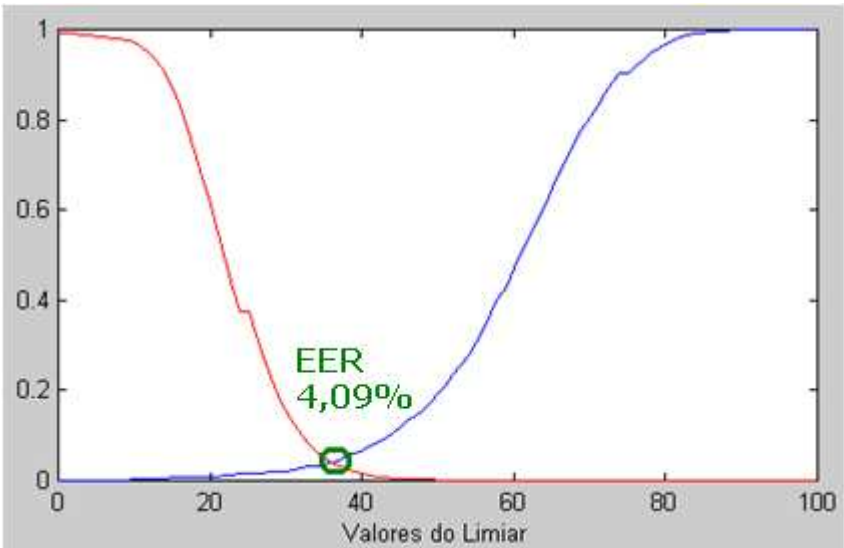


Figura 42: EER obtida pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Tabela 7: Exemplo de listas de classificação obtidas pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al.

Método Baseado em Minúcias					
Imagem 75_5			Imagem 54_4		
					
Classificação	Imagem	Pontuação Casamento	Classificação	Imagem	Pontuação Casamento
1	92_5	52	1	54_5	63
2	97_5	35	2	54_8	60
3	89_5	35	3	54_6	58
4	96_5	34	4	54_3	58
5	100_5	33	5	54_2	58
6	95_5	32	6	54_1	57
7	82_5	32	7	54_7	47
8	75_1	32	8	75_4	46
9	87_5	30	9	92_4	38
10	83_5	30	10	66_4	36

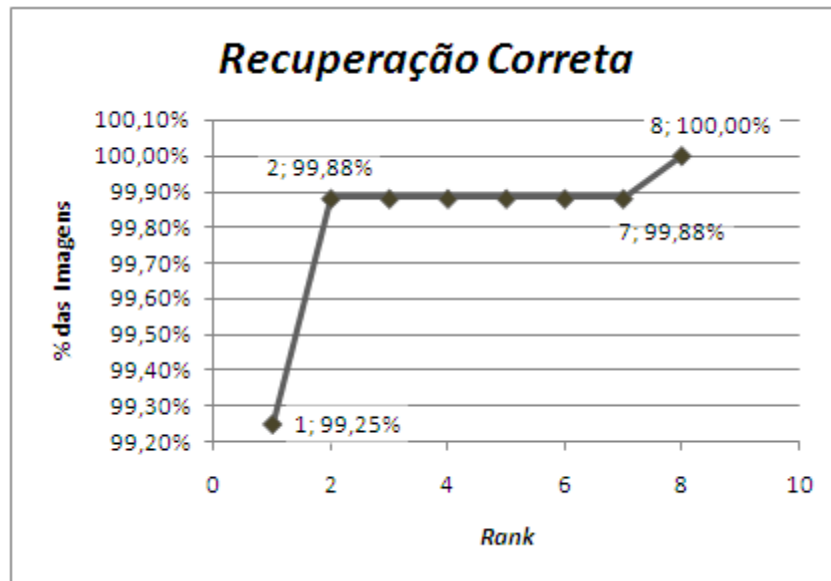


Figura 43: Taxa de recuperação correta obtida pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

6.2 Método Baseado em Cristas Proposto por Marana e Jain

O método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] obteve um valor de EER de aproximadamente 8.27%. Na Figura 44 é possível observar as distribuições da taxa de falsa aceitação (FAR) e da taxa de falsa rejeição (FRR) conforme o limiar para a pontuação de casamento é variado bem como o valor de EER obtido. Mais informações sobre essas taxas de erros podem ser obtidas na seção 2.2.3.1.

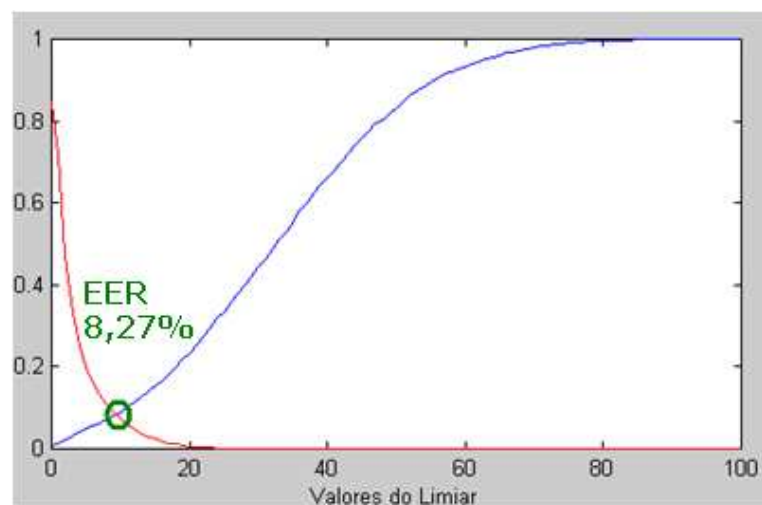


Figura 44: EER obtida pelo método baseado em cristas.

A Tabela 8 apresenta um exemplo de listas de classificação gerada pelo método baseado em cristas [34] para duas imagens do banco de dados DB1A-FVC2002 [12]. Na primeira imagem, um casamento genuíno é obtido na primeira tentativa (imagem pertence ao *rank* 1). Na segunda imagem, um casamento genuíno só é obtido na décima tentativa (imagem pertence ao *rank* 10).

Para este método, apenas o *rank* 13 garantiu para 100% das imagens do banco pelo menos um casamento genuíno. Para *rank* 1 (quando apenas uma imagem é recuperada) obteve-se acerto em 98,75% das imagens representando a taxa de identificação do método. Na Figura 45 é possível observar um gráfico representativo sobre essa análise.

Tabela 8: Exemplo de listas de classificação obtidas pelo método baseado em cristas.

Método Baseado em Cristas					
Imagem 75_5			Imagem 54_4		
					
Classificação	Imagem	Pontuação Casamento	Classificação	Imagem	Pontuação Casamento
1	75_4	0,78	1	57_4	0,18
2	79_5	0,45	2	74_4	0,16
3	96_5	0,36	3	94_4	0,12
4	85_5	0,31	4	63_4	0,11
5	80_5	0,31	5	66_4	0,09
6	75_6	0,29	6	99_4	0,07
7	88_5	0,27	7	88_4	0,06
8	98_5	0,26	8	65_4	0,054
9	95_5	0,25	9	89_4	0,051
10	91_5	0,24	10	54_8	0,050

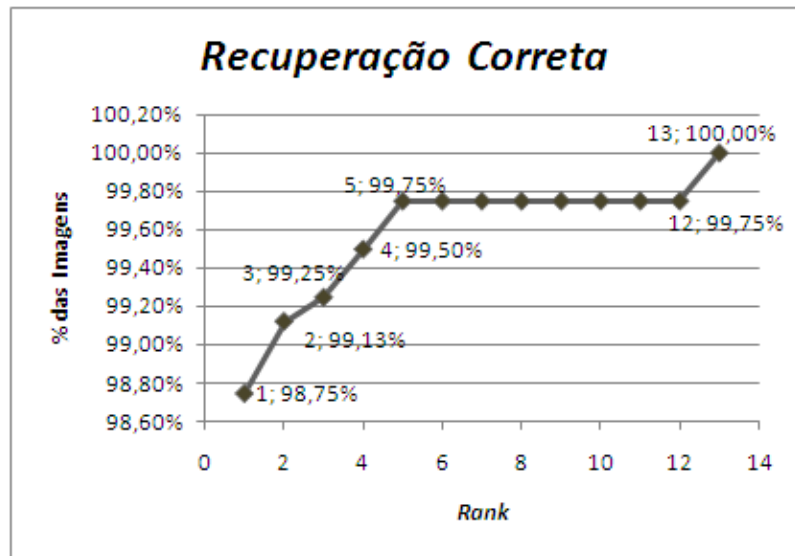


Figura 45: Taxa de Recuperação Correta obtida pelo método baseado em cristas.

6.3 Método Baseado em Minúcias do *software* NBIS

O método baseado em minúcias do *software* NBIS [41] obteve um valor de EER de aproximadamente 3,08%. Na Figura 46 é possível observar as distribuições da taxa de falsa aceitação (FAR) e da taxa de falsa rejeição (FRR) conforme o limiar para a pontuação de casamento é variado bem como o valor de EER obtido. Mais informações sobre essas taxas de erros podem ser obtidas na seção 2.2.3.1.

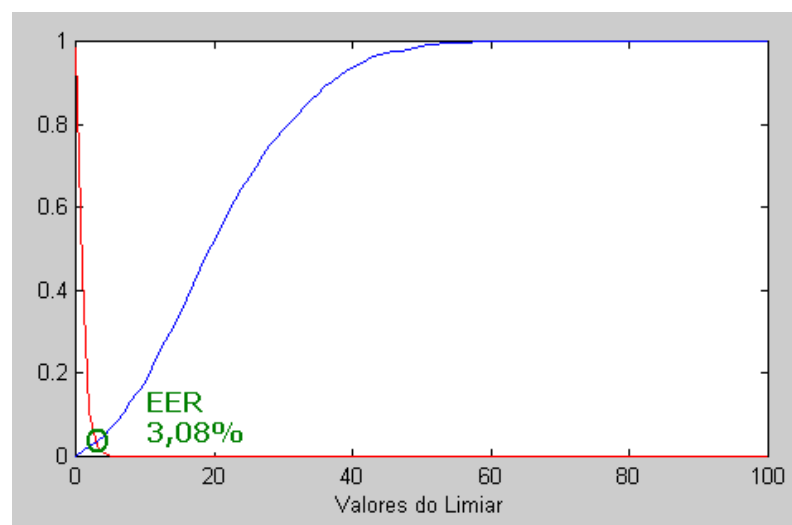


Figura 46: EER obtida pelo método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

Para este método, com *rank* 1 foi garantido para 100% das imagens do banco um casamento genuíno. Conseqüentemente a taxa de identificação é de 100%. Isso significa que esse método apresenta acurácia máxima para essas duas medidas de desempenho na base de dados utilizadas e, portanto, a fusão no nível de classificação e a fusão no nível de decisão que são avaliadas por essas duas medidas não foram realizadas uma vez que não seria possível melhorar a acurácia. No entanto, é importante ressaltar que para outra base de dados ou em uma aplicação real em que novas imagens de *template* são constantemente incluídas ou alteradas (base de dados é variável), esses níveis de fusão poderiam ser necessários.

6.4 Resultados da Fusão

Conforme descrito na seção 5.2.1, para que fosse possível fazer uma avaliação consistente da fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias, as seguintes fusões foram realizadas:

1. Fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25];
2. Fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS desenvolvido pelo NIST [41];
3. Fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41];
4. Fusão do método baseado em cristas por Marana e Jain [34] com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

As subseções seguintes apresentam inicialmente os resultados obtidos pela técnica *Q-Statistic* e *Q-Average* que mediram o grau de dependência entre os métodos, os resultados obtidos com as abordagens utilizadas para o estabelecimento dos parâmetros das técnicas de normalização das pontuações de casamento e os resultados das abordagens utilizadas para o estabelecimento dos pesos da técnica de fusão Regressão Logística e Soma com Pesos. Por fim, os resultados obtidos nas quatro fusões realizadas são apresentados.

6.4.1 Resultados da Medida de Dependência entre os Métodos de Reconhecimento de Impressões Digitais

Para a base de dados utilizada (DB1A-FVC2002), os resultados da medida *Q-Statistic* foram os seguintes:

- Método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25]: -1
- Método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do *software* NBIS: 0
- Método baseado em minúcias do *software* NBIS com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25]: 0

Os resultados da medida *Q-Average* dos três métodos (método baseado em cristas, método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e método baseado em minúcias do *software* NBIS) foi: -0,33.

Portanto, a taxa *Q-Statistic* que mede a taxa de dependência entre dois métodos resultou no valor negativo (-1) para a fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25], indicando que os métodos cometem erros em casos distintos. A fusão dos três métodos obtida pela medida *Q-Average* também resultou num valor negativo (-0,33). Tanto para a fusão dos métodos baseado em minúcias do *software* NBIS com o método baseado em cristas, quanto para a fusão do método baseado em minúcias do *software* NBIS com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25], a medida *Q-Statistic* teve como resultado o valor 0 (zero), indicando que os métodos são independentes.

Pelo fato do grau de dependência dos métodos ter resultado em valores que indicaram que para todas as fusões pretendidas uma melhoria na acurácia poderia ser obtida, (atingindo, portanto, os objetivos do presente trabalho), as quatro fusões propostas foram realizadas.

6.4.2 Parâmetros Estabelecidos pelas Técnicas de Normalização

Conforme explicado na seção 4.2.2.3, as técnicas de normalização Função Sigmóide Dupla e Estimadores Tanh requerem que pontos de referências sejam estabelecidos. Os pontos de referências estabelecidos em cada método de reconhecimento de impressões digitais utilizado estão descritos a seguir.

6.4.2.1 Parâmetros da Técnica de Normalização Função Sigmóide Dupla

A técnica de normalização Função Sigmóide Dupla requer que os pontos de referência τ , α_1 e α_2 sejam estabelecidos: τ representando um ponto na área de sobreposição entre a distribuição de casamentos genuínos e impostores; α_1 o limite inferior dessa sobreposição e α_2 o limite superior da mesma. Os pontos de referências que obtiveram os melhores resultados foram:

- Método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25]: $\tau = 39$, $\alpha_1 = 26$ e $\alpha_2 = 52$. A Figura 47 apresenta o gráfico das distribuições dos casamentos genuínos e impostores do método bem como os parâmetros estabelecidos.
- Método baseado em minúcias do *software* NBIS [41]: $\tau = 4$, $\alpha_1 = 1$ e $\alpha_2 = 6$. A Figura 48 apresenta o gráfico das distribuições dos casamentos genuínos e impostores do método bem como os parâmetros estabelecidos.
- Método baseado em cristas proposto Marana e Jain [34]: $\tau = 9$, $\alpha_1 = 5$ e $\alpha_2 = 36$. A Figura 49 apresenta o gráfico das distribuições dos casamentos genuínos e impostores do método bem como os parâmetros estabelecidos.

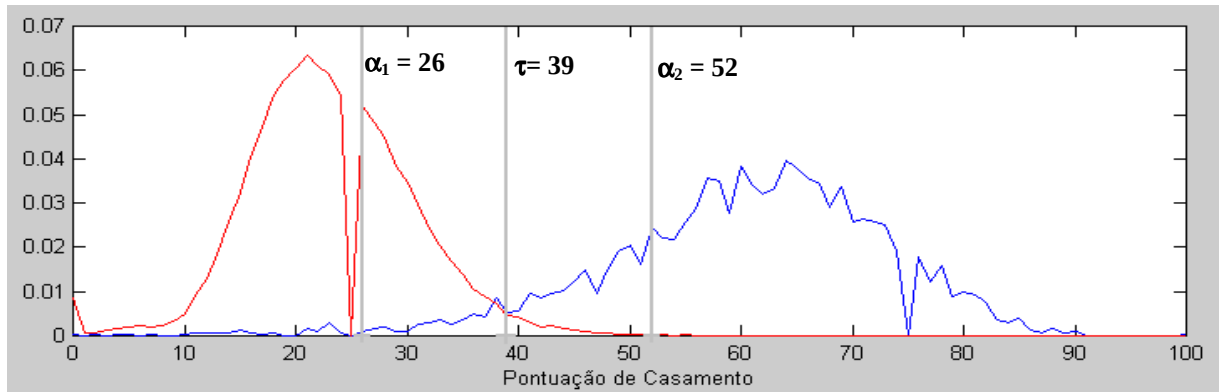


Figura 47: Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla para o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

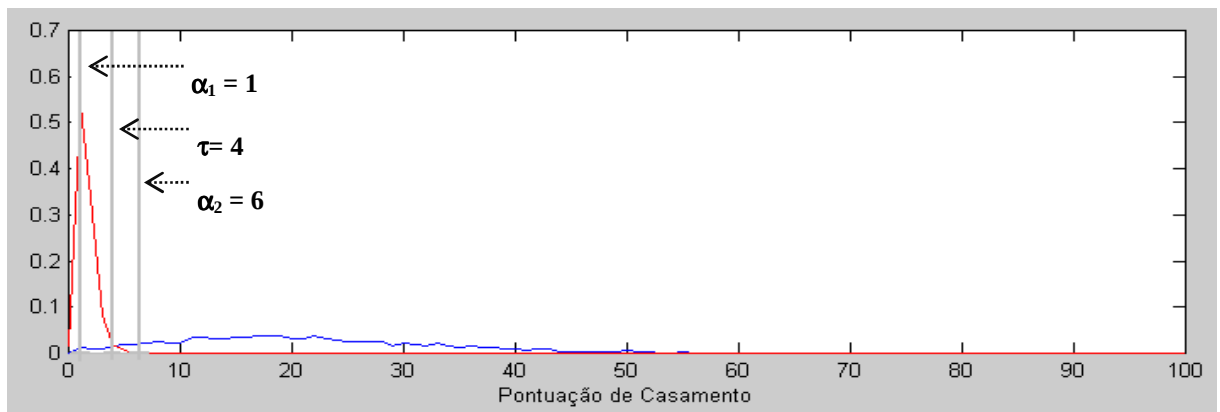


Figura 48: Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla para o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

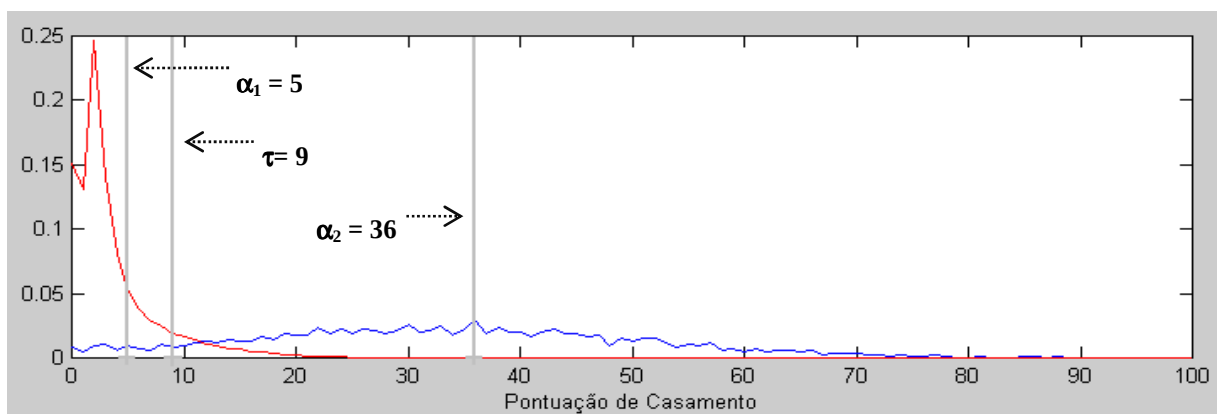


Figura 49: Parâmetros estabelecidos pela técnica de normalização função sigmóide dupla para o método baseado em cristas.

6.4.2.2 Parâmetros da Técnica de Normalização Estimadores Tanh

A técnica de normalização Estimadores Tanh requer o estabelecimento dos pontos de referência a , b e c . Os valores escolhidos para esses pontos foram 0,7, 0,80 e 0,90 para os três métodos (método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25], método baseado em cristas proposto Marana e Jain [34] e método baseado em minúcias do *software* NBIS [41]) por serem os que apresentaram o melhor resultado. Dessa forma, 70% das pontuações ficaram no intervalo $(\mu-a, \mu+a)$, 80% das pontuações no intervalo $(\mu-b, \mu+b)$ e 90% no intervalo $(\mu-c, \mu+c)$, onde μ corresponde à pontuação genuína média.

6.4.3 Pesos Estabelecidos para as Técnicas de Fusão

A técnica de fusão Regressão Logística no nível de classificação e a técnica Soma com Pesos no nível de pontuação requerem que pesos sejam estabelecidos para os métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados na fusão. Esta seção apresenta os resultados obtidos pelas duas abordagens utilizadas para o estabelecimento dos pesos.

1. Resultados da abordagem proposta por Wang, Tan e Jain [55] (explicada em 5.2.5.1)
 - Fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25]: **54%** para o método baseado em minúcias e de **46%** para o método baseado em cristas.
 - Fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41]: **59%** para o método baseado em minúcias e de **41%** para o método baseado em cristas.
 - Fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41]: **44%** para o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e **56%** para o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].
2. Resultados da abordagem que estabeleceu os pesos empiricamente:

Conforme explicado na seção 6.3, as técnicas de fusão no nível de pontuação foram as únicas aplicadas nas fusões que fazem uso do método baseado em minúcias do *software* NBIS. Dessa forma, a abordagem de estabelecimento de pesos empiricamente somente foi realizada para a técnica Soma com Pesos nas fusões que utilizam esse método. Já para a fusão do método proposto por Marana e Jain [34] com o método Jain et al. [25] tanto a fusão em nível de classificação quanto em nível de pontuação foram realizadas, e, portanto, a abordagem de estabelecimento de pesos empiricamente foi realizada para a técnica Regressão Logística e para a técnica Soma com Pesos.

Os pesos que alcançaram os melhores resultados para a técnica de regressão logística no nível de classificação para a fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] foi: **49%** para o método baseado em minúcias e **51%** para o método baseado em cristas.

O gráfico apresentado na Figura 50 apresenta a posição na qual 100% das imagens têm pelo menos uma recuperação correta conforme o peso para o método baseado em minúcias foi variado.

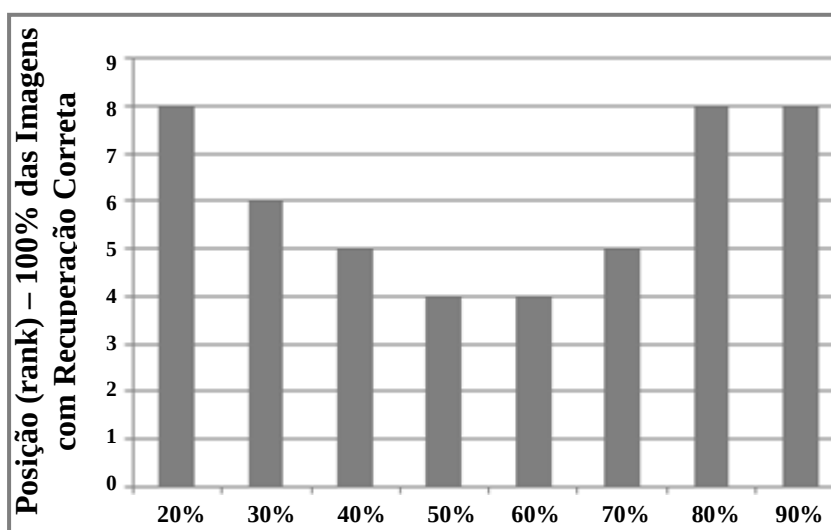


Figura 50: Pesos empiricamente calculados para a fusão regressão logística do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Os pesos que alcançaram os melhores resultados para a técnica soma com pesos no nível de pontuação foram:

1. Fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25]:
 - i. Técnica de normalização Min-Max: **80%** para o método baseado em minúcias e **20%** para o método baseado em cristas
 - ii. Técnica de normalização Função Sigmóide Dupla: **54%** para o método baseado em minúcias e **46%** para o método baseado em cristas
 - iii. Técnica de normalização Estimadores Tanh: **50%** para o método baseado em minúcias e **50%** para o método baseado em cristas.

A Figura 51 apresenta o valor do EER obtido para os pesos escolhidos em cada técnica de normalização bem como para os demais pesos testados.

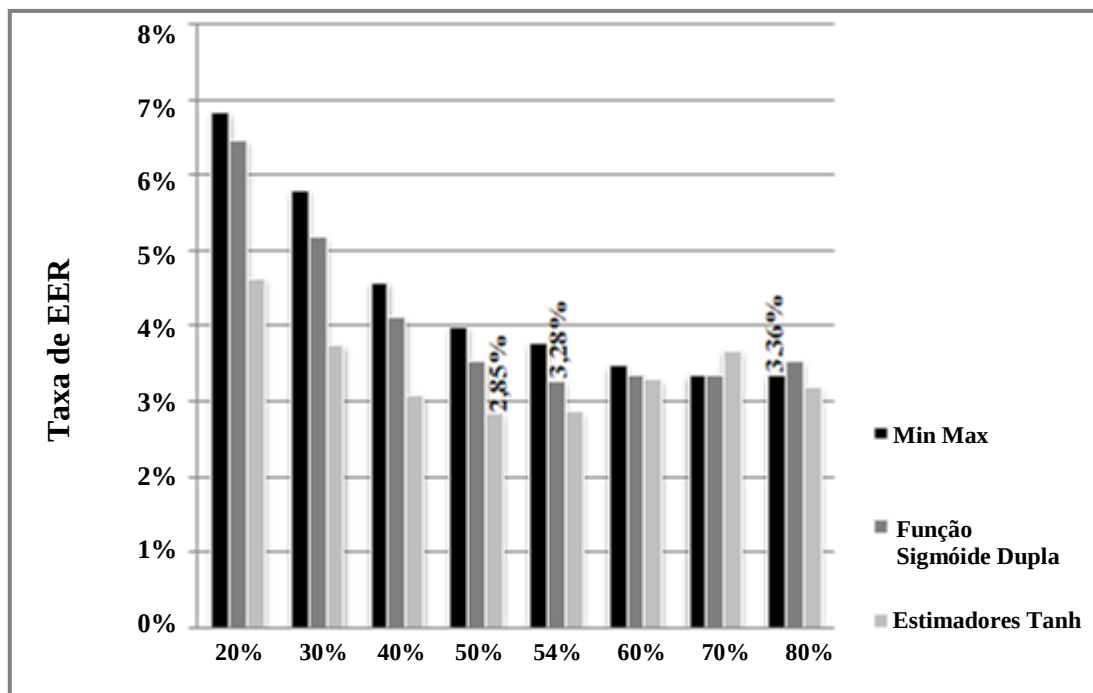


Figura 51: Pesos estabelecidos para a fusão soma com pesos do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

2. Fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41]: Os pesos de **80%** para o método baseado em minúcias e **20%** para o método baseado em cristas apresentaram os melhores resultados em todas as técnicas de normalização (Min-Max, Função Sigmóide Dupla, Estimadores de Tanh)
3. Fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41]: Os pesos de **20%** para o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e **80%** para o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41] apresentaram os melhores resultados em todas as técnicas de normalização (Min-Max, Função Sigmóide Dupla, Estimadores de Tanh)

6.4.4 Resultados da Fusão do Método Baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias proposto por Jain

As seções a seguir apresentam os resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

6.4.4.1 Nível de Classificação

Os resultados obtidos por cada uma das técnicas implementadas dentro desse nível de fusão são apresentados a seguir:

1. Classificação mais Alta

Para a técnica de fusão Classificação mais Alta, na análise pela medida Recuperação Correta, com o *rank* 2 foi garantido para 100% das imagens do banco pelo menos um casamento genuíno. Esse resultado representou aumento de 75% na acurácia

quando comparada ao método mais preciso, o método baseado em minúcias em questão (100% das imagens são alcançados apenas com *rank* 8). Na Figura 52 é possível observar um gráfico representativo sobre essa análise.

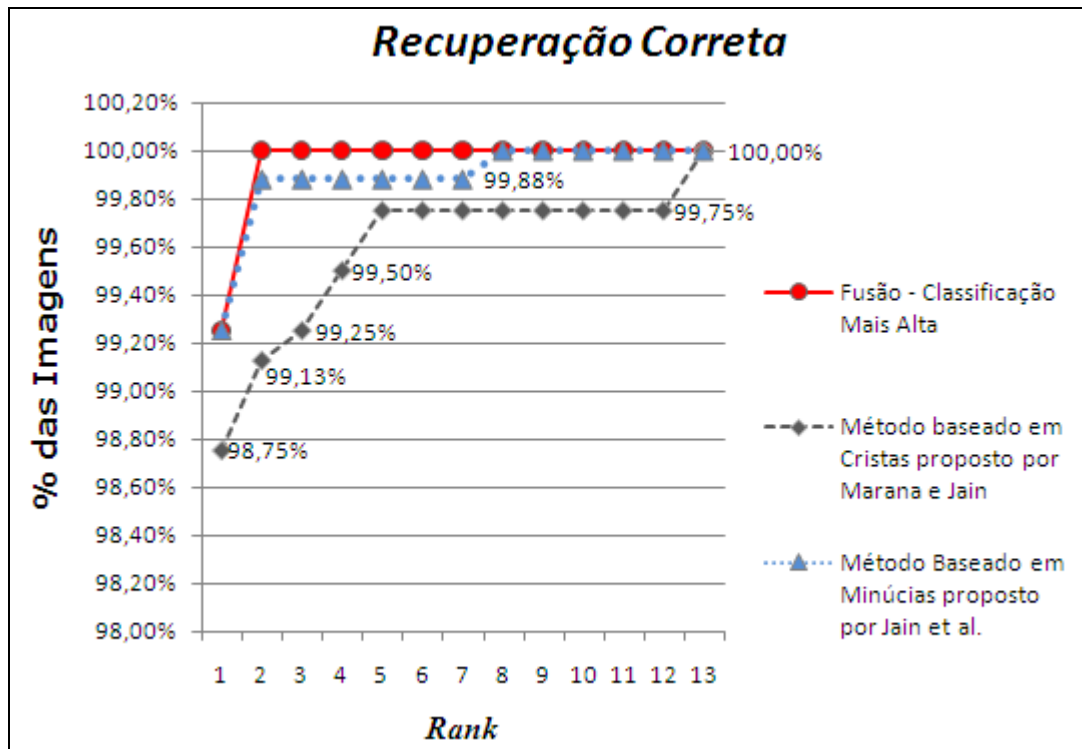


Figura 52: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica de classificação mais alta na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Na Tabela 9 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela técnica de fusão Classificação mais Alta em relação ao método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e ao método baseado em cristas.

Tabela 9: Melhoria obtida pela técnica de fusão classificação mais alta na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Recuperação correta – 100% das Imagens			
	Rank	Rank Fusão	% Melhoria
Método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	8	2	75,00%
Método baseado em cristas	13		

2. Contador do Borda

Para a técnica de fusão Contador do Borda, na análise pela medida Recuperação Correta, para *rank* 1 (quando apenas uma imagem é recuperada) obteve-se acerto em 99,63% das imagens (para o método baseado em minúcias em questão isso acontecia com 99,25%). Sendo que o *rank* 4 garantiu para 100% das imagens do banco, pelo menos um casamento genuíno. Esse resultado representou aumento de 50% na acurácia quando comparado ao método mais preciso, o método baseado em minúcias em questão (100% das imagens são alcançados apenas com *rank* 8). Na Figura 53 é possível observar um gráfico representativo sobre essa análise.

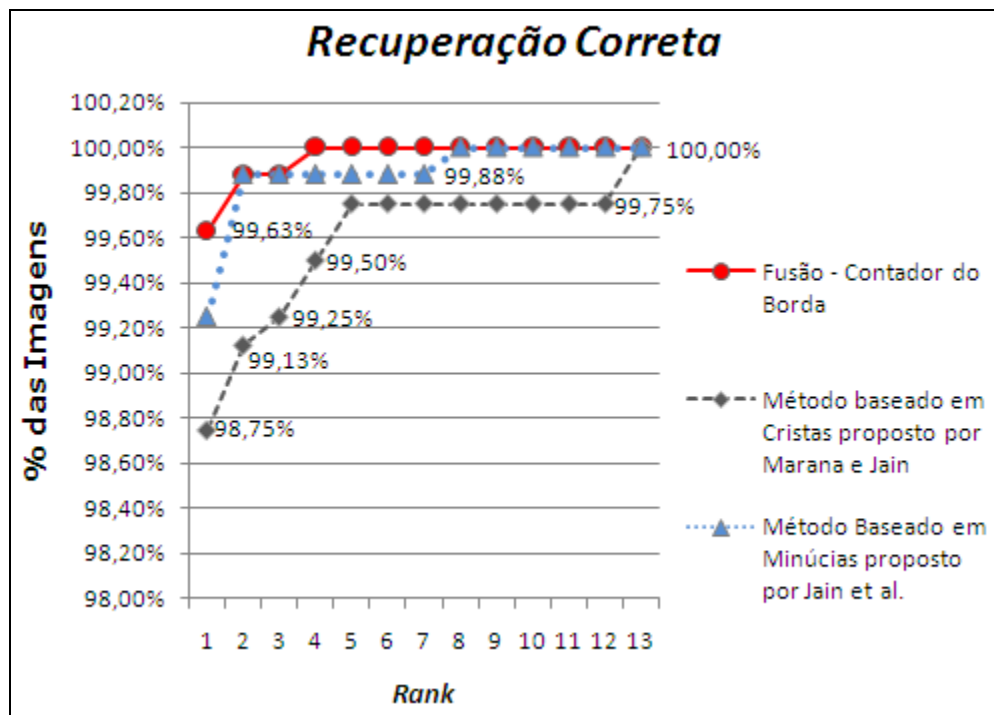


Figura 53: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica contador do Borda na fusão do método baseado em cristas proposto com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Na Tabela 10 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela técnica de fusão Contador do Borda em relação ao método baseado em minúcias por Jain et al. [25] e ao método baseado em cristas.

Tabela 10: Melhoria obtida pela técnica de fusão contador do borda na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Recuperação Correta - 100% das Imagens			
	Rank	Rank Fusão	% Melhoria
Método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	8	4	50,00%
Método baseado em cristas	13		

3. Regressão Logística:

Esta técnica foi aplicada utilizando duas abordagens para o estabelecimento de pesos conforme explicado na seção 5.2.5.1:

- a) A primeira abordagem, proposta por Wang, Tan e Jain [55] que estabeleceu o peso de 54% para o método baseado em minúcias em questão e de 46% para o método baseado em cristas. Utilizando essa abordagem, na análise pela medida Recuperação Correta, para rank 1 (quando apenas uma imagem é recuperada) obteve-se acerto em 99,63% das imagens (para o método baseado em minúcias em questão isso acontecia com 99,25%). Sendo que o rank 6 garantiu para 100% das imagens do banco pelo menos um casamento genuíno. Esse resultado representou aumento de 25% na acurácia quando comparada ao método mais preciso.
- b) A segunda abordagem estabeleceu empiricamente o peso de 49% para o método baseado em minúcias em questão e de 51% para o método baseado em cristas. Utilizando essa abordagem, na análise pela medida Recuperação Correta, para *rank* 1 (quando apenas uma imagem é recuperada) obteve-se acerto em 99,63% das imagens (para o método baseado em minúcias em questão isso acontecia com 99,25%). Sendo que o *rank* 4 garantiu para 100% das imagens do banco pelo menos um casamento genuíno. Esse resultado representou aumento de 50% na acurácia quando comparada ao método mais preciso.

Na Figura 54 é possível observar um gráfico representativo sobre essa análise.

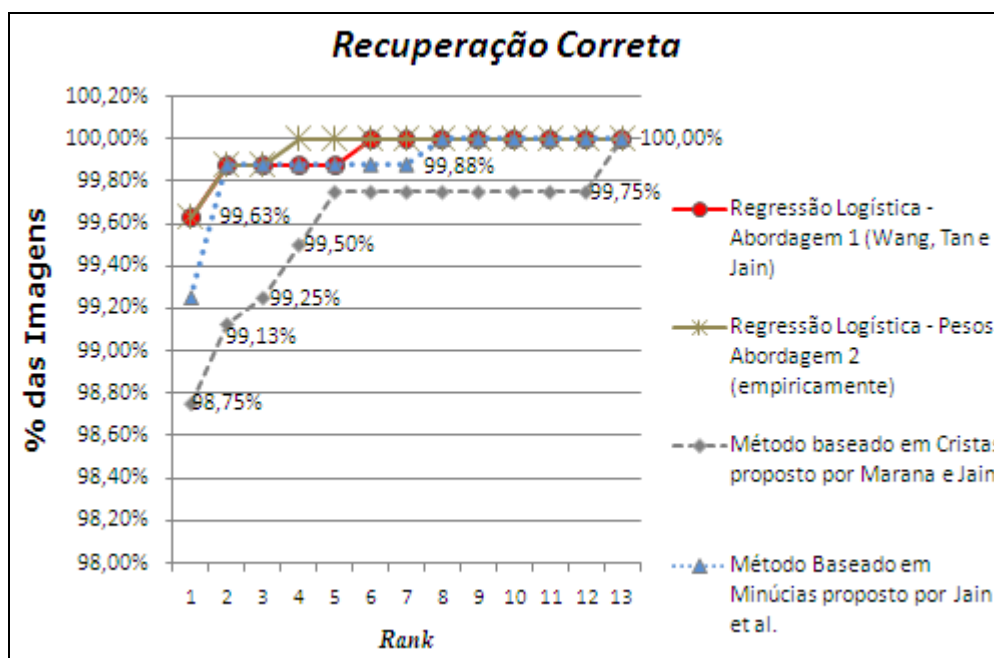


Figura 54: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica regressão logística na fusão método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Na Tabela 11 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela técnica de fusão Regressão Logística em relação ao método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e ao método baseado em cristas.

Tabela 11: Melhoria obtida pela técnica de fusão regressão logística na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Recuperação Correta - 100% das Imagens					
		Pesos - Abordagem 1		Pesos - Abordagem 2	
	Rank	Rank Fusão	% Melhoria	Rank Fusão	% Melhoria
Método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	8	6	25,00%	4	50,00%
Método baseado em cristas	13				

6.4.4.2 Nível de Decisão

A técnica de fusão utilizada no nível de decisão foi a Decisão Bayesiana. Conforme explicado na seção 5.2.5.2, esta técnica foi aplicada utilizando duas abordagens para a seleção das imagens de treinamento:

- a) Na primeira abordagem foram gerados 10 pacotes de 4 a 7 imagens por usuário, todas as imagens escolhidas randomicamente. Os resultados de todos os conjuntos da mesma quantidade de imagens foram calculados e depois a média foi obtida.
- b) Na segunda abordagem também foram gerados 10 pacotes de 4 a 7 imagens por usuário. Porém, 4 imagens desses pacotes foram fixadas por representarem mais completamente a variabilidade intraclasse de cada usuário.

A taxa de identificação baseada na segunda abordagem manteve-se praticamente constante quando 4, 5, 6 e 7 imagens foram utilizadas na fase de treinamento ficando numa faixa de 99,60% a 99,75%. Além disso, essa taxa apresentou uma melhoria na acurácia de 0,50% em relação ao método baseado em minúcias em questão (99,25%). No entanto, a primeira abordagem representou uma queda na acurácia do sistema para todos os pacotes de imagens. Na Figura 55 é possível observar um gráfico representativo dos resultados obtidos.

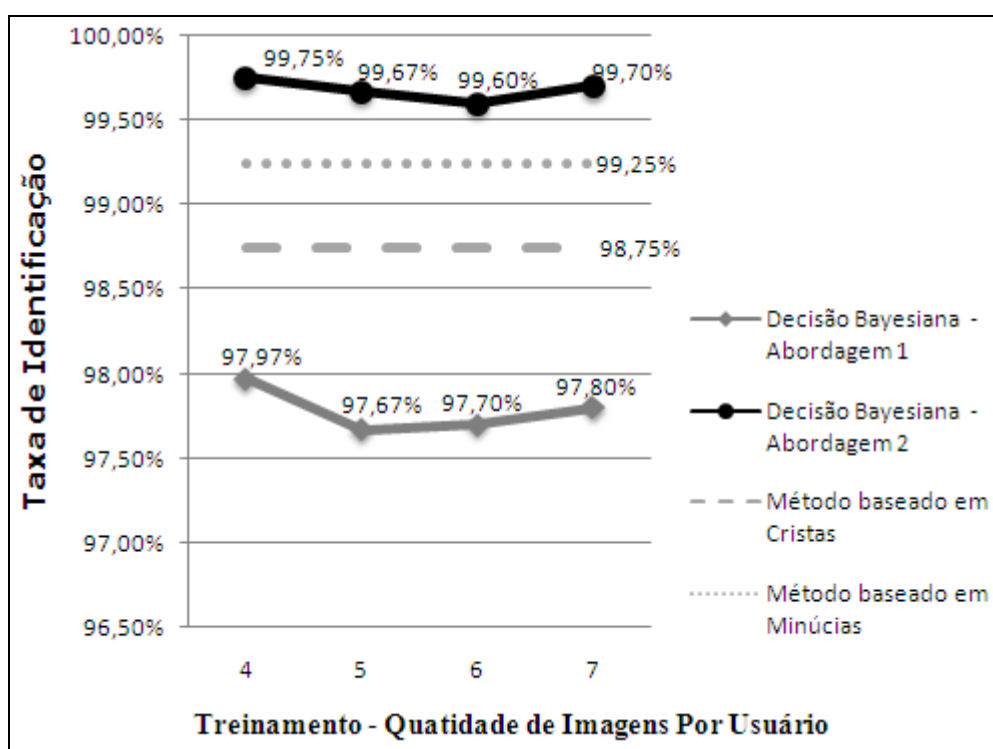


Figura 55: Taxa de identificação obtida pela técnica de fusão decisão bayesiana na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Na Tabela 12 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela técnica de fusão Decisão Bayesiana utilizada na segunda abordagem em relação ao método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e ao método baseado em cristas.

Tabela 12: Melhoria obtida pela técnica de fusão decisão bayesiana na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Taxa de Identificação			
		Decisão Bayesiana – Abordagem 2	% Melhoria
Método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	99,25%	99,75%	0,50%
Método baseado em cristas	98,75%		

6.4.4.3 Nível de Pontuação

Conforme explicado na seção 4.2.2.3, antes de aplicar as técnicas de fusão no nível de pontuação, é preciso normalizar as pontuações obtidas pelos diferentes métodos de reconhecimento de impressões digitais para que as mesmas estejam num mesmo intervalo. Diante disso, foram utilizadas 3 técnicas de normalização (Min-Max, Função Sigmóide Dupla e Estimadores Tanh) e para cada técnica de normalização foram aplicadas as técnicas de fusão no nível de pontuação implementadas (Soma, Produto, Pontuação Máxima, Pontuação Mínima e Soma com Pesos). A Tabela 13 apresenta os resultados obtidos pelas técnicas de fusão em Nível de Pontuação para cada uma das técnicas de normalização utilizadas.

Tabela 13: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

	EER				
	Soma	Produto	Pontuação Máxima	Pontuação Mínima	Soma com Pesos
Min-Max	4,00%	6,18%	3,57%	8,38%	3,36%
Função Sigmóide Dupla	3,53%	6,04%	3,68%	8,26%	3,28%
Estimadores Tanh	2,85%	2,79%	4,47%	5,60%	2,85%

Para a técnica Soma com Pesos, estão sendo considerados os pesos que obtiveram os melhores resultados: i) Min-Max: 20% para o método baseado em cristas e 80% para o método baseado em minúcias em questão (estabelecidos empiricamente); ii) Função Sigmóide Dupla: 54% e 46% (estabelecidos pela abordagem de Wang, Tan e Jain [55] e confirmados

empiricamente); iii) Estimadores Tanh: 50% e 50% (estabelecidos empiricamente). A seção 5.2.5.1 explica as abordagens utilizadas para estabelecer os pesos.

A avaliação do desempenho nesse nível de fusão foi obtida pelo valor de EER, sendo que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Produto das Pontuações apresentou o menor valor, 2,79% (essa taxa é de 4,09% no método baseado em minúcias em questão e 8,27% no método baseado em cristas).

É importante ressaltar que esse resultado foi alcançado aplicando-se a técnica de normalização Estimadores Tanh nas pontuações dos dois métodos (baseado em cristas e baseado em minúcias).

A Figura 56 apresenta uma comparação gráfica do valor de EER em todas as técnicas de normalização e fusão utilizadas e em relação aos métodos baseado em cristas e baseado em minúcias em questão.

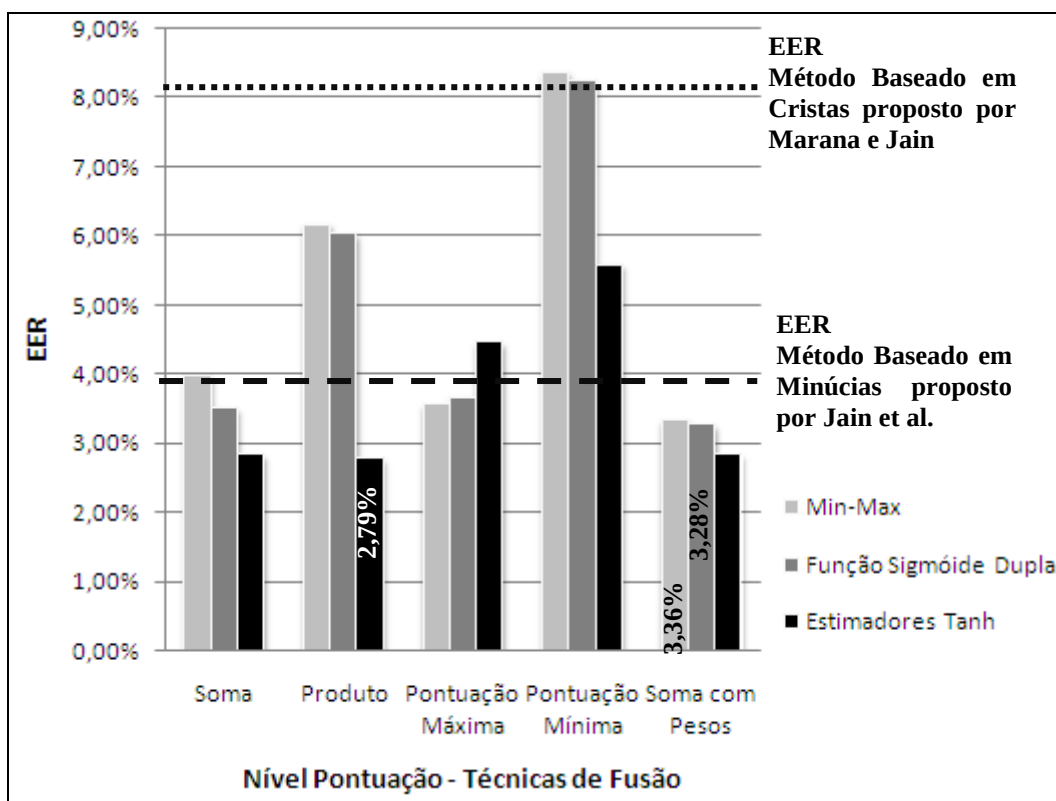


Figura 56: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

Na Tabela 14 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela fusão no nível de pontuação que obteve o melhor resultado, Estimadores Tanh – Produto das Pontuações, em relação ao método baseado em minúcias em questão e ao método baseado em cristas.

Tabela 14: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

EER			
		Fusão Pontuação - Melhor Resultado	% Melhoria
Método baseado em minúcias	4,09%	2,79%	31,78%
Método baseado em cristas	8,27%		

Na Figura 57 é possível observar as taxas de erro FAR (impostores aceitos) e FRR (genuínos rejeitados) conforme o limiar é variado bem como o valor de EER obtido após a aplicação da fusão em nível de pontuação com a técnica de normalização Estimadores Tanh e a técnica de fusão Produto das Pontuações.

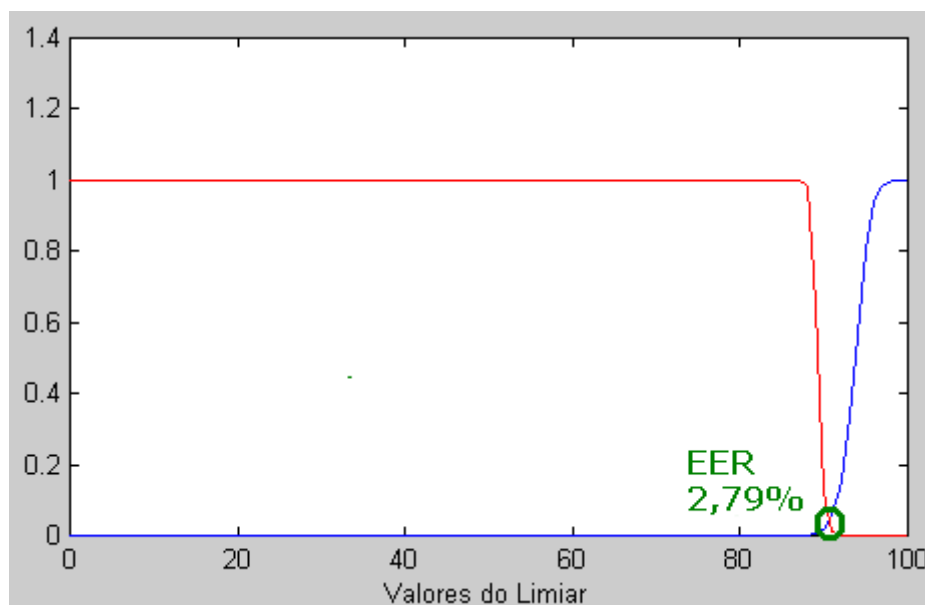


Figura 57: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh - Produto) na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

6.4.5 Resultados da Fusão do Método Baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias do *software* NBIS

Conforme explicado na seção 6.3, as técnicas de fusão no nível de pontuação foram as únicas que foram aplicadas nas fusões que fazem uso do método baseado em minúcias do *software* NBIS.

6.4.5.1 Nível de Pontuação

Conforme explicado na seção 4.2.2.3, antes de aplicar as técnicas de fusão no nível de pontuação, é preciso normalizar as pontuações obtidas pelos diferentes métodos para que as mesmas estejam num mesmo intervalo. A Tabela 15 apresenta os resultados obtidos pelas técnicas de fusão em Nível de Pontuação para cada uma das técnicas de normalização utilizadas.

Tabela 15: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do *software* NBIS.

	EER				
	Soma	Produto	Pontuação Máxima	Pontuação Mínima	Soma com Pesos
Min-Max	4,82%	4,82%	8,27%	3,08%	2,71%
Função Sigmóide Dupla	5,18%	6,99%	8,27%	4,11%	3,47%
Estimadores Tanh	3,08%	3,07%	8,27%	3,08%	2,36%

Para a técnica Soma com Pesos, estão sendo considerados os pesos que obtiveram os melhores resultados: 20% para o método baseado em cristas e 80% para o método baseado em minúcias em questão (estabelecidos empiricamente) para as três técnicas de normalização (Min-Max, Função Sigmóide Dupla e Estimadores Tanh). A seção 5.2.5.1 explica as abordagens utilizadas para estabelecer os pesos de cada método.

A avaliação do desempenho nesse nível de fusão foi obtida pelo valor de EER, sendo que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Soma com Pesos apresentou o menor valor, 2,36% (essa taxa é de 3,08% no método baseado em minúcias em questão e 8,27% no método baseado em cristas). É importante ressaltar que esse resultado foi

alcançado aplicando a técnica de normalização Estimadores Tanh nas pontuações dos dois métodos (baseado em cristas e baseado em minúcias).

A Figura 58 apresenta uma comparação gráfica do valor de EER em todas as técnicas de normalização e fusão utilizadas e em relação aos métodos baseado em cristas e baseado em minúcias em questão.

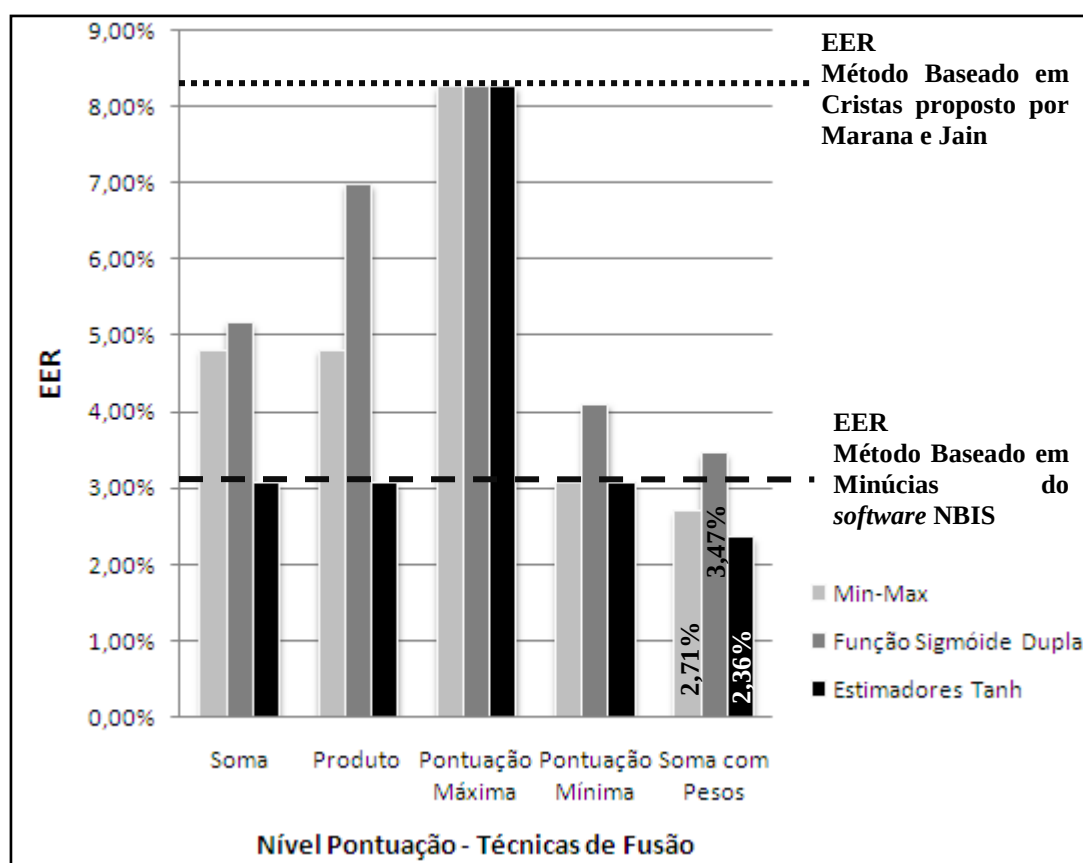


Figura 58: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do *software* NBIS.

Na Tabela 16 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela fusão no nível de pontuação que obteve o melhor resultado, Estimadores Tanh – Soma com Pesos, em relação ao método baseado em minúcias em questão e ao método baseado em cristas.

Tabela 16: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

EER			
		Fusão Pontuação - Melhor Resultado	% Melhoria
Método baseado em minúcias	3,08%	2,36%	23,38%
Método baseado em cristas	8,27%		

Na Figura 59 é possível observar as taxas de erro FAR (impostores aceitos) e FRR (genuínos rejeitados) conforme o limiar é variado bem como o valor de EER obtido após a aplicação da fusão em nível de pontuação com a técnica de normalização Estimadores Tanh e a técnica de fusão Soma com Pesos.

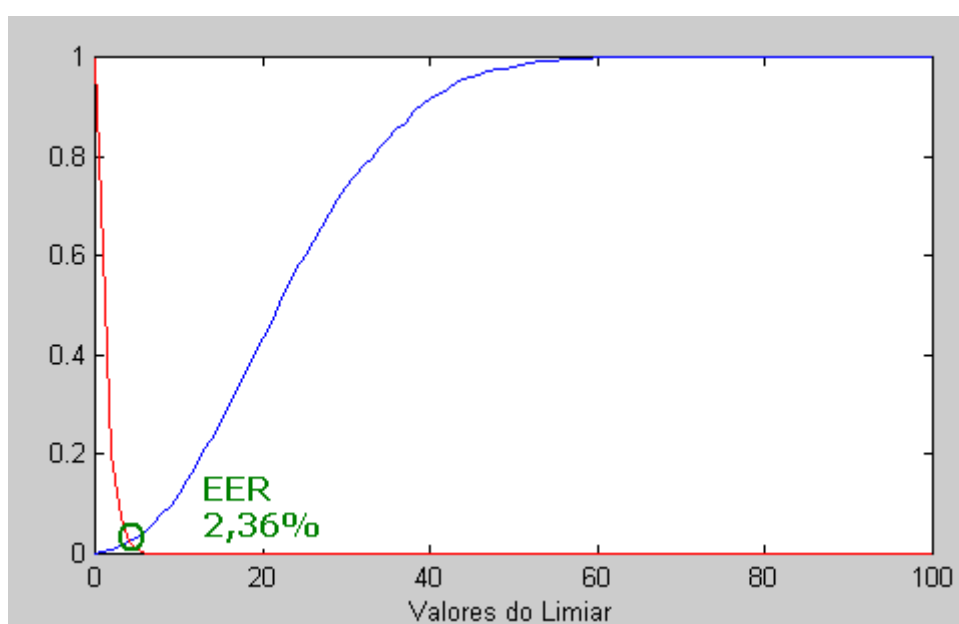


Figura 59: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh – Soma com Pesos) na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias do *software* NBIS.

6.4.6 Fusão dos Métodos Baseados em Minúcias

Conforme explicado na seção 6.3, as técnicas de fusão no nível de pontuação foram as únicas que foram aplicadas nas fusões que fazem uso do método baseado em minúcias do *software* NBIS.

6.4.6.1 Nível de Pontuação

Conforme explicado na seção 4.2.2.3, antes de aplicar as técnicas de fusão no nível de pontuação, é preciso normalizar as pontuações obtidas pelos diferentes métodos para que as mesmas estejam num mesmo intervalo. A Tabela 17 apresenta os resultados obtidos pelas técnicas de fusão em Nível de Pontuação para cada uma das técnicas de normalização utilizadas.

Tabela 17: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

	EER				
	Soma	Produto	Pontuação Máxima	Pontuação Mínima	Soma com Pesos
Min-Max	2,77%	2,56%	4,09%	3,08%	2,05%
Função Sigmóide Dupla	2,79%	2,99%	4,09%	4,11%	2,62%
Estimadores Tanh	2,35%	2,54%	3,84%	3,08%	1,77%

Para a técnica Soma com Pesos, estão sendo considerados os pesos que obtiveram os melhores resultados: 20% para o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e 80% para o método baseado em minúcias do *software* NBIS (estabelecidos empiricamente) para as três técnicas de normalização (Min-Max, Função Sigmóide Dupla e Estimadores Tanh). A seção 5.2.5.1 explica as abordagens utilizadas para estabelecer os pesos para cada método.

A avaliação do desempenho nesse nível de fusão foi obtida pelo valor de EER, sendo que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Soma com Pesos apresentou o menor valor, 1,77% (essa taxa é de 3,08% no método baseado em minúcias do *software* NBIS e 4,09% no método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25]). É importante ressaltar que esse resultado foi alcançado aplicando-se a técnica de normalização Estimadores Tanh nas pontuações dos dois métodos.

A Figura 60 apresenta uma comparação gráfica do valor de EER em todas as técnicas de normalização e fusão utilizadas e em relação aos métodos baseado em minúcias do *software* NBIS e baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25].

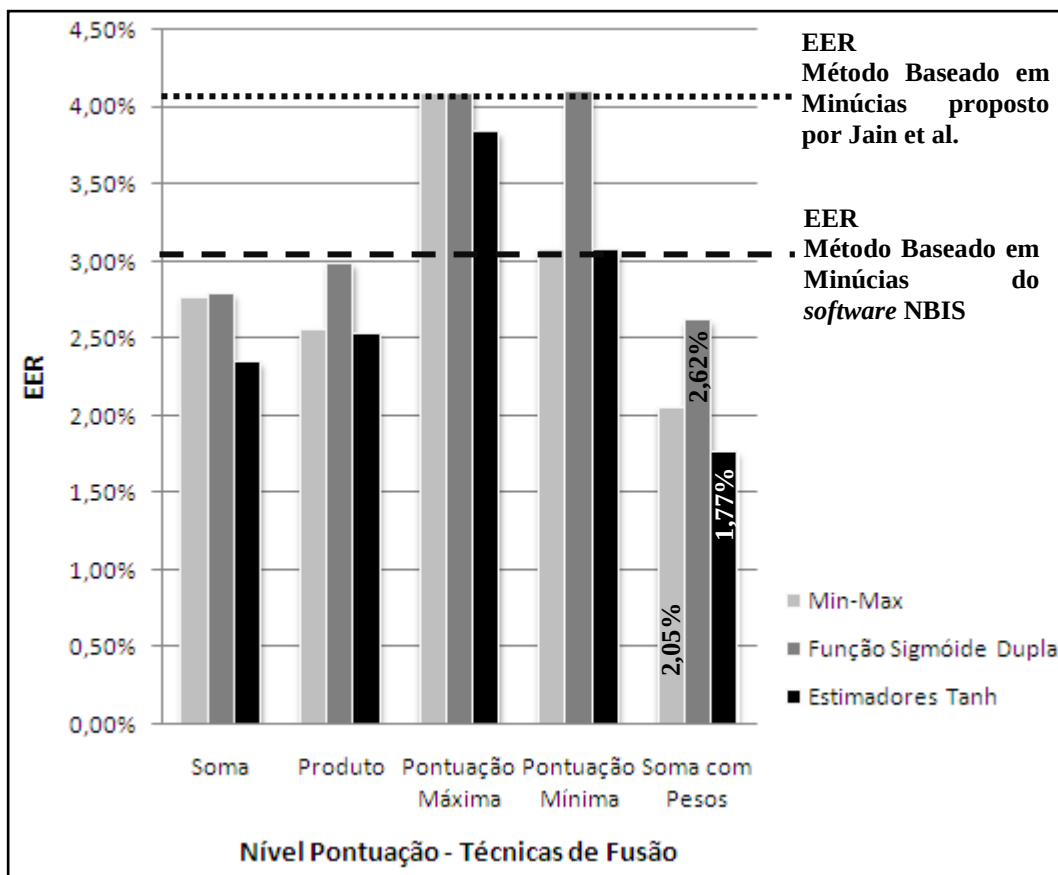


Figura 60: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

Na Tabela 18 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela fusão no nível de pontuação que obteve o melhor resultado, Estimadores Tanh – Soma com Pesos, em relação ao método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e ao método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

Tabela 18: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS[41].

EER			
		Fusão Pontuação - Melhor Resultado	% Melhoria
Método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	3,08%	1,77%	42,53%
Método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	4,09%		

Na Figura 61 é possível observar as taxas de erro FAR (impostores aceitos) e FRR (genuínos rejeitados) conforme o limiar é variado bem como o valor de EER obtido após a aplicação da fusão em nível de pontuação com a técnica de normalização Estimadores Tanh e a técnica de fusão Soma com Pesos.

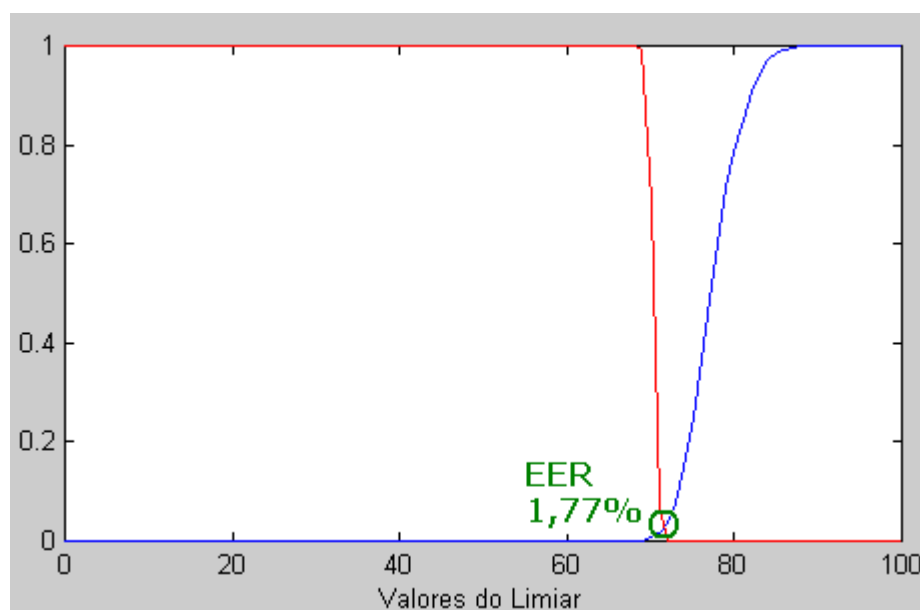


Figura 61: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh – Soma com Pesos) na fusão do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

6.4.7 Fusão do Método Baseado em Cristas com os Métodos Baseados em Minúcias

Conforme explicado na seção 6.3, as técnicas de fusão no nível de pontuação foram as únicas que foram aplicadas nas fusões que fazem uso do método baseado em minúcias do *software* NBIS.

6.4.7.1 Nível de Pontuação

Conforme explicado na seção 4.2.2.3, antes de aplicar as técnicas de fusão no nível de pontuação, é preciso normalizar as pontuações obtidas pelos diferentes métodos para que as mesmas estejam num mesmo intervalo.

A Tabela 19 apresenta os resultados obtidos pelas técnicas de fusão em Nível de Pontuação para cada uma das técnicas de normalização utilizadas.

Tabela 19: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

	EER			
	Soma	Produto	Pontuação Máxima	Pontuação Mínima
Min-Max	2,91%	6,00%	3,57%	3,81%
Função Sigmóide Dupla	2,38%	5,07%	3,04%	8,15%
Estimadores Tanh	2,38%	2,13%	3,09%	3,98%

A avaliação do desempenho nesse nível de fusão foi obtida pelo valor de EER, sendo que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Produto apresentou o menor valor, 2,13% (essa taxa é de 3,08% no método baseado em minúcias do *software* NBIS, 4,09% no método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e 8,27% no método baseado em cristas).

É importante ressaltar que esse resultado foi alcançado aplicando-se a técnica de normalização Estimadores Tanh nas pontuações dos três métodos.

A Figura 62 apresenta uma comparação gráfica do valor do EER em todas as técnicas de normalização e fusão utilizadas e em relação aos métodos utilizados.

Na Tabela 20 é apresentada em termos de porcentagem a melhoria na acurácia obtida pela fusão no nível de pontuação que obteve o melhor resultado, Estimadores Tanh – Produto, em relação aos métodos utilizados.

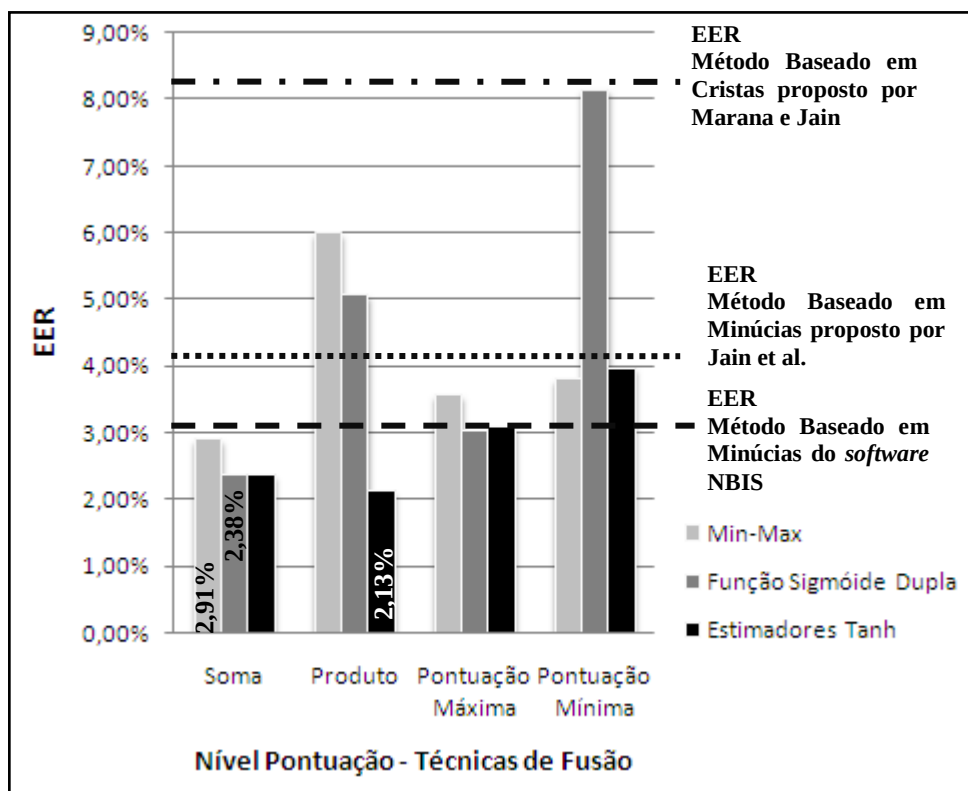


Figura 62: EER obtida pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão método baseado em cristas com os métodos baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

Tabela 20: Melhoria obtida pela técnica de fusão no nível de pontuação que obteve melhor resultado na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

EER			
		Fusão Pontuação - Melhor Resultado	% Melhoria
Método baseado em minúcias do <i>software</i> NBIS	3,08%	2,13%	30,84%
Método baseado em minúcias proposto por Jain et al.	4,09%		
Método baseado em cristas	8,27%		

Na Figura 63 é possível observar as taxas de erro FAR (impostores aceitos) e FRR (genuínos rejeitados) conforme o limiar é variado bem como o valor de EER obtido após a fusão em nível de pontuação com a técnica de normalização Estimadores Tanh e a técnica de fusão Produto.

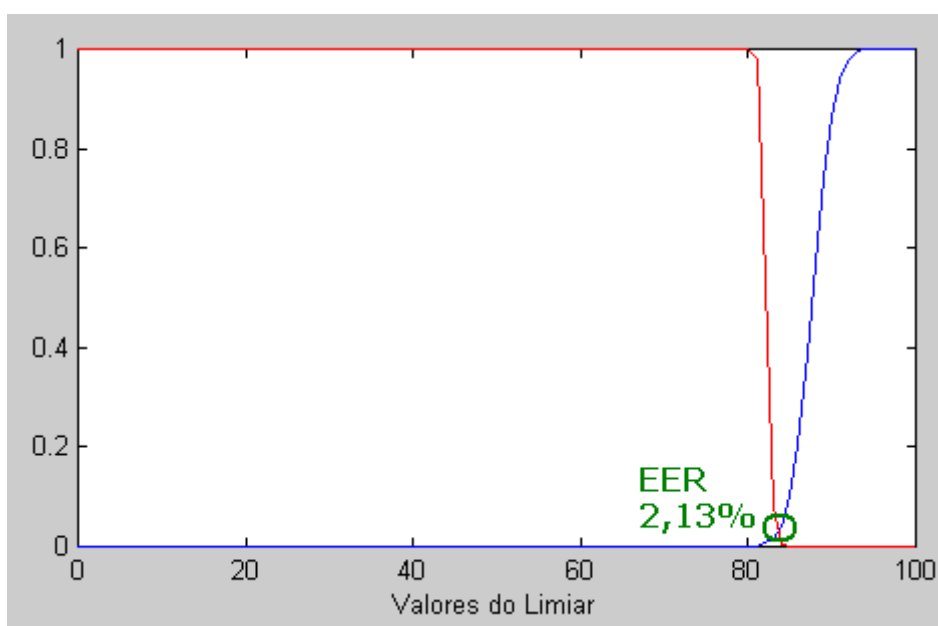


Figura 63: EER obtida pela fusão em nível de pontuação de melhor resultado (Estimadores Tanh – Produto) na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

6.5 Resumo dos Resultados Obtidos

A Tabela 21 apresenta um resumo dos resultados obtidos e apresentados neste capítulo, considerando a seguinte nomenclatura:

Fusão 1: Método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em Minúcias proposto por Jain et al. [25]

Fusão 2: Método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [34] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

Fusão 3: Método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [41].

Fusão 4: Método baseado em cristas por Marana e Jain [34] com os métodos baseados em minúcias proposto por Jain et al. [25] e do *software* NBIS [41].

Tabela 21: Resumo dos resultados obtidos nas fusões realizadas

		Fusão			
Nível de Fusão		1	2	3	4
Classificação	Melhor Técnica de Fusão	Classificação Mais Alta	---	---	---
	Resultado Obtido	Taxa de Recuperação Correta De: rank 8 Para: rank 2	---	---	---
	% de Melhoria	75%	---	---	---
Decisão	Melhor Técnica de Fusão	Decisão Bayesiana - Abordagem 2	---	---	---
	Resultado Obtido	Taxa de Identificação De: 99,25% Para: 99,75%	---	---	---
	% de Melhoria	0,50%	---	---	---
Pontuação	Melhor Técnica de Normalização	Estimadores Tanh	Estimadores Tanh	Estimadores Tanh	Estimadores Tanh
	Melhor Técnica de Fusão	Produto	Soma com Pesos	Soma com Pesos	Produto
	Resultado Obtido	EER De: 4,09 Para: 2,79	EER De: 3,08 Para: 2,36	EER De: 3,08 Para: 1,77	EER De: 3,08 Para: 2,13
	% de Melhoria	31,78%	23,38%	42, 53%	30,84%
“---”: Identifica os níveis de fusão não realizados pelo fato do método do <i>software</i> NBIS apresentar acurácia máxima na base de dados utilizada (DB1A- FVC2002)					

6.6 Tempo de Processamento

Em sistemas biométricos utilizados em aplicações comerciais, além da acurácia, é importante que os métodos utilizados tenham um tempo de processamento considerado viável por seus usuários. Na Tabela 22 são apresentados os tempos (em segundos) necessários para cada um dos métodos utilizados gerar uma pontuação de casamento. Esses tempos foram divididos considerando-se os casamentos genuínos de forma separada dos casamentos impostores porque se observou que para dois dos métodos há diferença no processamento de casamentos genuínos e casamentos impostores.

É importante ressaltar que os experimentos foram realizados num computador padrão PC com Processador Core 2 de 1.66GHz e 2GB de Memória RAM, conforme descrito na seção 5.1.

Tabela 22: Tempo de processamento para os métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados gerarem uma pontuação de casamento.

	Casamento Genuíno	Casamento Impostor
Método Baseado em Cristas Proposto por Marana e Jain	8 s	9 s
Método Baseado em Minúcias Proposto por Jain et. al.	1,4 s	1,4 s
Método Baseado em Minúcias do software NBIS	0,5 s	0,8 s

6.7 Considerações Finais

Este capítulo apresentou todos os resultados obtidos no presente trabalho. Ele iniciou apresentando os resultados obtidos individualmente pelos métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados. Em seguida, foram elucidados os resultados obtidos pela técnica Q-Statistic e Q-Average utilizada para medir o grau de dependência entre esses métodos, os parâmetros estabelecidos pelas técnicas de normalização de pontuação e os resultados das abordagens utilizadas para o estabelecimento dos pesos.

Depois, foram mostrados os resultados obtidos por todas as técnicas de fusão realizadas. Para a fusão do método baseado em cristas proposto com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [25] foram apresentados os resultados das técnicas de fusão no nível de classificação (Classificação mais Alta, Contador do Borda e Regressão Logística), no nível de decisão (Decisão Bayesiana) e no nível de pontuação (Soma, Produto, Pontuação Máxima, Pontuação Mínima e Soma com Pesos considerando as três técnicas de normalização implementadas). Para as fusões que faziam uso do *software* NBIS, as técnicas de fusão no nível de pontuação foram aplicadas e seus resultados foram também abordados neste capítulo.

Por fim, foram mostrados os tempos de processamento necessários para os métodos de reconhecimento de impressões digitais avaliados neste trabalho gerarem uma pontuação de casamento.

7. Discussão

Neste capítulo são discutidos os resultados obtidos individualmente pelos métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados neste trabalho, bem como os resultados obtidos pelas técnicas de fusão realizadas.

7.1 Método Baseado em Minúcias Proposto por Jain

Os resultados gerados por esse método apresentaram um valor de EER de 4,09% e apenas o rank 8 obteve pelo menos uma Recuperação Correta para todas as imagens da base de dados DB1A-FVC2002.

Esse desempenho pode representar um grande impasse para adoção deste tipo de tecnologia em larga escala. Um exemplo de aplicação comercial em que uma taxa de 4,09% poderia ser inviável é uma locadora de filmes em uma cidade como Bauru com mais de 350.000 habitantes. Se essa locadora detivesse 1% dos habitantes como clientes, ou seja, 3.500 clientes, cerca de 140 clientes poderiam ser incomodados (clientes rejeitados pelo sistema). Além disso, o fato da taxa de Recuperação Correta para 100% das imagens ser obtida apenas com *rank* 8, significa que o sistema poderia erroneamente identificar sete outros clientes antes do cliente real em um cenário de pior caso.

Essa situação evidencia a necessidade de analisar os pontos fortes e os pontos fracos desse método a fim de investigar formas de melhorar a sua acurácia e contribuir para que o uso deste tipo de tecnologia ocorra de uma forma confiável.

Neste sentido, o método proposto por Jain et al. [25] apresentou um desempenho ótimo em imagens sem deslocamento e rotação exagerados e de alta qualidade. Porém, a etapa de extração das minúcias, crucial para o bom desempenho do método, se mostrou um problema bastante complexo em imagens com pequena área de sobreposição entre a imagem de *template* e a imagem de consulta e em imagens de baixa qualidade. A Figura 64 apresenta um exemplo de uma imagem com pequena área de sobreposição. Essa imagem em específico foi decisiva para que a taxa de Recuperação Correta para 100% das imagens fosse obtida apenas quando 8 imagens são recuperadas, ou seja, a pontuação de casamentos impostores foi maior nas 7 primeiras tentativas.

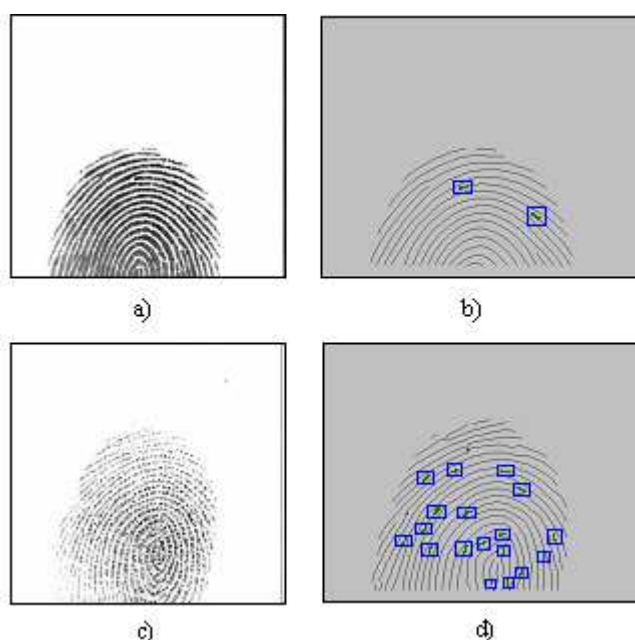


Figura 64: a) Imagem de consulta; b) Minúcias extraídas da imagem de consulta; c) Imagem de *template* com melhor casamento (casamento impostor); d) Minúcias extraídas da imagem de *template*.

Um exemplo da etapa de extração de minúcias em uma imagem de baixa qualidade é apresentado na Figura 65.

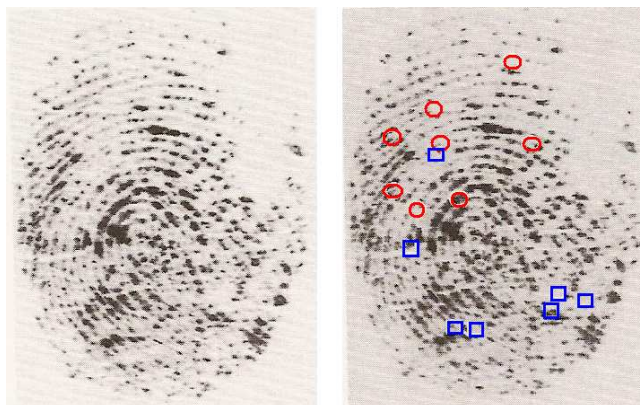


Figura 65: a) Imagem ruidosa; b) Minúcias extraídas da imagem, os círculos são minúcias verdadeiras enquanto que os quadrados são as minúcias espúrias [47].

7.2 Método Baseado em Cristas Proposto por Marana e Jain

O valor de EER de 8,27% representa uma taxa de erro bastante alta para aplicações comerciais e o fato da taxa de Recuperação Correta para 100% das imagens ser obtida apenas quando as 13 mais prováveis imagens são recuperadas (*rank 13*) também, principalmente tendo em vista que vários sistemas de segurança em que uma classificação é gerada para uma futura decisão utilizam os 10 mais prováveis indivíduos. Esse resultado mostra que as cristas são medidas menos discriminatórias que os pontos de minúcias.

A Figura 66 apresenta um exemplo de casamento impostor que obteve uma pontuação mais alta em relação a todos os casamentos genuínos da mesma imagem. Essa imagem em específico foi decisiva para que a taxa de Recuperação Correta para 100% das imagens fosse obtida apenas quando 13 mais prováveis imagens são recuperadas, ou seja, a pontuação de casamentos impostores foi maior nas 12 primeiras tentativas, num cenário de pior caso.



Figura 66: a) Imagem de Consulta; b) Imagem de *Template* e c) Casamento impostor com alta pontuação no método baseado em cristas.

No entanto, pode-se observar que as imagens que ocasionaram problema no método baseado em minúcias proposto por Jain et al. não apresentaram problema no método baseado em cristas. Por exemplo, uma imagem com pequena área de sobreposição que contribui no método baseado em minúcias para que a taxa de Recuperação Correta para 100% das imagens fosse obtida apenas quando as 8 mais prováveis imagens são recuperadas, obteve na sua lista de classificação (*rank*) pelo método baseado em cristas um resultado genuíno já na primeira tentativa. Na Figura 67 é mostrado o casamento genuíno obtido por esta imagem.

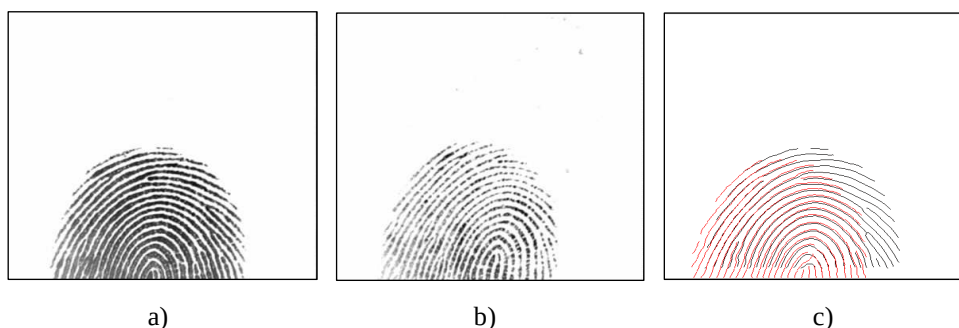


Figura 67: a) Imagem de Consulta; b) Imagem de *Template* e c) Casamento genuíno de imagens com pequena área de sobreposição obtido pelo método baseado em cristas.

Pode-se perceber ainda que todas as imagens que pelo método baseado em minúcias proposto por Jain et al. não obtiveram em sua classificação um resultado genuíno na primeira tentativa, obtiveram um resultado genuíno na primeira tentativa pelo método baseado em cristas e vice-versa.

Todos esses resultados corroboram os indícios obtidos pela medida Q-Statistic (apresentada na seção 5.2.1) de que a fusão dos métodos baseados em cristas e em minúcias

proposto por Jain et al. poderia representar um aumento na acurácia. Tal aumento pode ser observado pelos resultados obtidos nas técnicas de fusão realizadas e discutidas na seção 7.4.1.

7.3 Método Baseado em Minúcias do *software* NBIS

Os resultados gerados por esse método apresentaram um valor de EER de 3,08% sendo que com *rank* 1 foi garantido para 100% das imagens do banco um casamento genuíno, conseqüentemente a taxa de identificação também é de 100%. Isso significa que esse método apresenta acurácia máxima para essas duas últimas medidas de desempenho na base de dados utilizada.

No entanto, ao investigar os motivos do valor de EER apresentar-se alto quando comparada às outras duas medidas de desempenho, foi possível observar que casamentos impostores de imagens com alta rotação ou alto deslocamento da impressão digital apresentaram uma pontuação alta, contribuindo, dessa forma para o aumento da taxa FAR. Essa análise tomou como base que 62,5% dos erros ocorreram com os casamentos da terceira e da quarta imagem do banco de dados DB1A-FVC2002, imagens caracterizadas pela alta rotação e deslocamento em relação ao centro da área de leitura do sensor.

Na Figura 68 são mostrados casamentos impostores que apresentaram uma pontuação maior que o limiar de EER (mais informações sobre o cálculo da EER e seu limiar podem ser obtidas na seção 2.2.3.1).

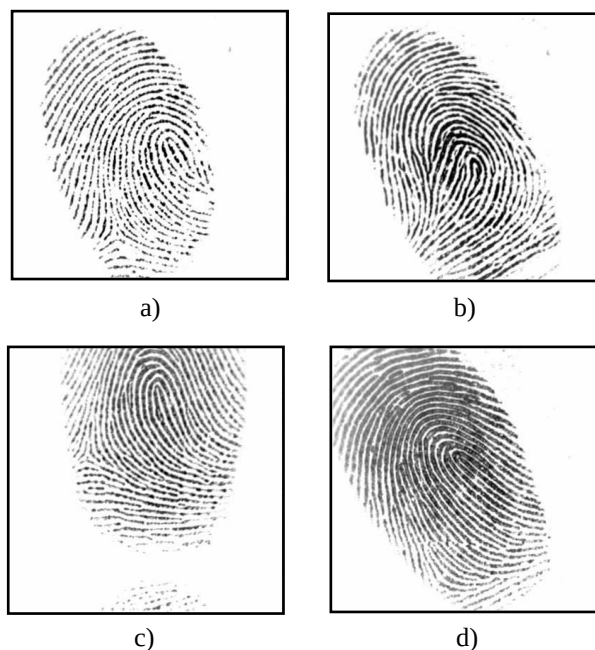


Figura 68: Casamentos impostores que obtiveram uma pontuação maior que o limiar de EER (*a* com *b* e *c* com *d*).

É importante ressaltar que o primeiro casamento impostor da Figura 68 (*a* com *b*) apresentou uma pontuação mais baixa que os limiares de EER nos métodos baseado em cristas proposto por Marana e Jain e baseado em minúcias proposto por Jain et al. Isso significa que nesses dois métodos, esse casamento não contribuiu para o aumento da taxa FAR. O segundo casamento da Figura 68 (*c* com *d*) também apresentou uma pontuação mais alta que o limiar de EER no método baseado em minúcias proposto por Jain et al. Porém, no método baseado em cristas, este casamento obteve uma pontuação mais baixa que o limiar de EER.

Todos esses resultados corroboram os indícios obtidos pela medida Q-Statistic (apresentada na seção 6.4.1) de que a fusão do método baseado em minúcias do *software* NBIS com os métodos baseados em cristas e em minúcias proposto por Jain et al. poderia representar um aumento na acurácia. Tal aumento pode ser observado pelos resultados obtidos nas técnicas de fusão realizadas e discutidas nas seções 7.4.2, 7.4.3 e 7.4.4.

7.4 Fusão

Nesta seção são discutidos os resultados obtidos para cada fusão realizada (explicadas na seção 5.2.1)

7.4.1 Fusão do Método Baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias Proposto por Jain

Para a fusão realizada no nível de classificação, pode-se observar que todas as três técnicas utilizadas apresentaram um aumento significativo de desempenho. No entanto, a técnica que apresentou maior porcentagem de melhoria foi a Classificação mais Alta com uma porcentagem de melhoria de 75% na quantidade de imagens recuperadas para que 100% das imagens do banco tenham pelo menos um casamento genuíno. Isso confirma que uma das vantagens dessa técnica é fazer um uso eficiente dos pontos fortes de cada método.

Já as técnicas Contador do Borda e Regressão Logística apresentaram desempenho muito semelhantes e inferiores à técnica Classificação mais Alta. Uma das razões é que ambas representam uma medida do grau de concordância entre os diferentes métodos, sendo dependente do desempenho de ambos. Portanto, quando os métodos têm uma diferença de desempenho significativa (como é o caso dos métodos utilizados), a porcentagem de melhoria após a fusão tende a não ser tão alta quando comparada com a técnica Classificação mais Alta.

Para a fusão no nível de decisão utilizando a técnica Decisão Bayesiana, pode-se observar que a escolha das imagens que farão parte da fase treinamento é crucial. Isso se torna ainda mais crítico quando apenas um número limitado de imagens por usuário está disponível (no banco de dados em questão, 8 imagens por usuário). Quando, no entanto, a fase de treinamento é realizada de forma a representar a variabilidade intraclasse de cada usuário, essa técnica de fusão apresentou uma melhoria de 0,5% na taxa de identificação em relação ao método baseado em minúcias. Em uma base de dados como a instalada pelo FBI no ano 2000 com 47 milhões de impressões digitais, 0,5% de melhoria na taxa de reconhecimento significaria 235.000 impressões que poderiam deixar de serem falsamente reconhecidas.

Já para a fusão no nível de pontuação, pode-se observar que nem todas as técnicas de fusão garantem uma melhoria na acurácia e que a técnica de normalização é um ponto importante a ser considerado. A técnica de normalização Min-Max foi a que representou um ganho menor de acurácia. Sendo que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Produto das Pontuações foi a que representou maior aumento na acurácia com uma redução de 31.78% na EER, de 4,09% para 2,79%.

O fato da técnica de normalização Min-Max não considerar o comportamento da distribuição das pontuações e realizar a normalização apenas tendo como base o maior e menor valores da pontuação pode ser uma explicação para o fato da técnica de normalização Função Sigmóide Dupla e principalmente da técnica de normalização Estimadores Tanh apresentarem um melhor desempenho.

Outro aspecto a ser observado é que tanto para a normalização Min-Max quanto para a Função Sigmóide Dupla, a fusão por meio do operador Soma apresentou os melhores resultados e um ganho na acurácia. Já o operador Produto representou uma queda no desempenho após a fusão. Quando, no entanto, utiliza-se a técnica de normalização Estimadores Tanh tanto o operador Soma quanto o operador Produto comportam-se de maneira similar e ambos apresentam um aumento na acurácia maior que todas as outras técnicas de fusão obtidas pela normalização Min-Max e pela normalização Função Sigmóide Dupla. Esse fator evidencia que essa técnica de normalização faz com os métodos sejam menos sensíveis a pontuações muito distantes da pontuação média.

Essa fusão permitiu verificar que a combinação de métodos que utilizam diferentes características (minúcias x cristas) e diferentes algoritmos de casamento pode apresentar uma melhoria na acurácia em todos os níveis de fusão aplicados (classificação, decisão e pontuação), evidenciando que o uso da multibiometria pode realmente contornar as diferentes limitações e explorar os pontos fortes dos diferentes métodos.

7.4.2 Fusão do Método baseado em Cristas com o Método Baseado em Minúcias do *software* NBIS

Esta fusão foi realizada no nível de pontuação e pode-se observar que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Soma com Pesos foi a única que representou uma melhoria significativa na acurácia. A EER passou de 3,08% para 2,36% representando uma melhoria de 23,38%.

Um dos fatores que pode explicar esse ganho na acurácia é o fato de que os métodos trabalham com diferentes formas de representação (minúcias versus cristas) e, conseqüentemente, diferentes algoritmos para extração de características e para o casamento, possibilitando que a falha da extração ou do casamento que faz uso de uma determinada característica possa ser contornada pela combinação com o método que faz uso de outra característica, conforme mostrado na seção 7.3.

Essa fusão permitiu verificar que é possível melhorar a acurácia, mesmo quando a combinação é feita entre métodos com acurácias próprias bem diferentes (a EER do método baseado em cristas é maior que o dobro do método baseado em minúcias do *software* NBIS, 8,27%, versus 3,08%), evidenciando novamente que o uso da multibiometria pode contornar as diferentes limitações e explorar os pontos fortes dos diferentes métodos.

7.4.3 Fusão dos Métodos Baseados em Minúcias

Esta fusão foi realizada no nível de pontuação e pode-se observar que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Soma com Pesos foi a que apresentou maior melhoria na acurácia. A EER passou de 3,08% para 1,77% representando uma melhoria de 42,53%. Essa taxa de melhoria foi bem maior em relação às taxas de melhoria obtidas por todas as demais técnicas.

Embora ambos os métodos combinados utilizem as minúcias como vetores de características, eles apresentam algoritmos completamente diferentes na fase de casamento, principalmente na etapa de realização do alinhamento entre a imagem de consulta e de

template. Enquanto o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. representa as minúcias por meio de coordenadas polares e utiliza a distância de edição, o método do *software* NBIS, utiliza medidas relativas entre as minúcias de cada imagem para estabelecer a medida de compatibilidade entre as imagens fazendo com que esse método seja invariante à rotação e à translação.

Essa fusão permitiu verificar que a combinação de métodos que utilizam a mesma característica (minúcias) pode apresentar uma melhoria na acurácia quando seus algoritmos e abordagens utilizadas durante o casamento são diferentes, evidenciando novamente que o uso da multibiometria pode contornar as diferentes limitações e explorar os pontos fortes dos diferentes métodos.

7.4.4 Fusão do Método Baseado em Cristas com os Métodos Baseados em Minúcias

Esta fusão foi realizada no nível de pontuação e pode-se observar que a técnica de normalização Estimadores Tanh seguida da técnica de fusão Produto foi a que apresentou maior melhoria na acurácia. A EER passou de 3,08% para 2,13% representando uma melhoria de 30,84%. A segunda maior taxa de melhoria foi obtida pela técnica de normalização Função Sigmóide Dupla seguida da técnica de fusão Soma com EER de 2,38%. Todas as demais técnicas não apresentaram melhoria significativa na acurácia.

Essa fusão permitiu verificar que embora um aumento da acurácia tenha sido obtido com essa fusão, o aumento da acurácia não é proporcional ao número de métodos combinados. Isso pode ser verificado pelo fato que a fusão utilizando os três métodos não apresentou uma melhoria tão significativa quanto a fusão do método baseado em minúcias do *software* NBIS com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. Isso mostra a importância de realizar experimentos de uma forma abrangente para se chegar à uma metodologia ótima de fusão.

7.5 Considerações Finais

Neste capítulo foram discutidos inicialmente os resultados obtidos individualmente pelos métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados. Nessa etapa, foram analisados os pontos em que cada método apresentou erros e esses pontos foram comparados em relação aos outros métodos para verificar se os indícios de uma possível melhoria na acurácia, obtidos pelas medidas *Q-Statistic* e *Q-Average*, também poderiam ser obtidos na prática.

Em seguida, foram discutidos os resultados obtidos em cada fusão realizada e, para as fusões realizadas em mais de um nível, foram discutidos os resultados de cada nível.

8. Conclusões

O objetivo geral deste trabalho é aprimorar a acurácia dos sistemas atuais de reconhecimento de impressões digitais por meio da fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, contribuindo, dessa forma, para uma adoção mais segura e confiável dessa tecnologia.

Os indícios obtidos pelas medidas *Q-Statistic* e *Q-Average* de que as estratégias de fusão definidas no presente trabalho utilizando métodos baseados em minúcias e métodos baseados em cristas para reconhecimento de impressões digitais poderiam obter um ganho de desempenho, foram mostrados na prática em todas as fusões propostas e em todos os níveis de fusão.

Neste contexto, algumas conclusões importantes puderam ser obtidas dentro de cada nível de fusão:

o Fusão no Nível de Classificação

- A técnica de fusão Classificação mais Alta é a mais indicada quando os métodos apresentam diferentes níveis de acurácia por ser capaz de fazer uso eficiente dos pontos fortes de cada método;
- As técnicas Contador do Borda e Regressão Logística não são recomendadas quando os métodos têm uma diferença de acurácia significativa, por representarem uma medida do grau de concordância entre os diferentes métodos, sendo dependente do desempenho de ambos.

o Técnica de Fusão Decisão Bayesiana no Nível de Decisão

- A escolha das imagens que farão parte da fase treinamento é crucial. Isso se torna ainda mais crítico quando apenas um número limitado de imagens por usuário está disponível;
- Quando a fase de treinamento é realizada de forma a representar a variabilidade intraclasse de cada usuário, essa técnica de fusão pode obter uma melhoria significativa na acurácia.

o Fusão no Nível de Pontuação

- A técnica de normalização é um ponto importante a ser considerado;
- A técnica de normalização Estimadores Tanh é mais indicada quando comparada às técnicas Min-Max e Função Sigmóide Dupla, pois além de analisar o comportamento das distribuições dos casamentos genuínos e impostores, ela é capaz de fazer com os métodos sejam menos sensíveis a pontuações muito distantes da pontuação média;
- As técnicas de fusão Produto e Soma com Pesos são as mais indicadas para as fusões no nível de pontuação. As técnicas Soma, Pontuação Máxima e Pontuação Mínima não apresentaram ganhos tão significativos e em algumas fusões apresentaram queda na acurácia.

Pode-se observar, no entanto, que a fusão dos dois métodos baseados em minúcias propiciou para a base de dados utilizada (DB1A-FVC2002) uma melhoria mais representativa na acurácia em relação às fusões que utilizaram o método baseado em cristas. Acreditamos que para uma base de dados obtida com pequenos sensores, cada vez mais comuns principalmente nos dispositivos móveis, a quantidade reduzida de minúcias pode comprometer o desempenho de métodos baseados apenas em pontos de minúcias e favorecer o desempenho do método baseado em cristas. Dessa forma, os métodos baseados em cristas poderiam contribuir mais fortemente para a redução das taxas de erro.

Ao analisar as taxas de melhoria na acurácia mais significativas obtidas para a base de dados DB1A-FVC2002 (**75%** de melhoria obtida pela fusão em nível de classificação, **0,5%**

de melhoria obtida pela fusão em nível de decisão fazendo que a taxa de identificação alcançasse o patamar de **99,75%**, **42,53%** de melhoria obtida pela fusão em nível de pontuação utilizando o *software* NBIS e **31,78%** para a fusão em nível de pontuação do método baseado em minúcias proposto por Jain et al. com o método baseado em crista proposto por Marana e Jain), pode-se concluir que esse aumento na acurácia dificilmente seria possível de se obter utilizando uma única forma de representação, um único algoritmo de extração de características e um único algoritmo de casamento.

Esses resultados evidenciam que a fusão dos métodos baseados em cristas e em minúcias utilizados é capaz de explorar os diferentes pontos fortes e contornar as diferentes limitações que cada um deles e apresentar um ganho significativo na acurácia.

9. Trabalhos Futuros

A implementação e a realização de experimentos com mais uma técnica de fusão no nível de decisão pode contribuir para corroborar os resultados obtidos pela técnica Decisão Bayesiana. Nesse sentido, um dos trabalhos sendo desenvolvidos é a implementação da técnica de fusão baseada em PSO (*Particle Swarm Optimizer*), proposto por Kennedy e Eberhart em 1995 [27].

A avaliação das técnicas de fusão em um banco de dados com imagens obtidas por meio de sensores com uma pequena área de leitura também pode ser um importante teste para corroborar os resultados de que a fusão dos métodos baseados em cristas e em minúcias pode representar uma melhoria significativa na acurácia.

Além disso, a inclusão de uma etapa de pré-processamento que seja capaz de identificar as características da imagem e, com base nisso, optar por uma metodologia de fusão é um trabalho futuro que pode contribuir para a criação de um sistema automático de reconhecimento de impressões digitais utilizando a fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias. Essa fase de pré-processamento poderia analisar a qualidade da impressão digital, o tamanho da impressão digital em relação à área de leitura do sensor (deslocamento) e também a inclinação da impressão digital em relação à área de leitura do sensor (rotação), sendo capaz de decidir a partir do conhecimento dessas informações quais métodos serão combinados. Dessa forma, se, por exemplo, a imagem apresentar baixa qualidade e alto deslocamento, o método baseado em cristas pode ser utilizado, caso contrário, apenas os métodos baseados em minúcias o seriam.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] BUBECH, U.; SANCHEZ, D. **Biometric Authentication**. Universidade Estadual de San Diego, 2003. Disponível em: <<http://www.ub-net.de/informatik/pub/biosurvey/biosurvey.pdf>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [2] CAPPELLI, R.; MAIO, D.; MALTONI, D. **Combining Fingerprint classifiers**. Proceedings of First International Workshop on Multiple Classifier Systems, p. 351-361, 2000.
- [3] CYGWIN. Disponível em: <http://www.cygwin.com/>. Acesso em: 26 de maio de 2008.
- [4] CUNHA R. **Com a biometria, a senha somos nós**. Ciência e Cultura, v. 60, n. 1, São Paulo, 2008. Disponível em: <http://cienciaecultura.bvs.br/scielo.php?pid=S0009-67252008000100003&script=sci_arttext&tlng=pt>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [5] DANNENBERG, R. B.; BIRMINGHAM, W. P.; TZANETAKIS, G.; MEEK, C.; HU, N.; PARDO, B. **The MUSART Testbed for Query-By-Humming Evaluation**. Universidade Johns Hopkins, 2003. Disponível em <<http://ismir2003.ismir.net/papers/Dannenberg.PDF>>. Acesso em: 18 de Janeiro de 2008.
- [6] DOMINGOS, P.; PAZZANI, M. **On the Optimality of the Simple Bayesian Classifier under Zero-One Loss**. Kluwer Academic Publishers, p. 103-130, Holanda, 1997.
- [7] EUROPEAN COMMISSION. **Biometrics - fingerprint, face and iris recognition the most reliable**. Disponível em: <http://ec.europa.eu/justice_home/news/information_dossiers/news_eurodac_biometrics_en.htm>. Acesso em: 19 de abril de 2008.
- [8] FBI - FEDERAL BUREAU OF INVESTIGATION. **The FBI Fingerprint Identification Automation Program: Issues and Options**. U.S. Government Publication, Washington, DC, Novembro, 1991.
- [9] FBI - FEDERAL BUREAU OF INVESTIGATION. **The Science of Fingerprints: Classification and Uses**. U.S. Government Publication, Washington, DC, 2006. Disponível em: <<http://www.gutenberg.org/files/19022/19022-h/19022-h.htm>>. Acesso em: 18 de maio de 2008.
- [10] FELITTI, G. **Bradesco e Unimed Paulista investem em biometria**. IDG Now, página 2, agosto de 2006. Disponível em:

- <http://idgnow.uol.com.br/seguranca/2006/08/30/idgnoticia.2006-08-29.4061415323/paginador/pagina_2>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [11] FOLHA ON-LINE. **Eleitores serão identificados pelas impressões digitais em 2008.** Outubro de 2007. Disponível em <<http://www1.folha.uol.com.br/folha/informatica/ult124u338365.shtml>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [12] FVC 2002 – FINGERPRINT VERIFICATION COMPETITION. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/databases.asp>>. Acesso em: 18 de Janeiro de 2008.
- [13] GARCIA, L. **A biometria, tecnologia que identifica os indivíduos por meio de suas características pessoais, já movimentou US\$ 2,1 bilhões no mundo.** Correio Braziliense, Distrito Federal, Agosto de 2006. Disponível em <http://www.serpro.gov.br/noticias-antigas/noticias-2006/20060801_04>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [14] HAMPEL, F.R.; ROUSSEEUW, P.J.; RONCHETTI, E.M.; STAHEL, W.A. **Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions.** Wiley, Nova York, 1986, 536 p.
- [15] HARRIS, T. **Princípios básicos da impressão digital.** Disponível em: <<http://informatica.hsw.uol.com.br/leitores-de-impressoes-digitais1.htm>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [16] HO, T. K.; HULL, J. J.; SRIHARI, S. N. **Decision Combination in Multiple Classifier Systems.** IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. v. 16, n. 1, p.66-75, 1994.
- [17] HONG, L.; JAIN, A. K. **Classification of fingerprint images.** Departamento de Computação, Universidade Estadual de Michigan, 1999. Disponível em: <<http://citeseer.ist.psu.edu/cache/papers/cs/32478/http:zSzzSzwww.cse.msu.edu/zSzpublicationszSztechzSzTRzSzMSU-CPS-98-18.pdf/hong99classification.pdf>>. Acesso em: 18 de maio de 2008.
- [18] HONG, L.; JAIN, A.; PANKANTI, S. **Can Multibiometrics Improve Performance?** Proceedings AutoID'99, Summit, NJ, pp. 59-64, Outubro de 1999.
- [19] INFO CORPORATE. **Dermalog mostra nova forma de identificação biométrica na Cebit.** Disponível em: <http://info.abril.com.br/corporate/noticias/conteudo_123061.shtml>. Acesso em: 27 de Abril de 2008.
- [20] JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S.; CHEN S. **Combining multiple matchers for a high security fingerprint verification system.** Pattern Recognition Letters, v. 20, n. 11-13, p. 1371-1379, Novembro de 1999.

- [21] JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. **An Introduction to Biometric Recognition**. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology Special Issue on Image and Video-Based Biometrics. v. 14, n. 1, p. 4-20, Janeiro de 2004.
- [22] JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. **Fingerprint Matching Using Minutiae and Texture Features**. Proc. Int. Conference on Image Processing (ICIP), Thessaloniki, Grécia, p. 282-285, Outubro de 2001.
- [23] JAIN, A. **Who's Who? Challenges and Opportunities in Biometric Authentication**. Disponível em: <<http://www.nlpr.ia.ac.cn/english/irds/chinese/SinobiometricsPDF/Jain.pdf>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [24] JAIN, A.; PANKANTI, S.; PRABHAKAR, S.; HONG, L.; ROSS, A.; WAYMAN, J. **Biometrics: A Grand Challenge**. Disponível em: <http://biometrics.cse.msu.edu/Presentations/Jainetal_BiometricsGrandChallenge_ICP R04.pdf>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [25] JAIN, A.K.; HONG, L.; PANKANTI, S; BOLLE, R. **An Identity-Authentication System Using Fingerprints**. Proceedings of IEEE, v. 85, n. 9, p. 1365-1388, 1997.
- [26] JARDINI, E.; GONZAGA A.; TRAINA, C. **Metodologia para Indexação e Busca de Impressões Digitais através do uso de Função de Distância Métrica**. Disponível em: < http://iris.sel.eesc.usp.br/lavi/pdf/wvc2006_0020.pdf>. Acesso em: 11 de maio de 2008.
- [27] KENNEDY J.; EBERHART, R. **Particle Swarm Optimization**. IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995.
- [28] KRIVCEK, V.; BIRCHHAUER, J. A.; WOLFGANG, M.; BISCHOF, H. **A Hybrid Fingerprint Matcher in Memory Constrained Environments**. Proc. of the 3rd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, v. 2, p. 617-620, Setembro de 2003.
- [29] KUNCHEVA, L.; WHITAKER, C. **Measures of Diversity in Classifier Ensembles and Their Relationship with the Ensemble Accuracy**. Machine Learning, v. 51, p. 181-207, 2003.
- [30] KUNCHEVA, L.I.; WHITAKER, C.J.; SHIPP, C.A.; DUIN, R.P.W. **Is Independence Good For Combining Classifiers?** 18th International Conference on Pattern Recognition, v.2, p. 168-171, 2000.
- [31] LEE, H. C.; GAENSSLEN, R. E. **Advances in Fingerprint Technology**. Elsevier, New York, ed. 2, 2001, 456 p.

- [32] MAIO, D.; MALTONI, D.; CAPPELLI, R.; WAYMAN, J.L.; JAIN, A.K. **FVC2002: Second Fingerprint Verification Competition.**, Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition, v. 3, p. 811-814, 2002.
- [33] MALTONI, D.; MAIO, D.; JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S. **Handbook of Fingerprint Recognition.** Usa, Springer, 2003.
- [34] MARANA, A. N.; JAIN, A. K. **Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform.** IEEE Proceedings of the Sibgrapi, Natal, Brasil, p. 112-119, 2005.
- [35] MARCIALIS, G.L.; ROLI, F. **Fusion of multiple fingerprint matchers by single-layer perceptron with class-separation loss function.** Published by Elsevier Science, p. 1830–1839, 2005.
- [36] MATLAB – DESCRIÇÃO DO PRODUTO. Disponível em <<http://www.mathworks.com/products/matlab/?BB=1>>. Acesso em: 03 de maio de 2008.
- [37] MOENSSSENS, A. **Fingerprint Techniques.** Chilton Book Co, London, 1971.
- [38] NANDAKUMAR, K. **Multibiometric Systems: Fusion Strategies and Template Security.** 2008, 249 p., Dissertação (Doutor em Filosofia), Universidade Estadual de Michigan, Departamento de Ciência da Computação e Engenharia.
- [39] NANDAKUMAR, K.; CHEN, Y.; DASS, S. C.; JAIN, A.K.; **Likelihood Ratio Based Biometric Score Fusion.** IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 30, p. 342-347, 2008.
- [40] NANNI, L.; LUMINI, A. **A hybrid wavelet-based fingerprint matcher.** Elsevier Ltd, Nova York, USA, v. 40, n. 11, p. 3146-3151, 2007.
- [41] NBIS - NIST BIOMETRIC IMAGE SOFTWARE. Disponível em: <<http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/nigos/nbis.html>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [42] PASQUALI, L.; ARAÚJO, M. E. C. **Histórico dos processos de identificação.** Disponível em: <<http://papiloscopistas.org/historico.doc>>. Acesso em: 04 de Fevereiro de 2007.
- [43] PRABHAKARA, S.; JAIN, A. K. **Decision-level fusion in fingerprint verification.** Pattern Recognition, v. 35, n. 4, p. 861–874, 2002.
- [44] REVISTA PESQUISA FAPESP. **Sistema desenvolvido pela empresa Griaule está entre os melhores do mundo.** n. 130, Dezembro de 2006. Disponível em: <http://www.griaulebiometrics.com/page/pt-br/press_room?page=2>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [45] ROSS, A. **Match Score Level Fusion, Score normalization, User-specific parameters.** Disponível em: <<http://www.biometrics.org/bc2004/Presentations/Conference/3%20Wednesday%20S>>

eptember%2022/Wed_Ballroom%20B/1%20Multi%20biometrics%20and%20Fusion/MultibioPanel_BC2004_Ross.pdf>. Acesso em: 18 de Janeiro de 2008.

- [46] ROSS, A.; JAIN, A.K.; REISMAN, J. **A Hybrid Fingerprint Matcher**. Proc. of International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Quebec City, Canada, v. 36, n. 7, p. 1661-1673, Agosto, 2002.
- [47] ROSS, A.; NANDAKUMAR, K.; JAIN, A.K. **Handbook of Multibiometrics**. USA, Springer, 2006.
- [48] SPOSITO, R. **A biometria dá um gás na segurança das empresas de qualquer tamanho**. Info SMB, 2006. Disponível em: <<http://info.abril.com.br/infosmb/edicoes/001/18-3.shl>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [49] STOSZ, J. D. e ALYEA, L. A. **Automated system for fingerprint authentication using pores and ridge structure**. Proc. SPIE, v. 2277, p. 210-223, San Diego, USA, 1995.
- [50] TON, J.; JAIN, A. **Registering Landsat Images by Point Matching**. IEEE Transactions Geoscience Remote Sensing, v.27, n.5, p.649-651, Setembro de 1989.
- [51] UBUNTU – DESCRIÇÃO DO PRODUTO. Disponível em: <<http://www.ubuntu.com/>>. Acesso em: 03 de maio de 2008
- [52] VERIDIS TECNOLOGIA. **Projeto FINEP em parceria com a UNICAMP, CenPRA e SEBRAE**. Campinas, Janeiro de 2008. Disponível em: <<http://www.veridistec.com.br/clipping080122>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [53] VISUAL STUDIO – DESCRIÇÃO DO PRODUTO. Disponível em: <<http://msdn.microsoft.com/en-us/library/ms950416.aspx>> Acesso em: 04 de maio de 2008.
- [54] WAN, D.; ZHOU, J. **Fingerprint Recognition Using Model-Based Density Map**. IEEE Transactions on Image Processing. v. 15, n. 6, p. 1690-1696, junho de 2006.
- [55] WANG, Y.; TAN, T.; JAIN, A. K. **Combining Face and Iris Biometrics for Identity Verification**. Proc. AVBPA, 2003.
- [56] WATSON, C.; GARRIS, M.; TABASSI, E.; WILSON, C. L.; MCCABE, R. M.; JANET, S.; KO, K. **User's guide to NIST Biometric Image Software (NBIS)**". National Institute of Standards and Technology, Outubro de 2004.
- [57] WEGSTEIN, J. H. **An Automated Fingerprint Identification System**. U.S. Government Publication, Washington, DC: U.S. Dept. of Commerce, National Bureau of Standards, 1982.

- [58] WINDOWS XP – DESCRIÇÃO DO PRODUTO. Disponível em: <<http://www.microsoft.com/windows/products/windowsxp/default.mspx>>. Acesso em: 04 de maio de 2008.
- [59] XU, L.; KRZYZAK, A.; SUEN, C. Y. **Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Applications to Handwriting Recognition**. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, v. 22, n. 3, p. 418-435, 1992.

APÊNDICE A - Trabalhos Correlatos Desenvolvidos e Publicados

Durante a realização dessa dissertação de mestrado, foram desenvolvidos e publicados os seguintes trabalhos relacionados à Biometria:

1. Falguera, F. S. P.; Falguera, J. R.; Marana, A. N.: **“Fusion of Fingerprint Recognition Methods for Robust Human Identification”**. In: 11th IEEE International Conference on Computational Science and Engineering, 2008, São Paulo.
2. Falguera, F. P. S.; Marana, A. N.: **“Reconhecimento Automático de Impressões Digitais”**, capítulo de livro publicado no compêndio dos minicursos apresentados no evento “Escola Regional de Informática SP/Oeste 2007”, págs. 77 a 102.
3. Falguera, F. P. S.; Falguera, J. R.; Marana, A. N.; Jain, A. K.: **“Biometrics for Human Identification”**, Revista de Informática Teórica e Aplicada, Volume 13, número 2, 2006, págs. 113 a 129.
4. Falguera, F. P. S.; Falguera, J. R.; Marana, A. N.; Jain, A. K.: **“Biometrics for Human Identification”**, tutorial apresentado no SIBGRAPI 2006, realizado em Manaus, AM, Brasil.
5. Falguera, F. P. S.; Falguera, J. R.; Marana, A. N.: **“Introdução ao Reconhecimento Biométrico”**, capítulo de livro publicado no compêndio dos minicursos apresentados no evento “Escola Regional de Informática SP/Oeste 2006”, págs. 53 a 81.
6. Falguera, J. R.; Marana, A. N.; Falguera, F. P. S.: **Frontal Sinus Recognition Using Image Foresting Transform and Shape Context**. Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Outubro de 2007. Prêmio de melhor poster.
7. Marana, A. N.; Falguera, J. R.; Falguera, F. P. S.: **Frontal sinus recognition for human identification**. In: SPIE Biometric Technology for Human Identification V, 2008, Orlando. MI. Proceedings of SPIE, 2008.

8. Falguera, J. R.; Marana, A. N.; Falguera, F. P. S.: **Reconhecimento de Sinus Frontais Utilizando a Transformada Imagem-Floresta Diferencial e o Contexto da Forma**. Workshop de Visão Computacional (WVC), 2007, São José do Rio Preto, Agosto de 2007.

Autorizo a reprodução xerográfica para fins de pesquisa.

Bauru, 25/07/2008

Assinatura