

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

AMANDA CANESTRARO

SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL PARA VERIFICAÇÃO DA IDENTIDADE  
BASEADO NA GEOMETRIA DA MÃO, NA IMPRESSÃO PALMAR E NAS VEIAS DA  
PALMA DA MÃO

CURITIBA

2015



AMANDA CANESTRARO

SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL PARA VERIFICAÇÃO DA IDENTIDADE  
BASEADO NA GEOMETRIA DA MÃO, NA IMPRESSÃO PALMAR E NAS VEIAS DA  
PALMA DA MÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração Visão Computacional, Departamento de Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Profa. Dra. Giselle Lopes Ferrari Ronque

Coorientador: Prof. Dr. Alessandro Zimmer

CURITIBA

2015

---

C221s

Canestraro, Amanda

Sistema biométrico multimodal para verificação da identidade baseado na geometria da mão, na impressão palmar e nas veias da palma da mão/ Amanda Canestraro. – Curitiba, 2015.

146 f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, 2015.

Orientador: Giselle Lopes Ferrari Ronque – Co-orientador: Alessandro Zimmer.

Bibliografia: p. 139-146.

1. Reconhecimento biométrico. 2. Identificação. 3. Mãos. I. Universidade Federal do Paraná. II. Ronque, Giselle Lopes Ferrari. III. Zimmer, Alessandro. IV. Título.

CDD: 599.945028564

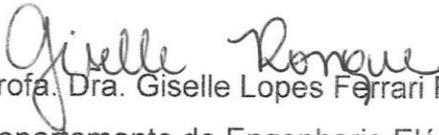
---

## TERMO DE APROVAÇÃO

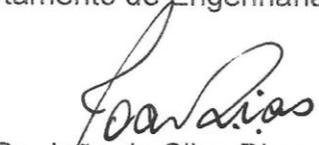
AMANDA CANESTRARO

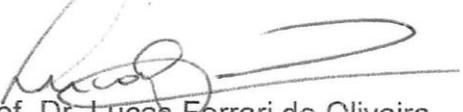
SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL PARA VERIFICAÇÃO DA IDENTIDADE  
BASEADO NA GEOMETRIA DA MÃO, NA IMPRESSÃO PALMAR E NAS VEIAS DA  
PALMA DA MÃO

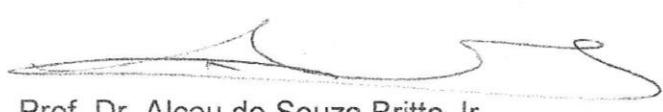
Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no  
Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia da  
Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Orientadora:   
Prof. Dra. Giselle Lopes Ferrari Ronque  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

Coorientador:   
Prof. Dr. Alessandro Zimmer  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

  
Prof. Dr. João da Silva Dias  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

  
Prof. Dr. Lucas Ferrari de Oliveira  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

  
Prof. Dr. Alceu de Souza Britto Jr.  
Programa de Pós-Graduação em Informática, PUC-PR

Curitiba, 29 de abril de 2015.



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a minha orientadora Giselle Ferrari pela oportunidade de desenvolver este trabalho, por acreditar em mim e por toda ajuda, dedicação e incentivo durante esses dois anos.

Ao meu co-orientador Alessandro Zimmer por também ter acreditado em mim e por todo o seu tempo dedicado nos ajudando no que foi preciso, apresentando ideias, sugerindo melhorias e cobrando resultados.

A meu namorado Diego, que acompanhou todo o desenvolvimento deste trabalho, pela motivação, preocupação, paciência e toda a ajuda durante esse tempo.

A meus pais Odair e Lucilene que desde o princípio me incentivaram a aceitar essa oportunidade e seguir até o fim, sempre me motivando e se preocupando.

A minha irmã Milena que também sempre esteve presente acompanhando este trabalho.

A todas as amigas que desde o início apoiaram a ideia e incentivaram para seguir até o fim.

A todos aqueles que de alguma forma estiveram presentes tornando esse trabalho possível.



## RESUMO

A biometria tem sido bastante utilizada para realizar a identificação pessoal, pois trata-se de um método seguro de identificação, utilizando características que são únicas, intransferíveis e capazes de discriminar os indivíduos. Este trabalho propõe um método biométrico multimodal unindo as características extraídas da geometria da mão, da impressão palmar e das veias da palma da mão, nunca antes realizado para o banco de imagens utilizado. Para a geometria da mão extraiu-se medidas do contorno utilizando o método DOS+ responsável por identificar o grau de curvatura do mesmo. Primitivas locais (direção preferencial e quantidade e proporção de *pixels*) e globais (textura e localização do centro de massa) foram extraídas da impressão palmar. E por fim, características de textura foram extraídas das veias da palma da mão através do descritor *Local Binary Patterns*. A fusão das biometrias foi feita em nível de características e a classificação foi realizada através de Máquinas de Vetores de Suporte. Utilizou-se o banco CASIA-MS-Palmprint V1.0 para realizar o desenvolvimento e os testes do sistema. Um segundo banco de dados também foi utilizado para os testes e para a validação da metodologia. Para o banco CASIA foi obtida uma taxa de erros iguais de 2,4% para a combinação da geometria da mão com a impressão palmar, de 2% para a fusão da impressão palmar com as veias da palma e de 1,4% para a combinação da geometria da palma, da impressão palmar e das veias da palma

Palavras-chave: biometria, geometria da mão, impressão palmar, veias da palma da mão, sistema biométrico multimodal, identificação pessoal.



## ABSTRACT

Biometrics has been largely used to personal identification because it is a safe method of identification using characteristics that are unique, non-transferable and capable of discriminate people. This work presents a multimodal biometric method joining the extracted characteristics of hand geometry, palmprint and palm vein, which was never made before for the database used. In order to have the hand geometry, the contour curvature degree was extracted with the DOS+ method. Local primitives (preferential direction and pixels quantity and proportion) and global primitives (texture and center of mass location) were extracted from the palmprint. Finally, characteristics of texture also were extracted from the palm veins through *Local Binary Patterns* descriptor. Biometric fusion was made in the feature level and classification was made by Support Vector Machines. The CASIA-MS-Palmprint V1.0 database was used to develop and test the system. A second database was also used to test and validate the methodology. CASIA's database Equal Error Rate was 2.4% for hand geometry and palmprint combination, 2% for palmprint and palm veins combination and 1.4% for hand geometry, palmprint and palm veins combination.

Key-words: biometrics, hand geometry, palmprint, palm vein, multimodal biometric system, personal identification.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Mãos falsas utilizadas para fraudar sistema baseado na geometria da mão .....	25
Figura 2 – Principais tipos de biometria .....	33
Figura 3 – Etapas principais de um sistema biométrico .....	36
Figura 4 – Taxas de Erro: FAR, FRR e EER .....	37
Figura 5 – Características de operação do receptor - ROC .....	37
Figura 6 – Aquisição da imagem utilizando pinos .....	39
Figura 7 – Padrão de linhas da palma da mão .....	42
Figura 8 – Principais linhas da palma da mão: 1- Linha do coração; 2 – Linha da cabeça; 3 – Linha da vida.....	43
Figura 9 – Níveis de fusão para sistema biométrico multimodal. a) Fusão em nível de amostra, b) Fusão em nível de extração de características, c) Fusão em nível de pontuação e d) Fusão em nível de decisão.....	52
Figura 10 – Aplicação do método DOS a uma curva qualquer.....	54
Figura 11 – Representação geométrica dos vetores no plano cartesiano.....	55
Figura 12 - Operador LBP básico.....	57
Figura 13 – Conjunto de vizinhos circularmente simétricos para diferentes valores de P e R. a) P = 8, R = 1. b) P = 8, R = 2. c) P = 16, R = 3.....	58
Figura 14 - Exemplos de primitivas de textura que podem ser detectadas pelo LBP .....	59
Figura 15 – Cálculo de dados angulares .....	61
Figura 16 - Representação geométrica de w e b.....	64
Figura 17 - Hiperplano ótimo .....	65
Figura 18 - Dados que não são linearmente separáveis. a) Conjunto de dados não linear e b) Fronteira não linear no espaço de entradas. ....	66
Figura 19 - Imagens do banco de dados adquiridas em diferentes espectros eletromagnéticos. a) 460nm, b) 630nm, c) 700nm, d) 850nm, e) 940nm e f) luz branca .....	70

Figura 20 - Imagens com variação de profundidade e variação na inclinação dos dedos. a) Variação na inclinação e na profundidade dos dedos, b) Variação na inclinação, c) e d) Variação na profundidade .....	71
Figura 21 - Exemplos de imagens adquiridas por Boreki para diferentes pessoas ...	72
Figura 22 – Diagrama de blocos do funcionamento básico do sistema proposto ....	73
Figura 23 – Fluxograma do processamento da geometria da mão .....	75
Figura 24 – Imagem original e resultado após o corte da imagem próximo ao pulso .....	76
Figura 25 – Histograma calculado para a imagem após realizar o corte.....	77
Figura 26 – Resultado do algoritmo de binarização .....	78
Figura 27 – Resultado da aplicação do algoritmo de crescimento de regiões .....	79
Figura 28 – Resultado da aplicação do algoritmo de suavização utilizando filtro de mediana .....	80
Figura 29 – Detecção de bordas através do método Canny .....	81
Figura 30 - Afinamento do contorno da mão. a) <i>Pixels</i> do contorno com mais de dois vizinhos após aplicação do método Canny e b) Contorno após o afinamento. ....	82
Figura 31 – Possibilidades de afinamento de <i>pixels</i> .....	83
Figura 32 – Contorno aberto devido ao dedo encostado na borda .....	83
Figura 33 – Gráfico resultante da aplicação do método DOS+ no contorno da mão	84
Figura 34 – Gráfico resultante da aplicação do filtro gaussiano.....	85
Figura 35 - Picos duplicados. a) Contorno da mão correspondente aos gráficos, b) Gráfico após aplicação do filtro gaussiano e c) Gráfico após aplicação do filtro de média .....	86
Figura 36 – Gráfico resultante da aplicação do filtro de média .....	87
Figura 37 - Linha representando o valor de corte para extração dos picos do gráfico, apenas os picos acima da linha são extraídos .....	87
Figura 38 - Fluxograma do algoritmo para extrair os pontos que representam os picos no gráfico .....	88
Figura 39 – Relação dos pontos do gráfico do método DOS+ com o contorno da mão .....	89
Figura 40 – Características extraídas da geometria da mão.....	90
Figura 41 - Pontos que precisam ser calculados.....	91
Figura 42 - Cálculo da largura da palma da mão .....	92

Figura 43 – Fluxograma do processamento das linhas da palma da mão .....	93
Figura 44 – Localização da ROI .....	94
Figura 45 – Cálculo do ângulo de rotação da ROI .....	94
Figura 46 – Imagem da ROI extraída após a rotação .....	95
Figura 47 – Resultado da aplicação da suavização gaussiana na imagem da ROI da impressão palmar .....	95
Figura 48 – Resultado da aplicação do algoritmo de realce de contraste .....	96
Figura 49 – Imagem resultante da aplicação do operador Sobel .....	97
Figura 50 - ROI após binarização.....	97
Figura 51 – Resultado da aplicação do algoritmo de afinamento de Zhang-Suen ....	98
Figura 52 – Resultado do algoritmo de etiquetagem de componentes .....	99
Figura 53 – Divisões da ROI para extração das características. a) Em 25 regiões e b) Em 4 regiões. ....	100
Figura 54 - Os 58 padrões uniformes na vizinhança (8,R) .....	101
Figura 55 – Histograma normalizado do LBP extraído da ROI das linhas da palma .....	102
Figura 56 – Resultado do cálculo da direção preferencial das 25 regiões. a) ROI dividida em 25 regiões e b) Valor calculado da direção preferencial.....	104
Figura 57 - Fluxograma do processamento das veias da palma da mão .....	105
Figura 58 - ROI para extração das veias da mão inteira .....	105
Figura 59 – Imagem ROI extraída para as veias da palma da mão .....	106
Figura 60 - Divisão da ROI para extração do LBP das veias da palma.....	107
Figura 61 – Diagrama de blocos do processo de testes .....	113
Figura 62 – FAR e FRR obtidas para a geometria da mão do banco de Boreki .....	114
Figura 63 – Curva ROC obtida para a geometria da mão do banco de Boreki .....	115
Figura 64 – FAR e FRR obtidas para a geometria da mão do banco CASIA.....	116
Figura 65 – Curva ROC obtida para a geometria da mão do banco CASIA.....	116
Figura 66 – FAR e FRR obtidas para a impressão palmar do banco Boreki.....	117
Figura 67 – Curva ROC obtida para a impressão palmar do banco Boreki.....	118
Figura 68 – FAR e FRR obtidas para a impressão palmar do banco CASIA .....	118
Figura 69 – Curva ROC obtida para a impressão palmar do banco CASIA .....	119
Figura 70 – FAR e FRR obtidas para as veias da palma da mão inteira.....	121
Figura 71 – Curva ROC obtida para as veias da palma da mão inteira .....	121

Figura 72 – FAR e FRR obtidas para as veias da palma da mão na região da palma .....	122
Figura 73 - Curva ROC obtida para as veias da palma da mão na região da palma .....	122
Figura 74 - FAR e FRR obtidas para a combinação da geometria da mão com a impressão palmar para o banco de Boreki .....	125
Figura 75 - Curva ROC obtida para a combinação da geometria da mão com a impressão palmar para o banco de Boreki .....	125
Figura 76 – FAR e FRR obtidas para a combinação da geometria da mão com a impressão palmar para o banco CASIA .....	126
Figura 77 – Curva ROC obtida para a combinação da geometria da mão com a impressão palmar para o banco CASIA .....	126
Figura 78 - FAR e FRR obtidas para a combinação da geometria da mão com as veias da palma da mão .....	128
Figura 79 - Curva ROC obtida para a combinação da geometria da mão com as veias da palma da mão .....	128
Figura 80 - FAR e FRR obtidas para a combinação da impressão palmar com as veias da palma da mão .....	129
Figura 81 - Curva ROC obtida para a combinação da impressão palmar com as veias da palma da mão.....	130
Figura 82 – FAR e FRR obtidas para a combinação de todas as biometrias extraídas do banco CASIA.....	131
Figura 83 – Curva ROC obtida para a combinação de todas as biometrias extraídas do banco CASIA.....	131
Figura 84 - Comparação entre as curvas ROC obtidas para todos os experimentos realizados com o banco CASIA.....	133
Figura 85 - Comparação entre as curvas ROC obtidas para todos os experimentos realizados com o banco de Boreki .....	134

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação das características biométricas .....	34
Tabela 2 – Trabalhos desenvolvidos sobre sistemas biométricos baseados na geometria da mão .....	40
Tabela 3 – Trabalhos desenvolvidos sobre sistemas biométricos baseados na impressão palmar .....	45
Tabela 4 - Trabalhos desenvolvidos sobre sistemas biométricos baseados nas veias da palma da mão.....	49
Tabela 5 – Trabalhos desenvolvidos sobre sistemas biométricos multimodais baseados em características extraídas da mão .....	52
Tabela 6 - Funções <i>kernel</i> .....	67
Tabela 7 – Resultados obtidos nos trabalhos que utilizaram o banco CASIA baseados na impressão palmar .....	119
Tabela 8 – Resultados obtidos nos trabalhos que utilizaram o banco CASIA baseados nas veias da palma da mão .....	123
Tabela 9 – Resumo da EER obtida para as biometrias testadas .....	132



## LISTA DE SIGLAS

CCD - *Charge-Coupled Device*

C# - *C Sharp* – Linguagem de Programação orientada a objeto

DOS – *Difference of Slopes*

EER – *Equal Error Rate*

FAR - *False Acceptance Rate*

FIR – *Far Infrared*

FRR – *False Rejection Rate*

LBP - *Local Binary Pattern*

LDA – *Linear Discriminant Analysis*

LDP - *Local Derivative Patterns*

NIR - *Near Infrared*

PDF - *Probability Distribution Function*

ROC – *Receiver Operating Characteristic*

ROI – *Region of Interest*

SIFT - *Scale Invariant Feature Transform*

SVM – *Support Vector Machines*



# SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	23
1.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA .....	24
1.2	MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA .....	26
1.3	OBJETIVOS .....	28
1.3.1	Objetivo Geral.....	28
1.3.2	Objetivos Específicos .....	28
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	28
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	31
2.1	BIOMETRIA .....	31
2.2	SISTEMAS BIOMÉTRICOS .....	34
2.2.1	Desempenho .....	36
2.3	SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NA GEOMETRIA DA MÃO .....	38
2.4	SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NA IMPRESSÃO PALMAR.....	42
2.5	SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NAS VEIAS DA PALMA DA MÃO .. .....	47
2.6	BIOMETRIA MULTIMODAL .....	50
2.7	PROCESSAMENTO DE IMAGENS.....	53
2.7.1	Extração do grau de Curvatura.....	53
2.7.2	<i>Local Binary Patterns</i> (LBP) .....	56
2.7.3	Histograma Direcional .....	60
2.8	ESTATÍSTICA DE DADOS DIRECIONAIS .....	61
2.8.1	Direção média.....	62
2.8.2	Variância Circular .....	62
2.9	MÁQUINAS DE VETORES DE SUPORTE (SVM).....	63
3	MATERIAIS E MÉTODOS .....	69

3.1	BANCOS DE DADOS DE IMAGENS .....	69
3.2	DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA .....	73
3.3	PROCESSAMENTO DAS IMAGENS.....	74
3.3.1	Protocolo Experimental.....	74
3.4	GEOMETRIA DA MÃO.....	75
3.4.1	Corte da imagem .....	75
3.4.2	Histograma .....	76
3.4.3	Binarização ( <i>Thresholding</i> ).....	77
3.4.4	Crescimento de Regiões .....	78
3.4.5	Suavização .....	80
3.4.6	Detecção de Bordas .....	80
3.4.7	Afinamento ( <i>Thinning</i> ) .....	81
3.4.8	Fechar Contorno.....	83
3.4.9	Extração da Curvatura.....	83
3.4.10	Características extraídas.....	89
3.5	IMPRESSÃO PALMAR .....	92
3.5.1	Extrair ROI .....	93
3.5.2	Suavização .....	95
3.5.3	Ajuste de Contraste .....	96
3.5.4	Detecção de Borda .....	96
3.5.5	Binarização.....	97
3.5.6	Afinamento .....	98
3.5.7	Etiquetagem de componentes .....	98
3.5.8	Características extraídas .....	99
3.6	VEIAS DA PALMA DA MÃO .....	104
3.6.1	Extrair ROI da mão inteira .....	105
3.6.2	Descritor de textura aplicado na mão inteira.....	106

3.6.3	Extrair ROI da região da palma.....	106
3.6.4	Descritor de textura aplicado na região da palma.....	106
3.7	CLASSIFICADOR .....	107
3.8	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS .....	108
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	111
4.1	TESTES E RESULTADOS.....	111
4.1.1	Geometria da mão .....	114
4.1.2	Impressão palmar .....	117
4.1.3	Veias da palma da mão .....	120
4.1.4	Multimodal utilizando geometria da mão e impressão palmar .....	124
4.1.5	Multimodal utilizando geometria da mão e veias da palma da mão.....	127
4.1.6	Multimodal utilizando impressão palmar e veias da palma da mão.....	129
4.1.7	Multimodal utilizando geometria da mão, impressão palmar e veias da palma da mão .....	130
4.2	RESUMO DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS.....	132
5	CONCLUSÃO .....	135
5.1	TRABALHOS FUTUROS .....	137
	REFERÊNCIAS.....	139



# 1 INTRODUÇÃO

A identificação pessoal é de extrema importância em diversas situações cotidianas, como o acesso a contas bancárias e o acesso ao local de trabalho, e corresponde ao fato de associar uma identidade a um indivíduo. É natural para um indivíduo realizar a identificação de outro através de suas características, como por exemplo, o reconhecimento da voz e da face. Entretanto, a população vem aumentando consideravelmente na sociedade atual, o que vem dificultando a realização da identificação dos indivíduos.

Com o crescimento da tecnologia na área de sistemas de segurança, a biometria tem sido amplamente utilizada para realização do reconhecimento de pessoas.

A biometria é definida como a medida de características fisiológicas e ou comportamentais para realizar a identificação de um indivíduo, ou seja, realiza a identificação pessoal pelo que o indivíduo é e não pelo o que ele possui ou sabe, como cartões e senhas (JAIN et al., 2007). A biometria utiliza características que são inerentes, únicas, intransferíveis e não costumam variar com o passar do tempo. Esses traços biométricos não podem ser roubados nem perdidos, como ocorre com cartões e senhas.

A mão é uma ferramenta para os seres humanos perceberem e reconstruírem o ambiente a sua volta e é a parte do corpo mais usada diariamente (HAO et al., 2007). Da mão é possível extrair a impressão digital, a geometria da mão, a impressão palmar, veias do dorso da mão, veia dos dedos e veias da palma.

A utilização de características biométricas para realizar o reconhecimento dificulta a ocorrência de fraudes, visto que a biometria é uma das formas mais seguras e confiáveis de identificação pessoal.

## 1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Um sistema de identificação pessoal está sujeito a tentativas para ser enganado e, portanto, precisa considerar a possibilidade de fraudes. O sistema tem que ser confiável e deve realizar o reconhecimento correto dos indivíduos.

As senhas são a forma mais utilizada para realizar a identificação pessoal, entretanto, a maioria das pessoas escolhe senhas baseadas em palavras ou números que podem ser lembrados facilmente, como nomes e aniversários de familiares, que podem ser descobertas de maneira fácil por quem está tentando quebrar o sistema. Além disso, geralmente a mesma senha é utilizada para diversos fins e as mesmas não são alteradas periodicamente. Ainda podem ser esquecidas, compartilhadas com outras pessoas e roubadas.

Problemas parecidos ocorrem com objetos que o usuário possui, como cartões e *tokens*, que podem ser compartilhados, duplicados, perdidos ou roubados. Como exemplo, pode ser citada a clonagem de cartões de crédito.

A biometria é muito mais difícil de ser copiada ou compartilhada. E ainda não pode ser perdida nem esquecida e requer que a pessoa esteja presente no momento da identificação, o que não ocorre com a utilização de senhas e cartões. E ainda todos os usuários do sistema possuem a mesma segurança, não sendo mais fácil de fraudar nenhum deles, como no caso de senhas fracas.

Um sistema biométrico considerado eficiente deve combinar precisão e velocidade, e, ao mesmo tempo, ser inofensivo para os usuários, aceito pela população e suficientemente robusto contra métodos fraudulentos (PRABHAKAR et al., 2003).

Mesmo sendo baseado em características biométricas, o sistema precisa considerar a possibilidade de ataques criminosos. Fraudar um sistema biométrico não é uma tarefa simples e exige certo trabalho por parte de quem está tentando enganar o mesmo.

A geometria da mão já foi fraudada através de um molde de gesso e de um cartão com o formato de uma mão falsa (CHEN et al., 2005) conforme apresenta a Figura 1. A identificação por impressão digital já foi fraudada através de um dedo

artificial onde as digitais foram capturadas através de silicone ou goma (MATSUMOTO et al., 2002).

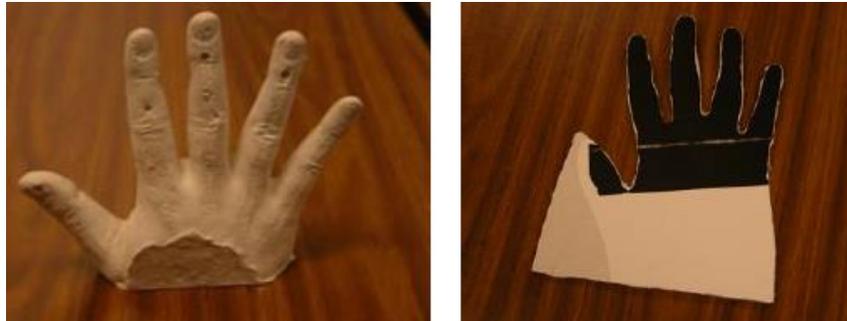


FIGURA 1 – MÃOS FALSAS UTILIZADAS PARA FRAUDAR SISTEMA BASEADO NA GEOMETRIA DA MÃO  
FONTE: CHENG (2005)

Existem duas soluções para evitar essas ameaças em um sistema biométrico: elaborar uma maneira de utilizar a detecção de vida ou desenvolver sistemas biométricos multimodais.

A detecção de vida consiste em utilizar alguma evidência de que a característica que está sendo utilizada pertence a uma pessoa que está viva, impedindo assim a utilização de elementos artificiais, como moldes, partes removidas do corpo e cadáveres. Dentre os métodos utilizados, é possível citar batimentos cardíacos, temperatura, fluxo sanguíneo e respostas a estímulos externos (YANO, 2011).

Outra solução é a utilização de um sistema biométrico multimodal, que realiza a identificação através de duas ou mais características biométricas extraídas, elevando, assim, o nível de dificuldade para transpor o mesmo. O sistema pode combinar uma característica eficiente com uma que não seja tanto, mas que seja difícil de ser reproduzida, como por exemplo, a impressão digital e o termograma da face. Ou então pode combinar características que podem ser extraídas da mesma parte do corpo, como por exemplo, da mão, diminuindo assim o custo do sistema, visto que o mesmo equipamento pode ser utilizado para adquirir todas as características e também requer menos tempo de aquisição e processamento.

## 1.2 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA

A biometria mais utilizada para identificação é a impressão digital enquanto a biometria mais confiável é a íris (PALANIKUMAR et al., 2013). Entretanto, a impressão digital pode apresentar problemas em certa parte da população devido a idade, acidentes, razões genéticas, ambientais e ocupacionais, além de ser difícil extrair as características de uma imagem que não possua muita qualidade (PALANIKUMAR et al., 2013). Ao mesmo tempo, os dispositivos para verificação da íris são muito caros tornando algumas vezes o sistema financeiramente inviável. E, além disso, outras formas de biometria, como face e voz, ainda não possuem exatidão suficiente (WU et al., 2006).

A geometria da mão possui diversas medidas que podem ser extraídas do contorno da mão. Com relação à impressão palmar podem ser extraídas características das linhas, como por exemplo, comprimento e orientação, e também características de textura. Das veias da palma da mão é possível extrair características semelhantes da impressão palmar incluindo textura e informações das linhas. As três biometrias podem ser extraídas de imagens de baixa resolução, entretanto para aquisição das veias é necessária a utilização de iluminação infravermelha.

Um sistema biométrico baseado na geometria da mão apresenta diversas vantagens sobre outras formas de biometria:

- As características presentes nas mãos são mais numerosas do que as encontradas nas impressões digitais (LE-QING; SAN-YUAN, 2010);
- O equipamento para captura é mais barato do que o utilizado para reconhecimento da íris (LE-QING; SAN-YUAN, 2010);
- Acredita-se que a geometria da mão possui um padrão estável durante o tempo de vida adulta (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL, 2006);
- Não é relacionada a registros policiais e criminais como a impressão digital (COSTA et al., 2006);
- Sistema bem aceito pelos usuários (LE-QING; SAN-YUAN, 2010).

As vantagens de um sistema biométrico baseado na impressão palmar são:

- Confiabilidade (BHOKARE et al., 2013);
- Amigável para o usuário (BHOKARE et al., 2013);
- O equipamento para aquisição é de baixo custo, pois não necessita de imagens de alta resolução (BHOKARE et al., 2013);
- As características da palma da mão são relativamente estáveis e únicas (SRINIVAS et al., 2009);
- A aquisição de dados é fácil e não intrusiva e necessita de baixa cooperação do usuário para coletar os dados (SRINIVAS et al., 2009);
- Em comparação com a impressão digital, a palma da mão pode oferecer mais informações devido a maior área de superfície e também devido ao fato de que as impressões palmares não são facilmente danificadas (HAN et al., 2008).

As vantagens de um sistema biométrico baseado nas veias da palma da mão são:

- Por se encontrarem dentro do corpo, as veias não são facilmente copiadas, aumentando a segurança do sistema (FISCHER et al., 2012);
- Pelo mesmo motivo, não são facilmente danificadas como a impressão digital (JAIN et al., 2007);
- Possui um padrão estável durante o tempo de vida adulta (NATIONAL BIOMETRIC SECURITY PROJECT, 2008);
- As veias também proporcionam a detecção de vida visto que a hemoglobina presente no sangue é detectada pela iluminação infravermelha (FISCHER et al., 2012).

A utilização de um sistema biométrico multimodal baseado na geometria da mão, na impressão palmar e nas veias da palma possui a vantagem de que as características de todas as biometrias são extraídas da mão, podendo ser adquiridas simultaneamente com um único equipamento.

## 1.3 OBJETIVOS

### 1.3.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é propor um método biométrico multimodal que realiza a verificação pessoal através da combinação de todas as biometrias extraídas da mão: a geometria da mão, a impressão palmar e as veias da palma.

### 1.3.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são:

- a) Avaliar e definir as características relevantes presentes na geometria da mão, na impressão palmar e nas veias da palma que representem o padrão para comparação e que sejam capazes de discriminar uma pessoa de outras;
- b) Desenvolver o sistema para pré-processamento, análise das imagens, extração do vetor de características, classificação e decisão;
- c) Determinar as taxas de erro e o desempenho do sistema biométrico, e também realizar a comparação com trabalhos anteriormente desenvolvidos.

## 1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Este documento está dividido em cinco capítulos, estruturados na seguinte ordem:

1. Introdução: este capítulo realiza a contextualização do trabalho, assim como define o problema, a motivação e os objetivos do mesmo;
2. Fundamentação teórica: descreve conceitos importantes de biometria, sistemas biométricos, processamento de imagens e apresenta os principais

trabalhos já desenvolvidos relacionados com o tema proposto auxiliando na compreensão deste trabalho;

3. **Materiais e Métodos:** descreve a metodologia utilizada no desenvolvimento do sistema para processamento das imagens, explicando os métodos utilizados e os algoritmos implementados;
4. **Resultados e discussão:** apresenta os experimentos realizados, os resultados obtidos e as discussões sobre os mesmos.
5. **Conclusão:** encerra o documento apresentando as conclusões e sugestões de trabalhos futuros para aprimoramento deste projeto.



## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo consiste em descrever conceitos introdutórios e termos relacionados ao tema desta dissertação que são utilizados ao longo do documento, bem como o levantamento do estado da arte com relação as biometrias utilizadas e a explicação teórica dos principais métodos de processamento de imagens aplicados, para auxiliar na compreensão do trabalho desenvolvido.

### 2.1 BIOMETRIA

O termo biometria deriva do grego das palavras *bio* (vida) e *metria* (medida), ou seja, medida da vida. Portanto, biometria se refere à tecnologia de estabelecimento de identidade de um indivíduo através da medida e análise de características fisiológicas ou comportamentais (BHOKARE et al., 2013).

Características fisiológicas são relacionadas a aspectos físicos do corpo da pessoa, como a face, a impressão digital e a textura da íris. Características comportamentais são relacionadas ao modo de agir, desenvolvidas ao longo da vida, como a assinatura manuscrita e a dinâmica da digitação.

A biometria pode ser utilizada em diversas áreas e suas aplicações podem ser divididas em três grupos principais (JAIN et al., 2007):

- Comercial: acesso em computadores, segurança de dados eletrônicos, comércio eletrônico, acesso à *internet*, caixas eletrônicos, uso de cartão de crédito, controle de acesso físico, telefone celular e gerenciamento de registros médicos;
- Governamental: carteira de identidade, carteira de motorista, passaporte, controle das fronteiras e registro de voto;
- Forenses: identificação de corpos, investigação criminal, determinação de parentesco e criança desaparecida.

Utilizando a biometria é possível determinar a identidade de uma pessoa baseado em (JAIN et al., 2007):

- O que o indivíduo possui;
- O que o indivíduo sabe;
- O que o indivíduo é.

O que o indivíduo possui refere-se a algum objeto que a pessoa possui como cartões de acessos e *token*. Porém, podem existir problemas de segurança devido a empréstimo ou roubo.

O que o indivíduo sabe refere-se a senhas e palavras-chaves. Nesse caso, pode-se utilizar a mesma senha para diversos fins, pode-se passar para conhecidos e pode ser esquecida.

O que o indivíduo é corresponde ao tema deste trabalho. Uma característica inerente à pessoa, que é intransferível e única, uma característica biométrica, que é difícil de ser fraudada.

A questão de resolver a identidade de um indivíduo pode ser classificada em dois tipos: verificação e reconhecimento. A verificação ou autenticação é a confirmação ou negação de uma identidade reivindicada com base nos dados deste indivíduo que estão armazenados no banco de dados. Portanto, a verificação consiste em saber se o indivíduo realmente é quem ele diz ser. O reconhecimento ou identificação é o estabelecimento de uma identidade através da comparação dos dados do indivíduo com todos os dados presentes no banco. Portanto, o reconhecimento consiste em saber qual a identidade de determinado indivíduo.

A biometria utiliza características biométricas que são características humanas inerentes, tipicamente invariantes com o tempo, únicas e intransferíveis. As principais características biométricas utilizadas são: impressão digital, face, geometria da mão e dos dedos, íris, retina, assinatura, modo de andar, palma da mão, voz, veias da mão e odor (JAIN et al., 2007). As características biométricas podem ser visualizadas na Figura 2. Para saber a eficiência de uma característica biométrica para realizar a identificação pessoal, são requisitos básicos (JAIN et al., 2007):

- Universalidade: a característica deve estar presente em todas as pessoas;
- Singularidade: duas pessoas não podem possuir as mesmas características;

- Permanência: as características devem ser invariantes com o tempo;
- Mensurabilidade: a característica pode ser medida quantitativamente, ou seja, pode ser representada por números.

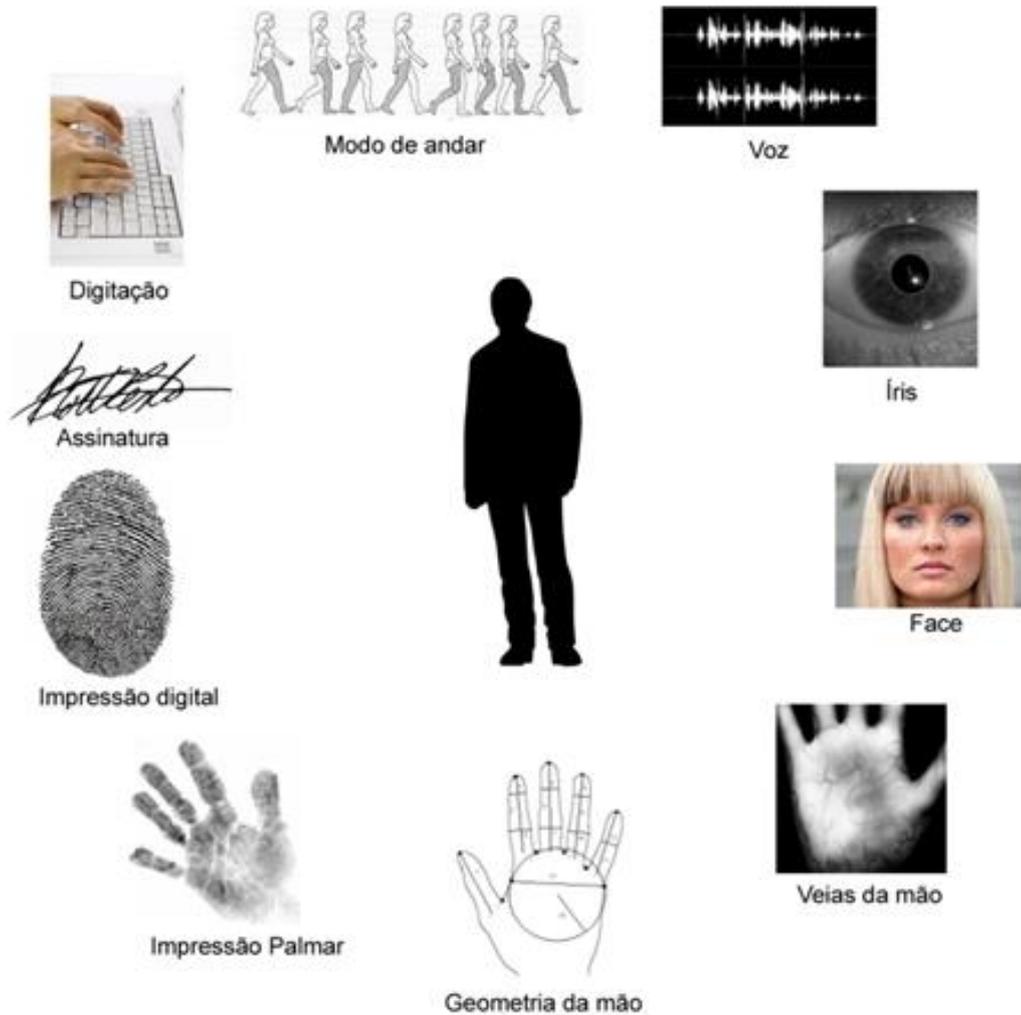


FIGURA 2 – PRINCIPAIS TIPOS DE BIOMETRIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Na prática, há outros requisitos que um sistema biométrico precisa atender:

- Desempenho: precisão da identificação, os recursos requeridos para realizar uma identificação com precisão aceitável e o trabalho ou fatores ambientais que afetam a certeza da identificação;
- Aceitabilidade: indica a aceitação das pessoas com relação ao método de captura das características, em relação à privacidade e higiene;
- Evasão: o quão fácil é enganar o sistema através de técnicas fraudulentas.

Entre os diversos tipos de biometria, cada uma possui vantagens e desvantagens e, portanto, a escolha de qual biometria utilizar depende da aplicação. Por exemplo, sabe-se que a impressão digital e o reconhecimento da íris são técnicas melhores do que o reconhecimento de voz (JAIN et al., 2004), mas para uma aplicação de *call center* o reconhecimento de voz seria o mais apropriado. Com base nos parâmetros apresentados anteriormente, é possível visualizar na Tabela 1 a comparação entre os diferentes tipos de biometria.

TABELA 1 – COMPARAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS BIOMÉTRICAS

<b>Biometria</b>	<b>Universalidade</b>	<b>Singularidade</b>	<b>Permanência</b>	<b>Mensurabilidade</b>	<b>Desempenho</b>	<b>Aceitação</b>	<b>Evasão</b>
DNA	Alta	Alta	Alta	Baixa	Alto	Baixa	Baixa
Orelha	Média	Média	Alta	Média	Médio	Alta	Média
Face	Alta	Baixa	Média	Alta	Baixo	Alta	Alta
Termograma facial	Alta	Alta	Baixa	Alta	Médio	Alta	Baixa
Impressão Digital	Média	Alta	Alta	Média	Alto	Média	Média
Modo de andar	Média	Baixa	Baixa	Alta	Baixo	Alta	Média
Geometria mão	Média	Média	Média	Alta	Médio	Média	Média
Veias da mão	Média	Média	Média	Média	Médio	Média	Baixa
Iris	Alta	Alta	Alta	Média	Alto	Baixa	Baixa
Digitação	Baixa	Baixa	Baixa	Média	Baixo	Média	Média
Odor	Alta	Alta	Alta	Baixa	Baixo	Média	Baixa
Impressão palmar	Média	Alta	Alta	Média	Alto	Média	Média
Retina	Alta	Alta	Média	Baixa	Alto	Baixa	Alta
Assinatura	Baixa	Baixa	Baixa	Alta	Baixo	Alta	Alta
Voz	Média	Baixa	Baixa	Média	Baixo	Alta	Alta

FONTE: (JAIN ET AL., 2004)

## 2.2 SISTEMAS BIOMÉTRICOS

O estudo da biometria consiste em duas áreas principais de pesquisa: o processamento de imagens e o reconhecimento de padrões. O processamento de

imagens trabalha com a extração de dados das imagens enquanto o reconhecimento de padrões é uma parte estatística de aprendizagem de máquinas que realiza a combinação de números (PALANIKUMAR et al., 2013).

Um sistema biométrico pode ser dividido em seis etapas principais e são elas (YANO, 2011):

1. Aquisição das amostras: adquirir as imagens das quais serão retiradas as características que irão compor o banco de dados;
2. Pré-processamento: é realizado o tratamento das informações adquiridas caso haja necessidade, através de ajuste de resolução, alinhamento da imagem, foco, brilho, entre outros;
3. Extração de características: as informações relevantes da amostra adquirida são extraídas, formando um vetor de características que irá representar o indivíduo. A extração é realizada através da implementação de um algoritmo para análise de imagens;
4. Armazenamento: os vetores extraídos são armazenados em um banco de dados associados a uma identidade;
5. Comparação: o vetor obtido é comparado com os vetores armazenados no banco de dados e uma pontuação será atribuída através de um algoritmo que realiza o reconhecimento de padrões. A pontuação irá indicar a proximidade das amostras;
6. Decisão: a amostra será aceita ou rejeitada de acordo com um critério de classificação para a pontuação obtida.

Com exceção da etapa de aquisição das amostras, todas as outras serão utilizadas no desenvolvimento deste projeto. Na Figura 3 são apresentadas as etapas de um sistema biométrico, mostrando, na parte superior, o cadastro de um usuário utilizando as características extraídas da imagem adquirida, e, na parte inferior, a identificação do usuário pelas características extraídas de uma imagem não cadastrada no banco de dados. Dentro do retângulo em destaque da Figura 3 estão as etapas de um sistema biométrico que foram utilizadas no desenvolvimento deste trabalho.

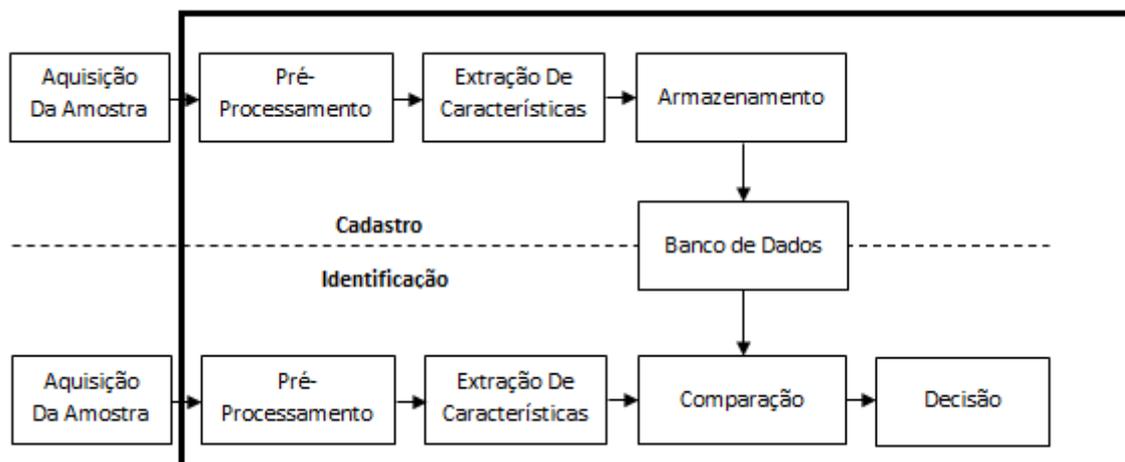


FIGURA 3 – ETAPAS PRINCIPAIS DE UM SISTEMA BIOMÉTRICO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

### 2.2.1 Desempenho

Para ser possível avaliar o sistema biométrico é necessário determinar o seu desempenho e para tanto foram escolhidas duas taxas de erros: a Taxa de Falsa Aceitação e a Taxa de Falsa Rejeição.

A Taxa de Falsa Aceitação (*False Acceptance Rate – FAR*) é a probabilidade que o sistema declare incorretamente o reconhecimento de um indivíduo com relação ao total de tentativas feitas.

A Taxa de Falsa Rejeição (*False Rejection Rate – FRR*) é a probabilidade que o sistema declare incorretamente a rejeição de um indivíduo com relação ao total de tentativas feitas.

Um exemplo de gráfico para as taxas de erro é apresentado na Figura 4. O gráfico também apresenta a Taxa de Erros Iguais (*Equal Error Rate – EER*) que é o ponto em que as curvas de FAR e FRR se cruzam, apresentando o mesmo valor.

A FAR e a FRR do sistema podem ser ajustadas conforme a necessidade do sistema, através da variação do valor do limiar de decisão. O limiar de decisão representa o valor para o sistema decidir se o usuário é aceito ou rejeitado. A FAR tende a aumentar com o aumento do limiar de decisão enquanto a FRR tende a diminuir. Quanto maior o valor da FAR maior é a conveniência do sistema, pois haverá brechas de segurança com admissão de usuários não cadastrados, mas não

ocorrerão erros de usuários cadastrados que terão a identificação negada. Quanto maior for a FRR, maior é a segurança do sistema, porém haverá usuários cadastrados que terão sua identificação rejeitada.

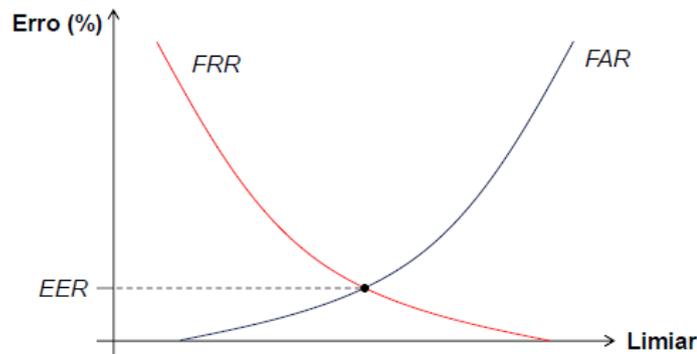


FIGURA 4 – TAXAS DE ERRO: FAR, FRR E EER  
 FONTE: YANO (2011)

É desejado que o sistema mantenha a FAR no limite mínimo possível. Isso pode ser conseguido através da determinação de um limite de decisão alto que só permite o reconhecimento de combinações muito próximas e as outras são rejeitadas (ASHISH, 2007).

Outro meio para avaliação do desempenho de um sistema biométrico é a Característica de Operação do Receptor (*Receiver Operating Characteristic – ROC*) que consiste em um gráfico que representa a relação entre a FAR e a FRR (YANO, 2011). Ela também pode ser usada para comparação entre diferentes sistemas biométricos.

Em uma curva ROC quando a FAR é mínima, a FRR é máxima e quando a FAR é máxima a FRR é mínima, conforme pode ser visualizado na Figura 5.

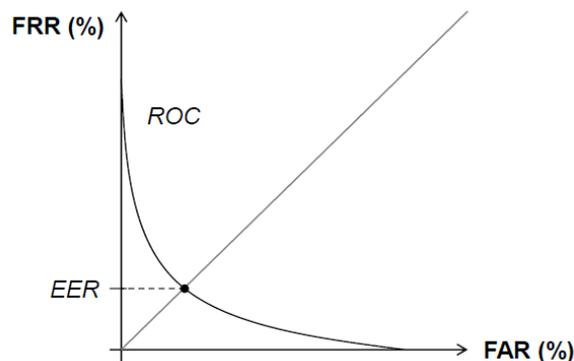


FIGURA 5 – CARACTERÍSTICAS DE OPERAÇÃO DO RECEPTOR - ROC  
 FONTE: YANO (2011)

Neste gráfico a EER é a intersecção da curva com a bissetriz entre os eixos. O desempenho do sistema será melhor quanto mais próxima da origem do gráfico for a EER (YANO, 2011).

## 2.3 SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NA GEOMETRIA DA MÃO

Entre todas as formas de biometria, o sistema de reconhecimento biométrico através da geometria da mão foi um dos primeiros a ser implementado no final dos anos 80. O conceito de geometria da mão foi desenvolvido por David Sidlaukas em 1985 (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL, 2006).

Um sistema biométrico baseado na geometria da mão pode ser utilizado para diferentes propósitos, como por exemplo, controle de acesso a áreas nucleares, aeroportos (RIBEIRO, 2007), empresas, bancos e residências (IBIOMÉTRICA, 2010). O sistema já foi utilizado nos Jogos Olímpicos de 1996 para permitir o acesso dos atletas à vila olímpica e *Walt Disney World* tem usado um sistema com tecnologia similar para reconhecimento da geometria do dedo na entrada do parque (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL, 2006).

A biometria através da geometria da mão possui diversas vantagens:

- Acredita-se que as características presentes na mão possuem um padrão estável durante o tempo de vida adulta (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL, 2006);
- É um sistema bem aceito pelos usuários (LE-QING; SAN-YUAN, 2010);
- Não requer um banco de dados muito grande nem complexo visto que são poucos dados a serem armazenados (BOREKI, 2003);
- Não é intrusiva, sendo amigável e fácil de ser utilizada (BOREKI, 2003);
- O equipamento utilizado na aquisição das imagens pode ser um *scanner* ou uma câmera tornando o sistema mais acessível financeiramente (MATOS, 2011).

Como desvantagens, a utilização de anéis e a presença de cortes e ferimentos podem atrapalhar a análise das imagens e o reconhecimento dos indivíduos. Doenças como artrite também podem impor limitações na maneira como a mão é posicionada (JAIN et al., 2004).

Nos trabalhos desenvolvidos de sistemas biométricos baseados na geometria da mão foram utilizadas diferentes técnicas e abordagens. Alguns extraem apenas medidas da geometria da mão, porém existem outros que combinam a geometria da mão com outro tipo de biometria, como a impressão palmar (KUMAR et al., 2006) ou a detecção de vida (BOREKI, 2003).

Inicialmente, os equipamentos para aquisição das imagens da mão eram compostos por pinos para que o usuário realizasse o correto posicionamento da mão e dos dedos, conforme apresentado na Figura 6. Porém, os pinos deformam o formato da mão e os dedos podem ser posicionados de maneira diferente em cada aquisição.



FIGURA 6 – AQUISIÇÃO DA IMAGEM UTILIZANDO PINOS  
FONTE: JAIN ET AL. (1999)

Após os primeiros trabalhos desenvolvidos utilizando pinos, diversos estudos foram realizados com o objetivo de evitar o uso dos mesmos. Na Tabela 2 é apresentado um resumo dos trabalhos desenvolvidos baseados na geometria da mão, as características extraídas e detalhes sobre o método de processamento, o banco de dados utilizado e os resultados obtidos.

TABELA 2 – TRABALHOS DESENVOLVIDOS SOBRE SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NA GEOMETRIA DA MÃO

(continua)

Autor	Pinos	Características extraídas	Observação	BD	Taxa
Jain et al. (1999)	Sim	Largura e comprimento dos dedos e espessura do indicador com base nos 16 eixos formados pelos pinos.	Espelho na lateral do equipamento para extração da espessura do dedo.	500 imagens de 50 pessoas, mas 140 imagens foram descartadas por problemas de posicionamento	85% de acertos FAR = 5%
Jain e Duta (1999)	Sim	Conjunto de pontos correspondentes ao valor do erro de alinhamento entre o contorno de duas mãos.	Reconstrução dos dedos nos locais onde são deformados pelos pinos e alinhamento das imagens para evitar diferença devido ao posicionamento.	353 imagens de 53 pessoas (entre 2 e 15 imagens por pessoa)	96,5% de acertos FAR = 2%
Sanchez-Reillo et al. (2000)	Sim	25 medidas semelhantes a JAIN et al. (1999) incluindo espessura da palma, o ângulo e a distância entre os dedos médio e anelar.	Espelho na lateral do equipamento para extração da espessura do dedo.	200 imagens de 20 pessoas	EER = 4,9%
Wong; Shi (2002)	Não	Comprimento e largura dos dedos e região da ponta dos três dedos centrais.	Restrição: separação entre os dedos. Realiza alinhamento da mão (dedo médio apontado verticalmente para cima).	323 imagens sendo: 288 imagens de 22 pessoas (de 12 a 15 imagens por pessoa) e 35 imagens de 7 pessoas	88,89% de acertos FAR = 2,22%
Boreki (2003)	Não	Altura e largura média de quatro dedos, excluindo o polegar.	Método DOS: detecção dos pontos de curvatura sem alinhar a imagem. Chave eletrônica, geometria da mão e detecção do batimento cardíaco.	320 imagens de 80 usuários	EER = 4,5%
Covavisaruch et al. (2005)	Não	Largura da palma da mão e largura e comprimento dos dedos.	Imagens sem dedos juntos e com o dorso da mão tocando a superfície.	960 imagens de 96 pessoas	EER = 3%

(continuação)

Autor	Pinos	Características extraídas	Observação	BD	Taxa
Yörük et al. (2006)	Não	Comprimento, largura e área dos dedos, largura da palma, comprimento da mão e área total da mão.	Registra os dedos em rotações separadas da orientação padrão e também a rotação e translação de toda a mão, normalizando a deformação do contorno. Algoritmo para retirar anéis e acessórios.	756 imagens	97,31% acertos
Jiang et al. (2007)	Não	Comprimento dos dedos e outras 10 distâncias entre pontos chaves da mão que foram definidos.	Para localizar pontos chave da mão desenvolveu algoritmo ( <i>walking triangle</i> ) para capturar mudanças sutis na curvatura em regiões do contorno.	54 imagens de 18 pessoas	92% de acertos
Xin et al. (2011)	Não	Comprimento e largura dos dedos, comprimento da palma, distância entre pontos definidos, mudança angular do contorno, distâncias de pontos chave até a junta dos dedos e área dos dedos.	Propõe um algoritmo de busca ( <i>Sliding Window Filtering Algorithm</i> ) para encontrar os pontos chave (ponta dos dedos e vale entre os dedos).	4000 imagens de 100 pessoas (20 imagens de cada mão por pessoa)	EER = 2,16%
De-Santos-Sierra et al. (2011)	Não	Largura dos dedos extraídas da divisão dos dedos da base até a ponta em N partes.	Durante o processamento os dedos são separados da mão facilitando a classificação.	1) 120 pessoas, 20 imagens cada 2) 235 pessoas, 7 imagens cada (ambas as mãos) 3) 287 pessoas, 10 imagens cada	1) EER = 2,5% 2) EER = 2% 3) EER = 1,4%
Guo et al. (2012)	Não	Comprimento e largura dos dedos com relação aos pontos principais e ao centro da palma da mão, totalizando 34 medidas.	Desenvolveu um equipamento utilizando iluminação infravermelha.	6000 imagens de 100 pessoas.	96,23% de acertos FAR = 1,85%
Gangopadhyay et al. (2013)	Não	Vetor resultante da transformada de Radon.	Transformada de Radon e representação colaborativa baseada em classificação	300 imagens de 20 pessoas.	96,67% de acertos

(conclusão)

Autor	Pinos	Características extraídas	Observação	BD	Taxa
Singh et al. (2014)	Não	Comprimento e largura dos dedos e quatro distâncias de um ponto fixo na palma até a ponta de cada dedo.	Para extrair o contorno da mão utiliza matriz de inércia. Algoritmo para retirar anéis.	480 imagens de 48 pessoas.	95,84% de acertos FRR = 3,47%
Sharma et al. (2014)	Não	Calcula 7 distâncias entre a ponta e o vale dos dedos.	Todo o processamento é feito com relação a um ponto de referência no pulso.	1) 250 imagens de 50 pessoas. 2) 1200 imagens de 5 pessoas	1) EER=0,52% 2) EER=0,31%

FONTE: O AUTOR (2015)

## 2.4 SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NA IMPRESSÃO PALMAR

O primeiro sistema biométrico de identificação baseado na palma da mão foi introduzido em 1999 (ZHANG; SHU, 1999). A palma da mão contém diversas características incluindo linhas principais, dobras, linhas de inflexão, pontos minuciosos, pontos singulares e textura. As principais características da impressão palmar podem ser visualizadas na Figura 7.

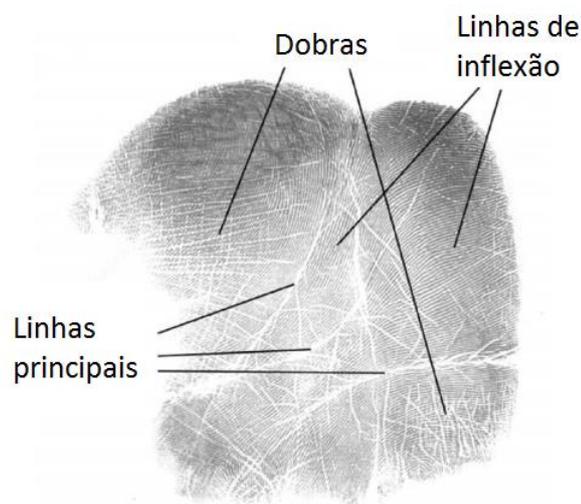


FIGURA 7 – PADRÃO DE LINHAS DA PALMA DA MÃO  
FONTE: ADAPTADO DE YOU ET AL. (2002)

As linhas e a textura são as características mais claramente observadas em imagens de baixa resolução (100 dpi). Uma linha contém várias informações, incluindo tipo, comprimento, posição, magnitude e orientação (KONG; ZHANG, 2004).

As principais características da impressão palmar, incluindo as linhas principais e as dobras, são formadas entre 3 a 5 meses depois da concepção, e as outras características aparecem após o nascimento (GUO, 2009).

Na palma da mão existem três linhas principais chamadas de linhas da vida, do coração e da cabeça que podem ser visualizadas na Figura 8. Essas linhas são únicas e estáveis e não podem ser forjadas (ZHANG; SHU, 1999).

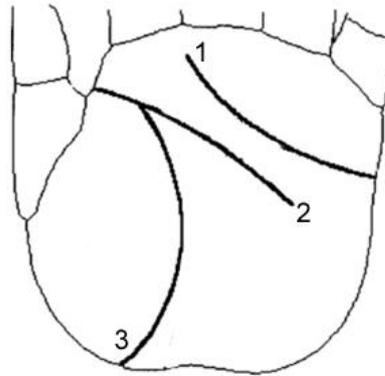


FIGURA 8 – PRINCIPAIS LINHAS DA PALMA DA MÃO: 1- LINHA DO CORAÇÃO; 2 – LINHA DA CABEÇA; 3 – LINHA DA VIDA  
 FONTE: ADAPTADO DE ZHANG E SHU (1999)

As características que podem ser extraídas da palma da mão são (ZHANG; SHU, 1999):

- Geometria: o comprimento, a largura e a área da palma;
- Linhas principais: localidade e forma das linhas principais na palma da mão;
- Dobras: na palma da mão existem muitas dobras que são diferentes das linhas principais por serem mais finas e mais irregulares permitindo a obtenção de características mais detalhadas;
- Minúcias: a palma da mão é basicamente composta por linhas de inflexão, por isso as minúcias podem ser usadas para extrair características singulares e estáveis.

Todas as características, exceto as minúcias, podem ser extraídas de imagens de baixa resolução. As linhas principais possuem a vantagem de requerer

resoluções menores, portanto as imagens podem ser menores e o sistema é menos sensível a ruído.

A impressão palmar possui diversas vantagens sobre outros sistemas biométricos no que diz respeito à confiabilidade, baixo custo e ser amigável para o usuário (BHOKARE et al., 2013):

- Imagens da palma da mão podem ser adquiridas através da utilização de uma câmera de baixo custo ou *scanner*, pois as características podem ser extraídas de imagens de baixa resolução e podem conter ruídos (BHOKARE et al., 2013);
- É uma das biometrias mais confiáveis devido à aceitabilidade e à singularidade (BHOKARE et al., 2013);
- Possui características relativamente estáveis e únicas (SRINIVAS et al., 2009);
- A aquisição de dados é fácil e não intrusiva e necessita de baixa cooperação do usuário para coletar os dados (SRINIVAS et al., 2009);
- A palma da mão é uma biometria confiável porque os padrões da impressão são diferentes mesmo em gêmeos monozigotos (SRINIVAS et al., 2009);
- Comparada com a impressão digital, a mais usada das biometrias nos últimos 25 anos, a impressão palmar é mais aceitável quando capturada em trabalhadores que realizam atividades que podem danificar as impressões digitais ou pessoas idosas que podem não possuir impressões digitais claras devido a danos durante a vida, mas podem oferecer impressões palmares em perfeitas condições (HAN et al., 2008);
- A imagem da palma da mão pode oferecer mais informações do que a impressão digital devido a maior área de superfície (HAN et al., 2008).

Quando a demanda de alta precisão e robustez dos sistemas de autenticação baseados na palma da mão aumentou, pesquisadores desenvolveram uma nova abordagem chamada imagem multiespectral (PALANIKUMAR et al., 2013). A imagem multiespectral é uma das soluções para a tentativa de fraude de sistemas biométricos. São capturadas imagens em diversas bandas do espectro, sendo que cada banda espectral destaca características específicas da palma, com diferentes

informações tornando possível coletar mais detalhes. Assim, é possível melhorar a precisão e a capacidade contra fraudes do sistema de impressão palmar (BHOKARE et al., 2013).

São utilizados quatro tipos de sensores para extrair imagens da palma da mão: *scanners* da palma da mão baseados em CCD, câmeras digitais, *scanners* digitais e câmeras de vídeo. Câmeras de vídeo digitais podem ser usadas para coletar imagens da palma da mão sem contato, uma vantagem para preocupações com higiene (KONG et al., 2009).

Nos trabalhos desenvolvidos de sistemas biométricos utilizando as características da palma da mão, diversas técnicas foram aplicadas para realizar a extração das características. Um resumo dos métodos utilizados em trabalhos anteriores, bem como o modo de aquisição, as características extraídas, o banco de dados usado e os resultados obtidos, podem ser visualizados na Tabela 3.

TABELA 3 – TRABALHOS DESENVOLVIDOS SOBRE SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NA IMPRESSÃO PALMAR

(continua)

Autor	Aquisição	Características extraídas	Método	BD	Taxa
Zhang; Shu (1999)	Tinta	Linhas principais	Detectores direcionais de linhas	20 imagens	95% de acertos
Kong; Zhang (2004)	<i>Scanner</i>	Orientação das linhas da palma	Esquema de código competitivo e filtro de Gabor 2d múltiplo	7752 imagens de 386 pessoas (cerca de 10 imagens por pessoa por mão)	98,4% de acertos FAR = $3 \times 10^{-6}$ %
Doi; Yamanaka (2005)	Câmera CCD	Linhas da palma e geometria dos dedos	Extração das linhas da palma da mão que interceptam as linhas extraídas da geometria dos dedos	500 imagens de 100 pessoas	Não apresenta
Kumar; Zhang (2005)	Câmera digital	Impressão palmar	Comparação entre filtro Gabor, detectores de linhas e análise dos componentes principais	1000 imagens de 100 usuários	EER = 4,89%
Wang et al. (2006)	Câmera CCD	Textura	Local Binary Pattern	1600 imagens de 80 pessoas (10 imagens de cada mão)	Não apresenta

(continuação)

Autor	Aquisição	Características extraídas	Método	BD	Taxa
Wu et al. (2006)	Câmera CCD	Linhas principais	Detectores direcionais de linhas	1) 7605 imagens de 392 pessoas 2) 400 imagens de 40 pessoas 3) 400 imagens de 40 pessoas	EER = 0,4%
Hao et al. (2008)	Câmera CCD	Textura, linhas e aparência	Fusão das imagens em nível de <i>pixels</i> para combinar as imagens originais com as compostas que combinam informações da imagem visível com a imagem infravermelho	5940 imagens de 165 usuários (imagens de ambas as mãos em 6 espectros)	EER = 0,50%
Wong et al. (2009)	Câmera digital	Textura, direção das linhas e energia das linhas em 6 níveis de decomposição	Transformada discreta do cosseno, transformada Wavelet e código Sobel.	1000 imagens de 100 pessoas	96,41% de acertos
Kisku et al. (2010)	Câmera CCD	Textura	Transformada Wavelet, transformada de Gabor e otimização por colônia de formigas.	3600 imagens de 100 pessoas	EER = 3,97%
Palanikumar et al. (2011)	Câmera de celular e câmera CCD	Textura	Transformada discreta de Curvelet	3290 imagens de 235 pessoas (ambas mãos)	Não apresenta
Mu et al. (2011)	Câmera CCD	Textura	Transformada Wavelet complexa e <i>Local Binary Pattern</i>	7752 imagens de 386 pessoas (cerca de 10 imagens por pessoa de cada mão)	93,31% de acertos
Khan et al. (2011)	Câmera CCD	Linhas da palma	Representação do código de contorno	1) 6000 imagens de 500 pessoas (ambas as mãos) 2) 1200 imagens de 100 pessoas (ambas as mãos)	1) EER= 0,0061% 2) EER = 0%

(conclusão)

Autor	Aquisição	Características extraídas	Método	BD	Taxa
Palanikumar et al. (2013)	Câmera CCD	Textura	<i>Unsharp Masking</i> e equalização do histograma	3290 imagens de 235 pessoas (ambas as mãos)	FAR = 3,40% FRR = 4,26%
Meraoumia et al. (2013)	Scanner multiespectral (azul, verde, vermelho e NIR)	Textura	Propõe dois métodos: 1 – Alinhamento das imagens espectrais e filtro de Log-Gabor 1D. 2- Análise multirresolução para extração de características (transformada Wavelet)	6000 imagens de 500 pessoas (ambas as mãos)	EER=0,016%
Bouchemha et al. (2013)	Câmera CCD	Textura das linhas e veias da palma	Análises estatísticas e energia dos coeficientes de Ridgelet	7200 imagens de 100 pessoas (ambas as mãos)	FAR = 2,3% FRR = 1,4%

FONTE: O AUTOR (2015)

## 2.5 SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NAS VEIAS DA PALMA DA MÃO

Sistemas biométricos baseados nas veias da palma utilizam informações da distribuição das veias da mão para realizar a identificação pessoal. Os padrões vasculares da mão são utilizados em diversas aplicações como controle de acesso e segurança em aeroportos, hospitais e bancos (JAIN et al., 2007).

Existem tecnologias comerciais desenvolvidas utilizando os padrões vasculares de diversas partes da mão como veias dos dedos e veias da palma. Em 2003, a Fujitsu anunciou o seu primeiro produto comercial baseado nas veias da palma (WATANABE et al., 2005), que é o sistema utilizado atualmente no Banco Bradesco. No mesmo ano, a Hitachi desenvolveu um sistema baseado no padrão vascular dos dedos (MIURA et al., 2004).

A utilização das veias como característica biométrica possui diversas vantagens:

- A estrutura do sistema vascular humano é uma característica única para cada indivíduo e mesmo gêmeos possuem padrões diferentes (JAIN et al., 2007);
- As características das veias são robustas e escondidas não sendo facilmente observadas, danificadas ou alteradas (NATIONAL BIOMETRIC SECURITY PROJECT, 2008);
- É estável durante o tempo de vida adulta (NATIONAL BIOMETRIC SECURITY PROJECT, 2008);
- Como as veias se encontram dentro do corpo, os padrões não são afetados por ambientes adversos encontrados, por exemplo, em fábricas ou canteiros de obras, em que outras biometrias apresentam limitações (JAIN et al., 2007);
- Pelo mesmo motivo também é difícil e custoso forjar suas características o que torna o sistema menos susceptível a fraudes (FISCHER et al., 2012);
- As veias presentes na palma da mão também garantem a detecção de vida na amostra capturada, visto que o fluxo sanguíneo ativo é detectado nas imagens (FISCHER et al., 2012).

Como desvantagem, tem-se que a visibilidade da estrutura das veias depende de vários fatores como idade, espessura da pele, temperatura ambiente, atividade física e profundidade das veias embaixo da pele (YUKSEL et al., 2011).

A palma da mão é composta por três camadas: epiderme, derme e hipoderme e cada camada possui uma diferente proporção de sangue e gordura. A epiderme contém melanina enquanto a hipoderme contém veias. Diferentes comprimentos de onda de luz vão penetrar em diferentes camadas de pele e iluminar em diferentes espectros (ZHANG et al., 2010).

As imagens das veias podem ser adquiridas com sensores infravermelhos que podem ser de duas tecnologias: infravermelho distante (FIR – “*Far Infrared*”) e infravermelho próximo (NIR – *Near Infrared*). FIR trabalha entre 8000 e 14000nm e é melhor para capturar as veias mais largas do dorso da mão, entretanto é bastante sensível a temperatura. NIR trabalha na faixa de 700 a 1000nm apresentando bons resultados para as veias da palma, do dorso e do pulso (ZHOU E KUMAR, 2010). A luz NIR penetra o tecido humano mais do que luz visível e o sangue absorve mais energia NIR do que o tecido circundante (ZHANG et al., 2010).

As características que podem ser extraídas das veias são semelhantes as da impressão palmar, que são características de textura, informações das linhas extraídas e medidas geométricas.

Em trabalhos anteriormente desenvolvidos de sistemas biométricos baseados nas veias da palma da mão diversos métodos foram utilizados para a extração das características e a Tabela 4 apresenta um resumo dos mesmos juntamente com informações sobre o banco de dados usado e as taxas obtidas.

TABELA 4 - TRABALHOS DESENVOLVIDOS SOBRE SISTEMAS BIOMÉTRICOS BASEADOS NAS VEIAS DA PALMA DA MÃO

(continua)

Autor	Método	BD	Taxa
Zhou e Kumar (2010)	Compara diversos métodos: informação de fase de Hessian, transformada Radon, representação de código ordinal e Laplacianpalm.	600 imagens de 100 pessoas	EER = 0,38%
Mirmohamadsadeghi e Drygajlo (2011)	Local Binary Pattern e Local Derivative Pattern para extração de textura.	600 imagens de 100 pessoas	LBP: EER = 0,4% LDP: EER = 0,09%
Yuan e Li (2012)	Método baseado no Affine Invariant.	1) 500 imagens de 50 pessoas 2) 200 imagens de 20 pessoas	EER = 5%
Fischer et al. (2012)	Enhanced Local Gabor Binary Patterns Histogram Sequence (ELGBPHS) para extração de textura.	600 imagens de 100 pessoas	FAR = 0% FRR = 1,7%
Sun e Abdulla (2012)	Extração de textura através da transformada Curvelet.	6000 imagens de 500 pessoas	EER = 0,73%
Lee (2012)	Extração de textura utilizando filtro Gabor-2D e uma nova codificação das características em representação <i>bit string</i> .	4140 imagens de 207 pessoas	EER = 0,44%
Wu et al. (2013)	Utiliza um banco de filtros direcionais envolvendo diferentes orientações para extração das linhas e codifica em um código binário através do código direcional mínimo.	1) 4140 imagens de 207 pessoas 2) 980 imagens de 49 pessoas	EER = 0,518%
Abbas e George (2014)	Distribuição espacial das médias locais das direções das veias com base nas linhas extraídas.	6000 imagens de 500 pessoas	EER = 0,24%

(conclusão)

<b>Autor</b>	<b>Método</b>	<b>BD</b>	<b>Taxa</b>
Wang et al. (2014)	Extrai características de textura através de Gabor Wavelet.	683 imagens de 101 pessoas	98,88% de acertos
Elnasir e Shamsuddin (2014)	Utiliza análise discriminante linear (LDA).	2000 imagens de 200 pessoas	EER = 0%
Kang et al. (2014)	Utiliza RootSIFT para extrair características locais invariantes e um algoritmo baseado na análise da vizinhança em histogramas LBP é usado para melhorar a precisão da classificação de características.	1) 1200 imagens de 100 pessoas (ambas as mãos) 2) 1260 imagens de 105 pessoas (ambas as mãos)	1) EER = 0,996% 2) EER = 3,112%
Yan et al. (2015)	Algoritmo SIFT para extrair características locais invariantes de múltiplas amostras e podar as características redundantes. Realiza a fusão das características restantes.	1) 3600 imagens de 100 pessoas (ambas as mãos) 2) 1260 imagens de 105 pessoas (ambas as mãos)	EER = 0,16%

FONTE: O AUTOR (2015)

## 2.6 BIOMETRIA MULTIMODAL

Sistemas biométricos unimodais são usualmente afetados por problemas de ruído no sensor de dados, não universalidade, falta de individualidade da biometria escolhida, falta de uma representação invariante de um traço biométrico e susceptibilidade de evasão. Alguns desses problemas podem ser amenizados pelo uso de um sistema biométrico multimodal que é um sistema que consolida evidências de múltiplas fontes biométricas (YANG et al., 2007). O sistema multimodal é mais confiável devido à disponibilidade de múltiplos pedaços de evidência que são independentes (ROSS et al., 2006).

Portanto, a biometria multimodal contorna o problema de não universalidade, pois múltiplos traços garantem uma cobertura suficiente da população (JAIN et al., 2004).

Devido ao fato de utilizar mais do que uma característica biométrica para decidir a respeito da identidade do indivíduo, um sistema multibiométrico é mais

difícil de ser fraudado, pois o impostor deve transpor vários subsistemas simultaneamente elevando o grau de dificuldade da fraude (YANO, 2011).

A vantagem de unir a geometria da mão, a impressão palmar e as veias da palma da mão em um sistema multimodal é o fato de que as características de todas as biometrias podem ser adquiridas simultaneamente se o equipamento adquirir as imagens em diferentes espectros eletromagnéticos.

As informações de um sistema biométrico multimodal precisam ser combinadas para unir as informações extraídas de todas as biometrias utilizadas. Essa combinação corresponde à fusão, que pode ser realizada em vários níveis (JAIN et al., 2004), conforme pode ser visualizado na Figura 9:

- Fusão em nível de amostra: A fusão é realizada após a aquisição das amostras, os dados brutos capturados são combinados formando uma amostra única da onde as características serão extraídas. A união das amostras pode ser realizada através de simples operações como soma e subtração ou também através de métodos estatísticos como média, mediana, máximo e mínimo;
- Fusão em nível de extração de características: Os dados obtidos de cada biometria são usados para calcular um vetor de características único representando as biometrias. Algumas vezes os dados precisam ser normalizados para que o vetor possua as características na mesma escala de medida;
- Fusão em nível de pontuação: O classificador de cada biometria proporciona uma pontuação indicando a proximidade de um vetor de características de entrada com o vetor padrão de características. É realizada a fusão da pontuação de cada biometria para em seguida realizar-se a decisão;
- Fusão em nível de decisão: Cada biometria realiza sua decisão do reconhecimento baseado em seu próprio vetor de características. Em seguida, é utilizado um método para fusão das decisões em uma decisão final, como por exemplo, a votação da maioria.

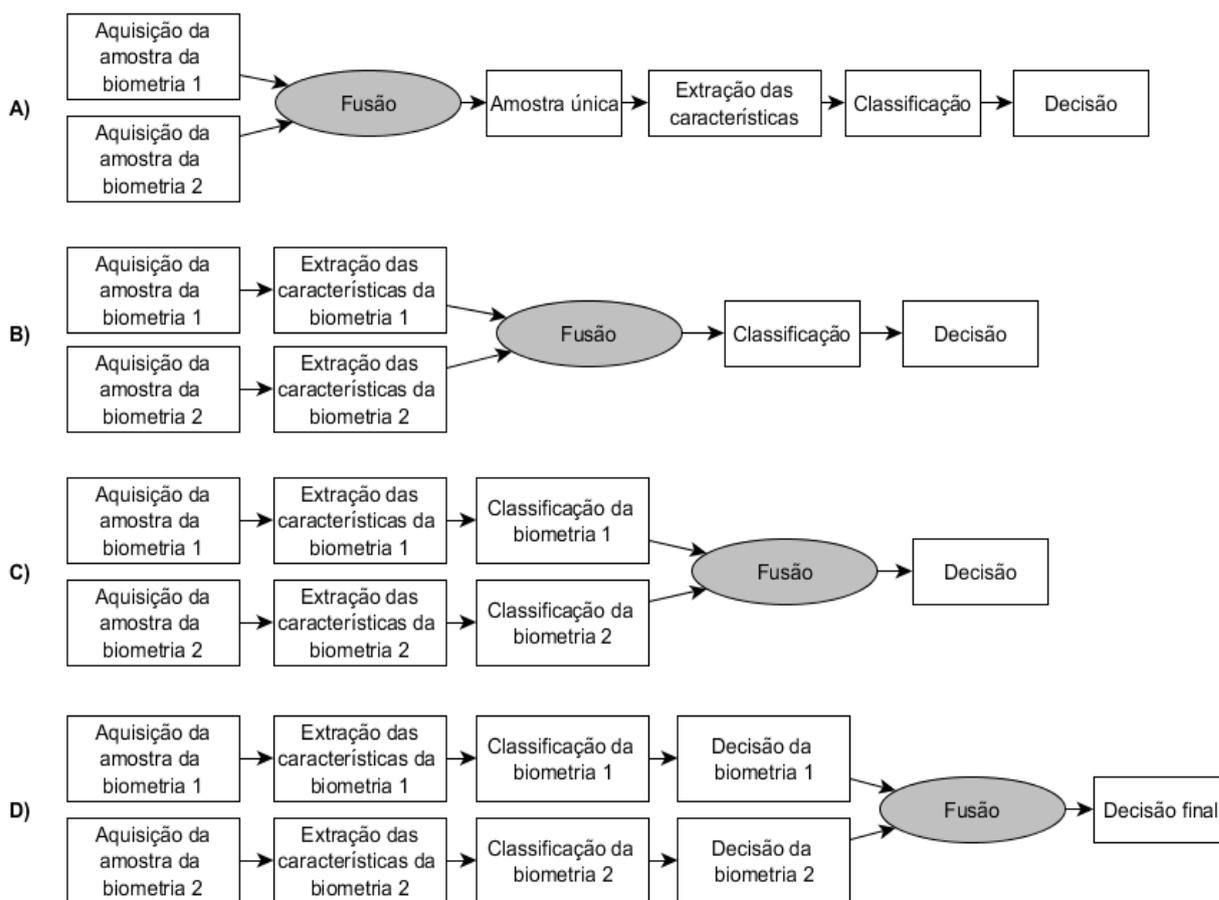


FIGURA 9 – NÍVEIS DE FUSÃO PARA SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL. A) FUSÃO EM NÍVEL DE AMOSTRA, B) FUSÃO EM NÍVEL DE EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS, C) FUSÃO EM NÍVEL DE PONTUAÇÃO E D) FUSÃO EM NÍVEL DE DECISÃO.  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Alguns trabalhos de sistemas biométricos multimodais baseados em características extraídas da mão foram desenvolvidos utilizando diferentes técnicas de aquisição das imagens, características extraídas e níveis de fusão, conforme resumo apresentado na Tabela 5.

TABELA 5 – TRABALHOS DESENVOLVIDOS SOBRE SISTEMAS BIOMÉTRICOS MULTIMODAIS BASEADOS EM CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS DA MÃO

(continua)

<b>Autor</b>	<b>Aquisição</b>	<b>Características extraídas</b>	<b>Nível de fusão</b>
Ong et al. (2003)	Scanner	Formato dos dedos e da palma e características da palma da mão.	Decisão
Ribaric; Fratric (2005)	Scanner	Características da geometria da mão, dos dedos e da impressão palmar.	Pontuação
Kumar et al. (2006)	Câmera digital	Geometria da mão (comprimento da palma, comprimento da mão, largura e comprimento dos dedos) e a textura da palma da mão.	Pontuação

(conclusão)

<b>Autor</b>	<b>Aquisição</b>	<b>Características extraídas</b>	<b>Nível de fusão</b>
Choras; Choras (2006)	<i>Scanner</i>	Características da geometria da mão e da palma.	Pontuação
Yang et al. (2007)	Câmera CCD	Impressão digital, impressão palmar e geometria da mão.	Características e pontuação
Rowe et al. (2007)	Câmera	Impressão digital, impressão palmar e geometria da mão.	Pontuação
Le-Qing; San-Yuan (2010)	<i>Webcam</i>	Geometria dos dedos, junta dos dedos e impressão palmar.	Decisão
Zhao et al. (2012)	Câmera	Impressão palmar, veias da palma, veias do dorso, veias do dedo e geometria da mão.	Pontuação
Michael et al. (2012)	<i>Webcam</i> modificada	Geometria da mão, impressão palmar, impressão das juntas dos dedos, veias da palma e veias do dedo.	Pontuação
Trabelsi et al. (2013)	<i>Câmera</i> CCD	Veias dos dedos e veias do dorso da mão.	Pontuação

FONTE: O AUTOR (2015)

## 2.7 PROCESSAMENTO DE IMAGENS

O processamento digital de imagens consiste em um conjunto de técnicas para capturar, representar e transformar imagens com o auxílio do computador. A utilização dessas técnicas possibilita a extração e identificação de informações presentes nas imagens e ainda melhora a qualidade visual de certos aspectos estruturais, melhorando o resultado final (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008). Nesta seção serão apresentadas as técnicas utilizadas neste trabalho.

### 2.7.1 Extração do grau de Curvatura

Existem diversos métodos para identificação do grau de curvatura em uma imagem (PEDROSA; BARCELOS, 2009; JUNIOR, 2005). Dentre os métodos existentes, optou-se por utilizar o método DOS (*Difference of Slopes*), que foi

introduzido por O’Gorman (1988), devido ao método ser simples e de fácil implementação.

O método DOS foi desenvolvido para estimar a curvatura de contornos fechados, ou seja, contornos que começam e terminam no mesmo ponto. O método consiste em percorrer o contorno da imagem com dois vetores de mesmo tamanho, calculando o menor ângulo formado entre os vetores. Os dois vetores que irão percorrer a imagem,  $V1$  e  $V2$ , possuem o mesmo tamanho  $W$  e estão separados por uma distância de  $M$  *pixels*. O vetor  $V1'$  representa a extensão do vetor  $V1$  e dessa forma existe um ângulo  $\theta$ , entre os vetores  $V1'$  e  $V2$ . A extração do grau de curvatura consiste em encontrar todos os ângulos  $\theta$  entre os vetores, para todos os pixels da imagem (BOREKI, 2003). Na Figura 10 é possível visualizar os vetores e o ângulo formado entre eles, representando a aplicação do método DOS a uma curva qualquer.

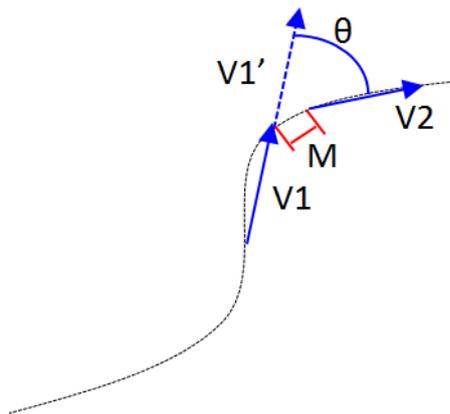


FIGURA 10 – APLICAÇÃO DO MÉTODO DOS A UMA CURVA QUALQUER  
 FONTE: O AUTOR (2013)

Os passos para execução do método DOS são:

1. Posicionar o vetor  $V1$  no primeiro pixel do contorno;
2. Posicionar o vetor  $V2$  em seguida do vetor  $V1$ , a  $M$  *pixels* de distância;
3. Calcular o ângulo  $\theta$  entre  $V1'$  e  $V2$ ;
4. Deslocar  $V1$  para o próximo pixel e deslocar  $V2$  seguindo os passos anteriores.

Todos os ângulos  $\theta$  encontrados representam a curva do contorno do objeto.

Representando os vetores geometricamente no plano cartesiano e considerando que o início dos vetores está na origem dos eixos, é possível calcular os valores de  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\theta$  através da aplicação de regras de trigonometria. A representação dos vetores bem como o ângulo formado entre os mesmos e o eixo horizontal podem ser visualizados na Figura 11.

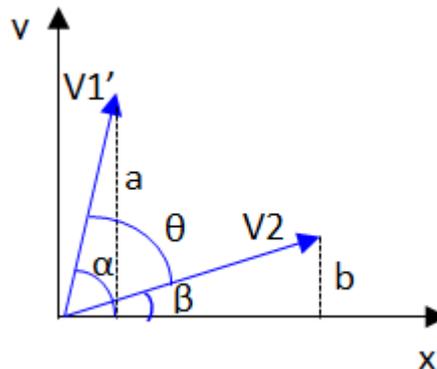


FIGURA 11 – REPRESENTAÇÃO GEOMÉTRICA DOS VETORES NO PLANO CARTESIANO  
 FONTE: O AUTOR (2014)

Observando a Figura 11 é possível perceber que  $\alpha$  é o ângulo entre o vetor  $V1'$  e o eixo  $x$ ,  $\beta$  é o ângulo entre o vetor  $V2$  e o eixo  $x$  e  $\theta$  é o ângulo formado entre os vetores  $V1'$  e  $V2$ .

Para encontrar o valor de  $\alpha$  utiliza-se o triângulo formado entre o eixo  $x$  e a ponta do vetor  $V1'$ , como se trata de um triângulo retângulo é possível utilizar a relação que o ângulo entre a hipotenusa do triângulo forma com os catetos, como pode ser visualizado na Equação 1.

$$\alpha = \arctg\left(\frac{\text{Cateto Oposto}}{\text{Cateto Adjacente}}\right) \quad (1)$$

Na qual:

$\alpha$  = ângulo formado entre o eixo  $x$  e o vetor  $V1'$ ;

Cateto Oposto = altura do vetor  $V1'$ ;

Cateto Adjacente = largura do vetor  $V1'$ .

Utilizando a mesma relação para o vetor  $V2$  é possível encontrar o valor de  $\beta$ .

Com o valor de  $\alpha$  e  $\beta$  é possível obter o valor de  $\theta$  através da Equação 2.

$$\theta = \begin{cases} |\alpha| - |\beta|, & \text{se } \alpha > \beta \\ |\beta| - |\alpha|, & \text{se } \alpha < \beta \\ 0, & \text{se } \alpha = \beta \end{cases} \quad (2)$$

Onde:

$\alpha$  = ângulo formando entre o eixo x e o vetor V1';

$\beta$  = ângulo formando entre o eixo x e o vetor V2;

$\theta$  = ângulo formando entre os vetores V1' e V2.

Este cálculo deve ser realizado para todo o contorno resultando assim em um gráfico que será analisado para retirada das informações importantes.

O método DOS possui algumas peculiaridades, como por exemplo, em relação à mudança de quadrante referente ao arco-tangente, que pode causar variações abruptas no gráfico da curvatura prejudicando a análise do gráfico (BOREKI, 2003). Para solucionar este problema é feito um tratamento com relação ao quadrante em que os vetores se encontram, realizando a análise da direção e sentido de cada um dos vetores.

O tamanho W dos vetores e o tamanho do espaço entre eles são calculados heurísticamente, pois deve ser adaptado a cada situação em que o método é aplicado.

O método DOS+ é um caso particular do método DOS, e o sinal "+" indica que o tamanho do espaço entre os vetores (M) é positivo, ao contrário do método DOS em que este tamanho é zero ou negativo (O'GORMAN, 1988).

### 2.7.2 Local Binary Patterns (LBP)

*Local Binary Patterns* é um método de processamento de imagens aplicado como descritor de texturas e é bastante utilizado na biometria para realizar o reconhecimento de face.

O operador LBP básico foi introduzido por Ojala et. al (2001) e trabalha com um bloco de *pixels* de tamanho 3x3. O método consiste em etiquetar os *pixels* da imagem através da limiarização do ponto central do bloco com os *pixels* vizinhos e considerar o resultado como um número binário  $s(x)$ , conforme apresentado na Equação 3.

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } P_x > P_c \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3)$$

Onde  $P_c$  é o ponto central e  $P_x$  é o *pixel* da vizinhança para o qual o valor da limiarização está sendo calculado.

Atribuindo um fator binomial  $2^p$  para cada  $s(x)$  é possível gerar um único código para representar a textura em determinado local da imagem. Usando como exemplo o bloco 3x3, o código gerado pode ser obtido através da Equação 4.

$$LBP_{8,1} = \sum_{p=0}^7 s(x)2^p \quad (4)$$

Como o LBP básico utiliza 8 bits, é possível obter 256 diferentes padrões binários. Na Figura 12 é possível visualizar um exemplo do funcionamento do LBP básico, em que o ponto para o qual se calcula o código LBP é o ponto central.

Aplicando o método em toda a imagem é possível obter um histograma descrevendo a textura da imagem através dos códigos calculados para todos os *pixels*.

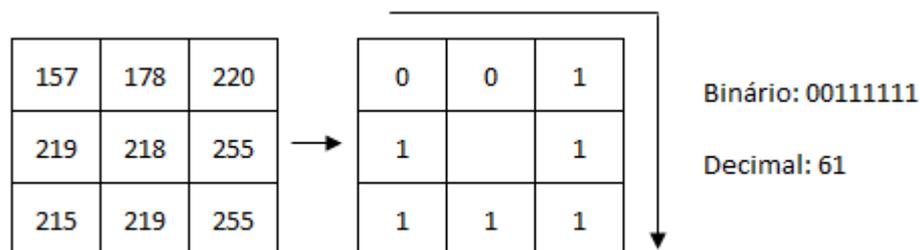


FIGURA 12 - OPERADOR LBP BÁSICO  
FONTE: O AUTOR (2015)

O LBP básico é invariante a translação, porém não é invariante a rotação nem a escala. Para lidar com diferentes escalas o LBP básico foi modificado.

Considerando que os  $P$  pontos estão espaçados igualmente em um círculo de raio  $R$ , sendo  $R > 0$ , formando um conjunto de vizinhos circularmente simétricos, as coordenadas  $x(p)$  dos pontos pertencentes à vizinhança do ponto central serão calculadas com base na Equação 5.

$$x(p) = \begin{bmatrix} x_0 + R \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \\ y_0 + R \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Onde  $(x_0, y_0)$  correspondem as coordenadas do eixo horizontal e vertical do ponto central,  $P$  corresponde ao número de pontos considerados pelo LBP,  $R$  corresponde ao raio do círculo em que os pontos estão espaçados e  $p$  corresponde ao *pixel* da vizinhança circular para o qual  $x(p)$  está sendo calculada.

E o código LBP será calculado conforme apresentado na Equação 6.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(x(p))2^p \quad (6)$$

Na Figura 13 é possível visualizar exemplos de conjuntos de vizinhos circularmente simétricos para diferentes valores de  $P$  e  $R$ . Nessa figura são apresentados os valores do *pixel* mais próximo do valor calculado para as coordenadas, mas também pode ser utilizada interpolação bilinear para determinar o valor do *pixel*.

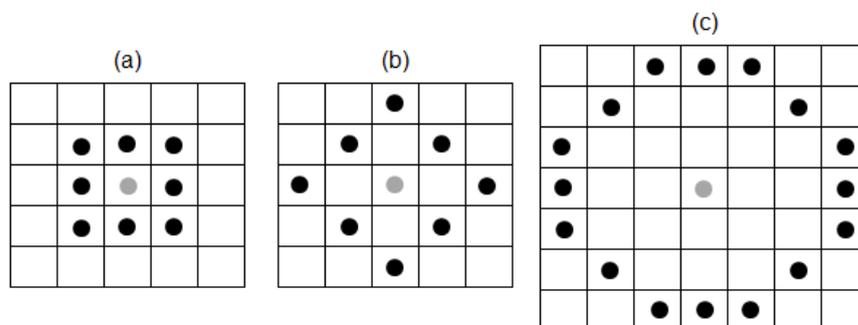


FIGURA 13 – CONJUNTO DE VIZINHOS CIRCULARMENTE SIMÉTRICOS PARA DIFERENTES VALORES DE  $P$  E  $R$ . A)  $P = 8$ ,  $R = 1$ . B)  $P = 8$ ,  $R = 2$ . C)  $P = 16$ ,  $R = 3$ .  
FONTE: O AUTOR (2015)

O operador  $LBP_{P,R}$  produz  $2^P$  diferentes valores de saída, entretanto, quando a imagem é rotacionada os valores dos tons de cinza dos *pixels* consequentemente irão se mover ao redor do ponto central. Para remover o efeito da rotação do LBP é necessário atribuir um único identificador para cada rotação invariante do LBP, que é definido conforme a Equação 7.

$$LBP_{P,R}^i = \min\{ROR(LBP_{P,R}, i) \mid i = 0, 1, \dots, P - 1\} \quad (7)$$

Onde  $ROR(x,i)$  realiza um deslocamento circular bit a bit do bit número  $x$ ,  $i$  vezes.

O LBP invariante a rotação não possui boa capacidade de discriminação. Entretanto, existem determinados padrões que predominam nas texturas e são chamados padrões uniformes. Para os padrões uniformes é utilizada a uniformidade de medida  $U$ , que representa a quantidade de transições do bit 0 para o bit 1 ou vice-versa. Um padrão binário é uniforme se possuir no máximo duas transições, se possuir mais do que duas transições o padrão é chamado não-uniforme. Por isso, o código LBP para padrões uniformes é denominado  $LBP^{u2}$ . A Figura 14 apresenta alguns padrões uniformes que podem ser detectados pelo LBP, que inclui pontos escuros e claros, final da linha, borda, canto, entre outros. Os círculos brancos são representados por 1 e os círculos pretos por 0.

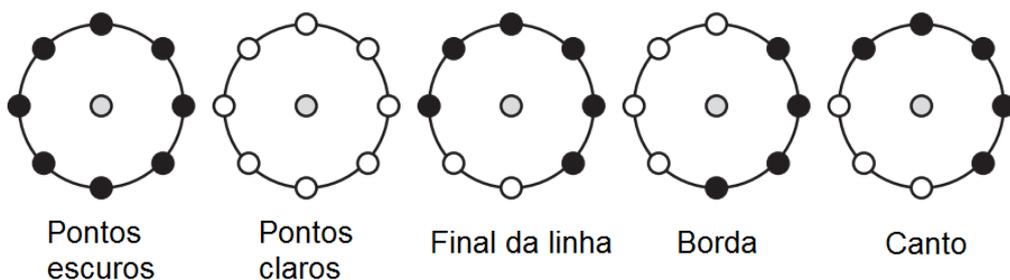


FIGURA 14 - EXEMPLOS DE PRIMITIVAS DE TEXTURA QUE PODEM SER DETECTADAS PELO LBP  
 FONTE: ADAPTADO DE PIETIKÄINEN ET. AL (2011)

Os padrões podem ocorrer em qualquer rotação, portanto, utilizar padrões uniformes torna o LBP invariante à rotação. A maioria dos padrões são uniformes, cerca de 90% de todos os padrões para o LBP(8,1) (OJALA et. al, 2002). Para saber

se o padrão é uniforme ou não utiliza-se a Equação 8, que calcula a quantidade de transições  $U(LBP_{P,R})$ .

$$U(LBP_{P,R}) = |s(x(0)) - s(x(P_c))| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(x(p)) - s(x(p+1))| \quad (8)$$

Onde  $P_c$  é o ponto central,  $p$  é o *pixel* da vizinhança e  $s(x)$  é o valor da limiarização do *pixel*.

E então o código LBP para padrões uniformes é calculado de acordo com a Equação 9.

$$LBP_{P,R}^{u2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(x(p)), & \text{se } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (9)$$

### 2.7.3 Histograma Direcional

Através dos valores de direção angular ( $\theta$ ) do vetor gradiente calculado para cada *pixel* é possível construir o histograma direcional da imagem. Para obter o histograma direcional devem-se percorrer todos os *pixels* da imagem realizando o cálculo da direção do vetor gradiente através do arco tangente das derivadas parciais com relação às direções horizontal e vertical. Em seguida, um passo em graus deve ser arbitrado para definir o intervalo de amostragem e então é possível realizar a contagem de ocorrências das amostras obtendo-se assim o histograma direcional.

Calcula-se a direção angular para todos os *pixels* da imagem acumulando-se a quantidade de *pixels* para cada valor angular, da mesma forma que o histograma de níveis de cinza. Dessa forma, o histograma apresentará a distribuição dos *pixels* sendo assim possível saber qual é a tendência de inclinação da imagem. Esse histograma origina a função distribuição de probabilidade direcional ou PDF direcional (*Probability Distribution Function*) (ZIMMER, 2008).

Após o cálculo do histograma direcional, o valor que apresentar maior número de ocorrências representa a inclinação predominante da imagem. No caso da quantidade máxima de ocorrências estar presente em mais do que um ângulo, o ângulo predominante será a média entre eles, que pode ser calculada através da estatística de dados direcionais.

## 2.8 ESTATÍSTICA DE DADOS DIRECIONAIS

Dados angulares compreendem a medida de qualquer tipo de ângulo em graus na faixa de  $0^\circ$  a  $360^\circ$ . O entendimento de conceitos de estatística de dados direcionais é necessário devido ao fato que no caso de dados angulares é necessário um cálculo específico para encontrar a direção média e a variância circular dos dados.

Tomando como exemplo duas medidas angulares de  $20^\circ$  e  $350^\circ$ , ao calcular-se a média desses valores obtém-se como resultado  $185^\circ$ . Porém a direção média entre esses valores é  $5^\circ$ , conforme apresentado na Figura 15.

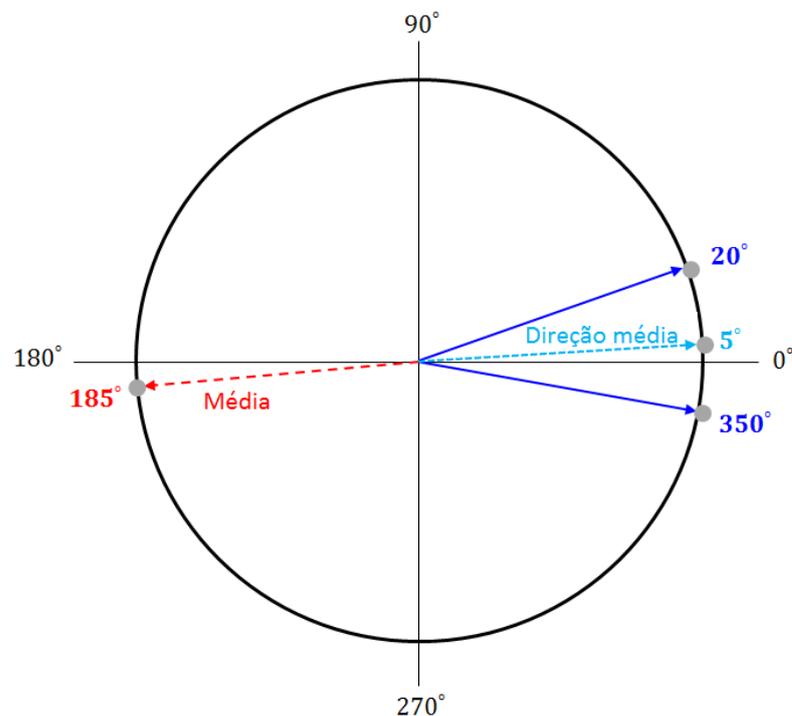


FIGURA 15 – CÁLCULO DE DADOS ANGULARES  
 FONTE: ADAPTADO DE ZIMMER (2008)

### 2.8.1 Direção média

Supondo os vetores  $x_1, \dots, x_n$  com ângulos correspondentes  $\theta_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ), a direção média  $\bar{\theta}$  do conjunto é a direção resultante dos vetores que também é a direção do centro de massa. As coordenadas desses pontos podem ser representadas por  $(\cos \theta_j, \sin \theta_j)$  para  $j = 1, \dots, n$ , portanto, as coordenadas do centro de massa  $(\bar{C}, \bar{S})$  podem ser calculadas através da Equação 10 e da Equação 11 (MARDIA; JUPP, 2000).

$$\bar{C} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \cos \theta_j \quad (10)$$

$$\bar{S} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sin \theta_j \quad (11)$$

E a direção média pode ser calculada através da Equação 12 (MARDIA; JUPP, 2000).

$$\bar{\theta} = \begin{cases} \arctg\left(\frac{\bar{S}}{\bar{C}}\right), & \text{se } \bar{C} \geq 0 \\ \arctg\left(\frac{\bar{S}}{\bar{C}}\right), & \text{se } \bar{C} < 0 \end{cases} \quad (12)$$

### 2.8.2 Variância Circular

O comprimento médio resultante  $\bar{R}$  representa o comprimento do centro de massa do vetor resultante dos vetores unitários citados no item anterior e é utilizado como medida de concentração dos dados, sendo determinado pela Equação 13 (MARDIA; JUPP, 2000).

$$\bar{R} = (\bar{C}^2 + \bar{S}^2)^{1/2} \quad (13)$$

Para considerar medidas de dispersão de dados circulares utiliza-se a variância circular  $V$  que representa uma medida de dispersão dos dados angulares em torno do valor da direção média. A variância circular pode ser calculada pela Equação 14 (MARDIA; JUPP, 2000).

$$V = 1 - \bar{R} \quad (14)$$

## 2.9 MÁQUINAS DE VETORES DE SUPORTE (SVM)

As máquinas de vetores de suporte (*SVM – Support Vector Machines*) que foram desenvolvidas por Vapnik e seus colaboradores (VAPNIK, 1979) são um método supervisionado de aprendizagem de máquina que possuem a capacidade de resolver problemas de classificação e regressão. São sistemas de aprendizagem de máquina treinado com um algoritmo de Otimização Matemática e que implementam um limite derivado da Teoria da Aprendizagem Estatística.

SVM possui sólida fundamentação teórica, pode alcançar alto desempenho em aplicações práticas e é capaz de construir modelos bastante complexos. Possui um bom desempenho em problemas com um grande número de entradas, é robusto para dados com ruídos e é computacionalmente bem menos intensivo que as redes neurais (SURALKAR et al., 2012). É bastante utilizado para classificação de textos (TONG; KOLLER, 2002), na análise de imagens (PONTIL; VERRI, 1998), na bioinformática (NOBLE, 2004) e na biometria (BOUCHEMHA et al., 2013).

Para realizar o treinamento, a SVM envolve a otimização de uma função quadrática convexa, que é um problema de Otimização Matemática. O algoritmo SVM divide o espaço de características em regiões, através da construção do hiperplano de margem máxima.

Seja  $T$  um conjunto de treinamento com  $N$  dados  $(x_i, y_i)$ , com  $i = 1, 2, \dots, N$ , onde  $x_i$  representa os dados de entrada da amostra  $i$  e  $y_i \in \{-1, +1\}$ . Para que  $T$

seja linearmente separável é necessário ser possível separar os dados das classes +1 e -1 por um hiperplano.

A Equação 15 representa a equação de um hiperplano com relação à origem.

$$f(x) = wx + b = 0 \quad (15)$$

Onde  $w$  representa o vetor peso,  $b$  a constante de deslocamento e  $wx$  é o produto escalar dos vetores  $w$  e  $x$ .

Os valores do vetor  $w$  e da constante  $b$  são obtidos a partir dos dados de treinamento. O vetor peso possui direção perpendicular ao hiperplano e a constante de deslocamento representa o deslocamento do hiperplano a partir da origem como pode ser visualizado na Figura 16.

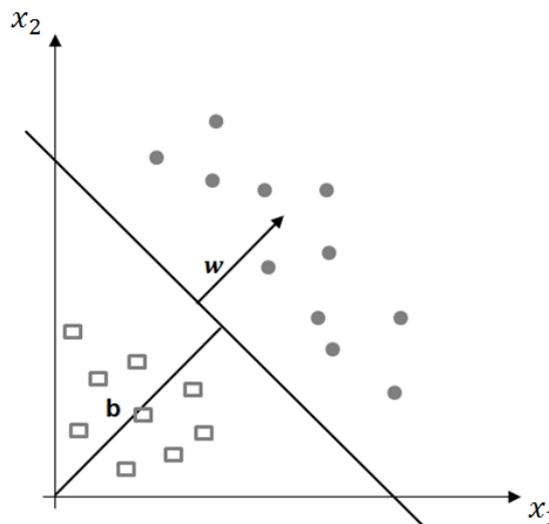


FIGURA 16 - REPRESENTAÇÃO GEOMÉTRICA DE W E B  
FONTE: O AUTOR (2015)

A Equação 15 divide o espaço dos dados em duas regiões:  $wx + b > 0$  e  $wx + b < 0$ . O SVM busca encontrar um hiperplano ótimo que separe perfeitamente os dados de cada classe e cuja margem de separação seja máxima, conforme pode ser visualizado na Figura 17. Portanto, assume-se que todos os dados de treinamento satisfazem as restrições apresentadas na Equação 16.

$$\begin{aligned} wx + b &\geq 1 \text{ para } y_i = +1 \\ wx + b &\leq -1 \text{ para } y_i = -1 \end{aligned} \quad (16)$$

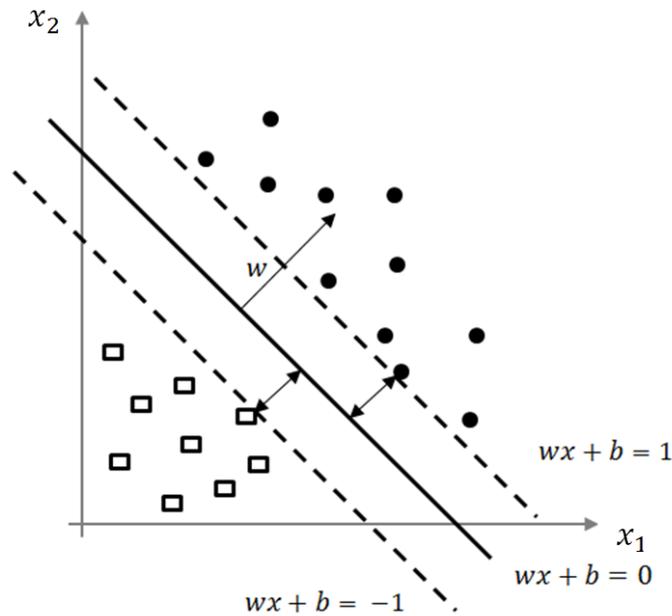


FIGURA 17 - HIPERPLANO ÓTIMO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

A distância do hiperplano em relação à origem é apresentada na Equação 17. Se  $b > 0$  a origem está no lado positivo do hiperplano ótimo, se  $b < 0$  a origem está no lado negativo do hiperplano ótimo e se  $b = 0$  a origem pertence ao plano.

$$dist = \frac{b}{\|w\|} \quad (17)$$

A distância  $r$  entre um ponto  $x$  e o hiperplano é dada pela Equação 18.

$$r = \frac{wx + b}{\|w\|} \quad (18)$$

Os vetores de suporte são os exemplos de treinamento que estão mais próximos da função de separação. Seja  $r^+$  a distância entre o hiperplano e o vetor de suporte positivo e  $r^-$  a distância entre o hiperplano e o vetor de suporte negativo, a margem  $m$  de um hiperplano de separação é definida como sendo a maior margem geométrica entre dois hiperplanos e é representada pela soma das distâncias dos vetores de suporte.

Considerando as restrições impostas pela Equação 16 e a distância calculada pela Equação 18, tem-se que a distância dos vetores de suporte pode ser calculada através da Equação 19.

$$r^+ = r^- = \frac{1}{\|w\|} \quad (19)$$

A partir disso, a margem  $m$  que representa a margem máxima pode ser definida através da Equação 20.

$$m = r^+ + r^- = \frac{2}{\|w\|} \quad (20)$$

Existem casos em que os dados não são linearmente separáveis, conforme pode ser visualizado na Figura 18. Portanto, a SVM mapeia o conjunto de treinamento  $X$  de seu espaço original para um novo espaço de maior dimensão  $H$  denominado espaço de características através de uma função de mapeamento  $\phi$ . A escolha apropriada da função  $\phi$  faz com que o conjunto de dados possa ser separado por um hiperplano.

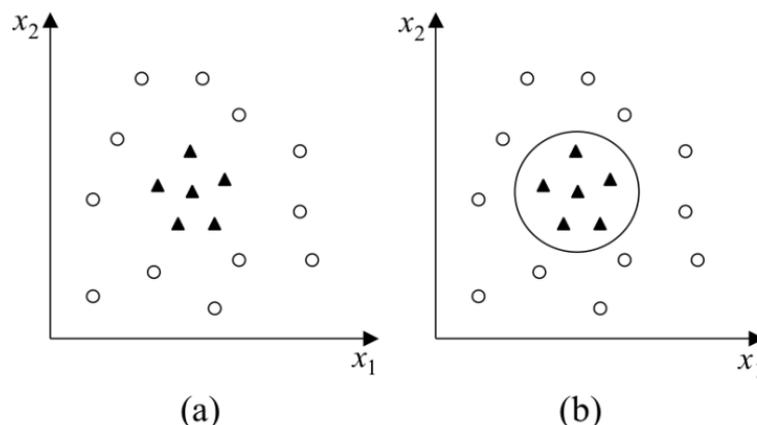


FIGURA 18 - DADOS QUE NÃO SÃO LINEARMENTE SEPARÁVEIS. A) CONJUNTO DE DADOS NÃO LINEAR E B) FRONTEIRA NÃO LINEAR NO ESPAÇO DE ENTRADAS.  
 FONTE: LORENA E CARVALHO (2007)

Como  $H$  pode ter uma dimensão muito alta, ou até mesmo infinita, o cálculo de  $\phi$  pode ser extremamente custoso. Para resolver este problema pode ser utilizado o método conhecido como *kernel trick*, que utiliza uma função  $K$  (*kernel*)

que recebe dois pontos  $x_i$  e  $x_j$  do espaço de entradas e calcula o produto escalar desses dados no espaço de características, obtendo assim a Equação 21.

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (21)$$

Na prática os *kernels* mais utilizados são o Polinomial, o Gaussiano (ou RBF – *Radial-Basis Function*) e os Sigmoidais, que podem ser visualizados na Tabela 6. Os *kernels* possuem parâmetros que devem ser configurados.

TABELA 6 - FUNÇÕES KERNEL

Tipo de Kernel	Função $K(x_i, x_j)$	Parâmetros
Linear	$(x_i \cdot x_j)$	
Polinomial	$(\delta(x_i \cdot x_j) + k)^d$	$\delta, k, d$
Gaussiano	$\exp(-\sigma \ x_i - x_j\ ^2)$	$\sigma$
Sigmoidal	$\tanh(\delta(x_i \cdot x_j) + k)$	$\delta$ e $k$

FONTE: LORENA E CARVALHO (2007)

Dessa maneira, o SVM é aplicável diretamente somente para problemas binários, ou seja, que possuem apenas duas classes. Portanto, para poder utilizar o SVM em problemas multiclases é necessário reduzir o problema para múltiplos problemas binários de classificação. Para tanto existem duas estratégias: um-contra-todos (*one-versus-all*) e um-contra-um (*one-versus-one*).

A estratégia um-contra-todos, também conhecida como um-contra-resto (*one-versus-the rest*), consiste em construir N classificadores binários que distinguem uma classe das demais, onde N corresponde ao número total de classes do problema. Durante o treinamento, para cada classe existente, uma das classes é fixada e todas as outras são consideradas como sendo a outra classe. O classificador que apresentar o maior valor de classificação será definido como o valor de saída.

A estratégia um-contra-um consiste em construir um classificador para cada par de classes, portanto são construídos  $N(N-1)/2$  classificadores, onde N corresponde ao número total de classes do problema. A classificação é realizada através da estratégia de votação pela maioria, cada classificador atribui uma das duas classes para a instância e a mais votada determina a classificação.



### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 BANCOS DE DADOS DE IMAGENS

Para desenvolvimento e testes dos algoritmos utilizaram-se dois bancos de dados de imagens que serão descritos a seguir.

O banco de imagens CASIA-MS-Palmprint V1.0 (CASIA-MS-Palmprint V1), coletado pelo Instituto de Automação da Academia Chinesa de Ciências (CASIA), contém 7200 imagens de 100 pessoas diferentes capturadas usando um equipamento multiespectral desenvolvido pelos autores utilizando uma câmera CCD e um fundo escuro. As imagens possuem resolução de 72 dpi com 8 bits de níveis de cinza em formato JPEG. O banco possui imagens de ambas as mãos que foram capturadas em duas sessões com intervalo de mais de um mês entre elas. Em cada sessão foram adquiridas três amostras de cada pessoa para ambas as mãos. Entre as amostras da mesma pessoa permitiu-se a variação do posicionamento da mão. Não houve nenhuma restrição para o usuário realizar o posicionamento.

O diferencial do banco de dados escolhido é que cada amostra contém seis imagens as quais foram capturadas ao mesmo tempo, porém em diferentes espectros eletromagnéticos (460nm, 630nm, 700nm, 850nm, 940nm e luz branca). Esse fato permite que sejam extraídas das imagens características da geometria da mão, das linhas da palma da mão e ainda das veias presentes na palma da mão.

Na Figura 19 são apresentadas as seis imagens adquiridas para uma mesma pessoa. É possível visualizar que as linhas da palma da mão são mais visíveis no espectro de 460nm enquanto as veias são mais visíveis no espectro de 940nm. Neste trabalho foram utilizadas as imagens no espectro de 460nm, em que é possível extrair a geometria da mão e as linhas da palma da mão, e as imagens no espectro de 940nm, onde é possível extrair as veias da palma da mão.

Apenas dois dos seis espectros disponíveis foram utilizados devido ao custo de processamento, pois ao utilizar todas as imagens existentes o número de imagens a ser processada é maior, aumentando assim o tempo de processamento do sistema, o que em um sistema comercial não é desejável.

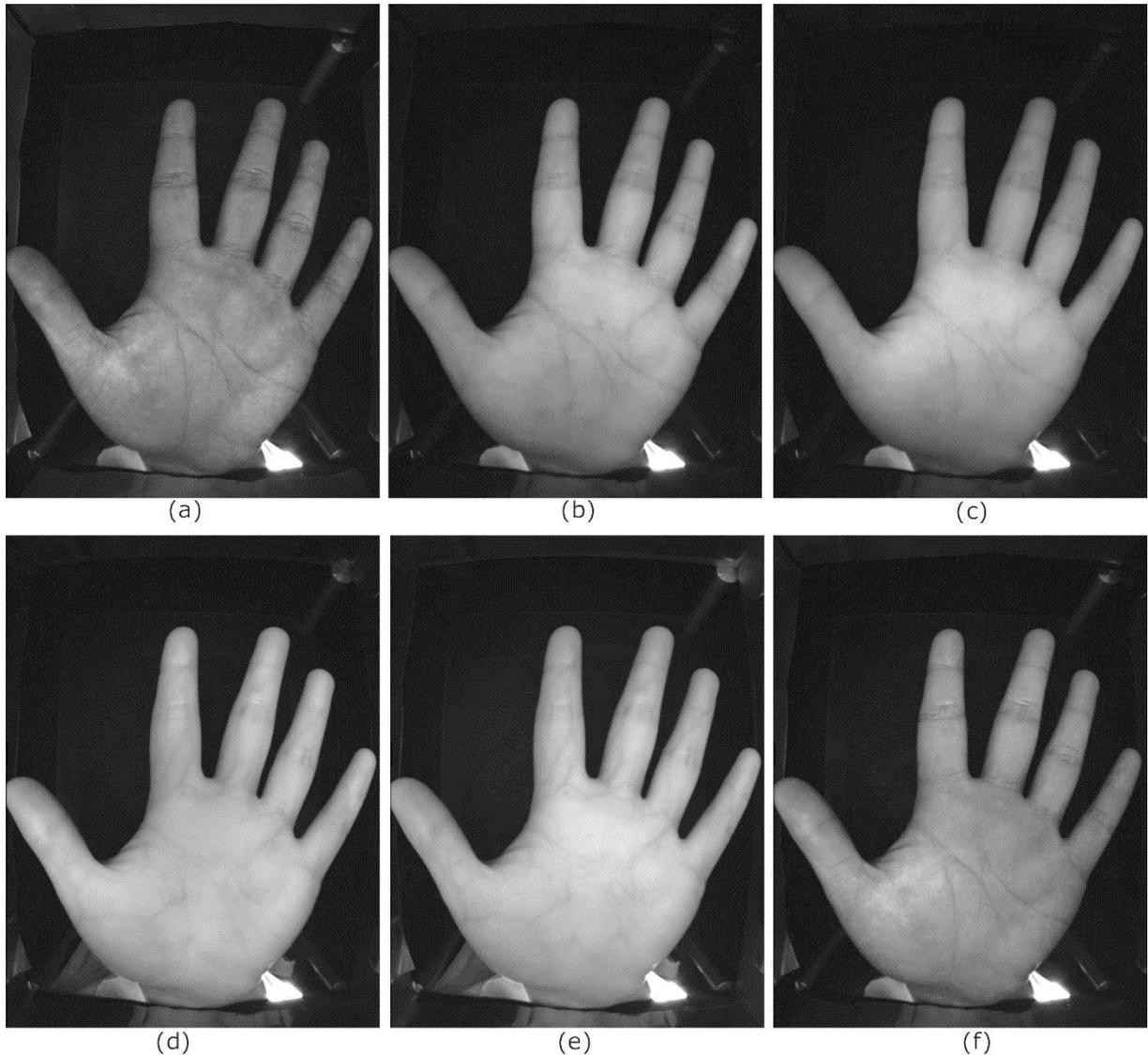


FIGURA 19 - IMAGENS DO BANCO DE DADOS ADQUIRIDAS EM DIFERENTES ESPECTROS ELETROMAGNÉTICOS. A) 460nm, B) 630nm, C) 700nm, D) 850nm, E) 940nm E F) LUZ BRANCA  
FONTE: O AUTOR (2015)

No equipamento não existem pinos para fixar o posicionamento da mão, e o usuário possui liberdade de movimento. Porém, devido à maneira como o equipamento foi construído, o usuário não apoia a mão no mesmo e, portanto, existe diferença de profundidade e/ou variação na inclinação dos dedos em algumas imagens. Na Figura 20 são apresentados exemplos de imagens do banco de dados que possuem essa diferença na inclinação e/ou profundidade.



(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURA 20 - IMAGENS COM VARIAÇÃO DE PROFUNDIDADE E VARIAÇÃO NA INCLINAÇÃO DOS DEDOS. A) VARIAÇÃO NA INCLINAÇÃO E NA PROFUNDIDADE DOS DEDOS, B) VARIAÇÃO NA INCLINAÇÃO, C) E D) VARIAÇÃO NA PROFUNDIDADE  
FONTE: O AUTOR (2015)

Para o banco de dados CASIA não existem trabalhos anteriores desenvolvidos com as características extraídas da geometria da mão. Para poder validar a metodologia adotada para essa biometria bem como as características extraídas, utilizou-se também o banco de dados de Boreki (2003), que desenvolveu um sistema baseado na geometria da mão.

O banco de dados de Boreki (2003) possui imagens adquiridas através de um *scanner* de mesa com uma caixa de isolamento para que a iluminação externa não influenciasse nas imagens. O banco possui imagens de 84 pessoas, capturadas em um mesmo dia, sendo 4 amostras por pessoa. Entretanto, 6 pessoas do banco possuem apenas 3 imagens. As imagens possuem resolução de 96 a 200dpi com 8 bits de níveis de cinza em formato BMP. Na Figura 21 são apresentados exemplos de imagens adquiridas para diferentes pessoas.

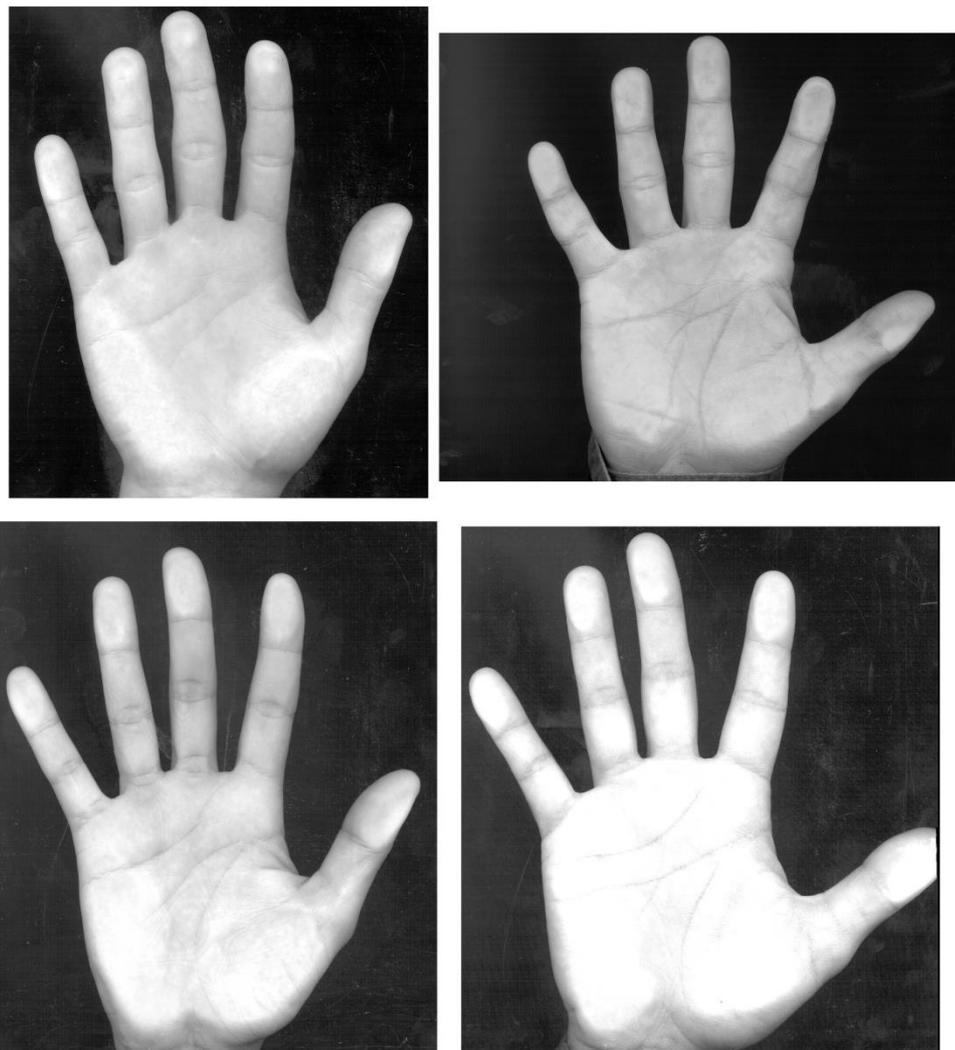


FIGURA 21 - EXEMPLOS DE IMAGENS ADQUIRIDAS POR BOREKI PARA DIFERENTES PESSOAS  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.2 DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA

Para desenvolvimento do sistema com o algoritmo de processamento de imagens utilizou-se a plataforma de desenvolvimento *Microsoft Visual Studio 2010* (MICROSOFT, 2010) e a linguagem de programação *C Sharp (C#)*, uma linguagem orientada a objetos.

Para auxiliar no processamento das imagens utilizou-se a biblioteca *EMGU CV V2.3* (EMGU CV), uma multiplataforma para processamento de imagens escrita em *C#* e que pode ser utilizada também em outras linguagens. A plataforma faz parte da biblioteca de processamento de imagens *OpenCV* (OPENCV). A *EMGU CV* é facilmente integrável com o *Microsoft Visual Studio 2010* e sua utilização auxilia no desenvolvimento do sistema de processamento das imagens, visto que a mesma possui alguns métodos implementados e que foram aplicados neste trabalho.

Utilizando o banco de imagens descrito no item anterior, o sistema realizou o processamento das imagens para extração das características. Em seguida foi feita a fusão em nível de extração de características. Combinada com a utilização do ambiente de programação *MATLAB* (MATLAB, 2012), foi efetuada a classificação utilizando o *SVM*. Ao final o desempenho do sistema foi determinado. O diagrama de blocos do sistema conforme descrito anteriormente pode ser visualizado na Figura 22.

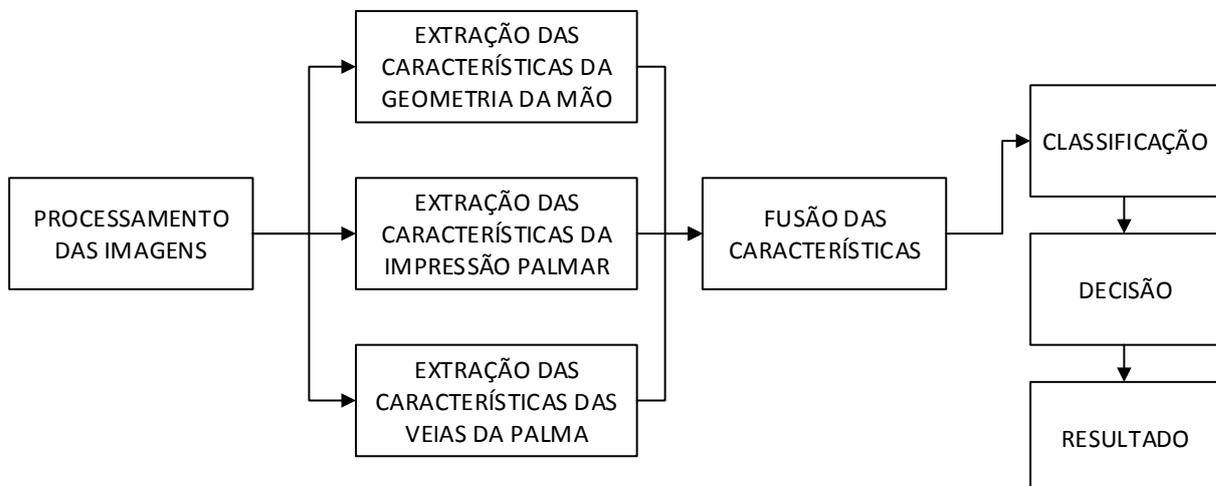


FIGURA 22 – DIAGRAMA DE BLOCOS DO FUNCIONAMENTO BÁSICO DO SISTEMA PROPOSTO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Optou-se por utilizar a fusão em nível de características, pois combinando as características extraídas das três biometrias (geometria da mão, impressão palmar e veias da palma da mão) foi possível obter um novo vetor de características com maior dimensionalidade que representa o indivíduo em um espaço de características mais discriminante. Dessa forma, a união das características produz uma pontuação com maior capacidade de diferenciação do que a combinação das pontuações obtidas para cada biometria.

### 3.3 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

O processamento das imagens foi realizado para eliminar ruídos e detalhes que não eram úteis, assim como para melhorar a qualidade das imagens para que fosse possível extrair as características desejadas. O processamento foi realizado em duas partes, a primeira para extrair as características da geometria da mão e a segunda para extrair as características das linhas e das veias da palma da mão.

Com relação à geometria da mão, o objetivo é detectar o contorno da mão para extrair o grau de curvatura do mesmo. A partir dos pontos extraídos da geometria foi possível determinar a região de interesse (ROI – *Region of Interest*) para extrair as linhas e as veias da palma da mão. Nas seções a seguir estes métodos serão detalhados.

#### 3.3.1 Protocolo Experimental

Para realizar o processamento das imagens, em alguns métodos foram definidos parâmetros através de testes realizados nas imagens. Nesses casos, os experimentos foram realizados em 0,05% das imagens do banco, ou seja, aproximadamente 30 imagens foram utilizadas para realizá-los. Essas imagens utilizadas como amostra dos testes não foram excluídas da verificação, portanto, estavam presentes na fase de treinamento e testes do sistema.

### 3.4 GEOMETRIA DA MÃO

Para extrair as características da geometria da mão foi necessário detectar o contorno da mão e extrair o grau de curvatura do mesmo. Assim foi possível encontrar as pontas dos dedos e os vales entre os dedos, que são os pontos principais da mão de onde as medidas podem ser extraídas.

Na Figura 23 é possível visualizar o fluxograma dos métodos utilizados para o processamento das imagens para extrair as características da geometria da mão. O objetivo do processamento é conseguir separar a mão do fundo para que em seguida seja possível extrair o contorno e a partir do mesmo calcular o grau de curvatura.

A seguir é apresentada a descrição detalhada de cada passo do fluxograma, apresentando o método e os parâmetros utilizados, bem como o resultado obtido.

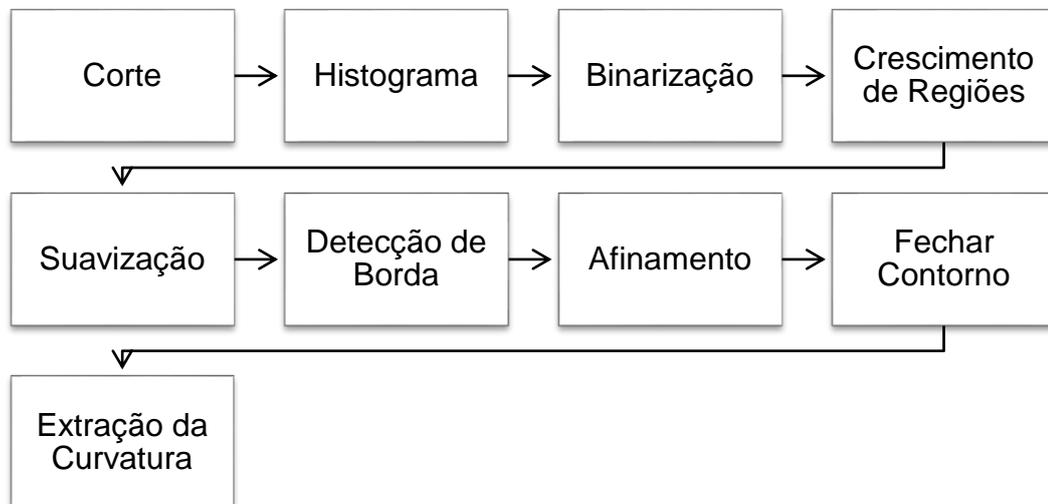


FIGURA 23 – FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DA GEOMETRIA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

#### 3.4.1 Corte da imagem

Devido ao equipamento utilizado na aquisição das imagens do banco de imagens CASIA, próximo ao pulso existe incidência da iluminação externa na

abertura onde o usuário coloca a mão dentro da caixa. Essa iluminação interfere na detecção da mão para separá-la do fundo. Portanto, optou-se por realizar um corte da imagem a 83% do valor do comprimento da imagem. Encontrou-se esse valor através de testes nas imagens do banco e nesse valor foi possível retirar a iluminação incidente de todas as imagens utilizadas. Todos os *pixels* a partir do ponto que representa 83% da imagem são transformados para a cor preta. Na Figura 24 é possível visualizar a imagem original à esquerda e a imagem após a realização do corte na direita.

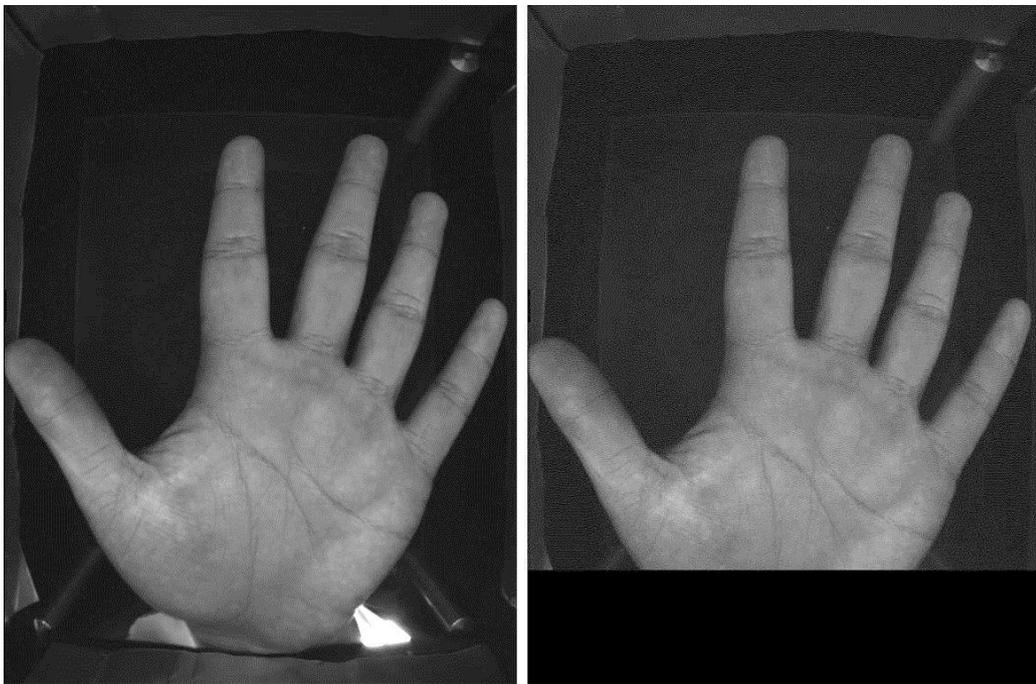


FIGURA 24 – IMAGEM ORIGINAL E RESULTADO APÓS O CORTE DA IMAGEM PRÓXIMO AO PULSO  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.4.2 Histograma

As imagens do banco de dados utilizado possuem 256 níveis de cinza. O histograma da imagem foi calculado acumulando-se a quantidade de *pixels* para cada nível de cinza e dividindo-se pelo número total de *pixels*. O histograma calculado para a imagem após o corte próximo ao pulso pode ser visualizado na Figura 25, em que o eixo horizontal apresenta os 256 níveis de cinza e o eixo

vertical a quantidade de *pixels* em cada nível. É possível observar que os *pixels* da imagem se situam nos níveis de cinza mais escuros.

O histograma foi utilizado para o cálculo do valor de limiar da binarização conforme descrito a seguir.

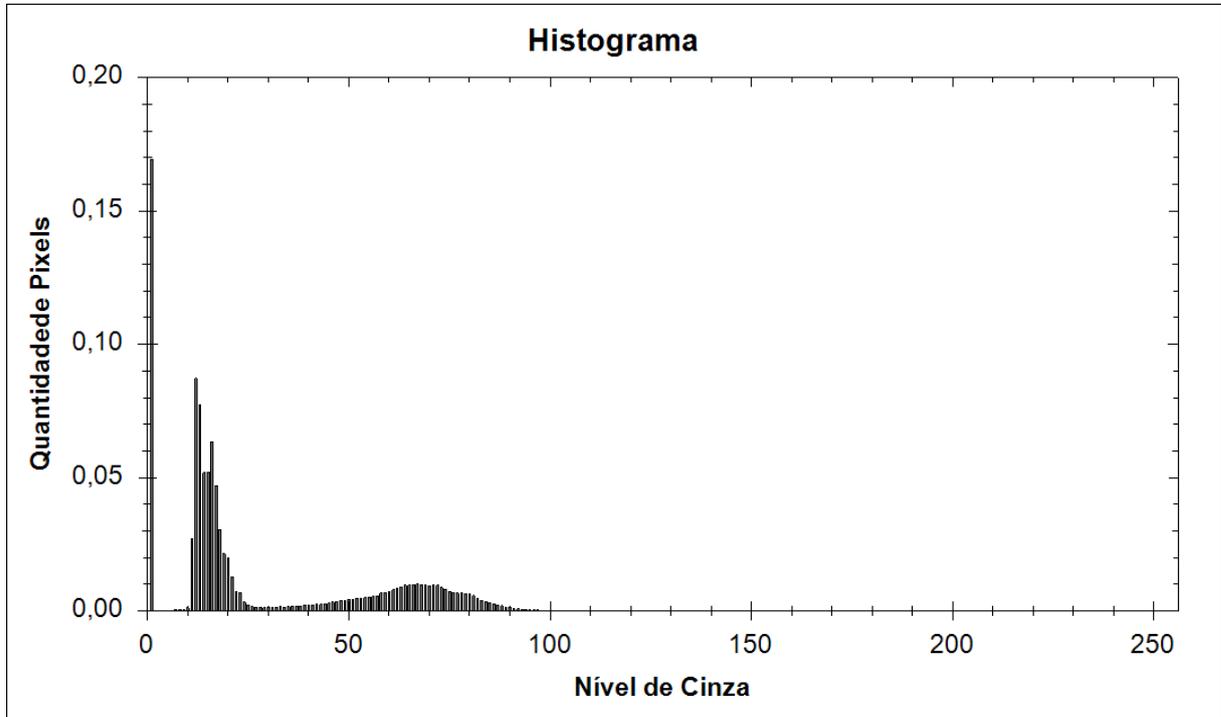


FIGURA 25 – HISTOGRAMA CALCULADO PARA A IMAGEM APÓS REALIZAR O CORTE  
 FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.4.3 Binarização (*Thresholding*)

Após o cálculo do histograma, o objetivo é binarizar a imagem para separar o objeto (mão) do fundo e, para tanto, foi necessário definir um valor de limiar automático para cada imagem.

Primeiramente, testou-se um dos métodos mais conhecidos para determinar o valor de limiar, o método de limiarização de Otsu (OTSU, 1979) que realiza a seleção automática do valor de limiar baseado na forma do histograma. Entretanto, o método assume que a iluminação é uniforme e que o histograma é bimodal, ou seja, apresenta duas concentrações de pixels, uma em torno da região clara e outra em torno da região escura do histograma, o que não ocorreu nas imagens utilizadas.

Portanto, aplicando o método de Otsu houve perda no contorno das imagens com o valor de limiar encontrado e, por isso, escolheu-se a utilização de outro método para encontrar o valor de limiar.

Realizou-se o cálculo da intensidade média da imagem que corresponde à média dos valores dos *pixels* e este valor foi utilizado como o valor de limiar. Com o valor de limiar calculado foi possível realizar a binarização. O algoritmo percorreu toda a imagem modificando o valor do *pixel* conforme o valor de limiar.

O resultado da aplicação do método descrito para realizar a binarização pode ser visualizado na Figura 26.



FIGURA 26 – RESULTADO DO ALGORITMO DE BINARIZAÇÃO  
FONTE: O AUTOR (2015)

Mesmo após realizar a binarização ainda existem artefatos que não pertencem a mão e, portanto, foi necessário aplicar o crescimento de regiões.

#### 3.4.4 Crescimento de Regiões

Para que o crescimento de regiões apresente bons resultados, conseguindo localizar adequadamente os objetos na imagem, foi necessária a seleção adequada das sementes e do valor de limiar para caracterizar cada região.

Neste trabalho existe apenas uma região que precisa ser encontrada, no caso a mão, portanto, utilizou-se apenas uma semente que foi colocada próxima ao centro da imagem, conforme explicado a seguir, em um *pixel* que com certeza pertença a mão. Para encontrar o local onde posicionar a semente, seguem-se os seguintes passos, determinados empiricamente:

1. Para a coordenada y da semente atribui-se a metade da altura da imagem;
2. Para a coordenada x da semente atribui-se o valor equivalente a 75% do comprimento da imagem e verifica-se se este *pixel* é branco;
3. Caso contrário, percorre-se a imagem do ponto encontrado até o final do comprimento da mesma até encontrar um *pixel* que seja branco.

Os passos para localização dos *pixels* para posicionar a semente são necessários, pois nem sempre a mão está localizada exatamente nos *pixels* centrais, devido ao fato que o usuário possui liberdade de movimento.

Como a imagem estava binarizada, os *pixels* possuíam apenas dois tons de cinza: preto e branco; e, portanto, a diferença entre os *pixels* que fazem parte da mão e da semente era igual a zero, visto que ambos deviam ser brancos. Assim, o limiar utilizado foi zero. O resultado da aplicação do algoritmo de crescimento de regiões na imagem da mão é apresentado na Figura 27, em que é possível visualizar que a mão está completamente separada do fundo.

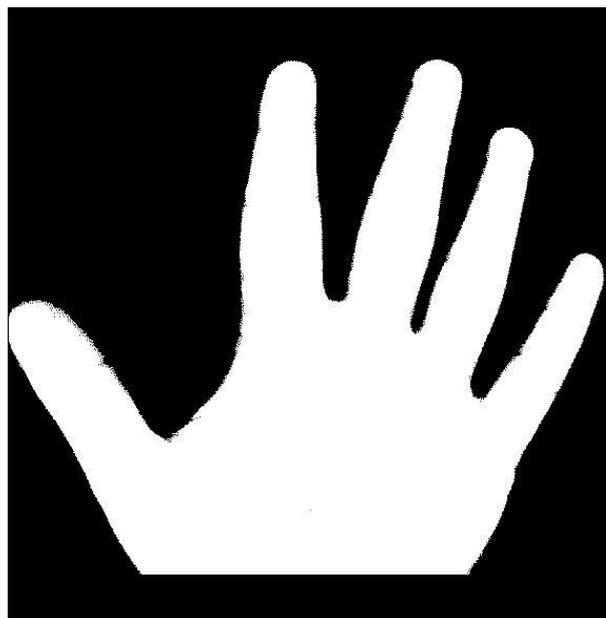


FIGURA 27 – RESULTADO DA APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CRESCIMENTO DE REGIÕES  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.4.5 Suavização

Após realizar o crescimento de regiões e separar completamente a mão do fundo, foi possível observar certas imperfeições no contorno da mão. Para diminuir essas imperfeições aplicou-se o processo de suavização.

Para realizar a suavização utilizou-se um filtro de mediana, que encontra o valor da mediana da vizinhança com uma janela de tamanho quadrado. Foi usado no algoritmo uma janela de tamanho  $7 \times 7$  pixels. O resultado da aplicação do método pode ser visualizado na Figura 28, em que as imperfeições do contorno foram eliminadas.



FIGURA 28 – RESULTADO DA APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE SUAVIZAÇÃO UTILIZANDO FILTRO DE MEDIANA  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.4.6 Detecção de Bordas

A borda é o limite ou a fronteira entre duas regiões com propriedades relativamente distintas de níveis de cinza. A detecção de bordas é uma das partes

mais importantes da geometria da mão, pois é por meio dela que foram extraídas as características relevantes.

O algoritmo de detecção de borda foi aplicado depois que a imagem foi binarizada e tratada, apresentando apenas o fundo e a mão bem distintos, resultando apenas no contorno da mão.

Existem diversos métodos de detecção de bordas e dentre eles escolheu-se por utilizar o Método Canny (CANNY, 1986) que apresentou ser o mais adequado para o caso em estudo.

Para aplicar o método foram utilizados os parâmetros  $T1=0$  e  $T2=255$ , visto que a imagem encontra-se binarizada. O resultado da aplicação do método *Canny* pode ser visualizado na Figura 29, onde é possível visualizar apenas o contorno da mão extraído.

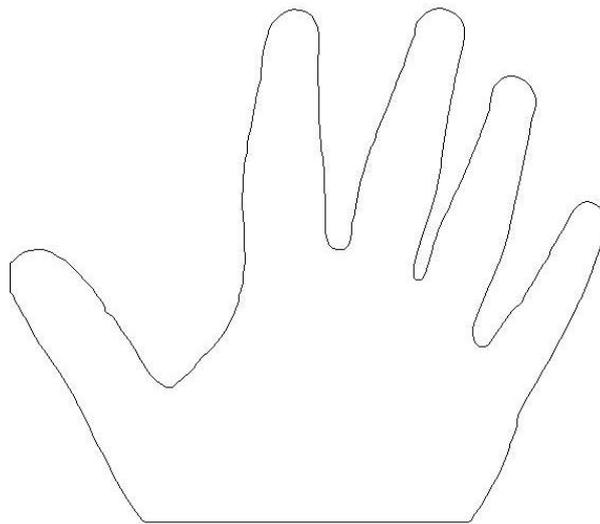


FIGURA 29 – DETECÇÃO DE BORDAS ATRAVÉS DO MÉTODO CANNY  
FONTE: O AUTOR (2015)

#### 3.4.7 Afinamento (*Thinning*)

Os dados da geometria da mão foram extraídos do contorno da mão e, para tanto, foi necessário que o algoritmo percorresse o contorno da imagem.

Para que o algoritmo fosse capaz de percorrer o contorno, cada *pixel* só podia ter dois *pixels* vizinhos em todas as suas direções. O método *Canny* extraiu o

contorno corretamente, porém alguns *pixels* possuíam mais do que dois vizinhos após a aplicação do mesmo, conforme pode ser visualizado na Figura 30(a). Por isso foi necessário utilizar o afinamento (*thinning*) ou esqueletização. A Figura 30(b) apresenta o resultado do mesmo contorno após a realização do afinamento.

Existem diversos métodos para realizar o afinamento de imagens, porém para este caso foi possível utilizar um algoritmo mais simplificado, utilizando quatro máscaras definidas conforme os padrões existentes. Analisando as imagens, foi possível perceber que existe um padrão na maneira como os *pixels* estão relacionados com seus vizinhos. Como o contorno era direto e fechado, e também pelo fato de ter sido originado a partir de uma imagem binarizada, foi possível deduzir que haverá um conjunto limitado de padrões em que os *pixels* possuem mais do que dois vizinhos.

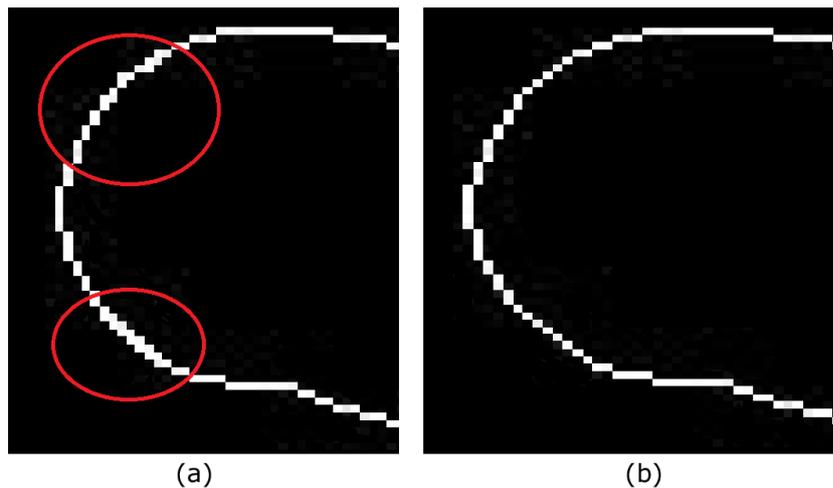


FIGURA 30 - AFINAMENTO DO CONTORNO DA MÃO. A) *PIXELS* DO CONTORNO COM MAIS DE DOIS VIZINHOS APÓS APLICAÇÃO DO MÉTODO CANNY E B) CONTORNO APÓS O AFINAMENTO.  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Os pontos que precisavam ser tratados podem ser representados por uma matriz  $2 \times 2$ , onde três *pixels* são brancos e apenas um é preto. As quatro possibilidades encontradas de *pixels* que necessitavam de afinamento são apresentadas na Figura 31. Para resolver o problema dos *pixels* com mais de um vizinho, bastava converter para preto o *pixel* branco da diagonal oposta ao *pixel* preto.

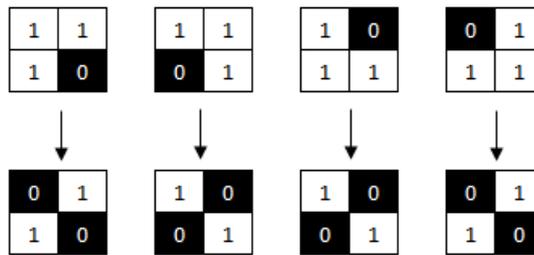


FIGURA 31 – POSSIBILIDADES DE AFINAMENTO DE *PIXELS*  
 FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.4.8 Fechar Contorno

Em algumas imagens os dedos estavam encostados na borda da imagem e ao detectar o contorno da mão essas partes não eram encontradas deixando o contorno aberto conforme pode ser visualizado na Figura 32.



FIGURA 32 – CONTORNO ABERTO DEVIDO AO DEDO ENCOSTADO NA BORDA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Para solucionar este problema, percorreram-se as quatro bordas da imagem procurando por pontos abertos, que eram os que possuíam apenas um vizinho em todas as direções. Após a detecção de todos os pontos, os pontos próximos foram unidos para que o contorno ficasse fechado.

### 3.4.9 Extração da Curvatura

Para realizar a extração do grau de curvatura do contorno da mão utilizou-se o método DOS+. Os valores dos parâmetros do método para reconhecer os pontos

de alta curvatura do contorno da mão foram definidos através da análise das imagens do banco de dados. Utilizou-se como tamanho do vetor  $W$  o valor correspondente a 1% o tamanho do contorno da mão e a distância entre os vetores  $M = 1$ , que apresentaram resultados satisfatórios, pois foram capazes de reconhecer todos os pontos de curvatura presentes na mão.

Utilizando esses parâmetros, através da Equação 2, calculou-se o ângulo  $\theta$  para todos os *pixels* do contorno da mão resultando no gráfico apresentado na Figura 33, que apresenta no eixo horizontal os pontos da curvatura e no eixo vertical o ângulo calculado para cada ponto.

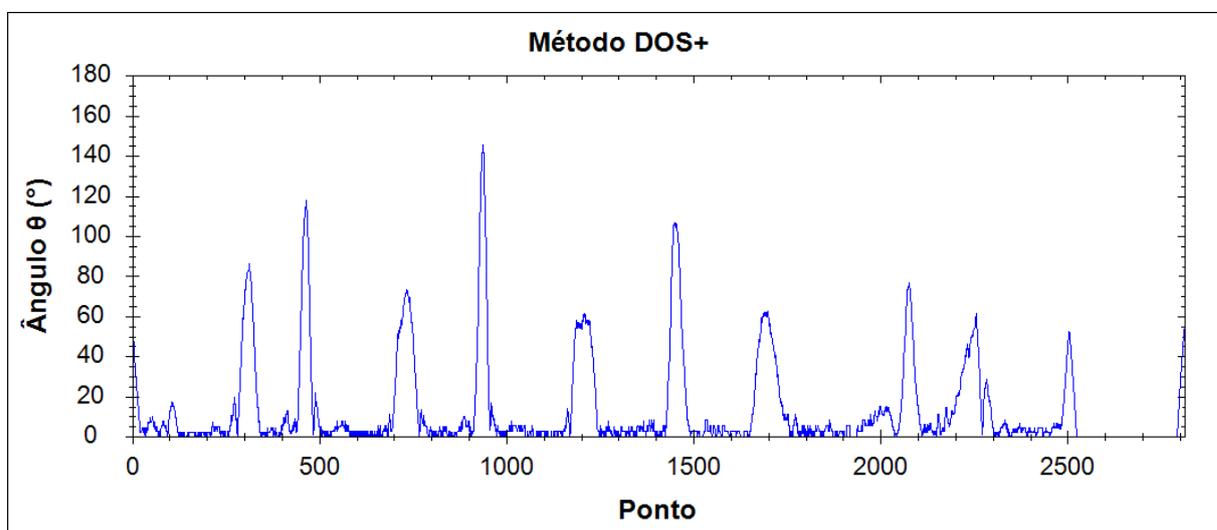


FIGURA 33 – GRÁFICO RESULTANTE DA APLICAÇÃO DO MÉTODO DOS+ NO CONTOURO DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

É possível observar que o gráfico resultante é ruidoso e, portanto, aplicou-se um filtro gaussiano passa-baixa com resolução igual ao tamanho  $W$  dos vetores, janela de tamanho 30 e o *kernel* apresentado na Equação 22. Os parâmetros utilizados no filtro foram encontrados através de testes e foram escolhidos porque apresentaram os melhores resultados.

$$G(i) = \frac{i}{\sigma} e^{-\frac{i^2}{\sigma}} \quad (22)$$

Após aplicação do filtro na curva, os picos de baixa curvatura foram aproximados a zero e os picos de alta curvatura duplicados foram unidos. O resultado da aplicação do filtro gaussiano pode ser visualizado na Figura 34.

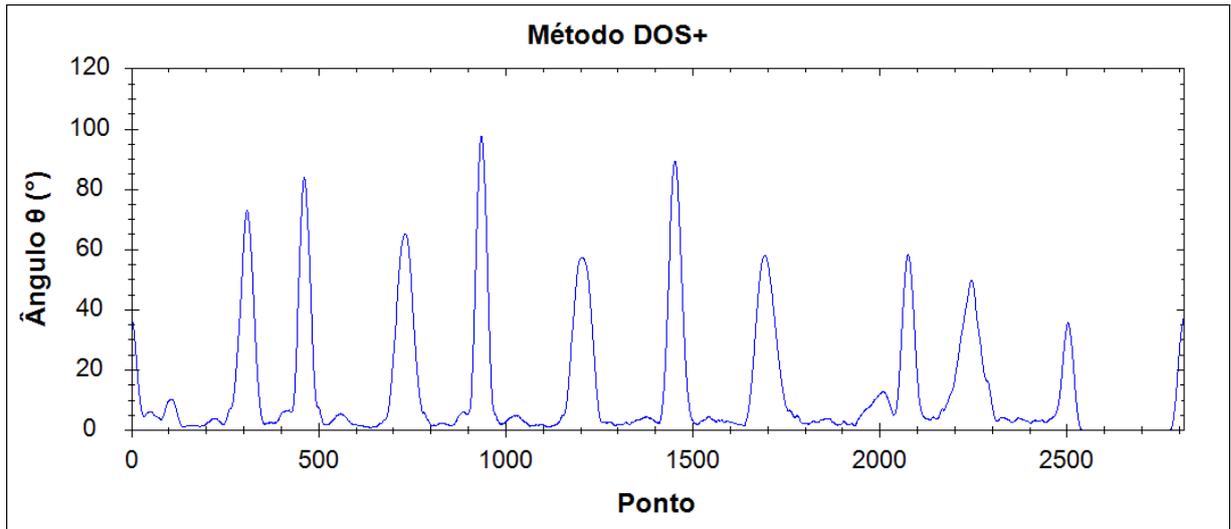


FIGURA 34 – GRÁFICO RESULTANTE DA APLICAÇÃO DO FILTRO GAUSSIANO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Em alguns casos, mesmo aplicando o filtro gaussiano, ainda existiam picos duplicados ou que não ficaram bem definidos, não sendo possível extrair corretamente todos os pontos do gráfico, conforme apresentado na Figura 35. Na Figura 35(a) é possível visualizar o contorno da mão correspondente aos gráficos apresentados, em que está destacada a parte do contorno no vale entre o polegar e o dedo indicador em que existe uma irregularidade no local, ocasionada pelas dobras da mão, e que possui um grau de curvatura reconhecido pelo método.

Na Figura 35(b) é apresentado o gráfico resultante do método DOS+ aplicado no contorno após a aplicação do filtro gaussiano, em que está destacada a região em que os picos não estão bem definidos devido à irregularidade presente no contorno. E por fim, na Figura 35(c) é apresentado o mesmo gráfico após a aplicação do filtro de média em que foi possível unir os picos duplicados e mal definidos em um único pico, solucionando o problema.

Para tentar resolver o problema dos picos que não ficaram bem definidos, primeiramente testou-se aumentar a resolução do filtro gaussiano, entretanto, mesmo com resoluções maiores, o filtro não foi capaz unir esses picos.

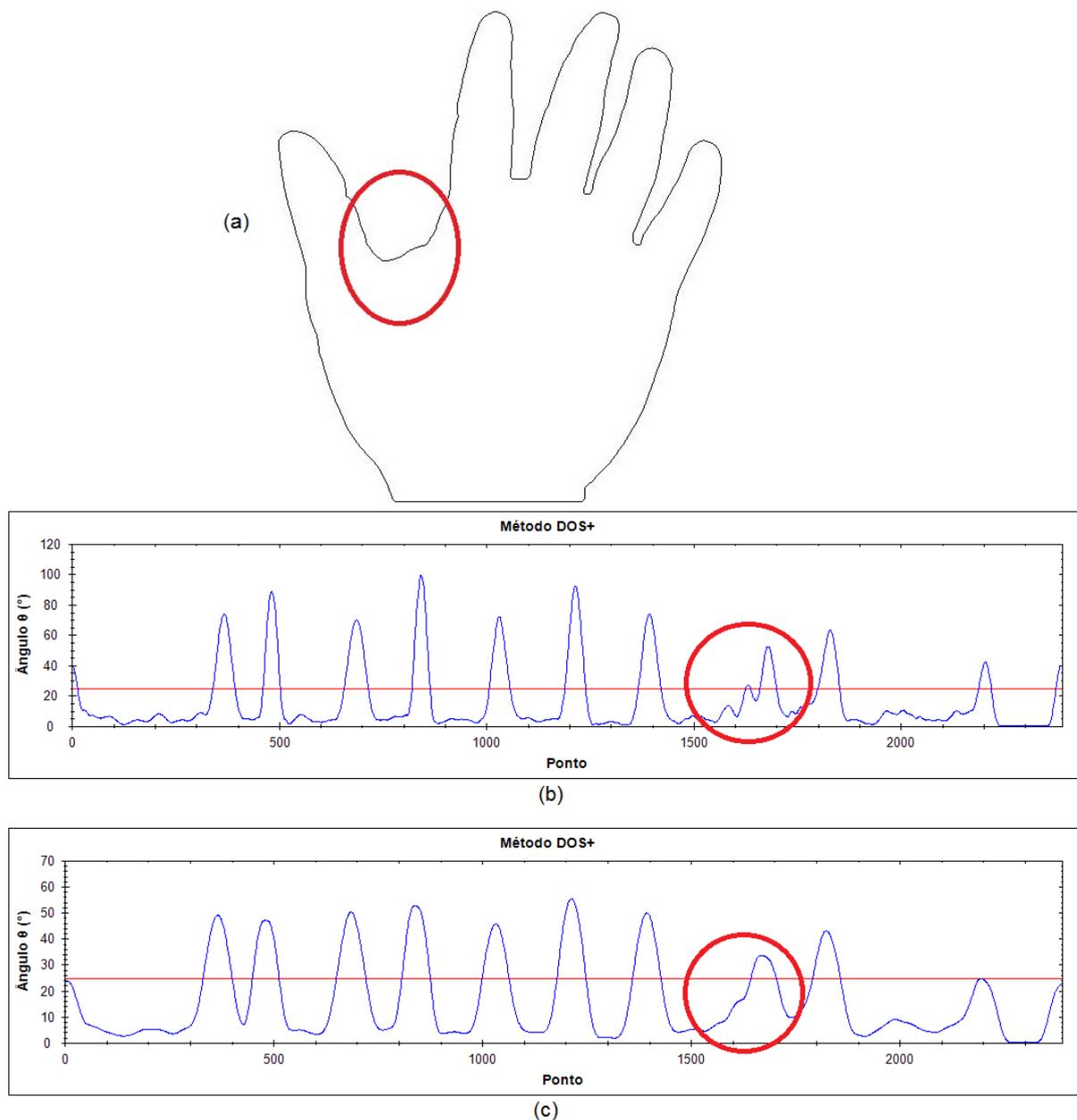


FIGURA 35 - PICOS DUPLICADOS. A) CONTORNO DA MÃO CORRESPONDENTE AOS GRÁFICOS, B) GRÁFICO APÓS APLICAÇÃO DO FILTRO GAUSSIANO E C) GRÁFICO APÓS APLICAÇÃO DO FILTRO DE MÉDIA.

FONTE: O AUTOR (2015)

Para solucionar o problema, utilizou-se um filtro de média com janela de tamanho 63. O tamanho da janela foi encontrado através de testes nas imagens do banco de dados. O gráfico resultante da aplicação do filtro de média no gráfico da Figura 34 pode ser visualizado na Figura 36, em que todos os picos são apresentados bem definidos.

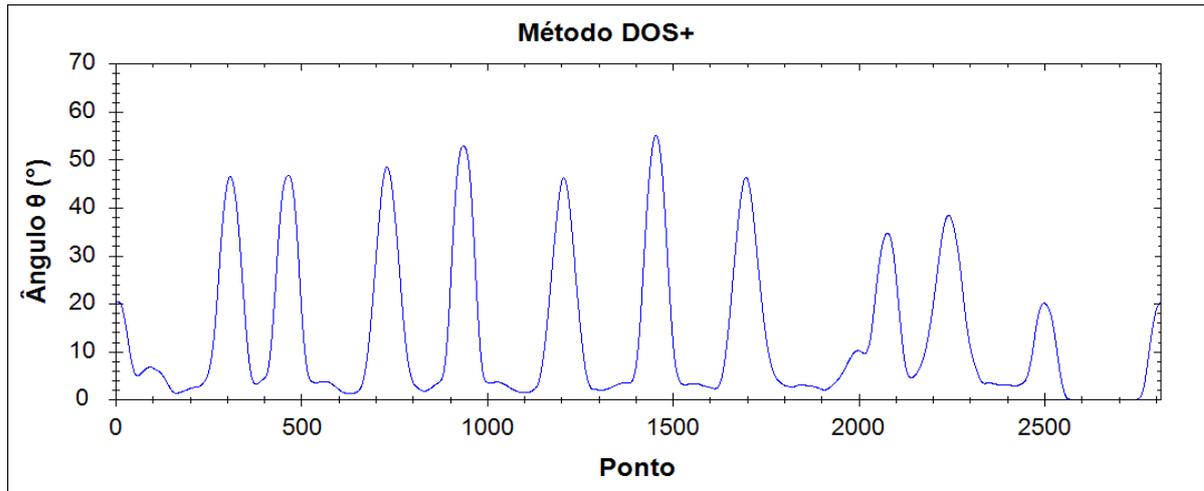


FIGURA 36 – GRÁFICO RESULTANTE DA APLICAÇÃO DO FILTRO DE MÉDIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

O eixo horizontal do gráfico representa o comprimento do contorno da mão onde cada ponto corresponde a um *pixel* do contorno. Os picos representam os pontos de alta curvatura do contorno da mão, que são os pontos principais desejados: as pontas dos dedos e os vales entre os dedos.

O gráfico inicia pelo dedo mínimo seguindo o contorno da mão em sentido anti-horário e terminando no lado direito do pulso. Para encontrar os pontos desejados no gráfico consideraram-se apenas os picos que possuem valor acima de 1,5 vezes o valor da média angular global, conforme apresentado na Figura 37, em que o valor da média é destacado pela linha vermelha. Isto se deve ao fato de que picos abaixo deste valor representavam um grau de curvatura mais baixo que não pertenciam aos pontos de interesse.

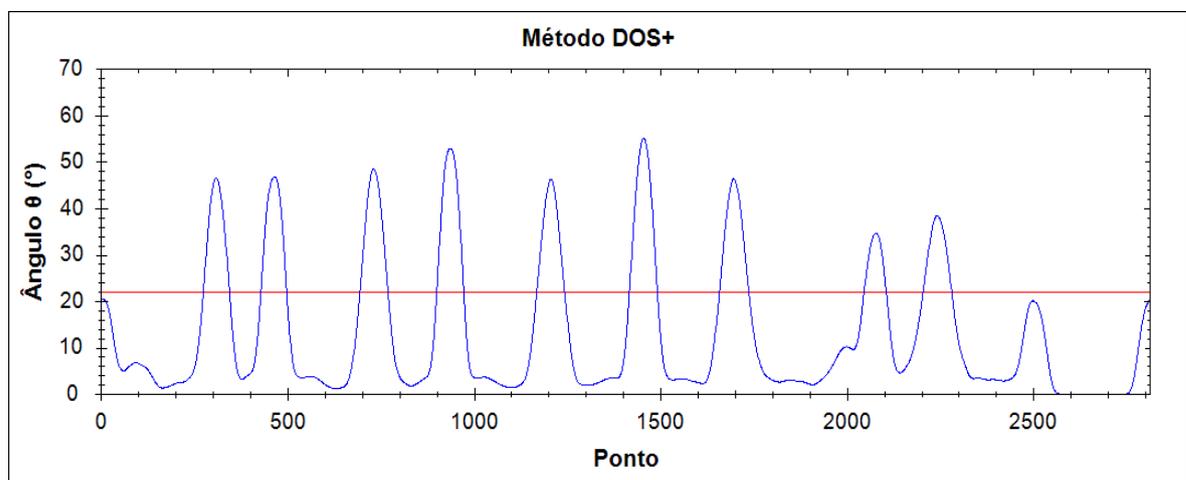


FIGURA 37 - LINHA REPRESENTANDO O VALOR DE CORTE PARA EXTRAÇÃO DOS PICOS DO GRÁFICO, APENAS OS PICOS ACIMA DA LINHA SÃO EXTRAÍDOS  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Os picos da Figura 37 que estavam abaixo da linha representando o valor de corte, eram os pontos próximos ao pulso, que não estavam dentro do limite dos pontos procurados.

O algoritmo percorreu o gráfico procurando os pontos que eram maiores que 1,5 o valor da média angular global e, ao encontrar um ponto que tornasse a condição verdadeira, armazenava os pontos seguintes até encontrar um ponto que não mudasse a condição para falsa. Em seguida, calculou-se o ponto médio desses pontos que foram encontrados, pois o pico estava situado no centro dos mesmos, e armazenou-se o valor calculado como sendo um dos picos presentes no gráfico. Esse processo foi repetido até o algoritmo alcançar o final do gráfico. Na Figura 38 é possível visualizar o fluxograma que explica o funcionamento desse algoritmo que encontra os pontos que representam os picos no gráfico do método DOS+.

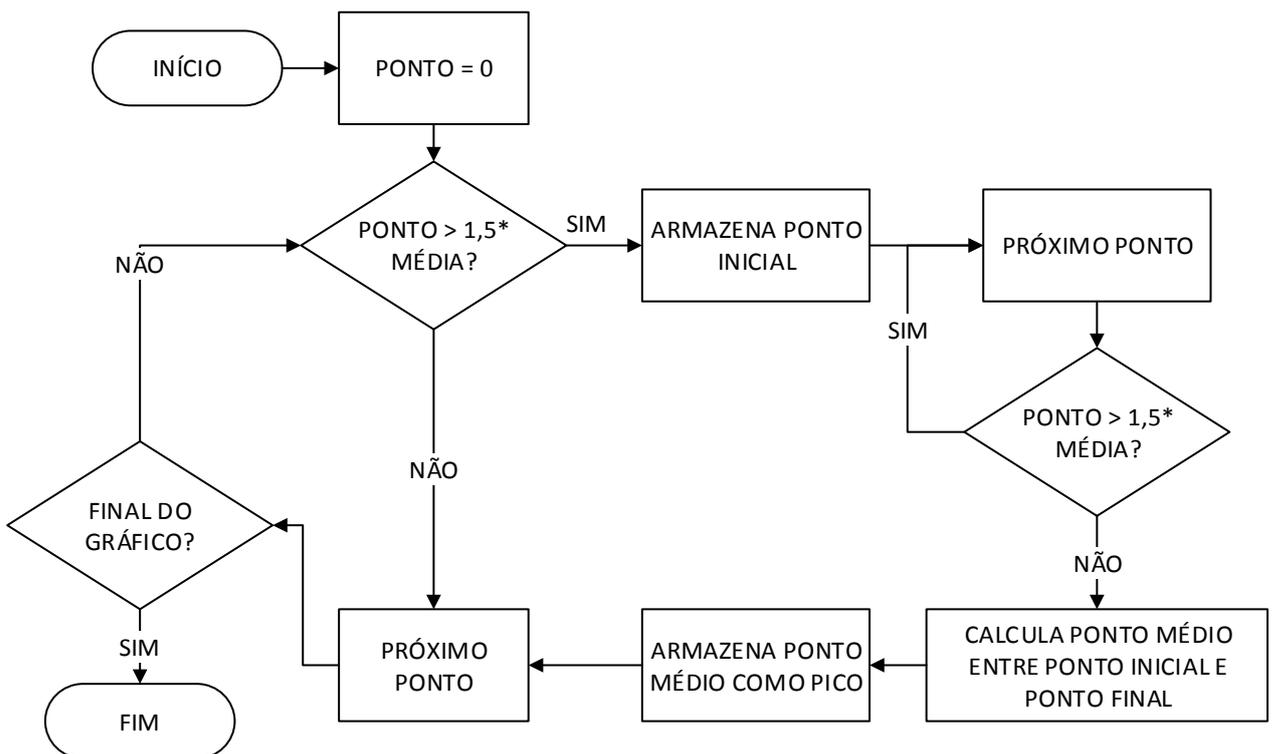


FIGURA 38 - FLUXOGRAMA DO ALGORITMO PARA EXTRAIR OS PONTOS QUE REPRESENTAM OS PICOS NO GRÁFICO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Na Figura 39 é apresentada a relação dos pontos do contorno da mão com o gráfico resultando do método DOS+.

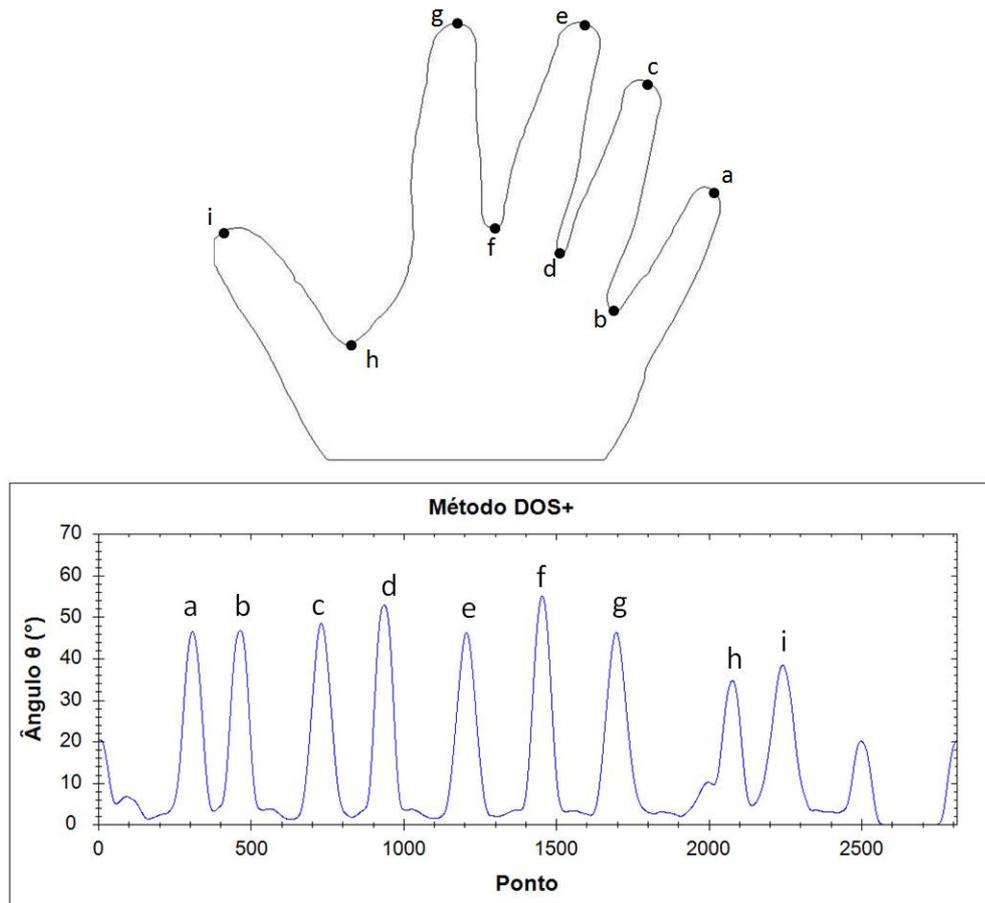


FIGURA 39 – RELAÇÃO DOS PONTOS DO GRÁFICO DO MÉTODO DOS+ COM O CONTOURO DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Para o caso do fechamento do contorno apresentado anteriormente, não houve influência na aplicação do método DOS+. O ponto fechado com uma reta gerou um pico próximo ao pico que representa a ponta do polegar, entretanto, os filtros aplicados sobre o gráfico foram capazes de unir os picos, sendo que o ponto extraído correspondia a ponta do dedo.

#### 3.4.10 Características extraídas

Na literatura analisada existem diversas medidas que podem ser extraídas da geometria da mão e as medidas extraídas variam conforme o sistema biométrico desenvolvido. Neste projeto, extraiu-se 22 medidas de cada imagem que são apresentadas na Figura 40, são elas:

- Comprimento de cada um dos cinco dedos;

- Três larguras de cada um dos dedos, totalizando 15 larguras;
- Largura da palma da mão;
- Área da mão.

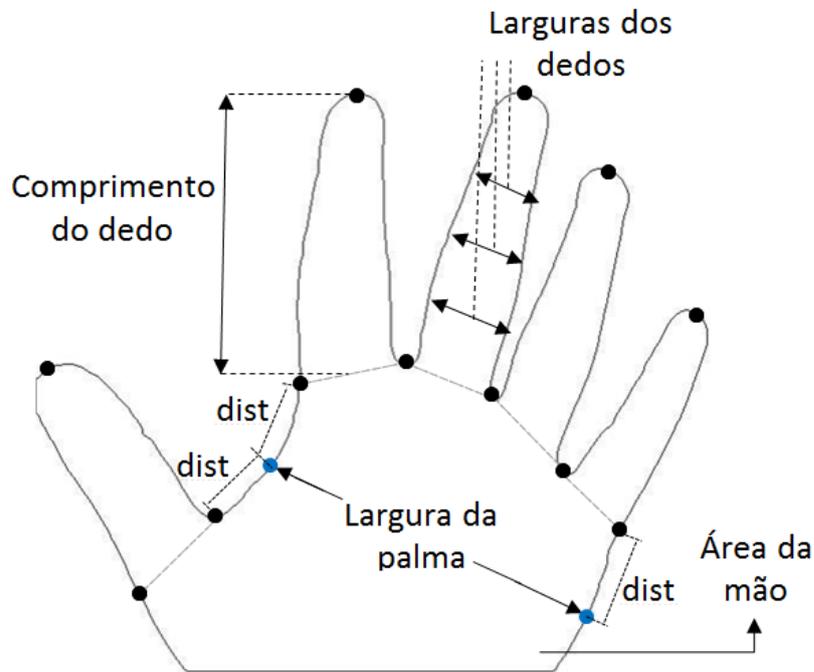


FIGURA 40 – CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS DA GEOMETRIA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Com a definição dos *pixels* que representam as pontas dos dedos e os pontos de vale entre os dois dedos foi possível iniciar a extração das medidas necessárias. As medidas extraídas da geometria da mão foram baseadas nos trabalhos publicados de Covavisaruch et al. (2005) e de Kumar et al. (2006).

Para realizar a extração das medidas foi importante obter as linhas de base dos dedos. Para o dedo médio e para o dedo anelar as linhas de base foram obtidas conectando-se os pontos de vale localizados nos lados de cada dedo. Porém, o polegar, o indicador e o dedo mínimo possuíam apenas um ponto de vale adjacente e esses pontos faltantes precisaram ser calculados.

Para encontrar os pontos que faltavam, assumiu-se que o ponto faltante estava localizado no lado oposto do dedo a mesma distância da ponta do dedo que o ponto de vale existente. Como pode ser visto na Figura 41, o indicador, por exemplo, possui um ponto de vale do lado direito que está localizado a uma distância  $D_2$  da ponta do dedo. Então, o ponto de vale do lado esquerdo do indicador está localizado à mesma distância  $D_2$  da ponta do dedo.

Na Figura 41 é possível observar como realizar a localização dos três pontos que precisaram ser calculados e também as linhas de base entre os dedos, que são representadas pelas linhas pontilhadas.

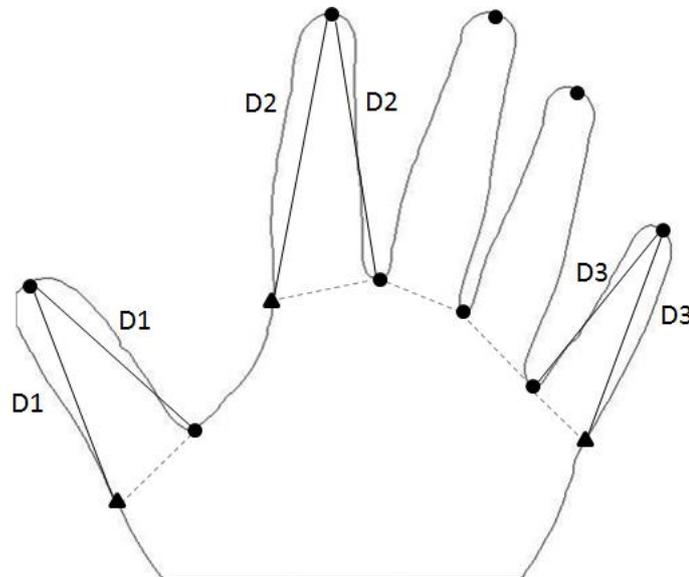


FIGURA 41 - PONTOS QUE PRECISAM SER CALCULADOS  
FONTE: O AUTOR (2015)

O comprimento dos dedos foi obtido através da medida da distância da ponta do dedo até o ponto médio da linha de base do dedo.

Com relação à largura dos dedos, foram obtidas três medidas. A primeira medida foi realizada no meio do comprimento do dedo, a segunda a um terço do comprimento do dedo e a terceira a dois terços do comprimento do dedo, conforme apresentado na Figura 40.

A largura da palma da mão corresponde à distância do ponto b1 até o ponto b2 apresentado na Figura 42. O ponto b1 corresponde à metade da distância entre os pontos a1 e a2 que correspondem respectivamente ao ponto de vale do lado esquerdo do indicador e o ponto de vale do lado direito do polegar. Para localizar o ponto b2, calculou-se de a3, que corresponde ao ponto de vale do lado direito do dedo mínimo, a mesma distância entre a1 e b1.

A área da palma da mão é equivalente à quantidade de *pixels* brancos que compõem a mão na imagem e foi calculada com base na imagem resultante do processo de suavização.

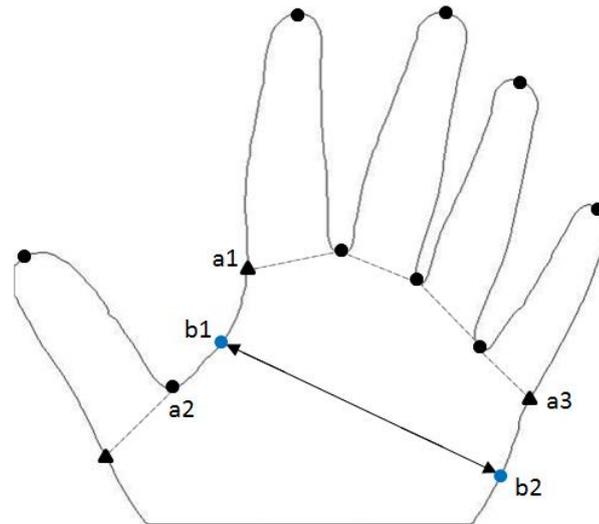


FIGURA 42 - CÁLCULO DA LARGURA DA PALMA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Utilizou-se a distância Euclidiana para extrair todas as medidas de distância citadas, conforme apresentado na Equação 23. Portanto, as medidas foram extraídas em *pixels*.

$$D = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (23)$$

Conforme exposto anteriormente, existem imagens de uma mesma pessoa com diferença de profundidade e/ou variação na inclinação dos dedos. Como solução, optou-se por normalizar as medidas extraídas realizando a divisão das medidas pela largura da palma da mão para tentar compensar essas diferenças.

### 3.5 IMPRESSÃO PALMAR

Para obter as características presentes na impressão palmar foi necessário primeiramente extrair as linhas presentes na palma da mão. Para tanto, foi necessário determinar a região de interesse da imagem em que se encontram as linhas da palma. Em seguida realizou-se o processamento da imagem para que seja possível remover ruídos e sujeiras e extrair as linhas. O fluxograma do

processamento das linhas da palma, que inclui desde a determinação da ROI até a extração das linhas da palma, é apresentado na Figura 43.

A seguir é apresentada a descrição detalhada de cada passo do fluxograma, apresentando os métodos e os parâmetros utilizados e os resultados obtidos.

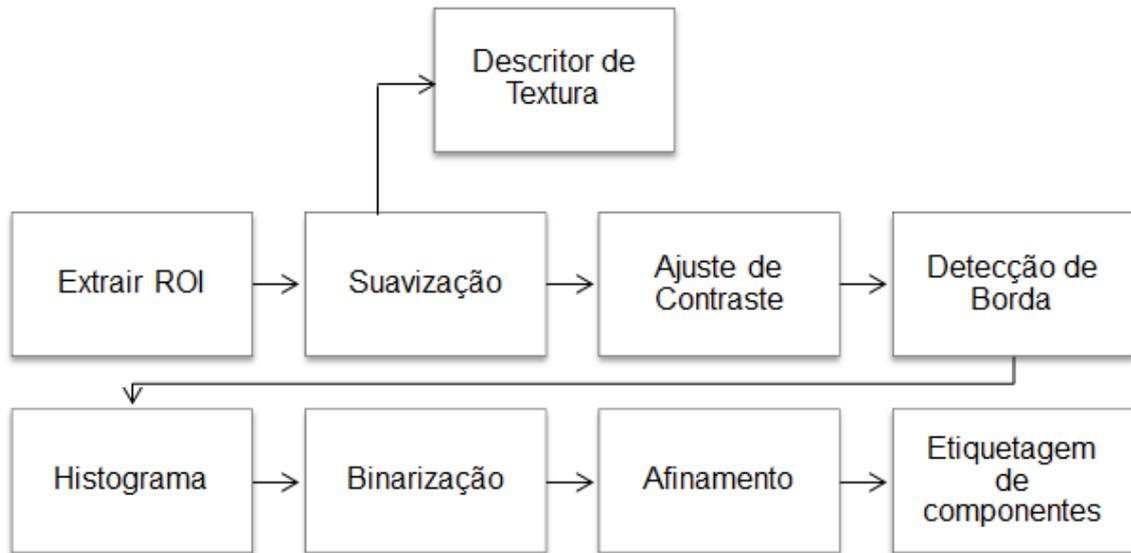


FIGURA 43 – FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DAS LINHAS DA PALMA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.1 Extrair ROI

A extração da ROI foi realizada a partir dos pontos extraídos do contorno da mão e o tamanho da mesma foi estimado com base na largura da palma da mão. Utilizaram-se como base os dedos indicador e mínimo para realizar a extração de uma linha de referência da metade da largura da base do dedo indicador até a metade da largura da base do dedo mínimo. As coordenadas do centro da linha de referência representavam a origem do novo eixo de coordenadas utilizado para a extração da ROI. A partir do eixo calculou-se um valor de *offset*  $d$  equivalente a 10% o valor da largura da palma da mão, para que a região extraída não ficasse muito próxima dos dedos. O quadrado da ROI possuía largura  $L$  que corresponde a 70% o valor da largura da palma da mão. Esse valor foi definido baseado em Hao et al. (2008) e através de testes nas imagens do banco de dados, em que observou-se que com esse valor o algoritmo extraiu corretamente a região da palma da mão. A

região de interesse foi extraída da imagem original, sem o corte no pulso. A Figura 44 apresenta como a ROI é localizada na imagem conforme os parâmetros citados.

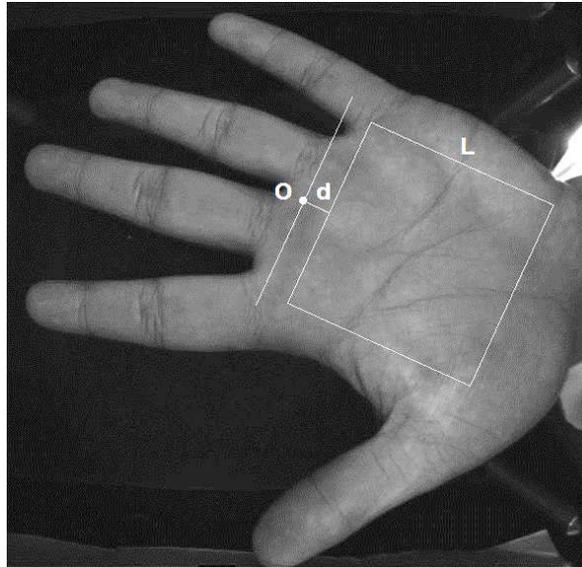


FIGURA 44 – LOCALIZAÇÃO DA ROI  
FONTE: O AUTOR (2015)

Após calcular os limites do quadrado foi necessário rotacionar a imagem da mão, para facilitar a extração da ROI e para tornar as imagens invariantes à rotação. O ângulo de rotação  $\alpha$  foi calculado através de relações trigonométricas com base nas coordenadas x e y dos pontos p1 e p2 apresentados na Figura 45. Após calcular o ângulo de rotação, a imagem foi rotacionada utilizando a matriz de rotação.

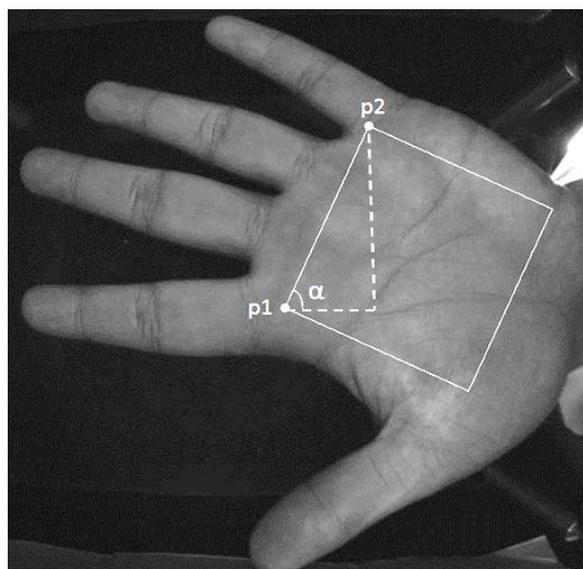


FIGURA 45 – CÁLCULO DO ÂNGULO DE ROTAÇÃO DA ROI  
FONTE: O AUTOR (2015)

Após realizar a rotação da imagem, o quadrado que delimita a localização da ROI foi extraído e o resultado é apresentado na Figura 46. Com a ROI extraída foi possível iniciar o processamento para extração das linhas presentes na palma da mão.



FIGURA 46 – IMAGEM DA ROI EXTRAÍDA APÓS A ROTAÇÃO  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.2 Suavização

A imagem resultante da extração da ROI era ruidosa e por isso foi necessário aplicar um filtro de suavização. Para esta função, foi utilizado o filtro de suavização gaussiana com janela de tamanho  $9 \times 9$  *pixels*. É possível visualizar o resultado da aplicação do filtro na Figura 47.

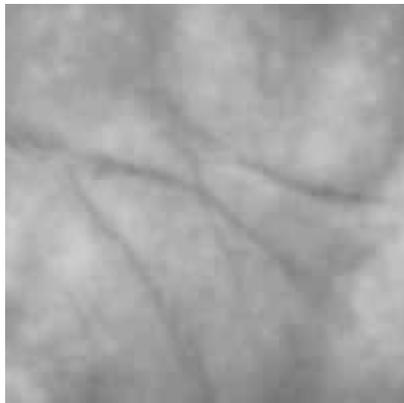


FIGURA 47 – RESULTADO DA APLICAÇÃO DA SUAVIZAÇÃO GAUSSIANA NA IMAGEM DA ROI DA  
IMPRESSÃO PALMAR  
FONTE: O AUTOR (2015)

Após realizar a suavização foi possível aplicar o descritor LBP para extrair as características de textura da imagem da palma da mão, conforme é explicado no item 3.5.8.1.

### 3.5.3 Ajuste de Contraste

Após a suavização foi necessário realizar um ajuste de contraste na imagem, pois as imagens eram muito escuras dificultando a extração das linhas. Para tanto, utilizou-se o contraste não linear raiz quadrada, que aplica a função raiz quadrada ao histograma da imagem aumentando o contraste das regiões escuras da imagem. O resultado da aplicação do contraste pode ser visualizado na Figura 48.



FIGURA 48 – RESULTADO DA APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE REALCE DE CONTRASTE  
FONTÉ: O AUTOR (2015)

### 3.5.4 Detecção de Borda

Para detectar as linhas da palma da mão utilizou-se como detector de bordas o operador Sobel, visto que neste caso o mesmo apresentou melhores resultados que o método Canny e, também, devido ao fato que o operador Sobel também foi utilizado para extrair as características angulares das linhas. Foram calculadas as derivadas parciais nas direções horizontal e vertical resultando na imagem apresentada na Figura 49.

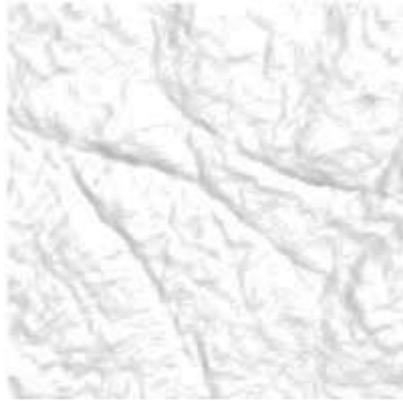


FIGURA 49 – IMAGEM RESULTANTE DA APLICAÇÃO DO OPERADOR SOBEL  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.5 Binarização

Após aplicar o algoritmo de Sobel na imagem foi necessário realizar a binarização para separar as linhas de outras partes da mão. Para tanto, utilizou-se o mesmo método aplicado na geometria da mão. A partir do histograma da imagem realizou-se o cálculo da intensidade média do mesmo. Este valor não representa o valor desejado e, portanto, multiplicou-se o valor do limiar calculado por três, fator encontrado heurísticamente através de testes nas imagens, e esse valor corresponde ao valor de limiar. O resultado da binarização é apresentado na Figura 50.



FIGURA 50 - ROI APÓS BINARIZAÇÃO  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.6 Afinamento

Após a binarização, foi necessário realizar o afinamento das linhas extraídas através do operador Sobel para remover os *pixels* redundantes. Para realizar o afinamento, utilizou-se o algoritmo de afinamento de Zhang-Suen (ZHANG; SUEN, 1984) que resultou em uma imagem com o contorno possuindo um único *pixel* de largura. O resultado da aplicação do algoritmo de afinamento pode ser visualizado na Figura 51.

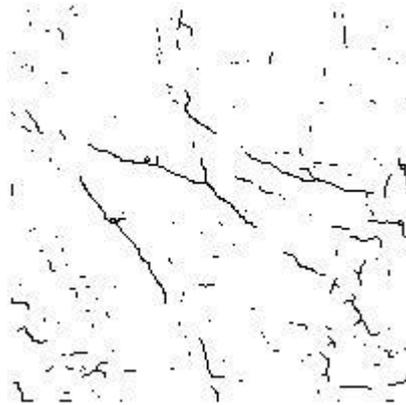


FIGURA 51 – RESULTADO DA APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE AFINAMENTO DE ZHANG-SUEN  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.7 Etiquetagem de componentes

Como é possível observar na Figura 51, após a extração das linhas ainda restavam muitos *pixels* que representam artefatos na imagem e não as linhas desejadas. Pode-se perceber que essas sujeiras foram causadas por pequenas quantidades de *pixels* conectados.

Para limpar a imagem, percorreram-se todos os *pixels* da mesma procurando os objetos presentes através da análise da conexão dos *pixels* em vizinhança-8. Para tanto, utilizou-se a técnica de etiquetagem de componentes ou *labelling*. Sabendo-se todos os objetos presentes na imagem foi possível saber quantos *pixels* existiam em cada objeto. Então a imagem foi percorrida sendo apagados todos os objetos que possuíam a quantidade de *pixels* menor que um determinado valor.

Determinou-se o valor como 30 *pixels*, encontrado através de testes conforme explicado no protocolo experimental, pois foi verificado que a maioria dos artefatos eram objetos com tamanho menores do que esse valor. O resultado da aplicação do algoritmo de *labelling* pode ser visualizado na Figura 52, em que é possível observar que restam na imagem apenas as linhas principais da palma da mão e, portanto, é possível iniciar a extração das características.

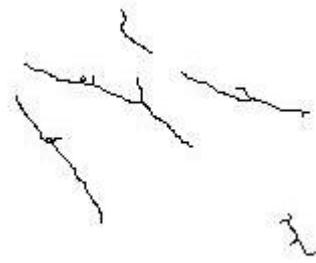


FIGURA 52 – RESULTADO DO ALGORITMO DE ETIQUETAGEM DE COMPONENTES  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.8 Características extraídas

Existem várias características que podem ser extraídas das linhas da palma, como por exemplo, textura, orientação e comprimento das linhas. E também existem diversos métodos para extraí-las que foram apresentados em trabalhos anteriores. Dentre os métodos utilizados estão os descritores de textura como a transformada Wavelet (KISKU et al., 2010; MU et al., 2011; MERAOUIMIA et al., 2013; WANG et al., 2014), a transformada Curvelet (PALANIKUMAR et al., 2011) e o *Local Binary Patterns* (WANG et al., 2006; MU et al., 2011), códigos de contorno para descrever as linhas (KONG; ZHANG, 2004; KHAN et al., 2011) e detectores direcionais de linhas (ZHANG; SHU, 1999; WU et al., 2006).

Neste trabalho, utilizou-se a combinação de primitivas globais e locais da impressão palmar. Primitivas globais são aquelas extraídas a partir da análise da região de interesse como um todo, verificando o aspecto geral da região. Primitivas locais consideram como representação da região um grupo de atributos locais extraídos de pontos específicos.

Para extrair as primitivas locais, a direção preferencial e a proporção e a existência de *pixels*, realizaram-se duas divisões da imagem da ROI. A primeira dividindo a ROI em 25 regiões iguais e a segunda dividindo em 4 regiões iguais. Na Figura 53 é possível visualizar o resultado das divisões, em que a Figura 53(a) apresenta a divisão em 25 regiões e a Figura 53(b) apresenta a divisão em 4 regiões.

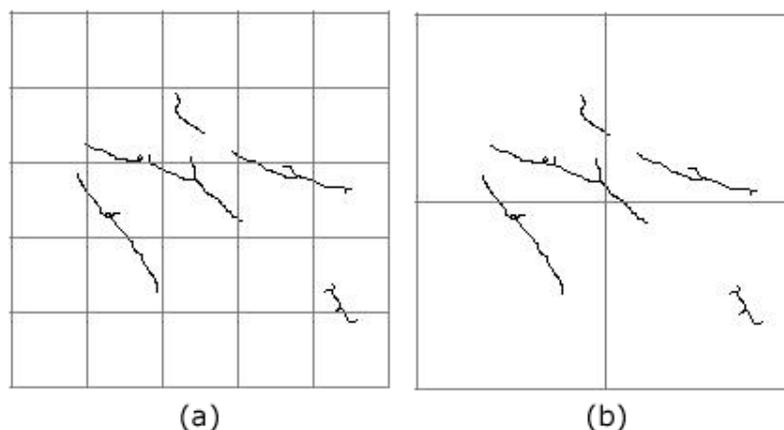


FIGURA 53 – DIVISÕES DA ROI PARA EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS. A) EM 25 REGIÕES E B) EM 4 REGIÕES.  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Neste trabalho, as características extraídas foram:

a) Globais:

- Características de textura;
- Localização espacial das coordenadas do centro de massa com relação aos eixos horizontal e vertical;

b) Locais:

- Direção preferencial de cada uma das 25 divisões;
- Proporção de pixels pretos por brancos em cada uma das 25 divisões;
- Existência de *pixels* em cada uma das 25 divisões;
- Direção preferencial de cada uma das 4 divisões;
- Proporção de pixels pretos por brancos em cada uma das 4 divisões;

A seguir são explicados os métodos utilizados para extração das características.

### 3.5.8.1 Local Binary Patterns

Para extrair as características de textura utilizou-se o algoritmo LBP após a realização da suavização gaussiana da imagem da ROI. O  $LBP_{P,R}^{u2}$ , que utiliza padrões uniformes, foi aplicado e o método foi testado para os valores de  $P = 8$  com  $R = 1, 2$  e  $3$  e  $P = 16$  com  $R = 2$  e  $3$ , variando assim os *pixels* da vizinhança. Os melhores resultados foram apresentados para a vizinhança  $(8,3)$ . Utilizando 8 bits, contabilizando os padrões uniformes e os não-uniformes, obtém-se 256 padrões. Entretanto, como estão sendo utilizados padrões uniformes, têm-se 58 padrões mais 1 intervalo para acumular os padrões não-uniformes, totalizando 59 padrões. Os 58 padrões uniformes existentes para 8 *pixels* de vizinhança podem ser visualizados na Figura 54.

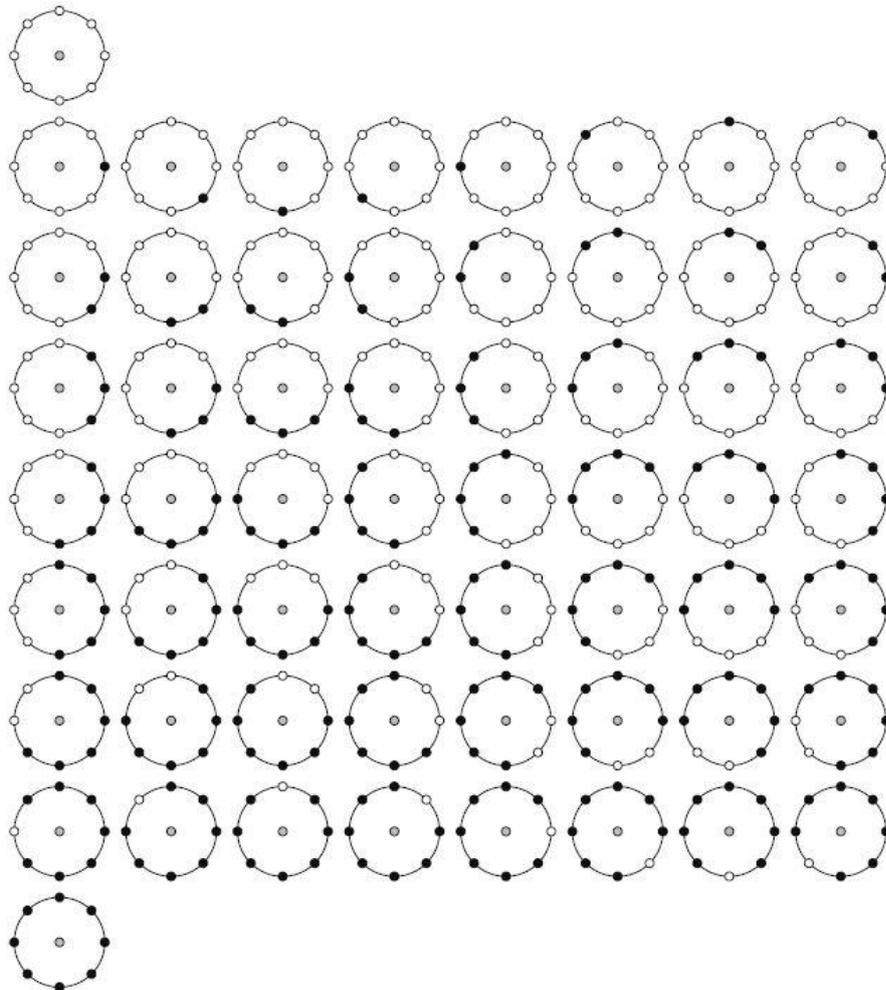


FIGURA 54 - OS 58 PADRÕES UNIFORMES NA VIZINHANÇA (8,R)  
 FONTE: PIETIKÄINEN ET AL. (2011)

Acumularam-se os valores dos padrões calculados em um histograma, em que os valores foram normalizados através da divisão de todos os resultados calculados pelo valor da soma total de ocorrências. Um exemplo do histograma gerado para o LBP extraído da imagem da ROI da palma da mão pode ser visualizado na Figura 55, em que também é apresentada a imagem da ROI para a qual o LBP foi calculado e os pontos principais detectados.

No histograma, o código 1 representa os pontos escuros, em que todos os pontos da vizinhança são mais escuros que o ponto central, e são as manchas que podem ser visualizadas na imagem da palma. Os pontos claros, que são representados pelo código 58, representam uma região de textura mais suave, em que os *pixels* vizinhos são mais claros que o central. Os pontos claros são representados pela parte da palma ao redor das linhas. As linhas são detectadas na região central do histograma, aproximadamente do código 7 ao 49, em que são detectadas as bordas, os cantos e os términos de linhas. As bordas são detectadas, por exemplo, nos padrões 11, 15, 26, 44 e 48, conforme destacado na Figura 55. Como exemplos de cantos têm-se os padrões 7, 10, 25 e 38. E o término das linhas nos padrões 18 e 37, por exemplo. Os padrões não-uniformes são representados pelo código 59.

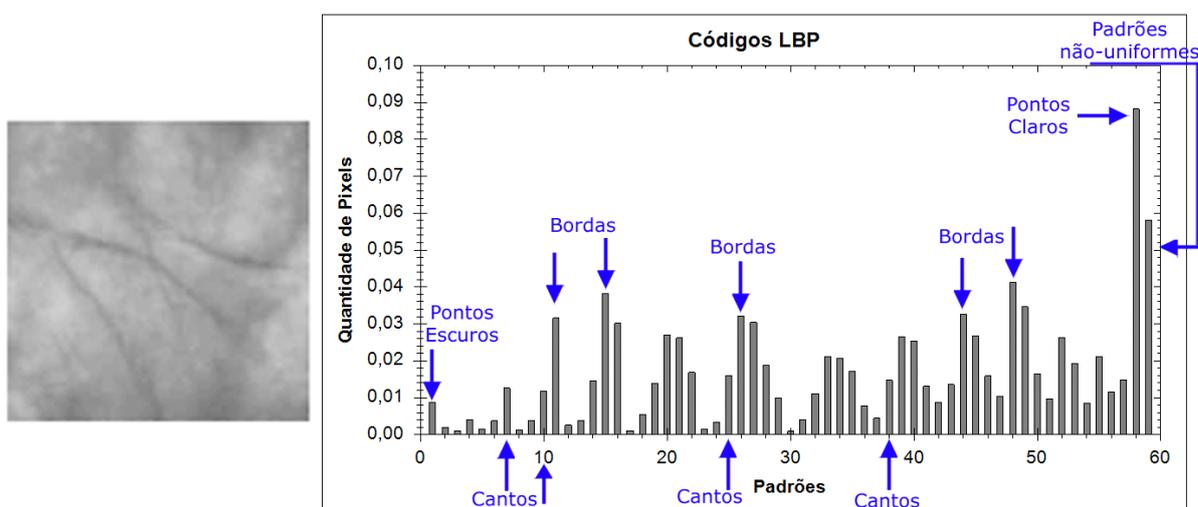


FIGURA 55 – HISTOGRAMA NORMALIZADO DO LBP EXTRAÍDO DA ROI DAS LINHAS DA PALMA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.5.8.2 Localização espacial do centro de massa

Para encontrar a localização espacial do centro de massa com relação aos eixos, calculou-se o centro de massa da imagem e em seguida dividiu-se a coordenada x do centro de massa pela largura total da ROI e a coordenada y do centro de massa pela altura total da ROI.

### 3.5.8.3 Direção preferencial e proporção de *pixels*

Conforme explicado anteriormente, foram realizadas duas divisões da imagem da ROI.

Primeiramente, com a ROI dividida em 25 regiões, calculou-se a direção preferencial de cada região, que representa a direção angular da maioria dos traços na região. Para tanto, utilizou-se o histograma direcional que foi construído a partir da direção do vetor gradiente de cada *pixel* calculado através do operador Sobel.

Para cada *pixel* preto na imagem, foram calculadas as derivadas parciais nas direções horizontal e vertical a partir da imagem em tons de cinza, para que fosse possível obter a direção do vetor gradiente. Acumulou-se a quantidade de *pixels* existentes para cada ângulo, considerando o intervalo de  $-90^\circ$  a  $90^\circ$ , com passo de  $1^\circ$ . Ao final verificou-se qual ângulo possui a maior quantidade de *pixels*. Em casos que foram encontrados um ou mais ângulos com a mesma quantidade de *pixels* calculou-se a média entre eles utilizando os conceitos de estatística de dados direcionais conforme exposto no item 2.8. Se a região possuísse 10 *pixels* ou menos o ângulo não era calculado, pois não existiam *pixels* em quantidade significativa para calcular a direção preferencial. Na Figura 56(a) é possível visualizar a imagem da ROI dividida em 25 regiões e na Figura 56(b) é apresentado o resultado do cálculo da direção preferencial para as 25 regiões.

De maneira semelhante ao descrito anteriormente, realizou-se o cálculo da direção preferencial para as 4 divisões.

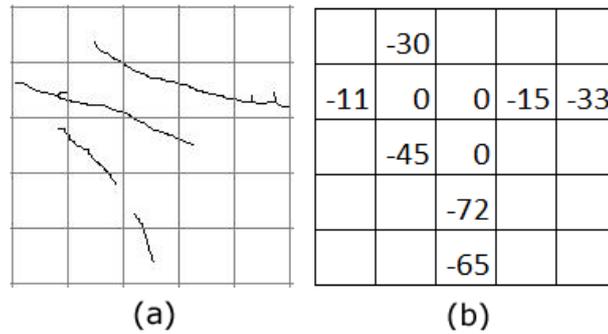


FIGURA 56 – RESULTADO DO CÁLCULO DA DIREÇÃO PREFERENCIAL DAS 25 REGIÕES. A) ROI DIVIDIDA EM 25 REGIÕES E B) VALOR CALCULADO DA DIREÇÃO PREFERENCIAL  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Para a proporção de *pixels*, primeiramente calculou-se a razão de *pixels* pretos por *pixels* brancos em cada região. Em seguida, dividiu-se o valor encontrado pelo valor da razão do total de *pixels* pretos pelo total de *pixels* brancos da imagem da ROI. O cálculo foi o mesmo para ambas as divisões de regiões.

#### 3.5.8.4 Existência de *pixels*

Os dados da existência de *pixels* foram extraídos a partir do cálculo da proporção de *pixels* das 25 regiões. Se o valor calculado para a proporção de *pixels* era maior que zero, existiam *pixels* na região e, portanto, o valor da mesma para a característica era um. Caso contrário, não existiam *pixels* na região e, por isso, o valor para a característica era zero.

## 3.6 VEIAS DA PALMA DA MÃO

Para as veias da mão, extraíram-se apenas as características de textura. O fluxograma do processamento das veias da palma da mão, que compreende a extração da ROI e a aplicação do descritor de textura pode ser visualizado na Figura 57.

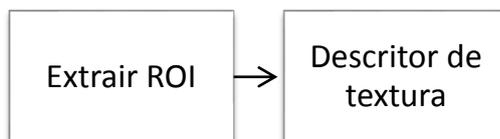


FIGURA 57 - FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DAS VEIAS DA PALMA DA MÃO  
FONTE: O AUTOR (2015)

Esse processamento foi aplicado em duas regiões de interesse diferentes: para a mão inteira e para a região da palma extraída da mesma forma que a impressão palmar. A ROI das veias foi extraída das imagens do espectro de 940 nm.

### 3.6.1 Extrair ROI da mão inteira

A região de interesse das veias da palma para a mão inteira foi determinada a partir da imagem binarizada que apresenta a mão separada do fundo. Para tanto, foram copiados os *pixels* da imagem original que correspondem aos *pixels* brancos da imagem binarizada, pois esses *pixels* representam a mão. A ROI utilizada pode ser visualizada na Figura 58, em que é possível observar que o fundo da imagem foi todo transformado para preto e os *pixels* que correspondem a mão aparecem com os tons de cinza da imagem original.

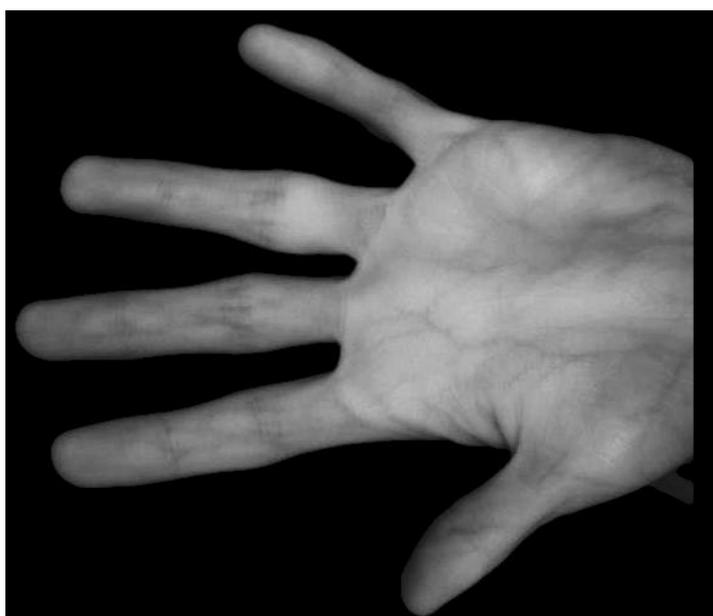


FIGURA 58 - ROI PARA EXTRAÇÃO DAS VEIAS DA MÃO INTEIRA  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.6.2 Descritor de textura aplicado na mão inteira

Assim como para a impressão palmar, para extrair as características de textura das veias utilizou-se o descritor LBP com padrões uniformes  $LBP_{P,R}^{u2}$ . Para a mão inteira foi aplicada a configuração  $P = 16$  e  $R = 7$ , que apresentou melhores resultados que a configuração  $P = 8$ ,  $R = 3$ , devido ao fato da mão inteira possuir uma área maior para análise.

### 3.6.3 Extrair ROI da região da palma

Para extrair a segunda região de interesse das veias da palma, foram utilizadas as mesmas dimensões definidas para a impressão palmar a partir dos pontos chave detectados no contorno da mão. Dessa forma, foi extraído um quadrado localizado na palma da mão, conforme apresentado na Figura 59.



FIGURA 59 – IMAGEM ROI EXTRAÍDA PARA AS VEIAS DA PALMA DA MÃO  
FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.6.4 Descritor de textura aplicado na região da palma

Baseado no trabalho de Mirmohamadsadeghi e Drygajlo (2011), optou-se por realizar a divisão da ROI em 16 sub-regiões iguais conforme apresentado na Figura

60. Em seguida, o descritor de textura LBP com padrões uniformes  $LBP_{P,R}^{u2}$  e configuração  $P = 8$  e  $R = 3$  foi aplicado em todas as divisões e a partir dos padrões calculados foi construído o histograma de cada uma. Após aplicar o descritor em todas as sub-regiões, os 16 histogramas obtidos (um para cada sub-região) foram concatenados formando um único descritor com 944 componentes.

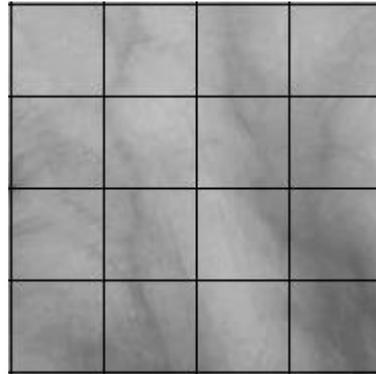


FIGURA 60 - DIVISÃO DA ROI PARA EXTRAÇÃO DO LBP DAS VEIAS DA PALMA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

### 3.7 CLASSIFICADOR

Realizou-se a classificação através do algoritmo SVM. Utilizou-se a biblioteca LIBLINEAR (FAN et al., 2008) que implementa o SVM para realizar a classificação através de um *kernel* linear. Para classificação multiclasse a LIBLINEAR aplica o método um-contra-todos (*one-vs-the rest*), em que o número de classificadores binários construídos é igual ao número de classes e cada classificador é treinado para separar uma classe do resto.

A biblioteca possui 8 tipos de solução para classificação multiclasse e a diferença entre as mesmas está na função utilizada para resolver o problema de otimização do hiperplano. A solução utilizada para classificação foi o SVM tipo *L2-regularized L2-loss support vector classification (dual)*. O tipo dual é resolvido pelo método *coordinate descent* enquanto o primal é solucionado pela região de confiança do método de Newton. As soluções duais possuem uma aproximação rápida da solução, mas podem convergir devagar no final (FAN et al., 2008).

O algoritmo possui o parâmetro C, chamado de custo, que está presente na função do problema de otimização. Este parâmetro pode ser configurado para melhorar o desempenho dos resultados. Por padrão, o valor de C é igual a 1 e utilizou-se o método *grid search* para encontrar o melhor parâmetro C para cada caso através da validação cruzada com *5-folds*. O parâmetro pode ser ajustado até determinado valor, pois depois que for maior que certo valor os modelos obtidos possuem desempenho semelhantes.

Também foram realizados testes com a biblioteca LIBSVM (CHANG; LIN, 2011) que possui outros *kernels* além do linear e utiliza o método um-contra-um para realizar classificação multiclasse. Testou-se o *kernel* polinomial e o gaussiano RBF (*Radial Basis Function*), entretanto, os resultados obtidos foram piores do que os resultados apresentados pela utilização da LIBLINEAR.

### 3.8 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Para poder utilizar os dados extraídos para realizar a classificação, após a extração das características, foi necessário realizar o tratamento dos mesmos.

Para a geometria da mão, as características extraídas foram divididas pelo valor da largura da palma da mão para realizar a normalização dos valores devido a variações ocasionadas pelo equipamento de aquisição, conforme exposto anteriormente.

Com relação a impressão palmar, para a direção preferencial das regiões, realizou-se a soma ponderada dos ângulos calculados para cada região, pois foi possível obter melhores resultados com um único valor representando as regiões do que utilizando o valor de cada região em separado. Para tanto, após realizar a extração das linhas da palma da mão, analisou-se todas as imagens do banco de dados observando-se a distribuição dos *pixels* em cada região. Com base na ocorrência de *pixels* em cada uma das regiões, definiu-se um peso para cada região.

Na região de interesse dividida em 25 regiões, conforme apresentando anteriormente na Figura 53, considerando que o primeiro quadrado no canto superior esquerdo foi chamado de A1 e seguindo a numeração da esquerda para a

direita e de cima para baixo, obteve-se a soma ponderada conforme apresentado na Equação 24.

$$\begin{aligned}
 &0. A1 + 0,1. A2 + 0,1. A3 + 0. A4 + 0. A5 + 0,5. A6 + 0,5. A7 + 0,5. A8 + 1,5. A9 + \\
 &3. A10 + 0,1. A11 + 3. A12 + 0,1. A13 + 0. A14 + 0. A15 + 0. A16 + 1,5. A17 + 0,5. A18 \quad (24) \\
 &+ 0. A19 + 0. A20 + 0. A21 + 0. A22 + 2. A23 + 0. A24 + 0. A25
 \end{aligned}$$

Para a região de interesse dividida em 4 não foi necessário realizar ponderação e apenas realizou-se a soma dos valores calculados.

Quanto as características de textura, os valores calculados para cada um dos padrões através do descritor LBP foram usados como características extraídas. Portanto, existem 59 características de textura para a impressão palmar e 944 para as veias da palma da mão, pois no segundo caso concatenou-se os resultados obtidos para as 16 regiões.

Após a realização dos procedimentos citados anteriormente, para ser possível realizar a fusão dos dados extraídos foi necessário realizar a normalização dos mesmos. A normalização é essencial porque as características extraídas podem representar diferentes medidas, com escalas que não são necessariamente as mesmas e que podem seguir distribuições estatísticas diferentes. Através da normalização é realizado um mapeamento dos valores em um domínio em que todos possuam o mesmo significado em termos de correspondência biométrica (YANO, 2011).

Portanto, aplicou-se a normalização z-score aos dados numéricos, que expressa o valor da amostra com relação à média do grupo e a variabilidade dos valores, conforme a Equação 25.

$$x_N = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (25)$$

Onde  $x$  é o valor a ser normalizado,  $\mu$  é a média da característica e  $\sigma$  o desvio padrão da característica.

Após realizar a normalização, todas as características foram unidas em um único vetor que representa o indivíduo.

No total foram extraídas 1082 características, sendo 21 da geometria da mão, 117 da impressão palmar e 944 das veias da palma da mão.



## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesse capítulo serão descritos os métodos utilizados para realização dos testes para determinar o desempenho do sistema desenvolvido, bem como apresentação dos resultados obtidos e a discussão dos mesmos.

### 4.1 TESTES E RESULTADOS

Foram realizados sete experimentos, sendo quatro de sistemas multimodais:

- 1) Dados da geometria da mão;
- 2) Dados da impressão palmar;
- 3) Dados das veias da palma;
- 4) Combinação dos dados da geometria da mão e da impressão palmar;
- 5) Combinação dos dados da geometria da mão e das veias da palma da mão;
- 6) Combinação da impressão palmar e das veias da palma da mão;
- 7) Combinação dos dados da geometria da mão, da impressão palmar e das veias da palma da mão.

Foram utilizadas as imagens nos espectros de 460nm e 940 nm do banco de imagens CASIA (CASIA-MS-Palmpoint V1). Para auxiliar na validação da metodologia aplicada na geometria da mão, bem como para analisar a diferença nos resultados obtidos para as outras biometrias, também foi utilizado o banco de imagens de Boreki (2003).

Para todos os experimentos foi utilizada a mesma metodologia de testes. As seis amostras de cada indivíduo do banco CASIA foram divididas em cinco amostras para treinamento do algoritmo e uma amostra para teste. Cada amostra de teste foi confrontada com todos os indivíduos, portanto, como existem amostras de 100 pessoas, foram realizadas 10000 (100x100) comparações. Dessas comparações, 100 representam simulações de acessos genuínos enquanto as outras 9900 (100x99) representam tentativas de acesso de impostores.

Para o banco de dados de Boreki, as quatro amostras dos 78 indivíduos foram divididas em três amostras para treinamento e uma amostra para testes. Todas as amostras também são confrontadas com todos os usuários, resultando em 6084 ( $78 \times 78$ ) comparações, sendo 78 simulações de acessos genuínos e 6006 ( $78 \times 77$ ) de acesso de impostores.

Como explicado anteriormente, o algoritmo SVM utilizado através da biblioteca LIBLINEAR, aplica o método um-contra-todos para classificação multiclasse, e, portanto, o número de classificadores construídos corresponde ao número de classes existentes, que no caso, é igual ao número de usuários. Para cada classificador construído, o algoritmo atribui uma pontuação que representa a proximidade das amostras comparadas.

Em seguida, a pontuação obtida para cada amostra foi comparada com um valor de limiar. No algoritmo SVM, quanto maior for a pontuação, mais próximas às amostras se encontram, portanto, se a pontuação da amostra com relação à classe era maior que o valor de limiar, o usuário era aceito, caso contrário, era rejeitado.

O intervalo de valores definidos para o valor de limiar foi baseado nos valores de pontuação apresentados pelo algoritmo SVM, que variam entre -3 e 2. Portanto, a comparação foi realizada com todos os valores de limiar entre -3 e 2 em um intervalo de 0,001.

A FAR representa a taxa de usuários que foram aceitos incorretamente pelo sistema e foi calculada através da quantidade de falsos positivos obtidos pela quantidade total de impostores tentando acessar o sistema. A FRR representa a taxa de usuários cadastrados que foram rejeitados incorretamente. Para calcular a FRR dividiu-se a quantidade de falsos negativos pela quantidade total de acessos genuínos.

Através da variação do valor de limiar, a FAR e a FRR podem ser ajustadas de acordo com a necessidade do sistema permitindo maior conveniência ou maior segurança.

A conveniência do sistema aumenta quanto maior for o valor da FAR, pois haverá poucos usuários cadastrados rejeitados, entretanto, serão aceitos usuários não cadastrados no sistema. A segurança do sistema é maior quanto maior for o valor da FRR, entretanto, existirão usuários cadastrados com a identidade negada que precisarão tentar mais de uma vez o acesso ao sistema.

O ideal é manter a FAR o mínimo possível, pois se prefere que o usuário precise tentar mais vezes o acesso ao sistema do que usuários não cadastrados sendo aceitos. Quanto menores forem os valores da FAR e da FRR, e quanto menor for o valor da EER, maior é tanto a conveniência quanto a segurança do sistema.

A curva ROC representa a relação entre as curvas FAR e FRR e, nesse gráfico, a EER representa a intersecção da curva com a bissetriz entre os eixos. Quanto mais próxima da origem do gráfico for a EER melhor é o desempenho do sistema, pois menores são as taxas FAR e FRR. Portanto, é desejável que a curva ROC esteja o mais próxima possível dos eixos do gráfico. Quanto mais distante estiver, maiores serão os problemas de conveniência e segurança.

Os resultados obtidos para cada experimento são apresentados através da EER obtida, dos gráficos das curvas FAR x FRR e da curva ROC. Na Figura 61 é apresentado o diagrama de blocos do processo utilizado para realizar os testes e determinar o desempenho do sistema desenvolvido.

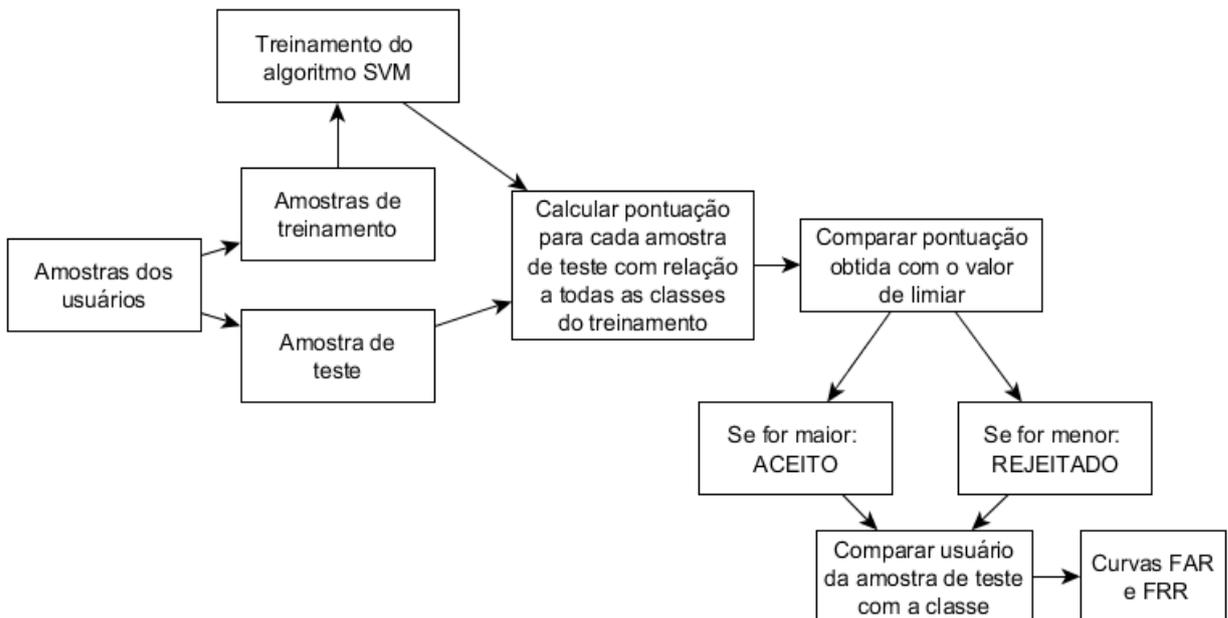


FIGURA 61 – DIAGRAMA DE BLOCOS DO PROCESSO DE TESTES  
 FONTE: O AUTOR (2015)

A seguir, para cada um dos testes realizados são apresentados os resultados obtidos e as discussões sobre os mesmos através da comparação com trabalhos desenvolvidos anteriormente.

#### 4.1.1 Geometria da mão

Para a realização dos testes da geometria da mão, primeiramente, para verificar a metodologia desenvolvida para extrair as características, o banco de dados de Boreki (2003) foi testado. Em seu trabalho, Boreki (2003) extraiu o comprimento de todos os dedos e a largura média de todos os dedos, gerando um *biocode* para o comprimento e outro para a largura utilizando soma e ponderação das características. Para classificação utilizou distância Euclidiana para calcular a distância entre os *biocodes* da amostra e do treinamento e o resultado obtido foi uma EER de 4,5%, para 80 usuários (BOREKI, 2003).

O banco de Boreki (2003) que foi obtido para auxiliar nos testes deste trabalho possui imagens de alguns usuários que foram adquiridas como teste no início do trabalho do autor e essas imagens não possuíam todas as amostras. Portanto, optou-se por utilizar apenas as imagens dos usuários para os quais existiam as quatro amostras, totalizando 78 usuários e por isso há a diferença para os 80 usuários utilizados pelo autor.

Nesse trabalho, o teste realizado com as imagens do banco de imagens de Boreki (2003) obteve uma EER de 3,6% para 78 usuários, conforme pode ser visualizado na Figura 62, que apresenta as curvas de erro.

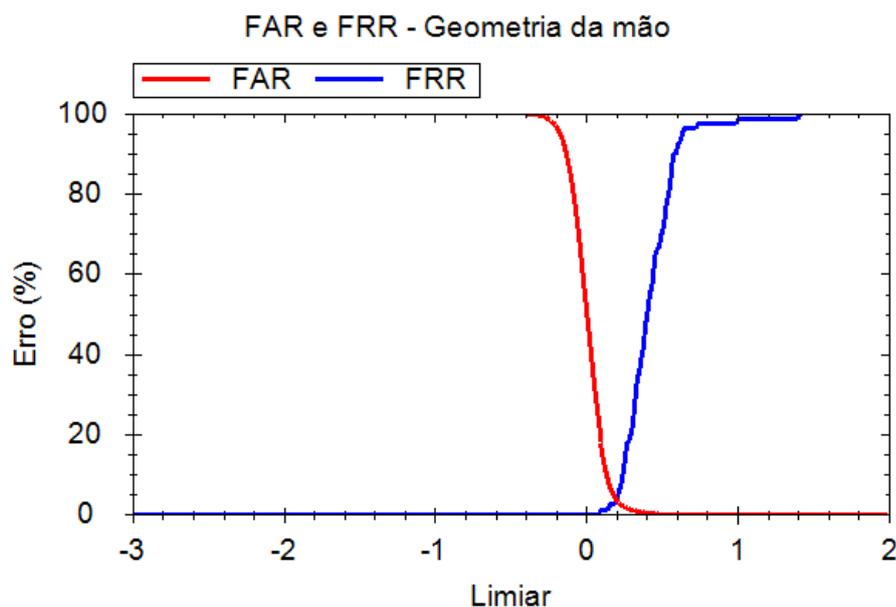


FIGURA 62 – FAR E FRR OBTIDAS PARA A GEOMETRIA DA MÃO DO BANCO DE BOREKI  
FONTE: O AUTOR (2015)

Pode-se observar que ambas as curvas apresentam uma grande variação após a intersecção das mesmas, portanto o ajuste do valor de limiar para maior segurança resulta em um valor alto de FRR. A curva ROC obtida para esse teste é apresentada na Figura 63.

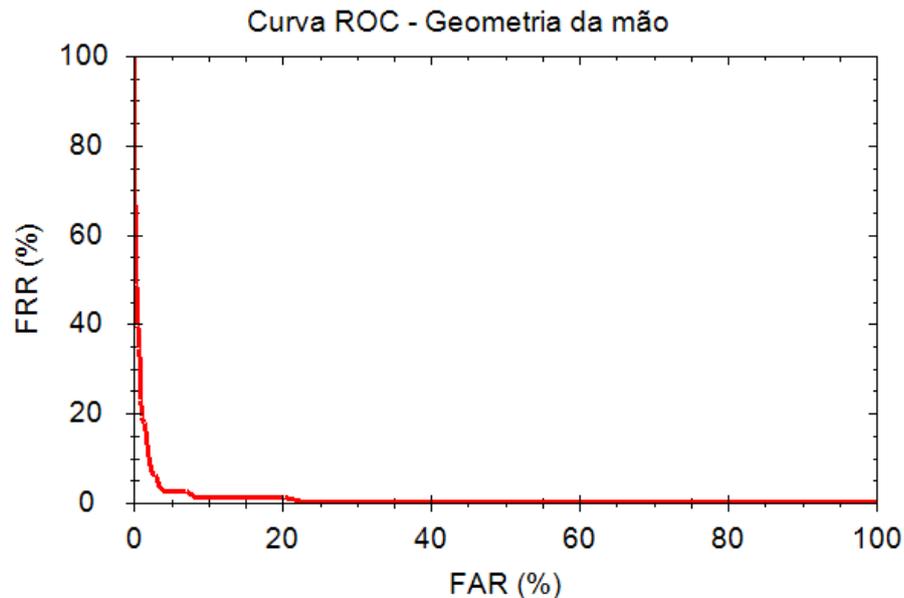


FIGURA 63 – CURVA ROC OBTIDA PARA A GEOMETRIA DA MÃO DO BANCO DE BOREKI  
 FONTE: O AUTOR (2015)

É possível verificar que, processando as imagens do banco de dados de Boreki (2003) com o sistema desenvolvido, foi obtida uma EER menor e, portanto, é possível validar a metodologia aplicada para extrair as características da geometria da mão bem como as características que foram extraídas.

Em seguida, foram realizados os testes para as características da geometria da mão extraídas das imagens do banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1). A EER obtida foi igual a 11%. Na Figura 64 são apresentadas as curvas obtidas para a FAR e para a FRR, em que é possível observar, que da mesma forma que ocorreu com o teste anterior, as curvas possuem uma grande variação após a intersecção das mesmas. A curva ROC obtida é apresentada na Figura 65, em que pode-se verificar que a curva está distante dos eixos do gráfico e, portanto, um ajuste do valor de limiar para obter maior segurança através da diminuição da FAR resulta em um valor alto para a FRR.

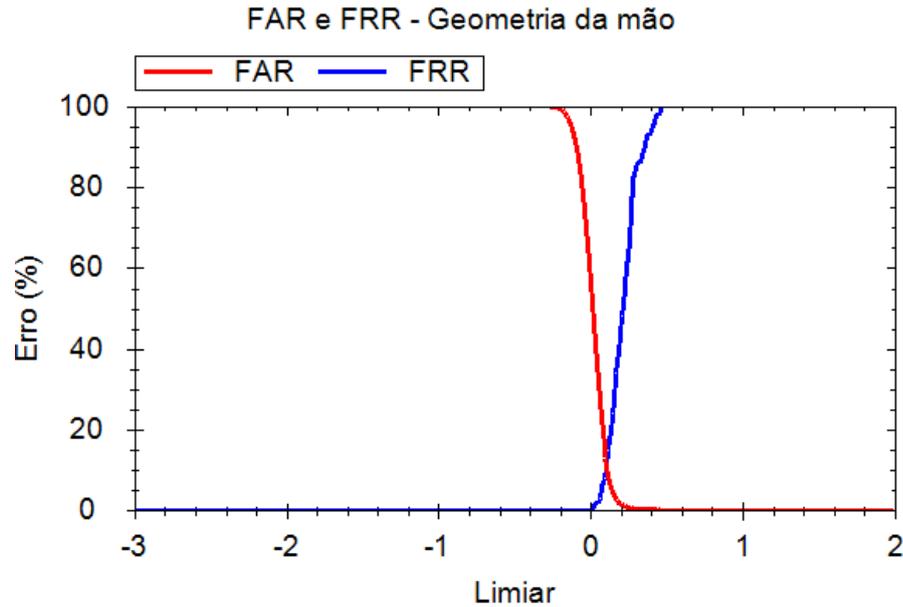


FIGURA 64 – FAR E FRR OBTIDAS PARA A GEOMETRIA DA MÃO DO BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

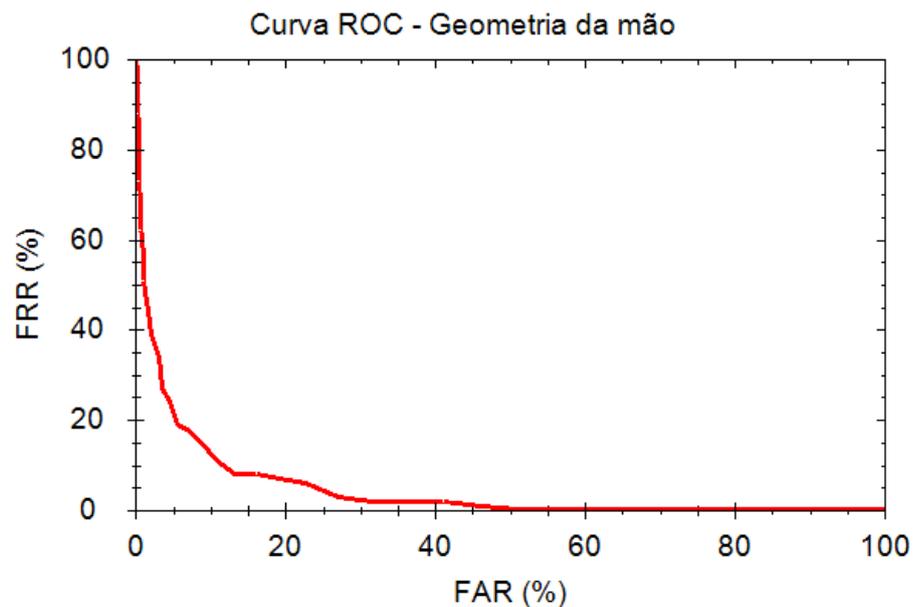


FIGURA 65 – CURVA ROC OBTIDA PARA A GEOMETRIA DA MÃO DO BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

O valor obtido para a EER foi alto e se deve ao fato do equipamento para aquisição permitir variação na profundidade e inclinação dos dedos, conforme exposto anteriormente. Não foi possível comparar o resultado obtido para a geometria da mão, pois não existem trabalhos anteriores baseados nessa biometria para o banco CASIA (CASIA-MS-Palprint V1).

Mesmo sabendo dos problemas existentes para o banco CASIA (CASIA-MS-Palprint V1) com relação a geometria da mão, a mesma foi utilizada devido ao fato

que, juntamente com a impressão palmar e as veias da palma da mão, a geometria é capaz de auxiliar na discriminação dos indivíduos, ajudando assim a melhorar o desempenho do sistema.

#### 4.1.2 Impressão palmar

Os testes da impressão palmar também foram realizados com ambos os bancos, para análise dos resultados obtidos. Nos testes realizados com o banco de Boreki (2003) foi obtida uma EER de 2,6% para a impressão palmar, sendo menor que o resultado obtido para a geometria da mão que corresponde a 3,6%. Na Figura 66 é possível visualizar as curvas FAR e FRR obtidas para a autenticação através da impressão palmar.

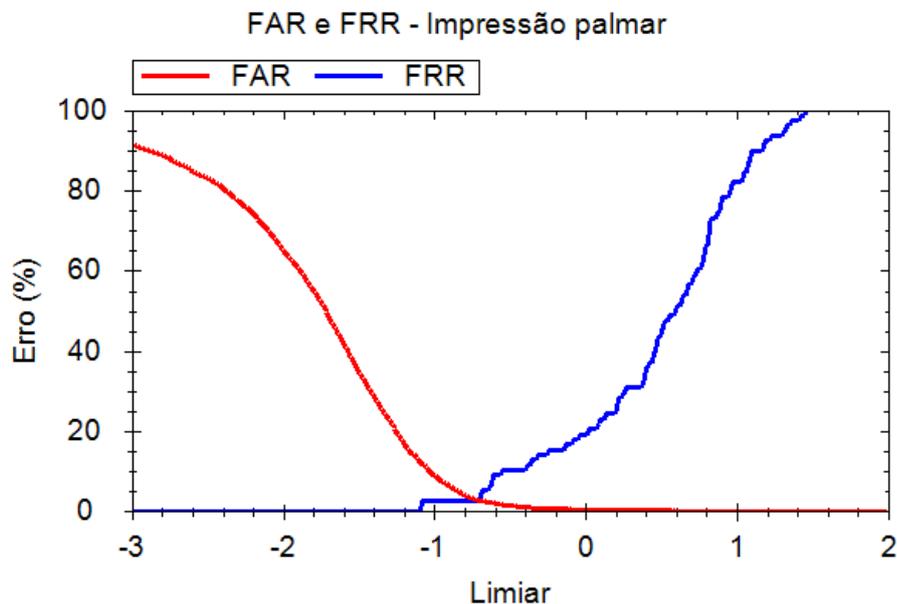


FIGURA 66 – FAR E FRR OBTIDAS PARA A IMPRESSÃO PALMAR DO BANCO BOREKI  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Na Figura 67 pode ser visualizada a curva ROC obtida para o mesmo caso, em que é possível verificar que a curva se encontra mais próxima dos eixos do gráfico do que no teste da geometria da mão, entretanto, o ajuste do valor de limiar para diminuição da FAR ainda resulta em um alto valor de FRR.

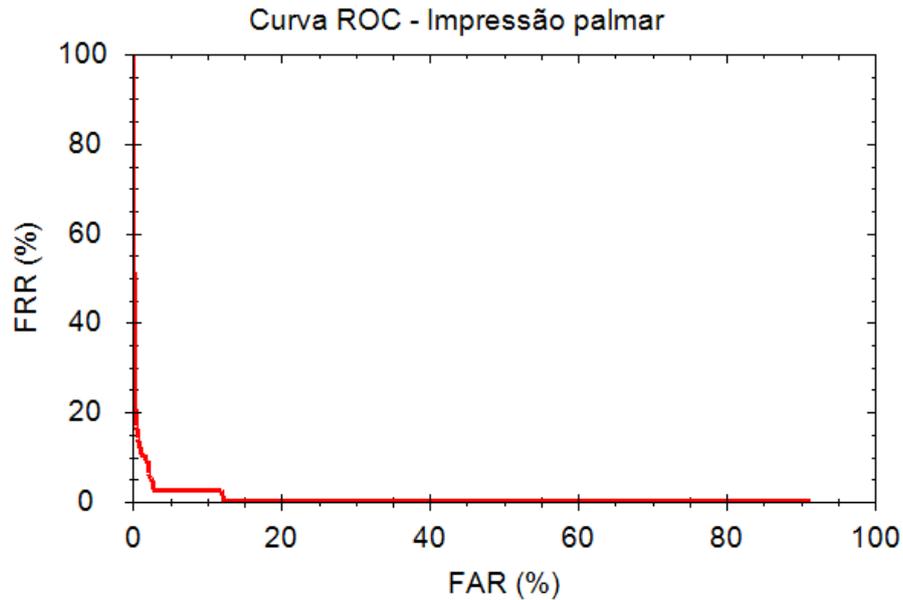


FIGURA 67 – CURVA ROC OBTIDA PARA A IMPRESSÃO PALMAR DO BANCO BOREKI  
 FONTE: O AUTOR (2015)

O banco CASIA (CASIA-MS-Palprint V1) também apresentou melhores resultados se comparado com os resultados da geometria da mão. A EER obtida é de 9% para a impressão palmar contra 11% para a geometria da mão. As taxas de erro são apresentadas na Figura 68.

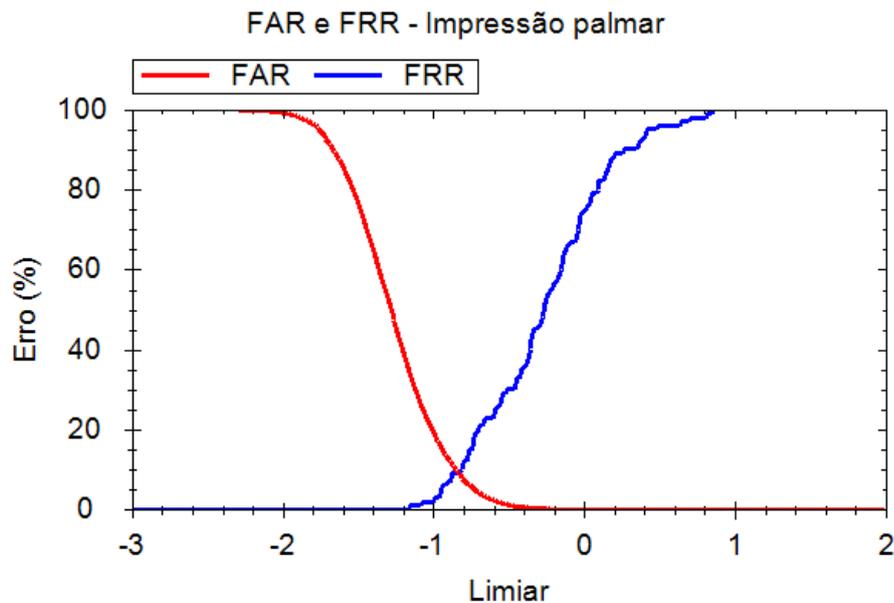


FIGURA 68 – FAR E FRR OBTIDAS PARA A IMPRESSÃO PALMAR DO BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

A curva ROC é apresentada na Figura 69, onde é possível visualizar que a curva ROC ainda está distante dos eixos do gráfico, e, da mesma forma que

anteriormente, qualquer ajuste para diminuição da FAR resulta em valores altos da FRR.

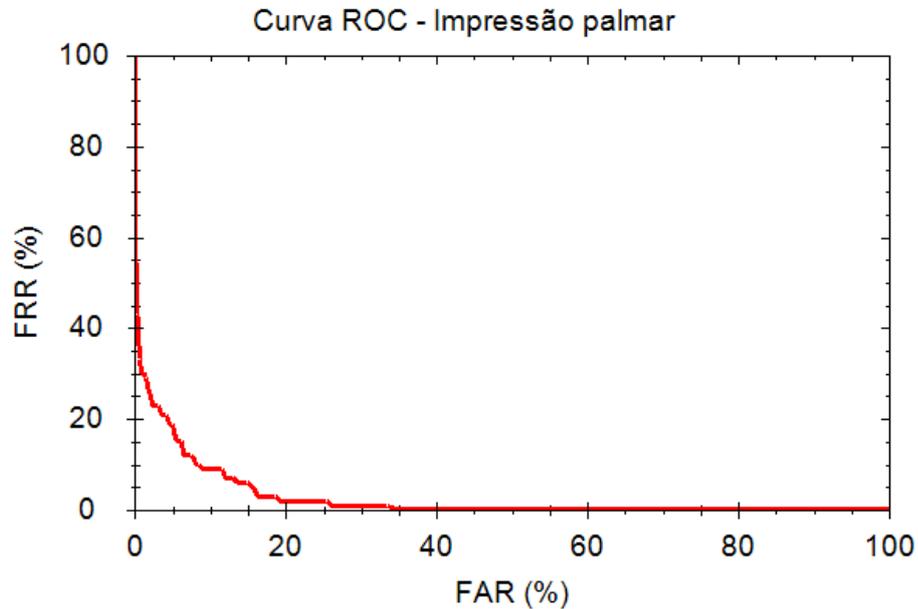


FIGURA 69 – CURVA ROC OBTIDA PARA A IMPRESSÃO PALMAR DO BANCO CASIA  
FONTE: O AUTOR (2015)

Na Tabela 7 são apresentados os resultados obtidos para trabalhos desenvolvidos anteriormente baseados na impressão palmar utilizando o banco CASIA (CASIA-MS-Palprint V1) em comparação com o resultado deste trabalho.

TABELA 7 – RESULTADOS OBTIDOS NOS TRABALHOS QUE UTILIZARAM O BANCO CASIA BASEADOS NA IMPRESSÃO PALMAR

Autor	Espectros utilizados	Resultados
Hao et al. (2008)	460nm; 460nm e luz branca; 700nm e luz branca.	Imagens 460nm: • EER = 0,67% 460nm e luz branca: • EER = 0,50% 700nm e luz branca: • EER = 0,58%
Kisku et al. (2010)	Todos	EER conj. 1 = 3,97% EER conj. 2 = 3,12%
Khan et al. (2011)	460nm; Todos	Imagens 460nm: • EER = 0,828% Todas as imagens: • EER = 0,3%
Bouchemha et al. (2013)	Todos	FAR = 2,3% FRR = 1,4%
Canestraro (2015)	460nm	EER = 9%

FONTE: O AUTOR (2015)

Através da análise da Tabela 7 é possível verificar que os resultados obtidos pelos trabalhos anteriores foram melhores e a seguir serão discutidos os motivos para tanto.

Primeiramente, os trabalhos utilizam imagens em mais de um espectro eletromagnético, e, portanto, o correto é considerar que os sistemas desenvolvidos são multimodais baseados na impressão palmar e nas veias da palma da mão, visto que nos diferentes espectros são extraídas características de ambas as biometrias.

Dois trabalhos (HAO et al., 2008; KHAN et al., 2011) utilizaram imagens de ambas as mãos, e utilizaram menos amostras para treinamento realizando um número maior de combinações para testes do sistema. Khan et al. (2011) desenvolveu um algoritmo de localização e correção de erros de localização entre as ROIs da mesma pessoa. Kisku et al. (2010) realizou a otimização das características utilizando otimização por colônia de formigas, o que reduziu o espaço de características podendo ter auxiliado no resultado da verificação.

Hao et al. (2008) e Khan et al. (2011), que obtiveram os melhores resultados, propuseram métodos mais eficientes e robustos, a fusão das imagens em nível de *pixels* e a representação do código de contorno (*Contour Code*), respectivamente. Neste trabalho, não foram utilizados métodos propostos em trabalhos anteriores, porque procurou-se testar a utilização de métodos diferenciados e que extraíssem tanto características globais quanto características locais, para uma análise mais direcionada para as linhas presentes na palma, pois utilizando-se apenas dados extraídos da textura acaba-se por considerar também as veias existentes na palma da mão.

#### 4.1.3 Veias da palma da mão

As veias da palma da mão só podem ser extraídas do banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1), que possui imagens adquiridas em diversos espectros eletromagnéticos. Foram realizados testes com as duas regiões de interesse extraídas: a mão inteira e apenas a região da palma.

A EER obtida para a autenticação utilizando as características extraídas da mão inteira foi de 5,8%. As curvas das taxas de erro podem ser visualizadas na Figura 70 e a curva ROC é apresentada na Figura 71. A curva encontra-se mais próxima dos eixos do gráfico, entretanto, ainda não foi possível realizar um ajuste do limiar para diminuir a FAR sem aumentar a FRR para valores altos.

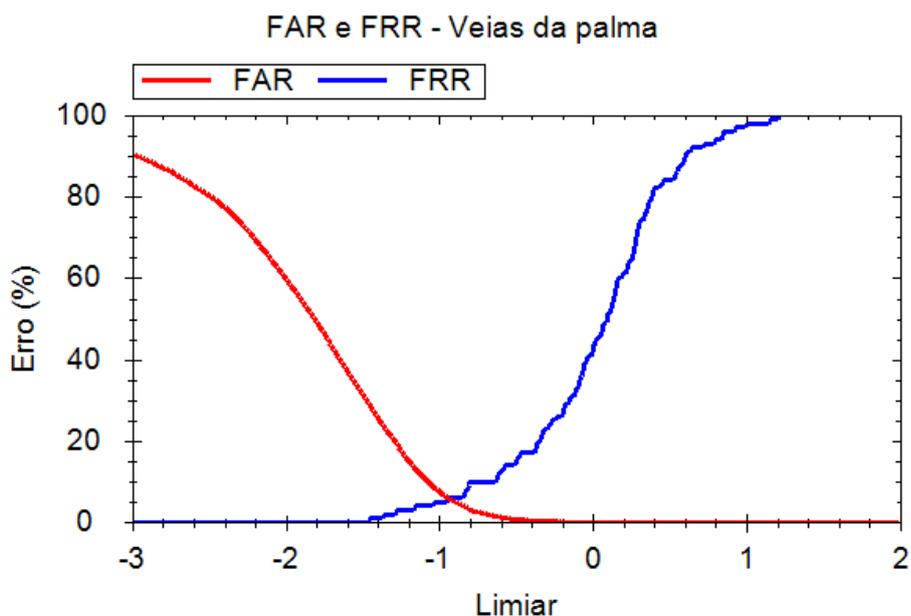


FIGURA 70 – FAR E FRR OBTIDAS PARA AS VEIAS DA PALMA DA MÃO INTEIRA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

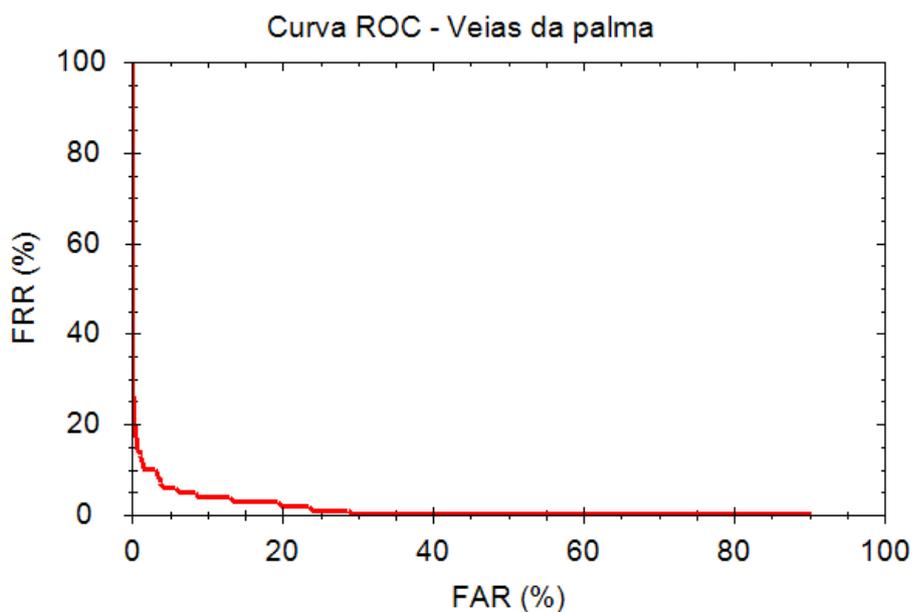


FIGURA 71 – CURVA ROC OBTIDA PARA AS VEIAS DA PALMA DA MÃO INTEIRA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Para a região de interesse definida na palma da mão, a EER obtida foi de 2,1%, sendo menor do que quando considerada a mão inteira. As curvas FAR e FRR podem ser visualizadas na Figura 72. Nesse caso, o valor de limiar pode ser ajustado resultando em uma FAR de 0,07% para uma FRR de 5%, sendo possível obter mais segurança sem resultar em um valor muito alto para a taxa de falsa rejeição. A curva ROC resultante é apresentada na Figura 73, em que é possível observar que a curva se encontra bem próxima dos eixos do gráfico.

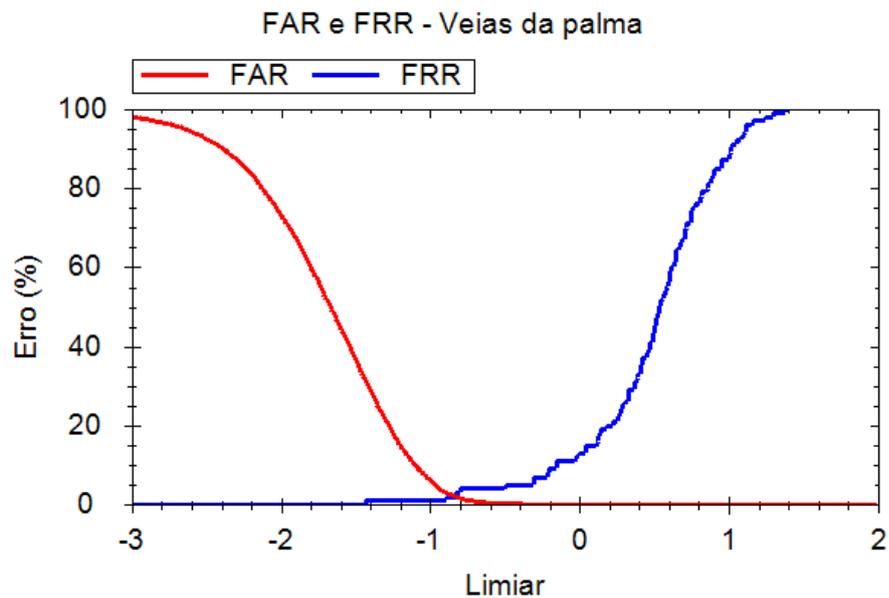


FIGURA 72 – FAR E FRR OBTIDAS PARA AS VEIAS DA PALMA DA MÃO NA REGIÃO DA PALMA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

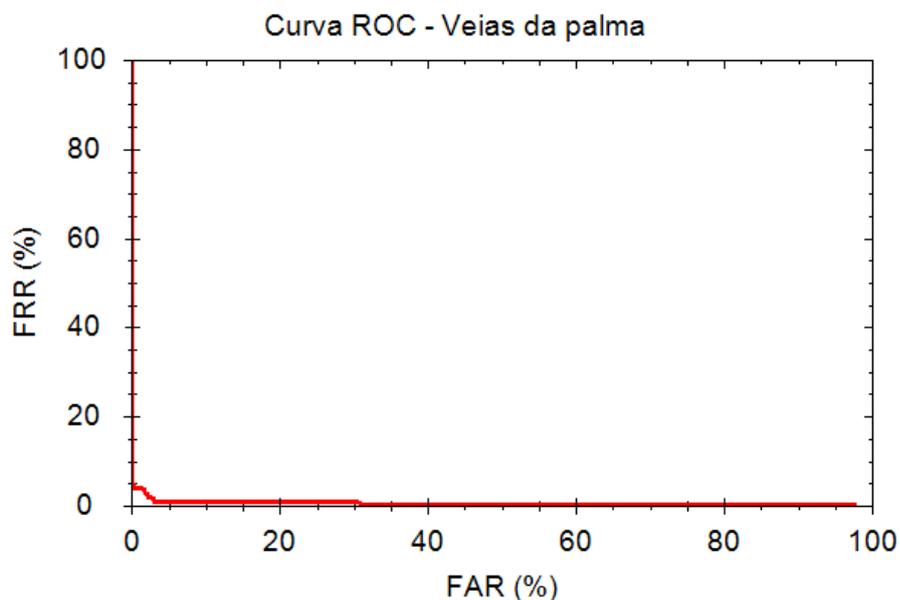


FIGURA 73 - CURVA ROC OBTIDA PARA AS VEIAS DA PALMA DA MÃO NA REGIÃO DA PALMA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Portanto, o teste realizado com a região menor extraída da palma apresentou os melhores resultados, e nos testes realizados com a fusão das biometrias foram utilizadas as características extraídas dessa região de interesse.

Na Tabela 8 são apresentados os resultados obtidos para trabalhos desenvolvidos anteriormente baseados nas veias da palma da mão utilizando o banco CASIA (CASIA-MS-Palmpriint V1) bem como os resultados obtidos neste trabalho.

TABELA 8 – RESULTADOS OBTIDOS NOS TRABALHOS QUE UTILIZARAM O BANCO CASIA BASEADOS NAS VEIAS DA PALMA DA MÃO

<b>Autor</b>	<b>Espectros utilizados</b>	<b>ROI</b>	<b>Resultados</b>
Zhou e Kumar (2010)	850nm	Região da palma	EER = 0,38%
Mirmohamadsadeghi e Drygajlo (2011)	940nm	Região da palma	EER = 0,4% (LBP) EER = 0,09% (LDP)
Fischer et al. (2012)	940nm	Região da palma	FAR = 0% FRR = 1,7%
Yuan e Li. (2012)	850nm e 940nm (escolhido visualmente)	Mão inteira	EER = 5%
Kang et al. (2014)	940nm	Mão inteira	EER = 0,996%
Yan et al. (2015)	700nm, 850nm e 940nm	Mão inteira	EER = 0,16%
Canestraro (2015)	940nm	Mão inteira	EER = 5,8%
Canestraro (2015)	940nm	Região da palma	EER = 2,1%

FONTE: O AUTOR (2015)

Analisando a Tabela 8 é possível visualizar que os resultados obtidos pelos trabalhos anteriores são abaixo de 1% enquanto o resultado obtido para o método utilizado foi de 2,1%. O resultado foi melhor apenas que o trabalho de Yuan e Li (2012).

Kang et al. (2014) utilizaram o algoritmo SIFT que é robusto a mudanças na escala, rotação e ângulo de visualização, compensando assim a variação na profundidade e na inclinação da mão e dos dedos que ocorre nas imagens do banco.

Zhou e Kumar (2010) testaram quatro métodos para extração das características e ao final realizaram a fusão de todos os métodos.

Mirmohamadsadeghi e Drygajlo (2011) utilizaram LBP em sub-regiões da ROI, entretanto, realizou o redimensionamento das mesmas para um mesmo tamanho. Em seguida, para calcular a distância entre as amostras utilizaram a técnica de intersecção de histogramas. Neste trabalho, para realizar a classificação dos valores gerados pelo LBP utilizou-se SVM que foi a técnica utilizada nas outras biometrias.

Fischer et al. (2012) excluíram as imagens com muita variação no posicionamento, identificadas através de inspeção visual, devido ao fato que o método utilizado pelos autores aceita apenas um determinado grau de variação nas imagens. Nesse caso, o autor elimina possíveis erros causados por essas imagens que são utilizados no trabalho desenvolvido.

Yuan e Li (2012) escolheram visualmente as imagens entre os espectros de 850nm e 940nm que as veias estavam mais destacadas, portanto, as imagens em que as veias não estão completamente aparentes não foram utilizadas. Yan et al. (2015) utilizaram três espectros, entretanto o de 850nm foi usado para realizar o treinamento e os espectros de 700nm e 940nm para testes, não sendo realizada a fusão dos mesmos, o que deixa dúvidas sobre os resultados obtidos, pois cada espectro apresenta diferentes características.

#### 4.1.4 Multimodal utilizando geometria da mão e impressão palmar

O primeiro teste de biometria multimodal foi feito com a combinação das características extraídas da geometria da mão e da impressão palmar. O sistema foi testado em ambos os bancos de imagens.

Para poder utilizar os dados extraídos das duas biometrias, a fusão foi realizada em nível de características. Portanto, extraiu-se 21 medidas da geometria da mão e 117 características da palma da mão, totalizando 138 características ao realizar a fusão.

Para o banco de dados de Boreki (2013) o resultado obtido foi uma EER de 1,3%, ainda menor que os 2,6% obtidos para a impressão palmar. Na Figura 74 são apresentadas as curvas FAR e FRR geradas pelo teste.

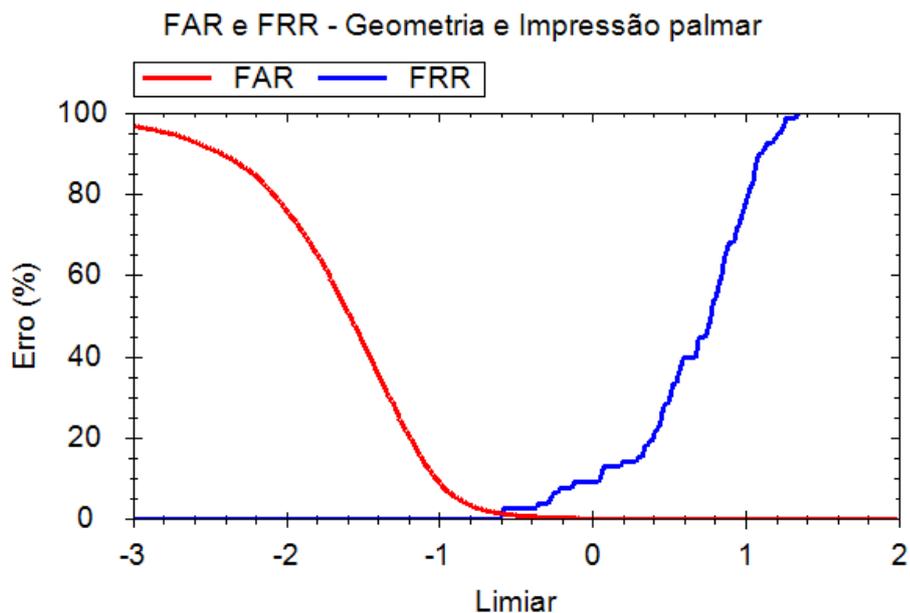


FIGURA 74 - FAR E FRR OBTIDAS PARA A COMBINAÇÃO DA GEOMETRIA DA MÃO COM A IMPRESSÃO PALMAR PARA O BANCO DE BOREKI  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Na Figura 75 é apresentada a curva ROC, em que é possível visualizar que a curva está bem próxima dos eixos do gráfico permitindo ajustes para maior segurança. O valor de limiar pode ser ajustado para obter uma FAR de 0,29% com uma FRR de 3,8%.

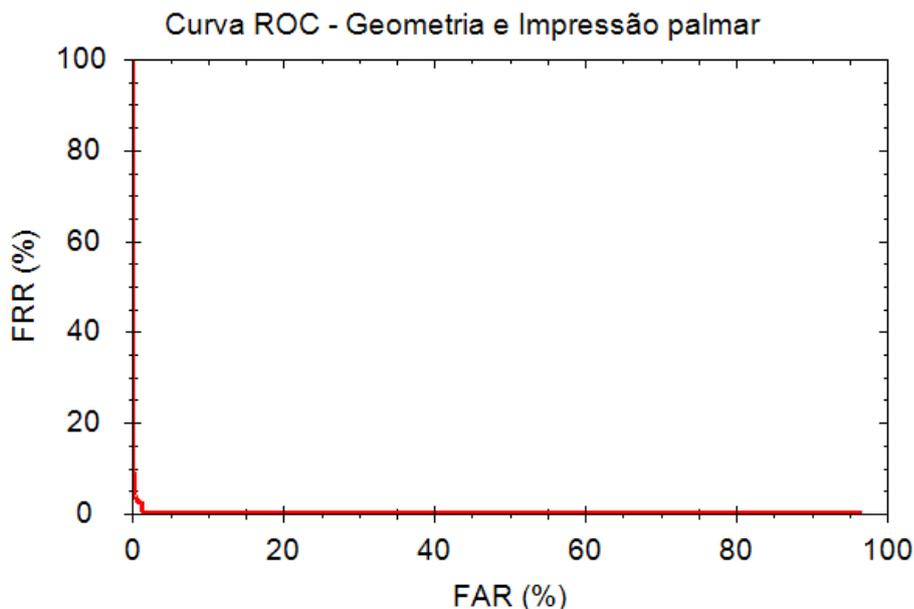


FIGURA 75 - CURVA ROC OBTIDA PARA A COMBINAÇÃO DA GEOMETRIA DA MÃO COM A IMPRESSÃO PALMAR PARA O BANCO DE BOREKI  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1), o resultado obtido foi uma EER de 2,4%. Comparada com as taxas obtidas para a geometria da mão (11%) e para a impressão palmar (9%), a união das biometrias apresentou uma melhora significativa. As taxas de erro podem ser visualizadas na Figura 76 e a curva ROC é apresentada na Figura 77.

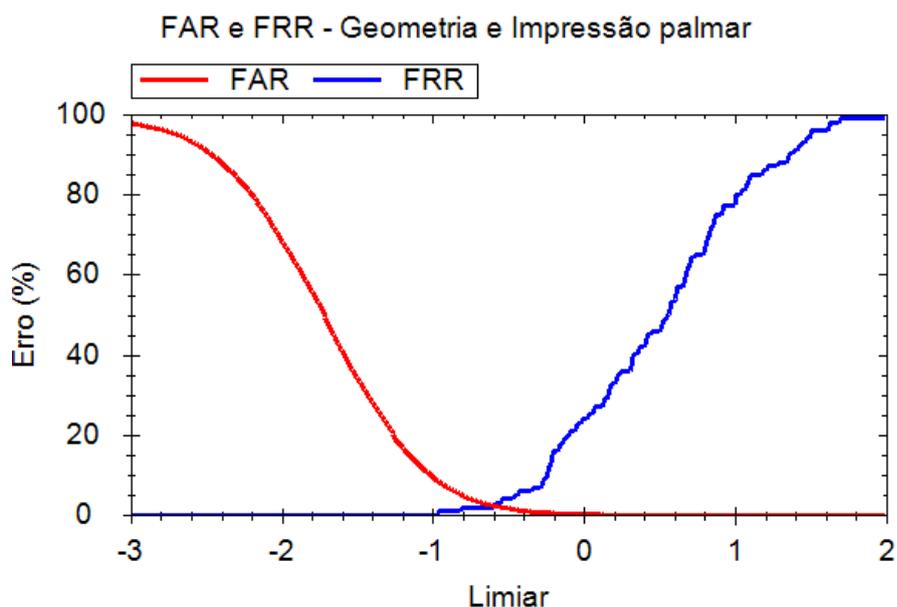


FIGURA 76 – FAR E FRR OBTIDAS PARA A COMBINAÇÃO DA GEOMETRIA DA MÃO COM A IMPRESSÃO PALMAR PARA O BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

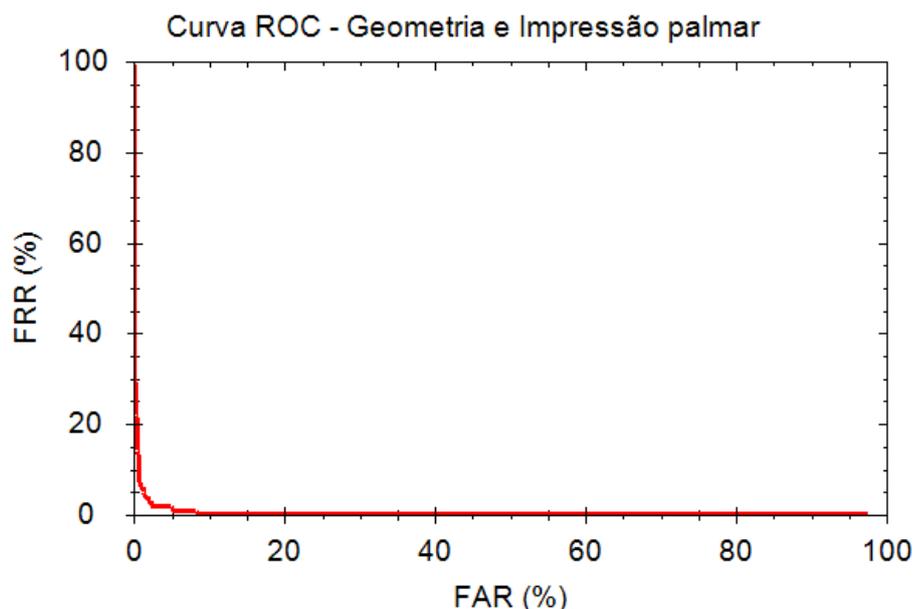


FIGURA 77 – CURVA ROC OBTIDA PARA A COMBINAÇÃO DA GEOMETRIA DA MÃO COM A IMPRESSÃO PALMAR PARA O BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Através do ajuste do valor de limiar foi possível obter uma FAR de 1,2% para uma FRR de 5%, aumentando assim a segurança do sistema.

Comparando novamente os resultados obtidos para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1) com os resultados apresentados na Tabela 7, que apresenta os resultados de trabalhos anteriores para características extraídas da impressão palmar, é possível observar a melhora no desempenho do sistema resultante da fusão das biometrias.

A EER obtida foi menor do que as apresentadas por Kisku et al. (2010) que obteve 3,97% e 3,12% utilizando as imagens em todos os espectros.

#### 4.1.5 Multimodal utilizando geometria da mão e veias da palma da mão

O segundo teste de biometria multimodal foi realizado através da combinação das características extraídas da geometria da mão e das veias da palma da mão, que foi executado apenas para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1), que possui imagens disponíveis para análise de ambas as biometrias.

No total foram utilizadas 965 características, sendo 21 medidas da geometria mão e 944 padrões calculados pelo descritor de textura para as veias.

As curvas das taxas de erro podem ser visualizadas na Figura 78, em que a EER é igual a 7%. O resultado é menor do que o obtido para a geometria da mão (11%), entretanto, é maior do que o apresentado pelas veias (2,1%). Sendo assim, é possível concluir que as características das veias são capazes de melhorar o resultado final da geometria da mão, porém os problemas existentes nas imagens do banco com relação a geometria não ajudam a melhorar o resultado das veias da palma da mão.

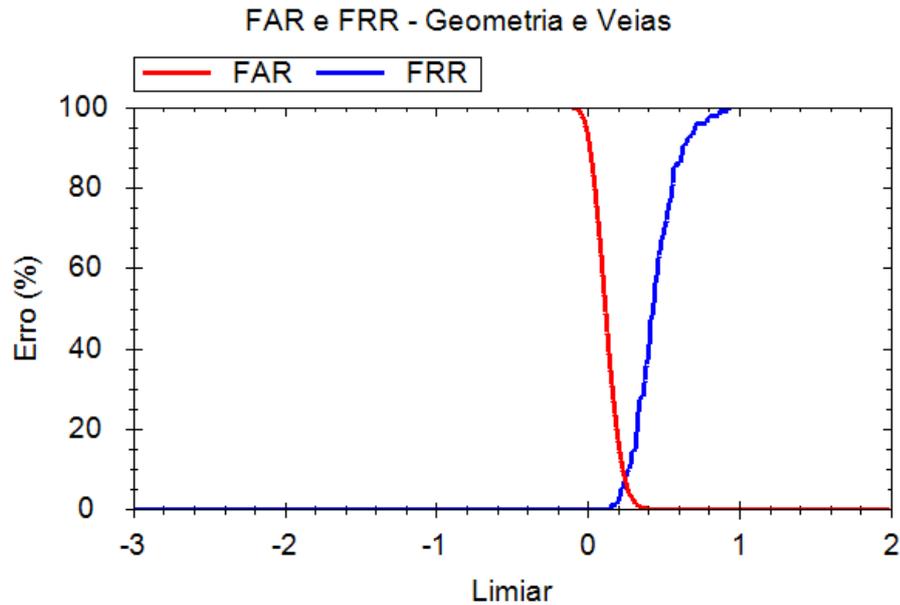


FIGURA 78 - FAR E FRR OBTIDAS PARA A COMBINAÇÃO DA GEOMETRIA DA MÃO COM AS VEIAS DA PALMA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

A curva ROC resultante do teste é apresentada na Figura 79, na qual a curva não está próxima dos eixos do gráfico. Dessa maneira, não foi possível realizar um ajuste para diminuir a FAR sem um conseqüente aumento significativo na FRR.

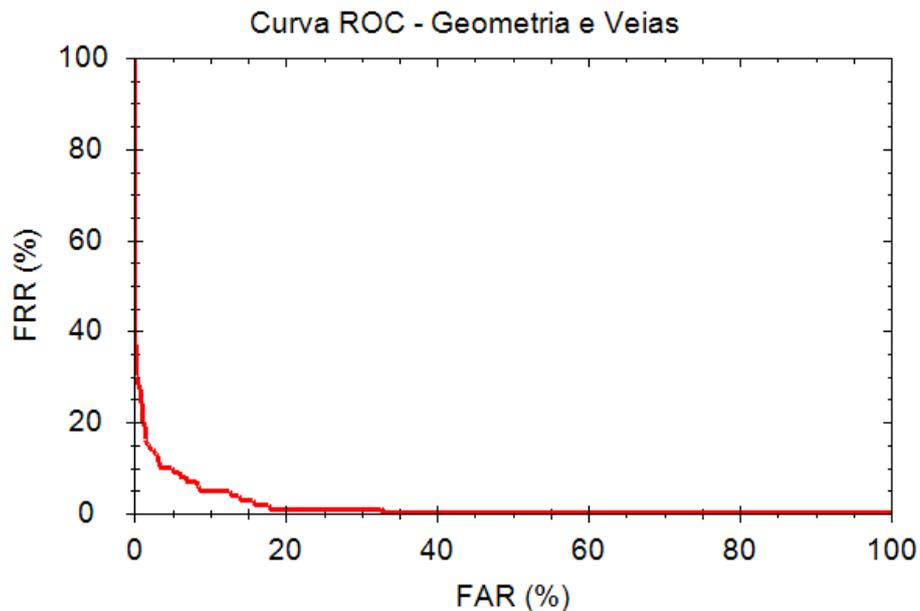


FIGURA 79 - CURVA ROC OBTIDA PARA A COMBINAÇÃO DA GEOMETRIA DA MÃO COM AS VEIAS DA PALMA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

#### 4.1.6 Multimodal utilizando impressão palmar e veias da palma da mão

Outro teste de biometria multimodal realizado foi a combinação das características extraídas da impressão palmar e das veias da palma da mão, que também foi realizado apenas para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1) devido as imagens disponíveis.

As 117 características da impressão palmar foram concatenadas com as 944 características das veias da palma da mão em um único vetor, totalizando 1061 características ao realizar a fusão.

A EER apresentada foi de 2%, sendo menor que as taxas obtidas para as biometrias separadas, que foi de 9% para a impressão palmar e 2,1% para as veias da palma da mão. As curvas FAR e FRR resultantes podem ser visualizadas na Figura 80.

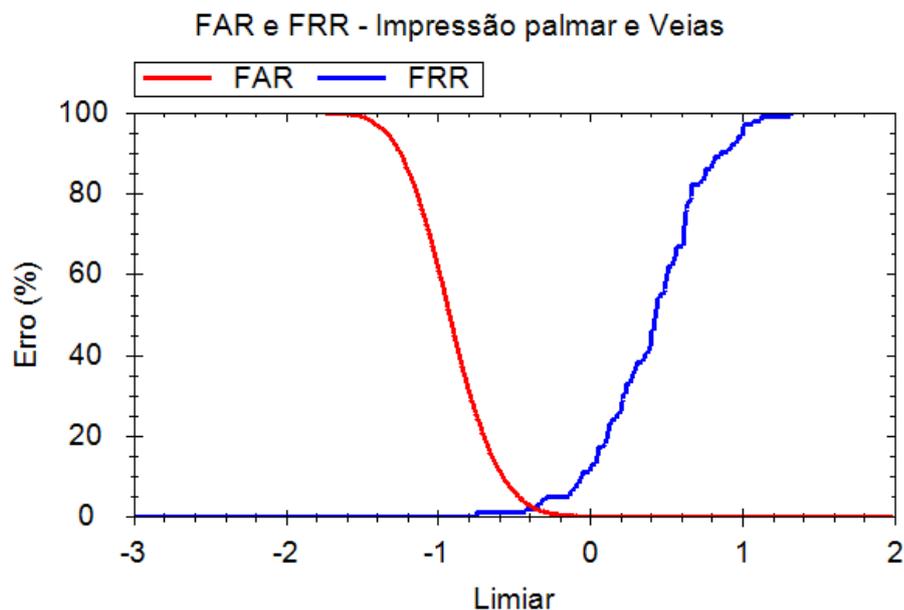


FIGURA 80 - FAR E FRR OBTIDAS PARA A COMBINAÇÃO DA IMPRESSÃO PALMAR COM AS VEIAS DA PALMA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Na Figura 81 é apresentada a curva ROC obtida, na qual pode-se visualizar que é possível realizar ajustes para aumentar a segurança do sistema. Ajustando a FAR para 0,24% obteve-se uma FRR de 5%.

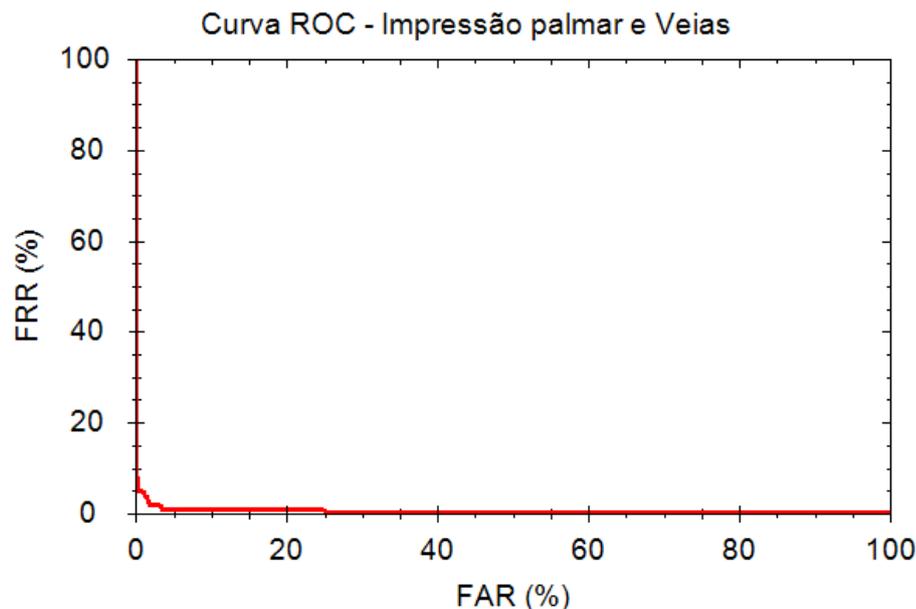


FIGURA 81 - CURVA ROC OBTIDA PARA A COMBINAÇÃO DA IMPRESSÃO PALMAR COM AS VEIAS DA PALMA DA MÃO  
 FONTE: O AUTOR (2015)

#### 4.1.7 Multimodal utilizando geometria da mão, impressão palmar e veias da palma da mão

Por fim, foi realizada a combinação das características extraídas da geometria da mão, da impressão palmar e das veias da palma da mão. Novamente, o sistema foi testado apenas no banco de dados CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1) que possui imagens em diversos espectros apresentando todas as características.

A fusão das biometrias também foi realizada em nível de características. As 944 características de textura extraídas das veias da palma foram unidas com as 21 características extraídas da geometria e as 117 da impressão palmar, totalizando 1082 características extraídas.

O teste apresentou uma EER de 1,4%, sendo menor que o resultado de todos os testes realizados anteriormente. Na Figura 82 são apresentadas as curvas das taxas de erro, em que é possível visualizar que os valores próximos à intersecção não variam muito permitindo ajuste das taxas para optar entre conveniência ou segurança conforme a necessidade. Por exemplo, foi possível ajustar a FAR para 0,6% aumentando a segurança do sistema e obtendo uma FRR de 5%.

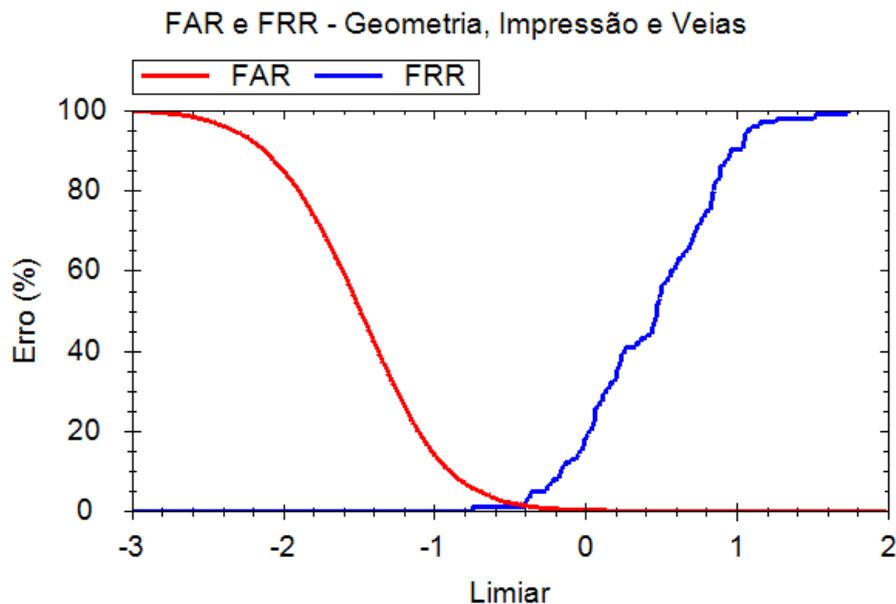


FIGURA 82 – FAR E FRR OBTIDAS PARA A COMBINAÇÃO DE TODAS AS BIOMETRIAS EXTRAÍDAS DO BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

Na Figura 83 é apresentada a curva ROC, em que as taxas estão bem próximas dos eixos dos gráficos.

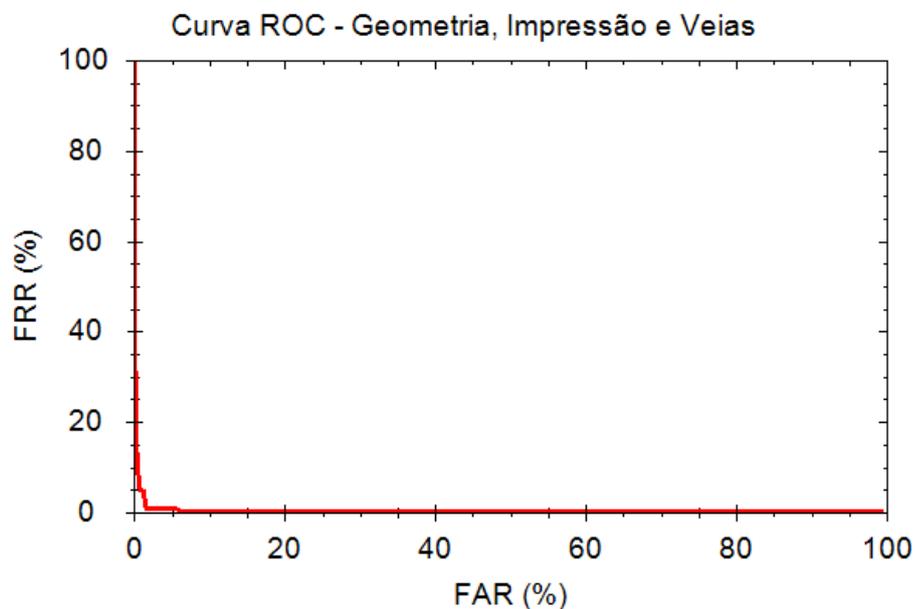


FIGURA 83 – CURVA ROC OBTIDA PARA A COMBINAÇÃO DE TODAS AS BIOMETRIAS EXTRAÍDAS DO BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

É possível comparar os resultados apresentados para os trabalhos anteriores na Tabela 7 e na Tabela 8 com o resultado obtido pelo método multimodal unindo as três biometrias. O método desenvolvido obteve uma EER menor do que as

apresentadas por Kisku et al. (2010) igual a 3,97% e 3,12% e Yuan e Li (2012) igual a 5%. Bouchemha et al. (2013) apresentou uma FRR de 1,4% para a FAR de 2,3% enquanto o sistema desenvolvido obteve uma FRR de 1% para a mesma FAR.

Conforme citado anteriormente, Fischer et al. (2012) excluiu através de inspeção visual, as imagens com muita variação no grau de posicionamento. Esse fato pode influenciar no resultado obtido, visto que no trabalho desenvolvido essas imagens não foram excluídas.

Os outros trabalhos ainda apresentam uma EER mais baixa do que a obtida. Para melhores resultados, é possível implementar um dos métodos mais robustos desenvolvidos anteriormente para a impressão palmar e para as veias, como o código de contorno (KHAN et al., 2011).

## 4.2 RESUMO DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS

A Tabela 9 apresenta um resumo dos valores obtidos para a EER de todas as biometrias testadas para ambos os bancos de dados.

TABELA 9 – RESUMO DA EER OBTIDA PARA AS BIOMETRIAS TESTADAS

<b>Biometria</b>	<b>CASIA</b>	<b>BOREKI</b>
Geometria da mão	11%	3,6%
Impressão palmar	9%	2,6%
Veias da palma	2,1%	-
Geometria e impressão palmar	2,4%	1,3%
Geometria e veias da palma	7%	-
Impressão palmar e veias da palma	2%	-
Geometria, impressão palmar e veias da palma	1,4%	-

FONTE: O AUTOR (2015)

A comparação entre todas as curvas ROC obtidas para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1) é apresentada na Figura 84, em que é possível fazer uma análise de todos os resultados.

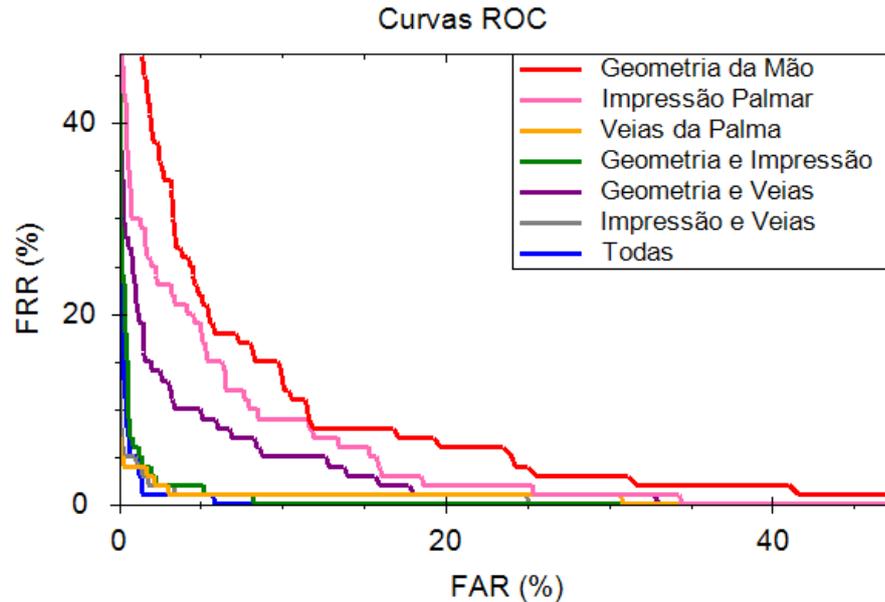


FIGURA 84 - COMPARAÇÃO ENTRE AS CURVAS ROC OBTIDAS PARA TODOS OS EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O BANCO CASIA  
 FONTE: O AUTOR (2015)

É possível visualizar que, com exceção da combinação da geometria da mão e das veias da palma, as biometrias multimodais apresentaram resultados significativamente melhores que as biometrias sozinhas, pois as curvas ROC das biometrias multimodais estão próximas dos eixos do gráfico. Apesar da combinação da geometria com as veias ter apresentado um resultado pior do que o teste somente com as veias, a solução foi melhor do que para o teste utilizando só a geometria. E ainda, a geometria auxiliou na discriminação dos indivíduos quando foi realizado o teste com a combinação de todas as biometrias extraídas da mão.

Na Figura 85 é apresentada a comparação das curvas ROC construídas para os três testes realizados com o banco de dados de Boreki (2003). Apesar de a impressão palmar ter apresentado uma EER menor do que a geometria da mão é possível observar que as curvas ROC de ambas se encontram próximas. O método multimodal, combinando as características extraídas de ambas as biometrias, apresentou resultados melhores, pois a curva se encontra bem mais próxima dos eixos do gráfico.

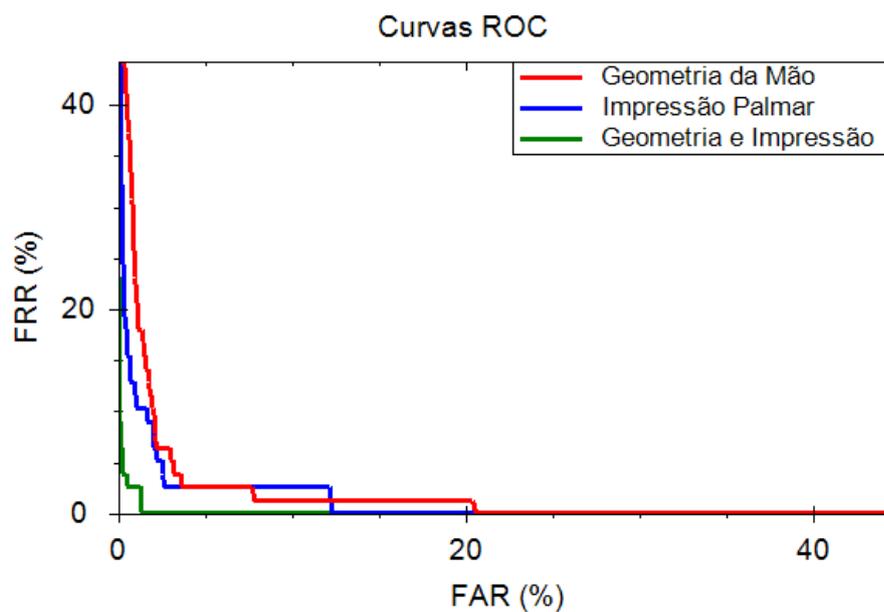


FIGURA 85 - COMPARAÇÃO ENTRE AS CURVAS ROC OBTIDAS PARA TODOS OS EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O BANCO DE BOREKI  
FONTE: O AUTOR (2015)

## 5 CONCLUSÃO

Em sistemas biométricos também existe a possibilidade de fraude, como por exemplo, através da utilização de moldes ou cadáveres. Um sistema biométrico multimodal dificulta o acesso de um impostor devido ao fato de se basear em diversas características extraídas de diferentes biometrias.

Neste trabalho foi proposto um método biométrico multimodal usando todas as biometrias da mão, através da combinação das características extraídas da geometria da mão, da impressão palmar e das veias da palma, que nunca foi realizado anteriormente para o banco de dados utilizado. Para tanto, foram utilizados algoritmos para realizar o pré-processamento das imagens e para extrair os vetores de características de todas as biometrias. Para a geometria da mão foram extraídas medidas com base no contorno da mão, para a impressão palmar foram utilizadas primitivas globais e locais e para as veias da palma foram extraídas características de textura. Apesar da disponibilidade de imagens em seis espectros diferentes, optou-se por utilizar apenas dois deles, o espectro de 460nm em que foi possível extrair as primitivas da geometria e da impressão palmar e o espectro de 940nm onde foram extraídas as características das veias. A utilização de apenas dois dos espectros se deve ao fato que, usando todos, as características da impressão palmar e das veias da palma acabam sendo misturadas e, também, pelo custo de processamento, que é multiplicado pela quantidade de espectros utilizados. Portanto, o uso de menos espectros torna o sistema mais viável de ser implementado comercialmente.

Os testes foram realizados com as três biometrias extraídas: geometria da mão, impressão palmar e veias da palma da mão e foram realizados testes de fusão realizando a combinação dessas biometrias. Assim foi possível comparar o desempenho obtido para cada uma com relação ao resultado alcançado através da fusão das mesmas. A classificação foi realizada através do algoritmo SVM da biblioteca LIBLINEAR, com auxílio do ambiente de programação MATLAB (MATLAB, 2012).

Utilizou-se o banco de imagens de Boreki (2003) para validar a metodologia desenvolvida para a geometria da mão e para fins de comparação entre os

resultados obtidos para outras biometrias testadas. Devido à obtenção de uma EER menor, foi provado que os métodos utilizados para processar as imagens da mão e as características extraídas da geometria da mão são válidos. Para o banco de dados de Boreki (2003), nossa metodologia apresentou uma EER de 1,3% para a fusão da geometria e da impressão palmar, 2,6% somente para a impressão palmar e 3,6% no cálculo para a geometria da mão. Portanto, além de validar a metodologia da geometria, foi possível comprovar que a fusão das características apresentou melhores resultados.

Para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1), a metodologia desenvolvida apresentou uma EER de 1,4% para a combinação das três biometrias, 2,4% para a combinação da geometria da mão com a impressão palmar, 7% para a fusão da geometria da mão com as veias da palma, 2% para o cálculo da impressão palmar com as veias da palma, 2,1% para as veias da palma da mão, 9% para a impressão palmar e 11% para a geometria da mão.

Apesar de saber que para o banco CASIA (CASIA-MS-Palmprint V1) a geometria da mão não apresentaria bons resultados devido ao problema de posicionamento do equipamento de aquisição a mesma foi realizada porque, quando unida com as outras biometrias utilizadas, é capaz de auxiliar na discriminação dos indivíduos, contribuindo para um melhor desempenho do sistema o que pode ser comprovado através dos resultados obtidos para a fusão com a impressão palmar e com todas as biometrias.

A única fusão que não apresentou resultados melhores que as biometrias separadas foi a combinação da geometria com as veias, entretanto, as veias foram capazes de melhorar o desempenho do teste executado baseado somente na geometria.

Realizando a comparação com os trabalhos anteriormente desenvolvidos, existem resultados melhores do que os obtidos. Contudo, conforme a discussão apresentada anteriormente, os trabalhos que utilizaram a impressão palmar realizaram o processamento em mais de um espectro, extraindo assim tanto características da impressão palmar quanto das veias, dois deles utilizaram imagens de ambas as mãos (HAO et al., 2008; KHAN et al., 2011) e Khan et al. (2011) desenvolveram um algoritmo de detecção e correção de erros de localização entre ROIs. Ainda existem publicações que excluíram as imagens com muita variação no

posicionamento (FISCHER et al., 2012) e que selecionaram visualmente as imagens em que as veias estavam mais aparentes (YUAN; LI, 2012) eliminando possíveis erros causados por imagens que foram utilizadas neste projeto. E ainda Yan et al. (2015) realizou o treinamento com as imagens de um espectro e o teste com imagens de outros dois espectros, o que deixa dúvidas sobre os resultados obtidos.

Apesar disso, o sistema desenvolvido apresentou um valor satisfatório de erros iguais, através da extração de todas as biometrias da mão, usando características globais e locais e necessitando de um processamento menor, pois apenas imagens em dois espectros foram processadas.

Para ambos os bancos testados, através dos resultados obtidos é possível observar que os melhores desempenhos apresentados foram alcançados através da fusão das biometrias.

## 5.1 TRABALHOS FUTUROS

Analisando os resultados obtidos e pensando em melhorias para o sistema desenvolvido, são ideias para trabalhos futuros:

- Melhorar o algoritmo de ajuste de contraste da ROI, realizando um destaque maior nas linhas da palma e auxiliando a melhorar o resultado final de classificação, bem como o tornando mais abrangente para imagens de diversos bancos de dados;
- Testar a implementação de outros algoritmos de textura para extração das características da impressão palmar, como por exemplo, a transformada Wavelet e a transformada Curvelet citadas em trabalhos anteriores e que apresentaram bons resultados;
- Realizar a fusão em nível de pontuação e em nível de decisão para comparar os resultados obtidos, visto que são bastante utilizadas em outros trabalhos multimodais desenvolvidos;
- Implementar algoritmos para normalização das regiões de interesse para tratar variações no posicionamento proporcionadas pelo equipamento de aquisição;

- Utilizar algoritmos para otimização do espaço de características, capaz de extrair características redundantes e melhorar o resultado da classificação;
- Melhorar o algoritmo de classificação, implementando o algoritmo no sistema desenvolvido ou utilizando outras técnicas mais robustas de aprendizagem de máquinas.

## REFERÊNCIAS

- ABBAS, Asmaa M. J.; GEORGE, Loay E. "Palm Vein Recognition and Verification System Using Local Average of Vein Direction", *International Journal of Scientific & Engineering Research*, Vol. 5, No. 4, pp. 1026-1033, 2014.
- ASHISH, Saraf. "Design of a Hand Geometry Based Recognition System." Dissertação (Mestrado em Tecnologia) - Indian Institute of Technology Kanpur. Jan. de 2007.
- BHOKARE, Rajashree; JOSHI, M.A.; GAIKWARD, M. S. "Multispectral Palm Image Fusion : A Critical Review", *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, Vol. 2, No. 6, pp. 2159-2164, 2013.
- BOREKI, Guilherme. "Sistema de Controle de Acesso por IButton com Verificação Biométrica da Geometria da Mão". Dissertação (Engenharia da Computação) - Centro Universitário Positivo, Curitiba, 2003.
- BOUCHEMHA, Amel; DOGHMANE, Nourreddine; NAIT-ALI, Amine. "Level Feature Fusion of Multispectral Palmprint Recognition using the Ridgelet Transform and OAO Multi-class Classifier", *IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*, pp. 771-774, 2013.
- CANNY, John. "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, pp. 679-98, 1986.
- CASIA-MS-Palmprint V1. Disponível em: <http://biometrics.idealtest.org>
- CHANG, Chih-Chung; LIN, Chih-Jen. "LIBSVM : a library for support vector machines", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. Vol. 2, No. 3, 2011. Software disponível em: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- CHEN, Hong; VALIZADEGAN, Hamed; JACKSON, Carrie; SOLTYSIAK, Shannon, JAIN, Anil K. "Fake Hands: Spoofing Hand Geometry Systems", *The Biometric Consortium Conference*, pp. 2-3, 2005.
- CHORAS, Ryszard S.; CHORAS, Michael. "Hand Shape Geometry and Palmprint Features for the Personal Identification", *Proc. IEEE 6th International Conference on Intelligent System Design and Applications (ISDA'06)*, Vol. 2, pp. 1085-1090, 2006.
- COSTA, Luciano R.; OBELHEIRO, Rafael R.; FRAGA, Joni S. "Introdução à Biometria", *Livro-texto dos Minicursos, VI Simpósio Brasileiro em Segurança da Informação e de Sistemas Computacionais (SBSeg'2006)*, p.103-151, 2006. Disponível em: <http://www.das.ufsc.br/~rro/pubs/sbseg06-biometria.pdf>. Acesso em: 26 de dez. de 2013.

COVAVISARUCH, Nongluk; PRATEEPAMIRNKUL, Pipat; RUCHIKACHORN, Puripant; TAKSAPHAN, Piyanaat. "Personal Verification and Identification Using Hand Geometry", ECTI Transactions on Computer and Information Technology, Vol. 1, No. 2, pp. 134-140, 2005.

DE-SANTOS-SIERRA, Alberto; SÁNCHEZ-ÁVILA, Carmen; DEL POZO, Gonzalo B.; GUERRA-CASANOVA, Javier. "Unconstrained and Contactless Hand Geometry Biometrics", Sensors, Vol. 11, pp. 1043-1064, 2011

DOI, Junta; YAMANAKA, Masaaki. "Discrete Finger and Palmar Feature Extraction for Personal Authentication", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 54, No. 6, pp. 2213-2219, 2005.

ELNASIR, Selma; SHAMSUDDIN, Siti Mariyam." Palm Vein Recognition based on 2D-Discrete Wavelet Transform and Linear Discrimination Analysis", International Journal of Advances in Soft Computing and its Application, Vol. 6, No. 3, pp. 43-59, 2014.

EMGU CV. Version 2.3. [S.I.] Disponível em:  
[http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main\\_Page](http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page).

FAN, Rong-En; CHANG, Kai-Wei; HSIEH, Cho-Jui; WANG, Xiang-Rui; LIN, Chih-Jen. "LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification", Journal of Machine Learning Research, Vol. 9, pp. 1871-1874, 2008. Software disponível em:  
<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/liblinear>.

FISCHER, M; RYBNICEK, M.; TJOA, S. "A Novel Palm Vein Recognition Approach Based On Enhanced Local Gabor Binary Patterns Histogram Sequence", International Conference on Systems, Signals and Image Processing, pp. 429-432, 2012.

GANGOPADHYAY, Ahana; CHATTERJEE, Oindrila; CHATTERJEE, Amitava. "Hand shape based biometric authentication system using radon transform and collaborative representation based classification", IEEE Second International Conference on Image Information Processing, pp. 635-639, 2013.

GUO, Jing-Ming; HSIA, Chih-Hsein; LIU, Yun-Fu; YU, Jie-Cyun; CHU, Mei-Hui; LE, Thanh-Nam. "Contact-free hand geometry-based identification system", Expert System with Applications, Vol. 39, No. 14, pp. 11728-11736, 2012.

GUO, Zhenhua. "Online Multispectral Palmprint Recognition", Tese (PhD em Computação) –The Hong Kong Polytechnic University, Out de 2009.

HAN, Dong; GUO, Zhenhua; ZHANG, David. "Multispectral palmprint recognition using wavelet-based image fusion", International Conference on Signal Processing, pp. 2074-2077, 2008.

HAO, Ying; SUN, Zhenan; TAN, Tieniu. "Comparative Studies on Multispectral Palm Image Fusion for Biometrics", Proceedings of Asian Confererence on Computer Vision, Vol. 2, pp. 12-21, 2007.

HAO, Ying; SUN, Zhenan; TAN, Tieniu; REN Chao. "Multispectral Palm Image Fusion for Accurate Contact-Free Palmprint Recognition", Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 281-284, 2008.

IBIOMÉTRICA. "Biometria – Centro de Conhecimento". 2010. Disponível em: <[http://www.ibiometrica.com.br/biometria\\_sistemas.asp](http://www.ibiometrica.com.br/biometria_sistemas.asp)>. Acesso em: 14 de dez. de 2012.

JAIN, Anil K.; DUTA, Nicolae. "Deformable Matching of Hand Shapes for User Verification", Proc. 15th International Conf. on Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 857-861, 1999.

JAIN, Anil K.; ROSS, Arun; PANKATI, Sharath. "A Prototype Hand Geometry-based Verification System", 2nd Int'l Conference on Audio - and Video Based Biometric Person Authentication, pp. 166-171, 1999.

JAIN, Anil K.; ROSS, Arun; PRABHAKAR, Salil. "An Introduction to Biometric Recognition", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, No, 1, pp. 4-20, 2004.

JAIN, Anil K.; FLYNN, Patrick; ROOS, Arun. "Handbook of Biometrics". New York: Springer, 2007.

JIANG, Xiaoqian; XU, Wanhong; SWEENEY, Latanya; LI, Yiheng; GROSS, Ralph; YUROVSKY, Daniel. "New Directions in Contact Free Hand Recognition", IEEE International Conference on Image Processing, Vol. 2, pp. 389-392, 2007.

JUNIOR, João Domingos G. S. "Estimadores de Curvatura Baseados em Aproximações por Curvas Paramétricas", Dissertação (Mestrado em Matemática) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005. Disponível em: <[http://www.maxwell.lambda.ele.puc-rio.br/6223/6223\\_4.PDF](http://www.maxwell.lambda.ele.puc-rio.br/6223/6223_4.PDF)>. Acesso em: 20 de fev. de 2014.

KANG, Wenxiong; LIU, Yang; WU, Qiuxia; YUE, Xishun. "Contact-Free Palm-Vein Recognition Based on Local Invariant Features", PLoS ONE, Vol. 9, No. 5, pp. 1- 12, 2014.

KHAN, Zohaib; MIAN, Ajmar; YIQUN, Hu. "Contour Code: Robust and efficient multispectral palmprint encoding for human recognition", IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 1935-1942, 2011.

KISKU, Dakshina; GUPTA, Phalguni; SING, Jamuna; HWANG, Jinshong. "Multispectral Palm Image Fusion for Person Authentication Using Ant Colony Optimization", International Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics, pp. 1-7, 2010.

KONG, Adams; ZHANG, David. "Competitive coding scheme for palmprint verification", Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 520-523, 2004.

- KONG, Adams; ZHANG, David; KAMEL, Mohamed. "A survey of palmprint recognition", *Pattern Recognition*, Vol. 42, No. 7, pp. 1408-1418, 2009.
- KUMAR, Ajay; ZHANG, David. "Personal authentication using multiple palmprint representation", *Pattern Recognition*, Vol. 38, No. 10, pp. 1695-1704, 2005.
- KUMAR, Ajay; WONG, David C. M.; SHEN, Helen C.; JAIN, Anil K. "Personal authentication using hand images", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 27, No. 13, pp.1478-1486, 2006.
- LEE, Jen-Chun. "A novel biometric system based on palm vein image", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 33, No. 12, pp. 1520-1528, 2012.
- LE-QING, Zhu; SAN-YUAN, Zhang. "Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palm print", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, No. 12, pp. 1641-1649, 2010.
- LORENA, Ana Carolina; CARVALHO, André C.P.L.F. "Uma Introdução as *Support Vector Machines*", *RITA- Revista de Informática Teórica e Aplicada*, Vol. 14, No. 2, p. 43-67, 2007.
- MARDIA, Kanti V. e JUPP, Peter E. "Directional Statistics", John Wiley & Sons, England, 2000.
- MATLAB. Version R2012b. [S.I.]: MathWorks, 2012.
- MATOS, Helder J. S. "Reconhecimento Baseado na Geometria da Mão", Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores) – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, 2011.
- MATSUMOTO, Tsutomu; MATSUMOTO, Hiroyuki; YAMADA Koji; HOSHINO, Satoshi. "Impact of Artificial 'Gummy' Fingers on Fingerprint Systems." Yokohama National University, Japão, maio de 2002. Disponível em: <<http://cryptome.org/gummy.htm>>. Acesso em: 17 de dez. de 2012.
- MERAOUMIA, Abdallah; CHITROUB, Salim; BOURIDANE, Ahmed. "Do multispectral palmprint images be reliable for person identification?", *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 74, pp. 955-978, 2013.
- MICHAEL, Goh Kah Ong; CONNIE, Tee; TEOH, Andrew Beng Jin. "A contactless biometric system using multiple hand features", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 23, No. 7, pp. 1068-1084, 2012.
- MICROSOFT Visual Studio 2010 Ultimate. Version 4.0.30319. [S.I.]: Microsoft Corporation, 2010. CD-ROM.
- MIRMOHAMADSADEGHI, Leila; DRYGAJLO, Andrzej. "Palm Vein Recognition with Local Binary Patterns and Local Derivative Patterns", *International Joint Conference on Biometrics Compendium*, pp. 1-6, 2011.

MIURA, Naoto; NAGASAKA, Akio; MIYATAKE, Takafumi. "Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification", *Machine Vision and Applications*, Vol. 15, pp. 194-203, 2004.

MU, Meiru; RUAN, Qiuqi; GUO, Song. "Shift and gray scale invariant features for palmprint identification using complex directional wavelet and local binary pattern", *Neurocomputing*, Vol. 74, No. 17, pp. 3351-3360, 2011.

NATIONAL BIOMETRIC SECURITY PROJECT. "Biometric Technology Application Manual". Vol. 1, 2008.

NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL. "Hand Geometry". 2006. Disponível em: <<http://biometrics.gov/Documents/HandGeometry.pdf>> Acesso em 14 de dez. de 2012.

NOBLE, William Stafford. "Support vector machine applications in computational biology", *Kernel Methods in computational biology*, pp.71-92, 2004.

O'GORMAN, L. "Curvilinear Feature Detection from Curvature Estimation", *Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 8, pp.1116-1119, 1988.

OJALA, Timo; PIETIKÄINEN, Matti; MÄENPÄÄ, Topi. "A Generalized Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification", *International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR)*, 2001.

OJALA, Timo; PIETIKÄINEN, Matti; MÄENPÄÄ, Topi. "Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns", *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 24, pp. 971-987, 2002.

ONG, Michael G. K.; CONNIE, Tee; JIN, Andrew T. B.; LING, David N. C. "A single-sensor hand geometry and palmprint verification system", *Proceedings of the 2003 ACM SIGMM workshop on Biometrics methods and applications*, pp. 100-106, 2003.

OPENCV. Version 2.3.1. [S.l.] Disponível em: <http://opencv.org>.

OTSU, Nobuyuki. "A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66, 1979.

PALANIKUMAR, S; SASIKUMAR, M.; RAJEESH, J. "Palmprint Enhancement Using Discrete Curvelet Transform", *International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 8, NO. 4, pp. 313-139, 2011.

PALANIKUMAR, S; SAJAN, C. Minu; SASIKUMAR, M. "Advanced Palmprint Recognition using Unsharp Masking and Histogram Equalization", *IEEE Conference on Information and Communication Technologies*, pp. 47-52, 2013.

PEDRINI, Hélio e SCHWARTZ, William R. “Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações”. São Paulo: Thomson, 2008.

PEDROSA, Glauco V.; BARCELOS, Celia A. Z. “Detecção de pontos de saliência em imagens”, IX Encontro interno e XIII Seminário de iniciação científica, 2009. Disponível em: <<https://ssl4799.websiteseguro.com/swge5/seg/cd2009/PDF/IC2009-0050.pdf>> Acesso em: 20 de fev. de 2014.

PIETIKÄINEN, Matti; HADID, Abdenour; ZHAO, Guoying; AHONEN, Timo. “Computer Vision Using Local Binary Patterns”, Springer, pg. 13-47, 2011.

PONTIL, Massimiliano; VERRI, Alessandro. “Support Vector Machines for 3d Object Recognition”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, No. 6, 1998.

PRABHAKAR, Salil; PANKANTI, Sharath; JAIN, Anil K.. “Biometric Recognition: Security and Privacy Concerns”, IEEE Security & Privacy Magazine, pp. 33-42, 2003.

RIBARIC, Slobodan; FRATRIC, Ivan. “A biometric verification system based on the fusion of palmprint and face features”, International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, pg. 12-17, 2005.

RIBEIRO, Carlos E. C. “Biometria – Leitores de Impressão Manual.” Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007. Disponível em: <[http://www.gta.ufrj.br/grad/07\\_2/carlos\\_eduardo/BiometriaMao.html](http://www.gta.ufrj.br/grad/07_2/carlos_eduardo/BiometriaMao.html)>. Acesso em: 14 de dez. de 2012.

ROSS, Arun A; NANDAKUMAR, Karthik; JAIN, Anil K. “Handbook of Multibiometrics”, Springer, New York, 2006.

ROWE, Robert K.; ULUDAG, Umut; DEMIRKUS, Meltem; PARTHASARADHI, Sujana; JAIN, Anil K. “A Multispectral Whole-Hand Biometric Authentication System”, Proceedings of Biometric Symposium, pp. 1-6, 2007.

SANCHEZ-REILLO, Raul; SANCHEZ-AVILA, Carmen; GONZALES-MARCOS, Ana. “Biometrics Identification through Hand Geometry Measurements”, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 10, pp. 1168-1171, 2000.

SHARMA, Shefali; DUBEY, Shiv R.; SINGH, Satish K.; SAXENA, Rajiv; SINGH, Rajat K. “Identity verification using shape and geometry of human hands”, Expert Systems with Applications, Vol. 42, No. 2, pp.821-832, 2014.

SINGH, Aditya P.; THAKUR, Ranjan K.; KUMAR, Arabind; BAKSH, Ram. “User Authentication Using Hand Images”, International Journal of Science and Research, Vol. 3, No. 3, pp. 317-322, 2014.

SRINIVAS, Badrinath; KACHHI, Naresh Kumar; GUPTA, Phalguni. “Palmprint based Verification System Robust to Occlusion using Low-order Zernike Moments of Sub-images”, Proceedings of the British Machine Vision Conference, pp. 65.1 – 65.11, 2009.

SUN, Junwen; ABDULLA, Waleed. "Palm Vein Recognition Using Curvelet Transform", Proceedings of the 27th Conference on Image and Vision Computing, pp. 435-439, 2012.

SURALKAR, S.R.; KARODE, A. H.; PAWADE, Priti W. "Texture Image Classification Using Support Vector Machine", International Journal of Computer Applications in Technology, Vol. 2, No. 1, pp. 71-75, 2012.

TONG, Simon; KOLLER, Daphne. "Support Vector Machine Active Learning with Applications to Text Classification", Journal of Machine Learning Research, Vol. 2, pp. 45-66, 2002.

TRABELSI, Randa Boukhris; MASMOUDI, Alima Damak; MASMOUDI, Dorra Sellami. "A New Multimodal Biometric System Based on Finger Vein and Hand Vein Recognition", International Journal of Engineering and Technology, Vol. 5, No. 4, pp. 3175-3183, 2013.

VAPNIK, Vladimir N. "Estimation of Dependences Based on Empirical Data" [em Russo], Nauka, Moscow, 1979. (Tradução do inglês: Springer Verlag, New York, 1982).

WANG, Ran; WANG, Guoyou; CHEN, Zhong; ZENG, Zhigang; WANG, Yong. "A palm vein identification system based on Gabor wavelet features", Neural Computing and Applications, Vol. 24, pp. 161-168, 2014.

WANG, Xianji; GONG, Haifeng; ZHANG, Hao; LI, Bin; ZHUANG, Zhenquan. "Palmpoint Identification using Boosting Local Binary Pattern", Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition, pp. 503-506, 2006.

WATANABE, Masaki; ENDOH, Toshio; SHIOHARA, Morito; SASAKI, Shigeru. "Palm vein authentication technology and its applications", Proceedings of Biometric Consortium Conference, 2005.

WONG, Alexandra L. N.; SHI, Pengcheng. "Peg-Free Hand Geometry Recognition Using Hierarchical Geometry and Shape Matching", IAPR Workshop Machine Vision Applications (MVA02), pp. 281-284, 2002.

WONG, Kie Yih; SAINARAYANA, G.; CHEKIMA, Ali. "Palmpoint Based Biometric System: A Comparative Study on Discrete Cosine Transform Energy, Wavelet Transform Energy and SobelCode Methods", Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol. 14, No. 1, pp. 11-19, 2009.

WU, Kuang Shyr; LEE, Jen-Chun; LO, Tsung Ming; CHANG, Ko-Chin; CHANG, Chien-Ping. "A secure palm vein recognition system", Journal of Systems and Software, Vol. 86, No. 11, pp. 2870-2876, 2013.

WU, Xiangqian; ZHANG, David; WANG, Kuanquan. "Palm Line Extraction and Matching for Personal Authentication", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, Vol. 36, No. 5, pp. 978-987, 2006.

XIN, Cui; WU, Xiangqian; QIUSHI, Zhao; YAOBAO, Tang. "A Contactless Hand Shape Identification System", 3rd International Conference on Advanced Computer Control, pp. 561-565, 2011.

YAN, Xuekui; KANG, Wenxiong; DENG, Feiqi; WU, Qiuxia. "Palm vein recognition based on multi-sampling and feature-level fusion", Neurocomputing, Vol. 151, pp. 798-807, 2015.

YANG, Fan; MA, Baofeng; WANG, Qun xia; YAO, Didi; FANG, Chenyan; ZHAO, Shundong; ZHOU, Xiangmin. "Information Fusion of Biometrics Based-on Fingerprint, Hand-geometry and Palm-print", IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, pp.247-252, 2007.

YANO, Vitor A. N." Sistema Biométrico Multimodal Baseado em Pupilometria Dinâmica." Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2011.

YÖRÜK, Erdem; DUTAGACI, Helin; SANKUR, Bülent. "Hand biometrics", Image and Vision Computing, Vol. 24, No, 5, pp. 483-497, 2006.

YUAN, Wei-Qi; LI Wei. "A Palm Vein Feature Extraction Method based on Affine Invariant", International Conference on Robotics and Biomimetics, pp. 2323-2326, 2012.

YUKSEL, A; AKARUN, L.; SANKUR, B. "Hand vein biometry based on geometry and appearance methods", IET Computer Vision, Vol. 5, No. 6, 398-406, 2011.

ZHANG, Dapeng; SHU Wei. "Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching", Pattern Recognition, Vol. 32, No. 4, pp. 691-702, 1999.

ZHANG, David; GUO, Zhenhua; LU, Guangming; ZHANG, Lei; ZUO, Wangmeng. "An Online System of Multispectral Palmprint Verification", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 59, No. 2, pp. 480-490, 2010.

ZHANG, T. Y.; SUEN, C. Y. "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns", Communications of the ACM, Vol. 27, No. 3, pp. 236-239, 1984.

ZHAO, Qiushi; BU, Wei; WU, Xiangqian; ZHANG, David. "Design and implementation of a contactless multiple hand feature acquisition system", Sensing Technologies for Global Health, Military Medicine, Disaster Response, and Environmental Monitoring II; and Biometric Technology for Human Identification IX, Vol. 8371, pp 1-13, 2012.

ZHOU, Yingbo; KUMAR, Ajay. "Contactless Palm Vein Identification Using Multiple Representations", IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), pp. 1-6, 2010.

ZIMMER, Alessandro. "Sistema Biométrico Híbrido para Verificação de Assinaturas Manuscritas", Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas - SP, 2008.