

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS**  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

**MÉTODOS PARA RECONHECIMENTO DE ÍRIS  
EM AMBIENTE NÃO COOPERATIVO**

**JONES MENDONÇA DE SOUZA**

**ORIENTADOR: PROF. DR. MARCIO MERINO FERNANDES**

São Carlos – SP  
Junho/2012

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS**

CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

# **MÉTODOS PARA RECONHECIMENTO DE ÍRIS EM AMBIENTE NÃO COOPERATIVO**

**JONES MENDONÇA DE SOUZA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, área de concentração: Processamento de Imagens e Sinais: Algoritmos e Arquitetura

Orientador: Prof. Dr. Marcio Merino Fernandes

São Carlos – SP

Junho/2012

**Ficha catalográfica elaborada pelo DePT da  
Biblioteca Comunitária da UFSCar**

S729mr Souza, Jones Mendonça de.  
Métodos para reconhecimento de íris em ambiente não  
cooperativo / Jones Mendonça de Souza. -- São Carlos :  
UFSCar, 2012.  
121 f.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal de São  
Carlos, 2012.

1. Processamento de imagens. 2. Reconhecimento de  
padrões. 3. Biometria. I. Título.

CDD: 006.42 (20<sup>a</sup>)

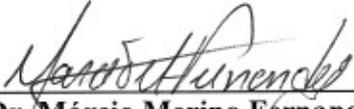
**Universidade Federal de São Carlos**  
**Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia**  
**Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação**

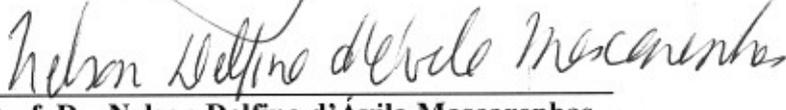
**“Métodos para Reconhecimento de Íris em  
Ambiente Não Cooperativo”**

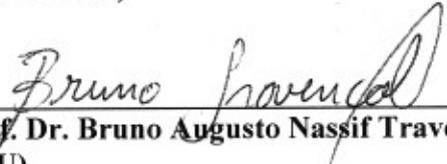
Jones Mendonça de Souza

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação

Membros da Banca:

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Dr. Márcio Merino Fernandes  
(Orientador - DC/UFSCar)

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Dr. Nelson Delfino d'Ávila Mascarenhas  
(DC/UFSCar)

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Dr. Bruno Augusto Nassif Travencolo  
(UFU)

São Carlos  
Junho/2012

**A**

Minha querida mãe, **Jeronima Mendonça de Souza** (*In memoriam*), razão maior de minha existência e fruto de minhas conquistas. A ela todo meu carinho e Amor.

# Agradecimentos

A Deus, fonte de todo Amor, Esperança e Vida.

Ao Prof. Dr. Marcio Merino Fernandes, meu orientador, pelo companheirismo e confiança depositada ao longo deste aprendizado, pelos ensinamentos, as opiniões, as colaborações, as correções e principalmente pela compreensão proporcionada nos momentos obscuros ao longo deste projeto. A ele toda a minha admiração e respeito.

Ao Prof. Dr. Nelson Delfino D'Ávila Mascarenhas, por viabilizar nas principais fases desta pesquisa, juntamente com a aluna Marcia Agüena, a aplicação do filtro de Super-Resolução nas imagens de íris não cooperativas, e principalmente por compartilhar tanto conhecimento e sabedoria.

Ao Prof. Dr. Emerson Carlos Pedrino, pela ajuda na utilização dos algoritmos em MATLAB e por ser tão generoso quando precisei.

À CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior e ao Departamento de Computação da UFSCar pela concessão da bolsa de Mestrado e pelo apoio financeiro para realização desta pesquisa.

Ao Instituto de Automação, Academia Chinesa de Ciências - Beijing (China) e ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade de Beira Interior - Covilhã (Portugal), pelo fornecimento dos Bancos de dados CASIA v1, CASIA at Distance e UBIRIS V2.

Aos amigos do GAPIS - UFSCar (Cristian, Mayra, Paulo Henrique, Hugo, Dourado, Mateus, Paulinho) e também a todos da turma que de alguma maneira contribuíram nesta pesquisa.

Aos meus amigos conterrâneos, Paulo Ricardo, Alessandro Peghim e Alan Sarri, por todo apoio e incentivo proporcionado ao longo desta pesquisa, e por fazerem parte de mais uma conquista.

A Cybele, pela ajuda nas correções e na estruturação deste trabalho, pela compreensão, paciência e, sobretudo, pelo apoio.

À toda minha família, pelo carinho e incentivo.

A todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram de alguma forma para que tudo isso se tornasse realidade.

*"A íris é o universo! Quanto mais se  
conhecer a respeito do universo, maior  
aplicabilidade se encontra no estudo da  
íris."*

---

Dr. Celso Fernandes Batello

## RESUMO

A identificação de seres humanos pela estrutura da íris vem sendo explorada desde 1993, quando foi disponibilizado o primeiro algoritmo por John Daugman. Desde então, os sistemas de reconhecimento de íris são amplamente utilizados para o controle de acesso de diversas aplicações. Tais sistemas normalmente, requerem a cooperação do usuário, condições de iluminações adequadas, e imagens obtidas na banda infravermelha. Métodos dinâmicos para identificação biométrica tem sido objeto de estudo nos últimos anos, incluindo o reconhecimento de íris em ambientes não cooperativos. Este trabalho propõe uma metodologia de pré-processamento da imagens da íris para classificação de amostras capturadas de forma não cooperativa, a uma certa distância, ou em movimento pelo usuário. A metodologia visa selecionar imagens a partir da banda visível contendo um nível de ruído aceitável, de forma que possa ser eficaz na aplicação dos algoritmos de classificação. Resultados experimentais demonstraram que imagens com até 40% de ruído podem ainda ser utilizadas, sugerindo a utilização da metodologia como um auxílio para implementação de sistemas de reconhecimento de íris à distância ou em movimento.

**Palavras-chave:** Biometria, Reconhecimento de íris à distância, Reconhecimento de íris não cooperativo, Reconhecimento de padrões

## ABSTRACT

The identification of humans by their iris structure has been explored since 1993, when the first algorithm was made available by John Daugman. Since then, iris recognition systems are widely used for access control of several kinds of environments. Such systems typically requires the user's cooperation, appropriate lighting conditions, and images obtained in the infra-red band. Dynamic methods for biometric identification has been the subject of studies in the past few years, including iris recognition in non-cooperative environments. This paper proposes a pre-processing methodology to enable iris images classification taken in a non-cooperative setting, from users at a certain distance, or while moving. The methodology aims to select images from the visible band containing an acceptable level of noise, and as such being suitable to apply the classification algorithms. Experimental results have shown that images with up to 40% of noise can still be used, suggesting the methodology may be useful as an aid to implement iris recognition systems at distance or in motion.

**Keywords:** Biometrics, Iris recognition at distance, non-cooperative iris recognition, Pattern Recognition

# SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1 –INTRODUÇÃO</b>	<b>20</b>
1.1 Contexto e motivação . . . . .	20
1.2 Objetivos . . . . .	21
1.3 Metodologia de Trabalho . . . . .	22
1.4 Contribuições deste Trabalho . . . . .	23
1.5 Organização do Trabalho . . . . .	23
<b>CAPÍTULO 2 –REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>25</b>
2.1 Processamento de Imagens . . . . .	25
2.1.1 Princípios Básicos . . . . .	25
2.1.2 Filtragem no Domínio Espacial . . . . .	26
2.1.2.1 Filtros Lineares . . . . .	27
2.1.2.2 Filtros não-lineares . . . . .	28
2.1.3 Filtragem no Domínio da Frequência . . . . .	32
2.2 Introdução à Biometria . . . . .	36
2.3 Métodos Biométricos Comportamentais . . . . .	39
2.3.1 Reconhecimento pela voz . . . . .	39
2.3.2 Reconhecimento pela Assinatura Manuscrita . . . . .	41
2.3.3 Reconhecimento pelo Modo de Caminhar . . . . .	43
2.3.4 Reconhecimento pelo Movimento Labial . . . . .	44
2.3.5 Reconhecimento pela Dinâmica de digitação . . . . .	45

2.3.6	Reconhecimento pelas Ondas Cerebrais . . . . .	46
2.4	Métodos Biométricos Físicos . . . . .	47
2.4.1	Reconhecimento pela Impressão Digital . . . . .	48
2.4.2	Reconhecimento pela Face . . . . .	49
2.4.3	Reconhecimento pela Geometria da Mão . . . . .	50
2.4.4	Reconhecimento pela Geometria da Orelha . . . . .	51
2.4.5	Reconhecimento pelos padrões de veias da Retina . . . . .	52
2.4.6	Reconhecimento pelos padrões de veias da mão . . . . .	53
2.4.7	Reconhecimento pelos padrões de veias do Dedo . . . . .	54
2.4.8	Reconhecimento pela análise da Derme . . . . .	54
2.4.9	Reconhecimento pela Arcada Dentária . . . . .	55
2.4.10	Reconhecimento pela Íris . . . . .	56
2.5	Outros Métodos biométricos . . . . .	56
2.5.1	Reconhecimento pelo DNA . . . . .	56
2.5.2	Reconhecimento pela Geometria das Unhas . . . . .	57
2.5.3	Reconhecimento pelo Odor . . . . .	58
2.5.4	Sistemas Biométricos Multimodais . . . . .	59
2.6	Reconhecimento de Íris: Conceitos Gerais . . . . .	60
2.6.1	Anatomia e Estrutura Ocular Humana . . . . .	60
2.6.2	Doenças na Íris . . . . .	61
2.6.3	O histórico da íris na biometria . . . . .	62
2.6.4	Vantagens do sistema . . . . .	63
2.7	Considerações Finais do Capítulo . . . . .	64

**CAPÍTULO 3 – AVALIAÇÃO DO MÉTODO CONVENCIONAL PARA RECONHECIMENTO DE ÍRIS EM AMBIENTE NÃO COOPERATIVO** **66**

3.1	Algoritmo de Daugman . . . . .	66
3.1.1	Localização e segmentação da íris . . . . .	66

3.1.2	Normalização da íris . . . . .	67
3.1.3	Extração e codificação dos atributos . . . . .	68
3.1.4	Classificação dos padrões da íris . . . . .	68
3.2	Medidas de desempenho em sistemas biométricos . . . . .	68
3.3	Erros nos sistemas biométricos . . . . .	69
3.4	Reconhecimento de íris à distância e em movimento . . . . .	71
3.4.1	Trabalhos acadêmicos . . . . .	72
3.5	Avaliação . . . . .	74
3.5.1	Problema Detectado . . . . .	75

**CAPÍTULO 4 – MÉTODO DE SELEÇÃO DE IMAGENS APTAS PARA RECONHECIMENTO DE ÍRIS EM AMBIENTE NÃO COOPERATIVO 76**

4.1	Experimentos com a Base de dados cooperativa CASIA V3 . . . . .	76
4.1.1	Configurações para base de dados CASIA Iris - <i>Interval</i> . . . . .	78
4.1.2	Simulação de um ambiente não cooperativo . . . . .	78
4.2	Experimentos com a base de dados não cooperativa CASIA <i>at Distance</i> . . . . .	84
4.2.1	Testes preliminares . . . . .	85
4.2.2	Configurações para base de dados CASIA <i>at Distance</i> . . . . .	87
4.2.3	Resultados preliminares . . . . .	88
4.2.4	Experimentos em maior escala com a base de dados CASIA <i>at distance</i> . . . . .	89
4.3	Considerações Finais . . . . .	92

**CAPÍTULO 5 – PROTÓTIPO PARA APLICAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO 95**

5.1	Descrição do protótipo . . . . .	96
5.2	Base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar . . . . .	98
5.3	Avaliação do Protótipo para a Base Cooperativa . . . . .	98
5.4	Experimentos com imagens à distância . . . . .	100
5.5	Experimentos com imagens obtidas em movimento, por meio de câmera de vídeo . . . . .	101

5.6	Avaliando o Método de Descarte com a Base IrisMobile-UFSCar . . . . .	103
5.6.1	Avaliação em larga escala para imagens à distância . . . . .	104
5.6.2	Avaliação em larga escala para imagens de vídeo . . . . .	104
5.6.3	Influência do sensor de imagem e vídeo . . . . .	106
5.7	Limitações do protótipo . . . . .	107
5.7.1	Representação da região de interesse . . . . .	107
5.7.2	Sobreposição dos LEDS da pupila . . . . .	109
5.7.3	Seleção de amostras por vídeo . . . . .	110
5.8	Considerações Finais . . . . .	111
<b>CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES</b>		<b>112</b>
6.1	Trabalhos futuros . . . . .	113
<b>REFERÊNCIAS</b>		<b>115</b>
<b>A PUBLICAÇÕES</b>		<b>121</b>

## LISTA DE FIGURAS

2.1	Esquema de filtragem por Convolução, Adaptado de (FILHO; NETO, 1999) . . . . .	26
2.2	Demonstração do processo de Convolução em uma imagem (ARAUJO, 2010). . . . .	26
2.3	Máscara utilizada para filtragem espacial Passa-Baixa (Média aritmética) de tamanho 3x3. . . . .	27
2.4	Resultado da aplicação do filtro Passa-Baixa (Média aritmética) em uma imagem: a) Imagem Original b) Imagem Resultante. . . . .	27
2.5	Exemplos de máscaras aplicadas à filtragem espacial Passa-alta (FILHO; NETO, 1999). . . . .	28
2.6	Resultado da aplicação do filtro Passa-Alta em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante. . . . .	28
2.7	Máscara para detecção de borda utilizando-se o operador Roberts: a) Horizontal e b) Vertical (SOUZA; SENZAKO, 2010). . . . .	28
2.8	Resultado da aplicação do operador Roberts em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante utilizando-se a Máscara Horizontal. . . . .	29
2.9	Máscara para detecção de borda utilizando operador Prewitt: a) Horizontal e b) Vertical (SOUZA; SENZAKO, 2010). . . . .	29
2.10	Resultado da aplicação do operador Prewitt em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante utilizando-se a Máscara Horizontal. . . . .	29
2.11	Máscaras para detecção de bordas utilizando operador Sobel: a) Horizontal e b) Vertical (SOUZA; SENZAKO, 2010). . . . .	30
2.12	Resultado da aplicação do operador Sobel em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante utilizando-se a Máscara Horizontal. . . . .	30
2.13	Resultado da aplicação do operador Canny em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante. . . . .	31
2.14	Resultado da aplicação dos filtros morfológicos: a) Imagem Original, b) Imagem após Erosão, c) Imagem após Dilatação, d) Imagem após Abertura, e) Imagem após Fechamento. . . . .	33

2.15	Procedimento de filtragem pelo filtro da Mediana (SOUZA; SENZAKO, 2010). . . . .	33
2.16	Resultado da aplicação do filtro da mediana, a) Imagem ruidosa, b) Imagem após aplicação do filtro da Mediana. . . . .	34
2.17	Esquema de Filtragem no domínio da frequência, adaptado de (FILHO; NETO, 1999). . . .	34
2.18	Ilustração do (b)Espectro de Fourier gerado pela imagem (a) utilizando a Transformada de Fourier Discreta. . . . .	35
2.19	Tipos de modelagem para filtros no Domínio da frequência, a)setor circular centrado na origem, b)retangular vertical, c) retangular horizontal, d)oval não centrada na origem, e)oval periódica, f)setor angular e g)retangular inclinado centrado na origem, adaptado por (SCURI, 1994). . . . .	35
2.20	Filtragem de um ruído com periodicidade vertical (SCURI, 1994). . . . .	36
2.21	Métodos de classificação por biometria: a)Um-para-muitos, b)Um-para-um (VIEIRA FABRÍCIO PAZ; FIGUEIREDO; CATONI, 2004). . . . .	37
2.22	Modelo geral de um sistema biométrico, adaptado de (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). . . . .	38
2.23	Exemplo de uma amostragem de um sinal de voz em um intervalo de tempo (CARDOSO, 2009). . . . .	40
2.24	Grupo de sistemas por reconhecimento da assinatura, a) Modelo Estático, b)Modelo dinâmico de sistemas biométricos pela assinatura manuscrita, adaptado (CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002; HEINEN; OSÓRIO, 2008) . . . . .	42
2.25	Fase de segmentação de um sistema para reconhecimento de pessoas pelo modo de caminhar, (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011). . . . .	43
2.26	a)Método com modelo, b)Método sem modelos, adaptado por (HAN et al., 2006). . . . .	44
2.27	Ilustração do processo de extração do contorno labial em movimento: (a) Os seis pontos chaves para o contorno labial, (b) Os oitos parâmetros que caracterizam a forma labial, (c) Sequência de lábios contornados em movimento (CETINGUL et al., 2006). . . . .	45
2.28	Modelo visual de um sistema que reconhece usuário pela dinâmica da digitação proposto por Ling (COSTA C.R.N.; YARED; LING, 2005). . . . .	46
2.29	Esboço de um modelo de captação de sinais por 64 eletrodos (PALANIAPPAN, 2004). . . .	47
2.30	Exemplo dos pontos característicos do grupo local (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). . . .	49
2.31	Exemplos de tipos de imagens faciais, a)Imagem 2D, b)Imagem 3D e c)Imagem infravermelha (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). . . . .	50

2.32	Processo de aquisição, Modelo esquemático da palma da mão (esquerda), Imagem real (centro) adquirida pelo dispositivo (direita) (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). . . . .	51
2.33	Pontos característicos da estrutura da orelha, 1-Ramo da hélice, 2-Lóbulo, 3-Fossa triangular, 4-Incisura Intertrágica, 5-Concha; 6-Hélice inferior, 7-Trago, 8-Ramo da antehélice superior e 9-Antítrago (RAHMAN et al., 2007). . . . .	52
2.34	Imagem real da Retina, (a)Imagem Original, (b)Imagem representada pelo canal verde do sistema RGB e (c)Imagem segmentada (SOARES, 2007). . . . .	53
2.35	Processo de segmentação das veias da palma da mão, (a)Imagem original, (b)Imagem limiarizada e (c)Imagem após aplicação do filtro da mediana (ZHANG; HU, 2010). . . . .	53
2.36	Modelo esquemático da eliminação da região da unha na imagem de padrões de veias (KHALIL-HANI; ENG, 2010). . . . .	54
2.37	Etapas de um sistema de reconhecimento pelas veias do dedo, (a)Modelo ilustrativo de aquisição da característica, (b) Imagem Original capturada, (c)Imagem limiarizada sem ruído e (d)Imagem após preservação de conectividade (KHALIL-HANI; ENG, 2010). . . . .	54
2.38	Ilustração do processo de segmentação da arcada dentária, (a)Imagem Original, (b)Imagem segmentada por contorno ativo (SHAH et al., 2006). . . . .	56
2.39	Representação da estrutura B-DNA , A-DNA e Z-DNA (BENJAMIN, 2009). . . . .	57
2.40	Ilustração das orientações do dedo: (a)Modelo Ilustrativo das orientações, (b)Imagens originais capturadas seguindo as orientações, adaptado por (SUGITA; IWAI; SATO, 2008; SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c). . . . .	58
2.41	Imagens segmentadas utilizando a limiarização (SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c). . . . .	58
2.42	Dispositivo de captação de sinais de partículas de odores (ISKANDARANI, 2010). . . . .	59
2.43	Comparação de quatro características de odores em um intervalo de tempo (ISKANDARANI, 2010). . . . .	59
2.44	Diagrama representativo dos pontos de multiplicidade de sistemas biométricos Multimodais (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). . . . .	59
2.45	Estrutura ocular humana, adaptado de (GEWANDSZNAJDER, 2001). . . . .	61
2.46	Doenças na íris que afetam seu estado físico, adaptado por (PAMPLONA, 2007; BLAIKIE, ; SARAIVA, 2010). . . . .	62
2.47	Teste de fraude com uma imagem perfurada da íris (CHAVEZ, 2007). . . . .	64

2.48	Exemplo de fraude nos sistemas de reconhecimento de íris: (a) Amostra original, (b) Amostra falsificada com lente de contato, (c) Espectro de Fourier 2D da Amostra Original e (d) Espectro de Fourier 2D da Amostra falsificada (CHAVEZ, 2007).	65
3.1	Imagem de uma íris capturada por um protótipo proposto por (SOUZA; SENZAKO, 2010).	67
3.2	Ilustração das curvas FAR e FRR.	70
3.3	Curva ROC para três grupos de aplicações em sistemas biométricos, adaptado de (URTIGA; MORENO, 2011).	71
3.4	IOM System, (a) Sistema de aquisição de imagem da íris, à esquerda de (b) Imagens da íris após segmentação da região de interesse, e à direita de (b) Imagem original capturada pelo dispositivo, adaptado por (MATEY et al., 2006).	72
3.5	Protótipo para aquisição de imagens de íris à distância proposto por (DONG; SUN; TAN, 2009).	73
3.6	Protótipo para aquisição de imagens de íris à distância proposto por (PROENCA et al., 2010).	74
4.1	Diagrama de fluxo geral do <i>framework</i> proposto	77
4.2	Organização dos experimentos com a base de dados CASIA V3	80
4.3	Ambiente de decisão obtido com a simulação entre 0 e 40% de ruído.	81
4.4	Ambiente de decisão obtido com a simulação entre 50 e 80% de ruído.	82
4.5	Distribuição intraclasse e interclasse das amostras da base CASIA Iris - <i>Interval</i> baseado em diferentes níveis de ruído.	83
4.6	Diagrama de fluxo do <i>framework</i> desenvolvido para reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo.	85
4.7	Recorte manual das imagens da base de dados CASIA <i>at distance</i> .	86
4.8	Exemplo de uma amostra com reflexo proporcionado pelo dispositivo de captura.	88
4.9	Distribuição das classes (intra e inter) obtidas pela base de dados CASIA <i>at distance</i> .	89
4.10	Distribuições intra e interclasse separadas pelo limiar de decisão 0,28, baseado no Zero-FAR.	90
4.11	Distribuições intra e interclasse separadas pelo limiar de decisão 0,35, baseado no Zero-FAR.	92
5.1	Ilustração do protótipo desenvolvido para aquisição de imagens não cooperativas da íris: A)Imagem frontal, B)Imagem traseira e C)Imagem lateral.	96

5.2	Etapas do processamento do protótipo: A)Amostra da íris capturada pelo dispositivo em B, C)Aplicativo de compartilhamento de arquivos (DropBox), D)Servidor e E)Matlab Mobile. . . . .	97
5.3	Distribuição intra e interclasse da base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar. . . . .	99
5.4	Exemplo de captura de uma amostra do usuário à distância pelo protótipo. . . . .	100
5.5	Comportamento do sistema utilizando-se distâncias maiores que 20cm com o protótipo construído. . . . .	101
5.6	Estimativa de acerto do sistema conforme variação da distância de aquisição em modo câmera. . . . .	101
5.7	Exemplo de uma sequência de imagens representadas pelo volume de quadros . . . . .	102
5.8	Estimativa de acerto do sistema conforme variação da distância de aquisição em modo vídeo. . . . .	103
5.9	Distribuições intra e interclasses obtidas pela base IrisMobile-UFSCar, (a1) Base à distância utilizando o <i>Sistema A</i> , (b1) Base à distância utilizando o <i>Sistema B</i> , (a2) Base à movimento utilizando o <i>Sistema A</i> e (b2) Base à movimento utilizando o <i>Sistema B</i> . . . . .	105
5.10	Comparação de desempenho para o reconhecimento de íris não cooperativo/distância entre Iphone 4 vs Iphone 4S: A) Modo Vídeo e B) Modo câmera. . . . .	107
5.11	Proposta de localização dos olhos proposta por (CHEN et al., 2008): A) Imagem original; B e C) Regiões com LEDs infravermelhos lado esquerdo e direito da íris e D e E)Resultado final da localização dos olhos. . . . .	108
5.12	Proposta de localização dos olhos proposta por (QIAN; TIAN; XU, 2009). . . . .	109
5.13	Exemplo de uma amostra com erro de segmentação: A) Imagem original, B) Imagem em escala de cinza e C) Imagem resultante. . . . .	110

## LISTA DE TABELAS

2.1	<i>Distribuição das principais áreas de aplicação dos sistemas biométricos nos próximos 10 anos, adaptado de (ETHICS, ).</i>	39
3.1	<i>Resultados obtidos com o algoritmo de Daugman utilizando a base de dados CASIA Iris - Interval e CASIA at distance.</i>	75
4.1	<i>Especificações do banco de dados CASIA Iris V3 Interval.</i>	77
4.2	<i>Especificações dos experimentos com a base de dados CASIA Iris - Interval.</i>	78
4.3	<i>Porcentagens de FAR e FRR com 0% de ruído.</i>	79
4.4	<i>Especificações do banco de dados CASIA at distance.</i>	84
4.5	<i>Quantidade de comparações intra e interclasse com a base CASIA at distance, testes preliminares.</i>	87
4.6	<i>Porcentagens de FAR e FRR para a base de dados CASIA at distance.</i>	88
4.7	<i>Quantidade de comparações intra e interclasse com a base CASIA at distance em larga escala.</i>	90
4.8	<i>Relação de FAR e FRR para o banco CASIA à distância</i>	91
4.9	<i>Quantidade de comparações intra e interclasse, após o descarte das amostras com mais de 40% de ruído.</i>	92
4.10	<i>Relação de FAR e FRR para a base de dados CASIA at distance, após o descarte das amostras com mais de 40% de ruído.</i>	93
5.1	<i>Especificações do dispositivo Móvel</i>	97
5.2	<i>Quantidade de comparações intra e inter-classe, após o descarte das amostras com mais de 40% de ruído.</i>	98
5.3	<i>Porcentagens de FAR e FRR com a base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar.</i>	99
5.4	<i>Quantidade de comparações intra e interclasse com a base de dados IrisMobile-UFSCar.</i>	104

5.5	<i>Comparação do ambiente de decisão entre as bases à distância e à movimento aplicando-se o Sistema A e B . . . . .</i>	106
5.6	<i>Especificações da nova versão do dispositivo . . . . .</i>	106

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- BLPOC** – *Band-Limited Phase-Only Correlation*
- BRDF** – *Bidirectional Reflectance Distribution Function*
- CCA** – *Canonical correlation analysis*
- DTW** – *Dynamic Time Warping*
- EEG** – *Eletroencefalograma*
- EER** – *Taxa de Erro Igual*
- FA** – *Factor Analysis*
- FAR** – *Taxa de Falsa Aceitação*
- FLDA** – *Fisher linear discriminant analysis*
- FPGA** – *Field-Programmable Gate Array*
- FRR** – *Taxa de Falsa Rejeição*
- GMM** – *Modelos de Mistura Gaussianas*
- GMMA** – *Modelo de mistura Gaussiana adaptativo*
- HD** – *Distância de Hamming/Distância de Hausdorff*
- HMM** – *Modelos de Markov Ocultas*
- IDLLE** – *Improved LLE algorithm*
- LAD** – *Linear Discriminant Analysis*
- LED** – *Diodo Emissor de Luz*
- LLE** – *Language Learning Enterprises*
- LSFL** – *Least Square Fitting*
- MAP** – *Maximum a posteriori*
- PCA** – *Principal Component Analysis*
- QDA** – *Quadratic Discriminant Analysis*
- ROI** – *Região de Interesse (Region of Interest)*
- SVM** – *Support Vector Machines*
- VEP** – *Visual Evoked potencial*
- VQ** – *vector Quantisation*

# Capítulo 1

## INTRODUÇÃO

---

---

*Neste capítulo é apresentada uma introdução ao tema de pesquisa, os objetivos gerais e específicos deste trabalho e a organização da dissertação.*

### 1.1 Contexto e motivação

A palavra Biometria do Grego, *Bios* (Vida) *Metron* (Medida), *Medida da Vida*, é um método de reconhecer uma pessoa com base numa característica fisiológica ou comportamental, utilizada para autenticar um indivíduo. O surgimento da Biometria trouxe não somente uma melhoria para a sociedade como também à segurança. Os resultados se comparados aos meios convencionais de autenticação como: cartões de identidade e senhas alfanuméricas são certamente muito superiores, pois utilizam características intrínsecas de cada pessoa. Não há possibilidade de fraudes e de roubos e nem de esquecimentos (SCIENCE; COUNCIL, 2010).

Os avanços da eletrônica e informática observados nas últimas décadas têm sido determinantes para que a *biometria* exerça um papel cada vez mais importante para a segurança da sociedade em diversas aplicações como: controle de acesso a hospitais, aeroportos, agências bancárias, tribunais judiciários, etc. Desta forma, os benefícios trazidos pela biometria despertaram não somente o interesse da sociedade em sua aplicação, como também a investigação de sistemas dinâmicos por parte dos pesquisadores da área (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

Os sistemas dinâmicos para reconhecimento de íris utilizam basicamente o mesmo conceito dos sistemas convencionais: um sensor faz a captação das características do usuário e o algoritmo realiza a identificação por intermédio de um computador ou um equipamento embarcado. Entretanto, os sistemas convencionais realizam a captação das características de forma cooperativa, ou seja, exigindo que o usuário posicione seus olhos sob um *sensor* de forma correta, até que o sistema consiga realizar a identificação. Por ser visto como um procedimento invasivo, apresentando certa percepção de risco, os métodos convencionais para o reconhecimento de íris apresentam rejeição exacerbada por parte de vá-

rios usuários. Isso compromete um dos principais requisitos da biometria, que é a baixa invasibilidade do método em questão.

No caso dos sistemas dinâmicos, estes visam exatamente minimizar estas restrições, de forma que o usuário se sinta confortável ao invés de constrangido. A captação das características pelo sensor podem ser realizadas a distâncias maiores e na maioria dos casos de forma oculta, ou seja, sem que o usuário saiba que está sendo identificado. Sistemas dinâmicos abrem uma nova fronteira de identificação de seres humanos em ambientes *externos*, possivelmente contendo um maior fluxo de pessoas.

O reconhecimento de íris não cooperativo começou a ser investigado em meados de 2005. Uma abordagem inicial foi proposta por (MATEY et al., 2006), em que foi desenvolvido um protótipo que realiza a aquisição das amostras a até 3 metros de distância. O protótipo é composto por um portal, contendo sensores que ativam a aquisição de uma imagem da face do usuário quando este passa por ele. A partir da imagem da face é feita a localização da região de interesse (ROI), e posteriormente a extração e codificação dos padrões da íris.

Em (BASHIR et al., 2008) é proposto um sistema de reconhecimento de íris à distância. Diferente da proposta anterior, esta utiliza recursos reais para aquisição de amostras em ambientes *externos*. O protótipo é composto por três câmeras, que realizam funções distintas: (A) faz a captação de imagens com um campo de visão mais amplo, de forma que seja rastreada a localização do usuário; (B) focaliza o volume facial do usuário, permitindo o rastreamento; (C) a partir das coordenadas faciais da câmera (B) é focalizada uma região mais próxima da íris e coletada uma amostra. Todo esse dinamismo para rastreamento e focalização da imagem, só foi possível porque foram utilizadas câmeras do tipo PTU (*Pan-Tilt-Unit*), que permitem movimentações abruptas do aparelho. Em (DONG; SUN; TAN, 2009) é proposto um protótipo para aquisição de imagens de íris a uma distância de aproximadamente 3 metros, no qual são utilizadas duas câmeras: (A) realiza a localização espacial do rosto e (B) detecta a face. Além disso, o sistema utiliza uma câmera do tipo PTZ (*Pan-Tilt-Zoom*) acrescido de um iluminador infravermelho, no qual o ajuste de foco pode ser realizado de forma manual ou automática, dependendo da necessidade.

Os trabalhos apresentados anteriormente, utilizam dispositivos de alta resolução, que por sua vez possuem alto custo econômico. Este quesito serviu como fonte de motivação para esta pesquisa, na qual foi proposto um método alternativo para o reconhecimento de íris não cooperativo, baseando-se em um dispositivo de baixo custo.

## 1.2 **Objetivos**

Os Sistemas convencionais de reconhecimento de íris utilizam sensores na banda infravermelha para aquisição das imagens, pois os mesmos conseguem minimizar o nível de reflexão ocular e realçar as características predominantes da íris. Entretanto, é importante ressaltar que altas iluminações da

banda infravermelha podem ser prejudiciais aos olhos e até mesmo comprometer a saúde dos usuários (PROENÇA, 2009). Além disso, o desempenho destes sistemas depende fortemente da cooperação do usuário e das condições de luminosidade do ambiente. Desta forma, os sistemas convencionais buscam manter o usuário o mais próximo possível ao sensor a fim de se obter uma imagem com boa qualidade para classificação dos padrões da íris.

Embora estes sistemas tenham demonstrado potencial para serem utilizados comercialmente, há grande interesse por soluções dinâmicas para classificação dos padrões da íris. Aplicações dinâmicas proporcionam maior comodidade ao usuário e abrem novas fronteiras de identificação, como: identificação oculta ou em grande volume através de ambientes externos. Diante desse conceito, algumas propostas foram apresentadas na literatura baseando-se no cenário à distância e em movimento. Entretanto, estas soluções se aprofundam unicamente na utilização de dispositivos de alto custo, e que empregam a banda em infravermelho para aquisição das amostras.

Dada a relevância deste cenário na biometria, o objetivo principal deste trabalho é desenvolver um método alternativo e de baixo custo para o reconhecimento não cooperativo da íris. Além disso, como objetivos secundários pretende-se fornecer subsídios na forma de métodos e análises que possam auxiliar a construção de sistemas dinâmicos mais robustos.

## 1.3 Metodologia de Trabalho

Com base nesses objetivos foi realizado um estudo teórico sobre as principais técnicas que envolvem um sistema de reconhecimento de íris, bem como sua localização; representação da região de interesse (ROI), extração de atributos e também a classificação dos padrões por similaridade. As principais metodologias para classificação da estrutura da íris foram propostas por: John Daugman (DAUGMAN, 2002), Richard P. Wildes (WILDES, 1997), Wageeh Boles (BOLES; BOASHASH, 1998), Li Ma (MA et al., 2004), entre outros.

O primeiro algoritmo para classificação da íris foi proposto por (DAUGMAN, 2002), sendo considerado até os dias de hoje um dos melhores algoritmos para esta finalidade. Por este motivo, utilizou-se deste método para realização dos experimentos com as imagens de íris, que encontra-se disponibilizado por (MASEK; KOVESI, 2003) para uso acadêmico. Foi utilizada a ferramenta MATLAB versão 7.7 para o processamento das amostras de íris e a biblioteca Java IMAGEJ para o pré-processamento delas.

Inicialmente, foram realizados experimentos com imagens cooperativas da base de dados CASIA Iris V3, e posteriormente, utilizando-se a base de dados à distância CASIA *at distance* (CASIA, a, b). A avaliação do desempenho das bases foi realizada através do cálculo de precisão do sistema, em que são medidas as probabilidades de erros: 1)Falsa aceitação e 2)Falsa rejeição. Os casos em que o sistema aceita um impostor como sendo genuíno são chamados de Falsa aceitação, em outros que rejeitam um usuário válido denomina-se Falsa rejeição.

Através de um extenso processo experimental realizado com as bases de dados cooperativos e não cooperativos, foi desenvolvido um método baseado no descarte de amostras com nível de ruído<sup>1</sup> superior ao limite pré-estabelecido. Na análise peculiar dos dados, notou-se a perda de desempenho do algoritmo quando a amostra apresentava níveis elevados de ruído; este aspecto é representado com maior frequência nas amostras de íris não cooperativa.

Além disso, foi desenvolvido um protótipo baseado em um dispositivo móvel, de modo a demonstrar a viabilidade de implementação de um sistema de baixo custo para o reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo. O protótipo possui um sensor de alta resolução e captura imagens na banda visível, que pode ser utilizado tanto à distância quanto em movimento. Foi criada uma base de dados denominada IrisMobile-UFSCar, contendo 25 classes: com 125 amostras à distância e 250 em movimento. Para avaliação do desempenho da base de dados foi aplicado o algoritmo de Daugman nas amostras, e posteriormente o método proposto de descarte para fins de comparação.

## 1.4 Contribuições deste Trabalho

Baseado nos objetivos e desenvolvimentos correspondentes, as principais contribuições científicas deste trabalho são:

- Uma Revisão bibliográfica detalhada dos sistemas biométricos existentes e os que estão em estudos.
- Um estudo aprofundado sobre o tema de reconhecimento de íris à distância ou em movimento.
- Uma investigação da possibilidade de classificação dos padrões da íris a partir de uma amostra montada por segmentos de imagens diferentes.
- Uma estimativa da porcentagem da área total da imagem que seria suficiente para o reconhecimento da íris.
- Uma proposta para sistemas biométricos baseada na estrutura da íris à distância em situações não cooperativas.
- O desenvolvimento de um protótipo para aquisição de imagens não cooperativas, de modo a demonstrar a viabilidade de implementação de um sistema de baixo custo na banda visível.

---

<sup>01</sup> O termo *ruído* é empregado na área de reconhecimento de íris como forma de especificar algo que interfere na classificação dos padrões, como: oclusões, cílios e reflexos proporcionados pelos LEDs do dispositivo.

## **1.5 Organização do Trabalho**

Este trabalho está organizado da seguinte forma: no capítulo seguinte é feita uma revisão sobre biometria e também o processamento de imagens digitais. No capítulo 3, descreve-se uma tentativa inicial de se utilizar os métodos convencionais para reconhecimento à distância. Isto serviu para identificar problemas e inspirou a proposta de uma nova metodologia. No capítulo 4, descreve-se a metodologia proposta para descarte de amostras com ruído. No capítulo 5, são descritas as especificações do protótipo desenvolvido e os experimentos com as imagens capturadas pelo dispositivo. Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões obtidas com o presente trabalho.

# Capítulo 2

## REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

---

---

*Este capítulo apresenta uma visão geral sobre princípios e técnicas para o processamento de imagens digitais. Além disso, serão apresentados vários métodos de biometria, com destaque para o reconhecimento de íris.*

### 2.1 Processamento de Imagens

O processamento de imagens digitais é uma área interdisciplinar que abrange diversos segmentos, como a Ótica, Neurofisiologia, Colometria, Engenharia Elétrica e Ciência da Computação. Caracteriza-se por melhorar a qualidade visual das imagens a fim de facilitar a percepção humana e a representação de um conjunto de atributos por sistemas computacionais (MASCARENHAS; VELASCO, 1989).

#### 2.1.1 Princípios Básicos

A palavra imagem que vem do latim *imago* - é a representação visual de um objeto (SOUZA; SENZAKO, 2010). Uma imagem pode ser definida matematicamente como uma função  $I(x, y)$  bidimensional, definida numa certa região (MASCARENHAS; VELASCO, 1989).

Uma imagem digital é formada por uma matriz de pontos (*pixels*) com N linhas e M colunas, cada ponto assume um valor no intervalo de  $[0, k + 1]$ . É usual que M, N e k sejam potências de 2, sendo assim ao valor de  $I(m, n)$  da imagem no ponto  $(m, n)$  dá-se o nome de nível de cinza (MASCARENHAS; VELASCO, 1989).

A aquisição de uma imagem digital é realizada por sensores e digitalizadores. Basicamente, o sensor converterá a informação óptica em um sinal elétrico e o digitalizador fará a transformação da imagem analógica em uma imagem digital. Para (MASCARENHAS; VELASCO, 1989), este procedimento é feito pela discretização da imagem tanto no espaço quanto na amplitude, em que a discretização no espaço é denominada amostragem e a discretização na amplitude é chamada quantização.

A utilização de filtros digitais se dá pelas variações correlacionadas nas imagens digitais pelo processo de aquisição. É natural que essas imagens contenham níveis de ruídos, perda de brilho e contraste. Diante dessa situação, o processo de filtragem consiste em eliminar os níveis de ruídos ou ajustar o brilho e contraste das imagens manipulando os *pixels* da imagem. Este procedimento está dividido em dois contextos: a manipulação direta dos *pixels* no domínio do espaço ou pelo domínio da frequência. Estes filtros serão discutidos em mais detalhes nas próximas subseções (GONZALES; WOODS, 2000; FILHO; NETO, 1999).

## 2.1.2 Filtragem no Domínio Espacial

Os Filtros espaciais fazem a manipulação dos *pixels* de uma imagem por intermédio de máscaras espaciais colocadas sob a imagem original. O processo de manipulação se faz *pixel a pixel* utilizando como referência *pixels* vizinhos. O esquema de filtragem por convolução é apresentado na Figura 2.1:



**Figura 2.1: Esquema de filtragem por Convolução, Adaptado de (FILHO; NETO, 1999)**

$g_f = g * h$ , onde:

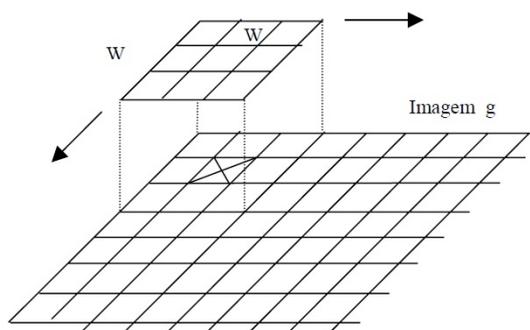
- $g_f$  - Imagem Filtrada
- $g$  - Imagem Original
- $h$  - Máscara
- $*$  - Convolução

A Figura 2.2 representa o processo de convolução em uma imagem  $g$ , com os pesos  $w$ . O elemento central da máscara marcado por  $X$  na imagem é chamado de elemento estruturante, nele é aplicado o resultado da filtragem a cada iteração em um ponto na matriz (GONZALES; WOODS, 2000).

### 2.1.2.1 Filtros Lineares

Os filtros lineares realçam e suavizam detalhes na imagem. O objetivo principal é minimizar o nível de ruído, ajustar a intensidade de contraste, realçar características importantes e minimizar o nível de borramento em imagens digitais. Os filtros Passa-Baixa e Passa-Alta são os que mais se destacam nesse grupo (GONZALES; WOODS, 2000; FILHO; NETO, 1999).

#### A)Passa-Baixa

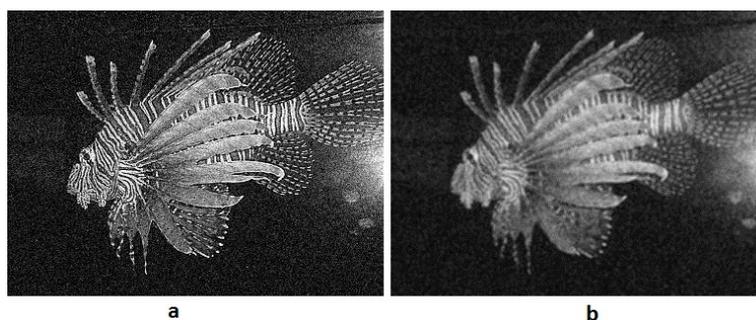


**Figura 2.2: Demonstração do processo de Convolução em uma imagem (ARAUJO, 2010).**

O filtro Passa-Baixa proporciona uma suavização na imagem. Altas frequências que correspondem às transições abruptas entre os objetos da cena são filtradas, eliminando grande parte do ruído, mas resultando em um borramento pequeno na imagem. Nesta categoria, os filtros mais conhecidos são: filtro da Média aritmética, filtro da Média ponderada e o filtro Gaussiano. O filtro Passa-Baixa (Média aritmética) pode ser implementado utilizando-se a máscara apresentada na Figura 2.4, cuja somatória final dos pesos resulta em 1 (GONZALES; WOODS, 2000; ARAUJO, 2010).

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

**Figura 2.3: Máscara utilizada para filtragem espacial Passa-Baixa (Média aritmética) de tamanho 3x3.**



**Figura 2.4: Resultado da aplicação do filtro Passa-Baixa (Média aritmética) em uma imagem: a) Imagem Original b) Imagem Resultante.**

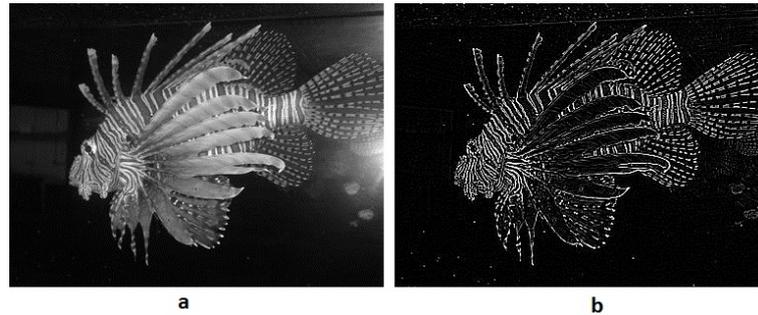
### B)Passa-Alta

O filtro Passa-Alta deve possuir coeficientes positivos próximos ao centro e negativos nas extremidades da máscara. Basicamente, o resultado deste filtro será zero ou um valor baixo, quando for aplicado em regiões homogêneas da imagem (GONZALES; WOODS, 2000; ARAUJO, 2010). Na Figura 2.5 apresenta-se uma máscara para filtragem Passa-Alta.

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \\
 \mathbf{a} & \mathbf{b} & \mathbf{c}
 \end{array}$$

**Figura 2.5: Exemplos de máscaras aplicadas à filtragem espacial Passa-alta (FILHO; NETO, 1999).**

Tomando-se como base a aplicação do filtro apresentado na Figura 2.5, obtém-se como resultado uma imagem realçada com bordas e linhas contrastadas (Figura 2.6).



**Figura 2.6: Resultado da aplicação do filtro Passa-Alta em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante.**

### 2.1.2.2 Filtros não-lineares

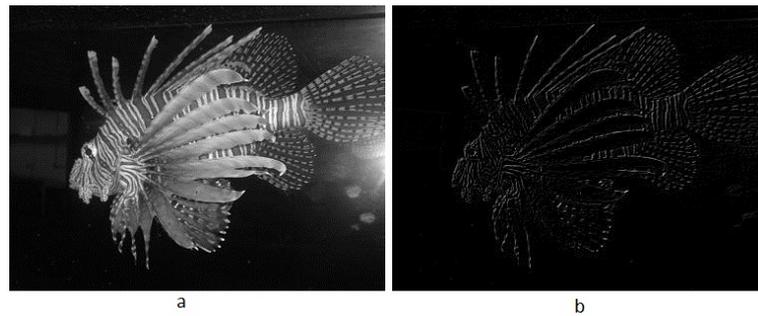
A categoria de filtros não-lineares está baseada nos principais operadores de detecção de borda e filtros morfológicos. Quando são aplicados em uma imagem digital o resultado final produz um realce nas bordas da imagem, minimizando possíveis ruídos. A seguir serão apresentados os principais detectores de borda e filtros morfológicos (ARAUJO, 2010; SOUZA; SENZAKO, 2010).

#### A) Operador Roberts

A aplicação do operador Roberts produz imagens com altos valores de intensidade em regiões com limites bem definidos, e baixos valores onde os limites tendem a ser suaves. Roberts propôs uma convolução para detecção de bordas utilizando uma máscara de tamanho 2x2, ilustrada na Figura 2.7 (SILVA; ALVES, 2008). Na Figura 2.8, ilustra-se o resultado da aplicação deste operador em uma imagem.

$$\begin{array}{cc}
 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \\
 \mathbf{a} & \mathbf{b}
 \end{array}$$

**Figura 2.7: Máscara para detecção de borda utilizando-se o operador Roberts: a) Horizontal e b) Vertical (SOUZA; SENZAKO, 2010).**



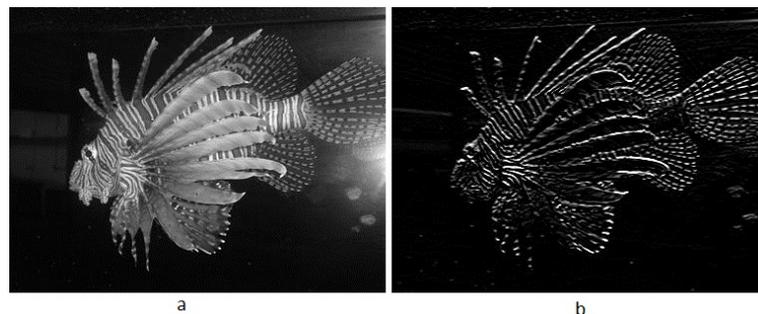
**Figura 2.8: Resultado da aplicação do operador Roberts em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante utilizando-se a Máscara Horizontal.**

### B) Operador Prewitt

O operador Prewitt suaviza a imagem utilizando um filtro passa-baixa qualquer antes de fazer a detecção das bordas, ou seja, os efeitos negativos são atenuados eliminando-se grande parte de ruídos. Assim como Roberts, este operador possui dois tipos de detecção de bordas, no sentido Horizontal e Vertical. A Figura 2.9 ilustra as respectivas máscaras para aplicação deste operador, e na Figura 2.10 ilustra-se o resultado obtido após aplicação do filtro em uma imagem (GONZALES; WOODS, 2000; SILVA; ALVES, 2008).

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	0	-1	1
1	1	1	1	-1	1
a			b		

**Figura 2.9: Máscara para detecção de borda utilizando operador Prewitt: a) Horizontal e b) Vertical (SOUZA; SENZAKO, 2010).**



**Figura 2.10: Resultado da aplicação do operador Prewitt em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante utilizando-se a Máscara Horizontal.**

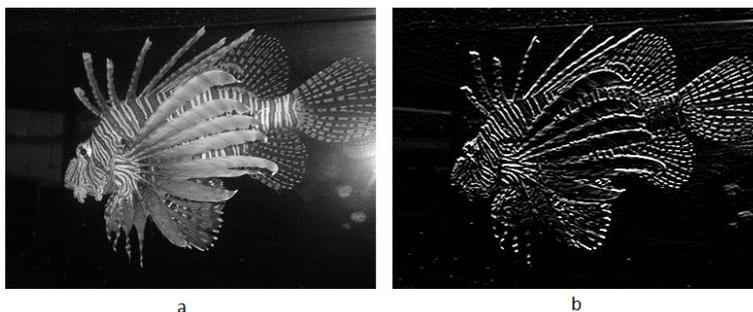
### C) Operador Sobel

Assim como os outros detectores de bordas, o operador Sobel realiza a detecção de bordas com variações nos sentidos horizontais e verticais, calculando o gradiente da intensidade da imagem em cada

ponto. Deste modo, é estimado a presença de transições (claras) para (escuras), ou vice-versa, e também as orientações destas transições. As matrizes (máscaras) apresentadas na Figura 2.11 são utilizadas para o processo de convolução com a imagem original e obtêm a aproximação das derivas, no sentido horizontal (a) e vertical (b). O resultado da aplicação deste operador, é ilustrado na Figura 2.12 (GONZALES; WOODS, 2000; ARAUJO, 2010).

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1
a			b		

**Figura 2.11: Máscaras para detecção de bordas utilizando operador Sobel: a) Horizontal e b) Vertical (SOUZA; SENZAKO, 2010).**



**Figura 2.12: Resultado da aplicação do operador Sobel em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante utilizando-se a Máscara Horizontal.**

#### D)Operador Canny

Desenvolvido em 1986, J. Canny propôs um detector de bordas baseado na utilização de um operador Gaussiano. Denominado operador de Canny, trabalha com critérios de desempenho para localização dos contornos (SILVA; ALVES, 2008; ARAUJO, 2010).

A obtenção dos critérios de desempenho ótimo de Canny é realizada pela função Gaussiana apresentada na equação 2.1. Esta função é utilizada para calcular a extensão bidimensional do filtro devido à sua separabilidade; um complemento é aplicado para o afinamento da borda que se originou do processo de supressão não máxima. Basicamente, a convolução do operador Gaussiano com um sinal de entrada produz uma redução das altas frequências da imagem, resultando uma suavização (ARAUJO, 2010).

$$G(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.1)$$

em que  $x$  configura um elemento na direção da convolução e  $\sigma$  define o desvio padrão máximo.

Deste modo, as derivadas  $G'(x)$  e  $G'(y)$  nos sentidos direcionais no plano  $x$  e  $y$ , são obtidas a partir da primeira derivada da equação 2.1. Deste modo,

$$G'(x) = \frac{-x}{\sqrt{2\pi\sigma^3}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

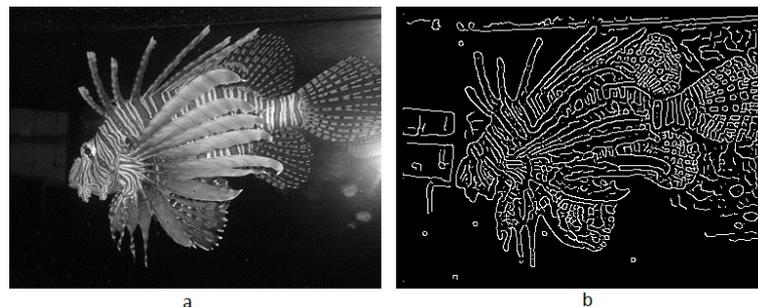
$$G'(y) = \frac{-y}{\sqrt{2\pi\sigma^3}} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.3)$$

, assim  $\sigma$  representa o desvio padrão da função Gaussiana, e define a forma das máscaras  $G'(x)$  e  $G'(y)$ . A seguir são apresentadas as fases do algoritmo de Canny:

- Leitura da imagem original.
- Cálculo da primeira derivada da função Gaussiana.
- Convolução da imagem seguindo as Equações 2.2 e 2.3, resultando em duas imagens.
- Cálculo da magnitude de cada *pixels* no plano  $(x,y)$ , dado pela Equação 2.4, em que  $I_x$  representa uma imagem com bordas detectadas pela Equação 2.2 e  $I_y$  pela Equação 2.3.
- Afinamento das bordas aplicando-se o processo de “supressão não máxima”, que faz o anulamento dos *pixels*, que não são máximos locais na direção perpendicular à borda.
- Limiarização da imagem seguindo dois limiares  $(L_1, L_2)$ , um limiar de alta e outro de baixa.

$$M(x,y) = \sqrt{I_x(x,y)^2 + I_y(x,y)^2} \quad (2.4)$$

O operador de Canny é certamente um dos detectores de borda mais utilizados em processamento de imagens, o resultado quando aplicado em uma imagem é consistente, e pode ser visualizado na Figura 2.13.



**Figura 2.13: Resultado da aplicação do operador Canny em uma imagem: a) Imagem Original e b) Imagem Resultante.**

## **Filtros Morfológicos**

Além dos detectores de bordas, destacam-se nessa categoria os filtros Morfológicos. A aplicação destes filtros possibilita a obtenção das formas geométricas, bem como de topologia de uma imagem, eliminando-se grande parte dos ruídos intensivos e preservando os contornos (ARAUJO, 2010). Fazem parte dessa categoria os filtros de:

- Dilatação: A Dilatação é um filtro que amplia áreas com intensidades de cores brancas e restringe as intensidades pretas.
- Erosão: A Erosão possui efeito contrário da Dilatação, ou seja, amplia regiões da imagem com intensidades escuras (pretas) e restringe áreas com intensidades claras (brancas).
- Abertura: Elimina protusões finas na imagem. O filtro de Abertura é o resultado da aplicação do filtro de Erosão seguido da Dilatação.
- Fechamento: Fecha pequenos buracos e suaviza o contorno da imagem. O filtro de Fechamento é o resultado da aplicação do filtro de Dilatação seguido de Erosão.

A Figura 2.14, ilustra a aplicação dos filtros de Dilatação, Erosão, Abertura e Fechamento em uma imagem digital.

## **Filtro da Mediana**

Um filtro muito utilizado em processamento de imagens que também faz parte dessa categoria é o filtro da Mediana. Ele suaviza e elimina ruídos mantendo a dimensão das características da imagem. O conceito parte de um processo simples: a imagem é percorrida por uma máscara contendo um elemento estruturante, em seguida é feita a cada transição a ordenação dos elementos pertencentes ao elemento estruturante representado-os em uma lista. Assim, o novo valor correspondente é o elemento central da lista denominado pixel mediano (SOUZA; SENZAKO, 2010; ARAUJO, 2010). Veja um exemplo funcional desse filtro na Figura 2.15, e na Figura 2.16 uma ilustração de uma imagem com ruídos do tipo (Sal e pimenta), após a aplicação do filtro da Mediana.

### **2.1.3 Filtragem no Domínio da Frequência**

A filtragem no domínio da frequência utiliza técnicas que estão fundamentadas no teorema da convolução. Este teorema é uma das propriedades da Transformada de Fourier (FT), uma ferramenta matemática que permite representar no domínio da frequência um sinal a partir de sua representação no domínio do tempo (PAPA, 2005).

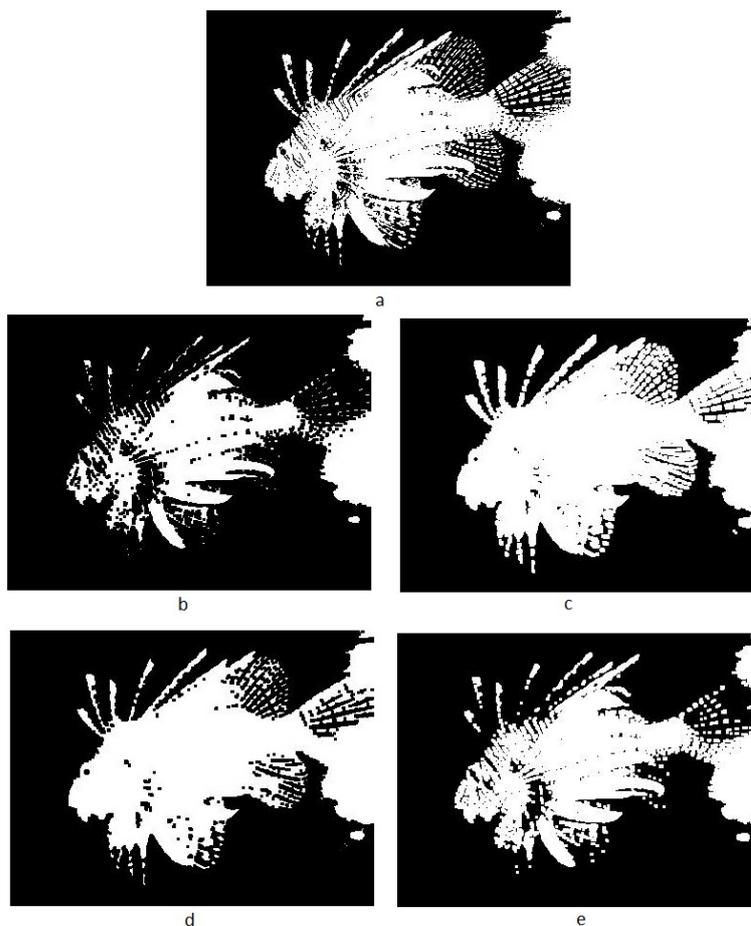


Figura 2.14: Resultado da aplicação dos filtros morfológicos: a) Imagem Original, b) Imagem após Erosão, c) Imagem após Dilatação, d) Imagem após Abertura, e) Imagem após Fechamento.

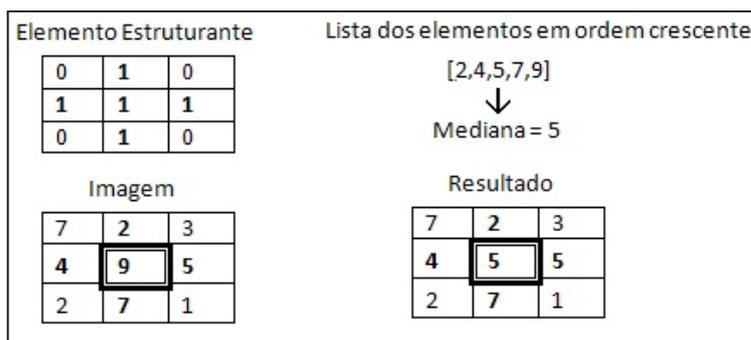
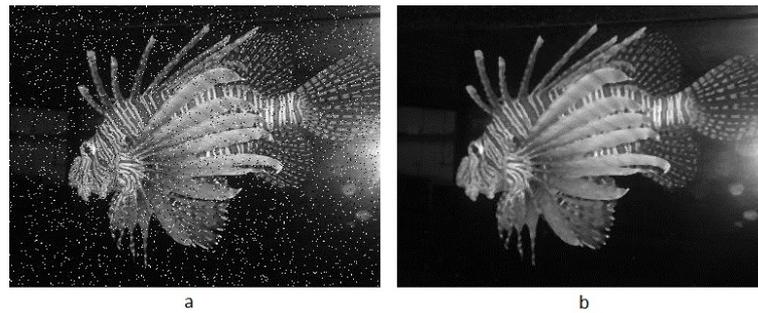


Figura 2.15: Procedimento de filtragem pelo filtro da Mediana (SOUZA; SENZAKO, 2010).

Na prática a filtragem no domínio do espaço é mais utilizada pela sua simplicidade, porém para problemas mais complexos como “restauração de imagens” é recomendada a utilização de filtros no domínio da frequência, para se obter melhores resultados (PAPA, 2005).

O processo de filtragem no domínio da frequência é relativamente simples, primeiramente é computada a Transformada de Fourier de uma imagem  $I(x,y)$  dada pela equação 2.5. A imagem  $I(x,y)$ , agora representada por  $F(u,v)$  no domínio da frequência é multiplicada por uma função de transferência de um filtro  $H(u,v)$ . No entanto, a imagem filtrada  $G(u,v)$  representada no domínio da frequência só poderá

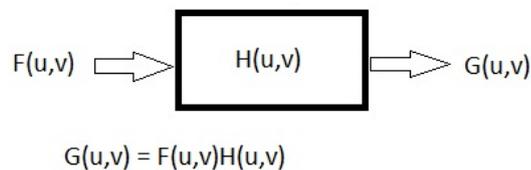


**Figura 2.16:** Resultado da aplicação do filtro da mediana, a) Imagem ruidosa, b) Imagem após aplicação do filtro da Mediana.

ser visualizada no domínio espacial se aplicada à Transformada Inversa de Fourier, dada pela equação 2.6 (PAPA, 2005). O esquema de filtragem no domínio da frequência é apresentado na Figura 2.17.

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) \exp \left[ -j2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2.5)$$

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{m-1} \sum_{v=0}^{n-1} F(u, v) \exp \left[ j2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right] \quad (2.6)$$



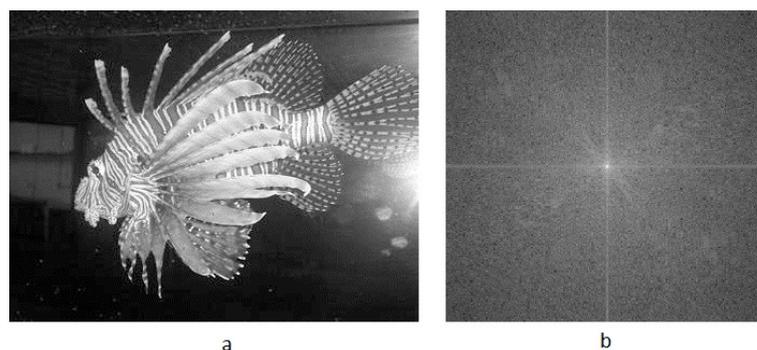
**Figura 2.17:** Esquema de Filtragem no domínio da frequência, adaptado de (FILHO; NETO, 1999).

em que,

- $F(u, v)$  - corresponde à Transformada de Fourier de uma imagem original.
- $H(u, v)$  - é a representação da Função de Transferência do filtro.
- $G(u, v)$  - Imagem filtrada.

Em poucas linhas, a filtragem no domínio da frequência utiliza-se do espectro gerado pela transformada de Fourier de uma dada imagem (Figura 2.18a). Na utilização do espectro é possível reduzir o conteúdo de altas frequências ou do aguçamento, através do aumento da magnitude dos componentes de alta frequência, relativo aos componentes de baixa frequência (FILHO; NETO, 1999).

## A) Filtros



**Figura 2.18: Ilustração do (b)Espectro de Fourier gerado pela imagem (a) utilizando a Transformada de Fourier Discreta.**

Existe uma diversidade de filtros no domínio da frequência, o mais conhecido é o filtro Passa-Faixas. Este quando se encontra próximo da origem é chamado de Passa-Baixa. No entanto, quando se encontra afastado da origem é chamado de Passa-Alta. Dois anéis concêntricos e centrados na origem são utilizados para representar este filtro no domínio bidimensional, veja Figura 2.19a.

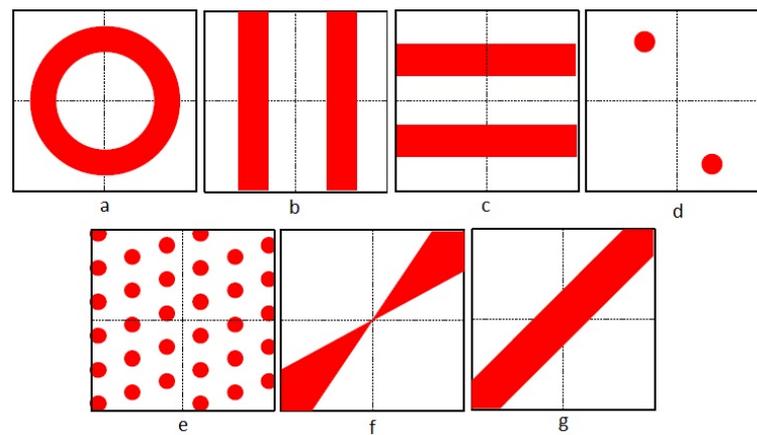
Existem dois casos particulares deste filtro que são utilizados para isolar apenas frequência horizontais ou verticais na imagem, neste caso são modelados como retângulos simétricos em relação à origem (Figura 2.19b e 2.19c) (SCURI, 1994).

Uma modelagem simples para imagens que possuem frequências espaciais bem determinadas em direções diferentes pode ser apresentada na Figura 2.19d, que realiza o isolamento de pontos brilhantes ao redor de pontos mais intensos, ou seja, um pico em uma região da imagem. Entretanto, estes picos podem se manifestar de forma periódica. Neste caso a modelagem pode ser implementada repetindo o conceito anterior para cada um dos picos presente na imagem (Figura 2.19e) (SCURI, 1994).

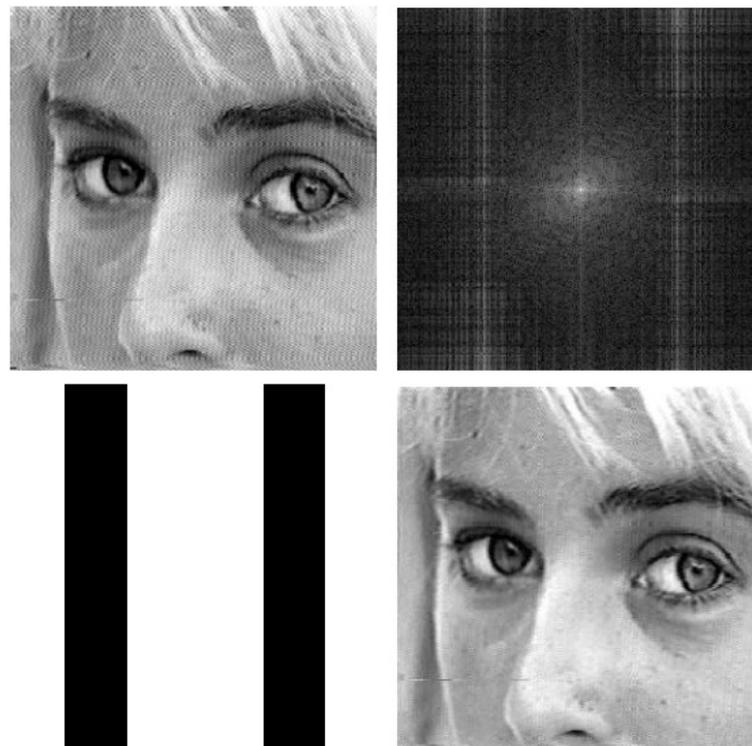
Outro problema pode ser solucionado quando imagens apresentam frequências distribuídas ao longo de uma direção inclinada e essas frequências são apresentadas por setor angular como ilustrado na Figura 2.19f. O filtro apresentado na Figura 2.19g, é utilizado quando se deseja incluir toda informação próxima à origem (SCURI, 1994).

Portanto, foram apresentados alguns filtros que isolam determinados fenômenos nas imagens utilizando-se objetos geométricos conhecidos. De forma natural esses objetos devem possuir bordas suaves para aplicação sobre a imagem. Além disso, é importante ressaltar que qualquer fenômeno que apresente imagens espaciais pode ser solucionável, utilizando-se um filtro modelado. Para isso, a análise do espectro de Fourier se mostra importante para determinar uma modelagem do problema (SCURI, 1994).

Na Figura 2.20, é apresentada uma imagem que foi capturada sobre condições inadequadas gerando um ruído horizontal com periodicidade bem definida. Percebendo-se esta periodicidade, foi escolhido o filtro retangular vertical para realização da filtragem (SCURI, 1994).



**Figura 2.19:** Tipos de modelagem para filtros no Domínio da frequência, a)setor circular centrado na origem, b)retangular vertical, c) retangular horizontal, d)oval não centrada na origem, e)oval periódica, f)setor angular e g)retangular inclinado centrado na origem, adaptado por (SCURI, 1994).



**Figura 2.20:** Filtragem de um ruído com periodicidade vertical (SCURI, 1994).

## 2.2 Introdução à Biometria

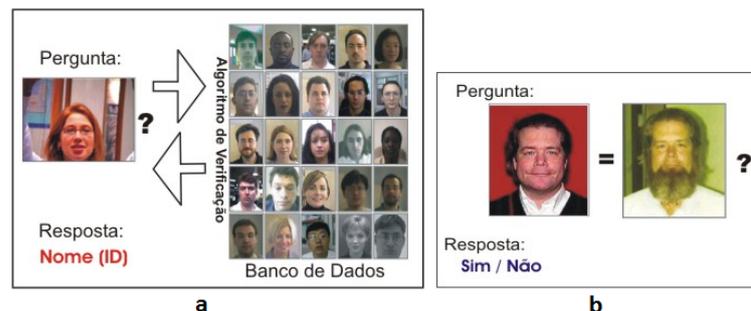
A biometria é uma área da computação que utiliza as características físicas e comportamentais de um ser humano para sua identificação. Nas próximas subseções serão apresentados alguns dos métodos comportamentais e físicos existentes na biometria.

Necessariamente, todo método biométrico transforma as características pessoais em uma forma digital. As características precisam ser apresentadas a um sensor, convertidas e representadas em uma infor-

mação digital como: foto, vídeo, áudio e etc. Após este procedimento a informação pode ser processada por múltiplas técnicas de processamento de imagens e reconhecimento de padrões. Estas técnicas permitem localizar, representar e reconhecer as características baseadas no processamento computacional (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

Os sistemas biométricos também se dividem no processo de comparação, conhecidos como Verificação e Identificação. A “Verificação” é um método que visa confirmar a autenticidade do usuário, desta forma necessariamente, o usuário precisa estar cadastrado no sistema e possuir um código de identificação. Ao acessar o sistema, além de informar seu código de identificação, o usuário apresenta sua característica como forma de garantia de autenticidade. Esta abordagem é dita na literatura como busca “one-to-one” (um para um), como pode ser observado na Figura 2.21b (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006; PAMPLONA, 2007).

De forma mais complexa a “Identificação” é um método que busca a identidade de um usuário desconhecido, o mesmo só fornece ao sistema sua característica que é analisada através de uma busca de  $1 : N$  em um banco de dados contendo inúmeros usuários cadastrados. Esta abordagem é dita na literatura como busca *one-to-many* (um para muitos), como pode ser observado na Figura 2.21a (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).



**Figura 2.21: Métodos de classificação por biometria: a)Um-para-muitos, b)Um-para-um (VIEIRA FABRÍCIO PAZ; FIGUEIREDO; CATONI, 2004).**

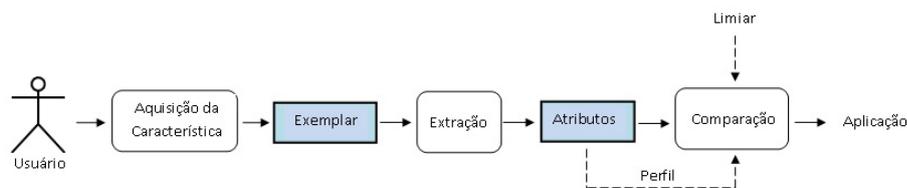
Um sistema biométrico necessariamente, utiliza uma característica física ou comportamental de um ser humano. Alguns critérios em relação às características são estabelecidos para a implementação destes sistemas no mercado. Deste modo, são descritos a seguir estes critérios:

- Universalidade - A característica deve ser universal portada por qualquer ser humano.
- Unicidade - A característica deve possuir atributos intrínsecos, que não coincida com qualquer outro ser humano.
- Permanência - A característica não deve possuir variações nos seus atributos ao longo da vida nos seres humanos.
- Coleta - A característica precisa ser passível de mensuração, sempre priorizando a confortoabilidade do ser humano.

- Aceitação - A coleta da característica deve ser tolerada pelo ser humano, questões como higiene, privacidade e tradições culturais devem ser aprovadas pela sociedade antes de se tornar um novo método biométrico.
- Desempenho - O método proposto utilizando uma determinada característica deve ser eficiente desde o processo de coleta até o reconhecimento.
- Segurança - Garantir para a sociedade o seu potencial de uso, suas vantagens em relação aos problemas atuais.

Dentre os critérios estabelecidos anteriormente deve-se levar em consideração que na prática nem sempre todas as características atendem todos os requisitos com perfeição.

Um sistema biométrico pode ser chamado também de um sistema de reconhecimento de padrões, no qual são estabelecidas algumas etapas antes da fase de classificação. Veja na Figura 2.22 uma visão geral das fases de um sistema:



**Figura 2.22: Modelo geral de um sistema biométrico, adaptado de (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).**

Conforme a Figura 2.22, descreve-se a seguir as funcionalidades de cada etapa destes sistemas:

- Aquisição e Exemplar - A etapa de aquisição refere-se à obtenção das características do usuário (classe), normalmente por meio de um dispositivo que realiza a coleta das características. O exemplar (*sample*) é o resultado adquirido pela etapa de Aquisição, refere-se a uma amostra da característica.
- Extração e Atributos - O processo de extração é responsável por representar computacionalmente o exemplar coletado anteriormente, que é chamado de atributo ou característica (*features*). Os atributos se constituem de uma informação reduzida do conjunto de informações do exemplar.
- Registro e Perfil - O Registro, ou *enrollment*, é um processo que faz a armazenagem dos atributos, para uma comparação futura pelo sistema biométrico. Com o registro das informações do usuário e seus respectivos dados pessoais temos então o perfil, que é extremamente importante para a etapa seguinte.
- Comparação, Limiar e Decisão - A etapa de comparação, ou *matching*, é responsável por rejeitar ou aceitar o usuário ao acesso do sistema. De maneira simples, uma característica coletada em

tempo real pelo sistema é comparada com a característica registrada pelo perfil. Esta etapa verifica qual é o grau de similaridade entre essas duas amostras. A autenticidade do usuário só se faz possível quando o valor de similaridade supera o limite (*threshold*) previamente determinado pelo sistema. Caso seja inferior o sistema nega o acesso ao usuário.

Os Métodos biométricos podem ser utilizados em diversas aplicações, algumas dessas estão apresentadas na Tabela 2.1 e apresentam também o percentual de utilização delas. As informações apresentadas na Tabela 2.1 foram obtidas por meio de um questionário público divulgado pela BITE (*Biometric Identification Technology Ethics*) no ano de 2007, e permite demonstrar um mapeamento da utilização da biometria nos próximos 10 anos (ETHICS, ).

**Tabela 2.1:** Distribuição das principais áreas de aplicação dos sistemas biométricos nos próximos 10 anos, adaptado de (ETHICS, ).

Finalidade	Utilização
Controle nas Fronteiras	15,35%
Vigilância e Filtragem	13,49%
Identificação Criminal	12,56%
Controle de Acesso e Atendimento	11,63%
Outras Finalidades	10,84%
Identificação Civil	8,70%
Segurança nas Redes Computadores	8,84%
Autenticação em Pontos de Venda, ATM's e Varejo	8,37%
Autenticação Telefônica e Comércio eletrônico	5,12%
Governamentais	4,19%
Nenhuma Aplicação	0,93%

Por ser tão eficiente e eficaz, a Biometria passou a ser utilizada também em animais. É natural que a estrutura anatômica dos animais também tenham características intrínsecas, que por sua vez possibilitam o uso da biometria. De forma geral, usa-se a biometria nos animais para não somente identificá-los, mas também rastreá-los, com por exemplo, o rastreamento de bovinos, que substitui o método convencional de identificação por brincos codificados e chips eletrônicos por características bovinas como: retina, íris e espelho nasal (THEISEN ELOISA MARCIANA KOLBERG; PAZOS, 2010; GIMENEZ, 2011; PRALL, ).

## 2.3 Métodos Biométricos Comportamentais

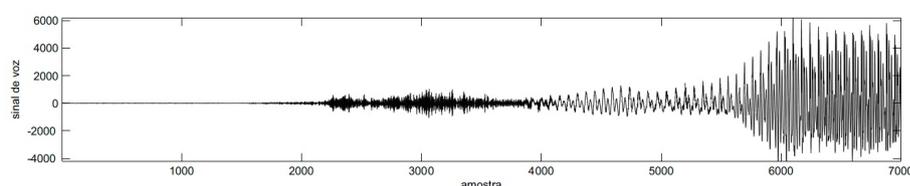
O comportamento do ser humano pode ou não ser único, mas sua usabilidade em sistemas biométricos apresenta resultados muito importantes para a ciência. Atualmente, os sistemas biométricos comportamentais são: reconhecimento pela voz, assinatura manuscrita, modo de caminhar, movimento labial, ritmo de digitação e ondas cerebrais. De forma geral, serão apresentados nas próximas subseções esses sistemas, descrevendo desde o processo de aquisição das características até o reconhecimento delas.

### 2.3.1 Reconhecimento pela voz

Desde os anos 70, o uso de sistemas biométricos que utilizam o timbre da voz como característica tem sido alvo de muitas pesquisas. A facilidade no processo de aquisição é um dos pontos que fazem este sistema ser um dos mais utilizados no mercado. Atualmente, estes sistemas se dividem em 4 classes:

- **Texto Fixo** - Na fase de registro o usuário pronuncia palavras ou frases secretas pré-determinadas pelo sistema, que posteriormente são utilizadas para a fase de reconhecimento (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Dependente do Texto** - Similarmente à classe anterior, esta mostra um conjunto de frases e palavras ao usuário para o processo de registro, por este motivo o procedimento de registro é muito longo e cansativo. Na fase de autenticação, o sistema solicita ao usuário que pronuncie uma ou mais palavras e frases específicas (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Independente do Texto** - Ambos no processo de registro e autenticação, o usuário tem total liberdade em pronunciar frases ou palavras de seu desejo. O sistema consegue processar qualquer discurso do usuário (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Conversacional** - Baseado em um questionário pessoal ou impessoal, este sistema realiza a autenticação do usuário através de perguntas secretas, é um sistema misto baseado em conhecimento e biometria (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

O processo de aquisição das características é realizado por transdutores, que fazem a transformação das ondas acústicas de voz em ondas eletromagnéticas. O espaço para armazenamento dessas características dependem diretamente da taxa de amostragem, níveis de quantização e o número de canais. Se tomado como exemplo um sinal de voz amostrado a uma taxa de 16KHz, com um nível de quantização de 16 bits, irá utilizar cerca de 31Kb por segundo de sinal (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). Um exemplo de uma amostragem do sinal de voz em um determinado intervalo é ilustrado na Figura 2.23.



**Figura 2.23:** Exemplo de uma amostragem de um sinal de voz em um intervalo de tempo (CARDOSO, 2009).

O processo de extração dessas características pode ser realizado de três formas diferentes, e devem ser representadas por uma sequência de vetores: (1) por meio de PCA e FA; (2) por meio de estimativas de médias e covariâncias; (3) por meio de estimativas de Divergências (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

Atualmente, são utilizados diferentes métodos para a fase de comparação das características dos dados de voz, abaixo serão apresentados alguns deles:

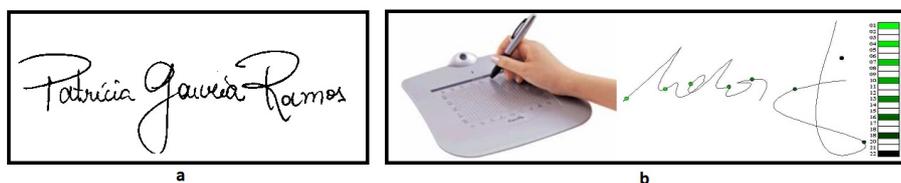
- **DTW** - Este método é tradicional na utilização dos sistemas dependentes do texto, faz a compensação da variabilidade humana inerente ao padrão de voz (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **HMM e GMM** - Estes métodos trabalham com a modelagem paramétrica do sinal de voz. As modelagens podem ser dependentes do tempo quando utilizam cadeias de Markov ocultas (HMM), ou não dependentes do tempo quando se utiliza modelos de misturas Gaussianas (GMM). Ambas necessitam que os valores dos parâmetros sejam obtidos por intermédio de um treinamento de dados (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **VQ** - São utilizados em sistemas que possuem poucos dados permitindo um melhor desempenho, mas quando aplicados em sistemas com maior número de informações os métodos estatísticos se mostram superiores (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Redes Neurais** - É um método muito utilizado em sistemas independentes do texto. O treinamento das características por uma rede neural artificial tem sido bastante promissor em usuários genuínos e impostores (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **SVM** - É um método baseado em teorias de aprendizagem estatísticas. Sua utilização tem sido superior aos métodos GMMs. De forma superficial, este método utiliza um conjunto de informações que são chamadas de classes, que são separadas por um hiperplano que determina o maior número de pontos de mesma classe. Estes pontos são mensurados por distâncias que são chamados margens de separação. As margens de separação permitem classificar o usuário no sistema (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

Apesar dos sistemas de reconhecimento de voz serem simples de ser utilizado, estes ainda apresentam falhas. A qualidade de aquisição do sinal de voz é um fator importantíssimo, mas se for capturado de forma incorreta ou obtiver misturas de sons simultaneamente, podem ocasionar falhas na etapa de classificação (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

### 2.3.2 Reconhecimento pela Assinatura Manuscrita

Os sistemas biométricos de autenticação pela assinatura manuscrita é um método pouco utilizado no mercado. Eles estão divididos em dois tipos: (A) *Off-line* ou *estático* e (B) *On-line* ou *dinâmico*. Os sistemas do tipo A passam por um processo de digitalização, ou seja, os usuários fazem assinaturas em papéis que posteriormente são digitalizados por meio de dispositivos como: scanner ou câmeras digitais. Já os sistemas do tipo B utilizam dispositivos eletrônicos, que capturam características dinâmicas temporais da assinatura com alto grau de resolução. Essas características são: trajetória da caneta, a pressão,

direção e elevação do traço. Uma ilustração destes sistemas pode ser vista na Figura 2.24 (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002).



**Figura 2.24: Grupo de sistemas por reconhecimento da assinatura, a) Modelo Estático, b) Modelo dinâmico de sistemas biométricos pela assinatura manuscrita, adaptado (CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002; HEINEN; OSÓRIO, 2008)**

O processo de verificação dos sistemas do tipo A baseia-se nos contornos interiores e no número de componentes de inclinação. Por ser tão simples em seu processo de verificação tornou-se vulnerável à fraude. Este fato motivou pesquisadores a desenvolverem novos métodos de verificação em assinaturas estáticas. Algumas propostas foram publicadas como: transformadas 2D, histogramas de dados direcionais, projeções verticais e horizontais do traço da assinatura, entre outros. Das propostas publicadas, a que mais se destacou foi a análise baseada no tamanho das distribuições granulométricas locais (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002).

O procedimento de verificação para os sistemas do tipo B é mais eficaz. Um modo temporal da assinatura é capturado pelo sistema contendo um maior número de informações que o sistema do tipo A.

A etapa de extração de atributos se baseia nas noções de tempo, pressão e também no espaço bidimensional do papel. Os dispositivos registram um fluxo de vetores penta-dimensionais adquiridos em pontos temporais equidistantes. Em sua maioria eles são constituídos por  $A = (x, y, p, \theta_x, \theta_y)$  (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002), em que:

$x$  e  $y$  - correspondem a posição.

$p$  - representa a força axial aplicada pela caneta.

$\theta_x$  e  $\theta_y$  - representam os ângulos direcionais da caneta em relação ao plano  $xy$ , representados por vetores tangentes.

Para a etapa de comparação estes sistemas utilizam medidas estatísticas como: distância euclidiana entre as trajetórias das canetas, correlação regional e reconhecimento temporal-probabilístico. A divisão desses métodos estão estabelecidos em quatro grupos:

- **Classificadores probabilísticos** - São métodos que se baseiam na distribuição de densidades de probabilidades do conjunto de características genuíno com o conjunto de características geral. O grau de importância de cada característica é medido pela distância entre elas, e a decisão se baseia pela distância euclidiana computada sob o conjunto de características (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002).

- **Classificadores elásticos** - Este classificador analisa as distâncias temporais mínimas entre um vetor de entrada e os vetores-modelo. Neste método, o objetivo principal é encontrar o alinhamento temporal ótimo entre a assinatura cadastrada no sistema e a assinatura desconhecida (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002).
- **Redes Neurais** - O uso dessa técnica pode não ser tão eficiente como as outras, mas ainda é muito utilizado por sua eficácia. As redes neurais artificiais fazem o treinamento do modelo de uma assinatura manuscrita, todos os pontos e traços são treinados e registrados por *perceptrons* que posteriormente realizam a classificação baseando-se neste modelo (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002).
- **HMM** - Este método é considerado o mais eficiente para o reconhecimento de assinaturas dinâmicas, razão pelo qual simultaneamente aceita a variabilidade das assinaturas e ao mesmo tempo captura características individuais. A cadeia de Markov oculta é uma variante de uma máquina de estados finito e não-determinística, em que seus estados e transições possuem uma associação probabilística (HEINEN; OSÓRIO, 2008; CAVALCANTI GEORGE; D'ORIA; CARVALHO, 2002).

O método biométrico pela assinatura manuscrita possui alta aceitabilidade do usuário, já que é simples sua utilização. Por outro lado, na área comercial estes sistemas vêm sendo pouco utilizados.

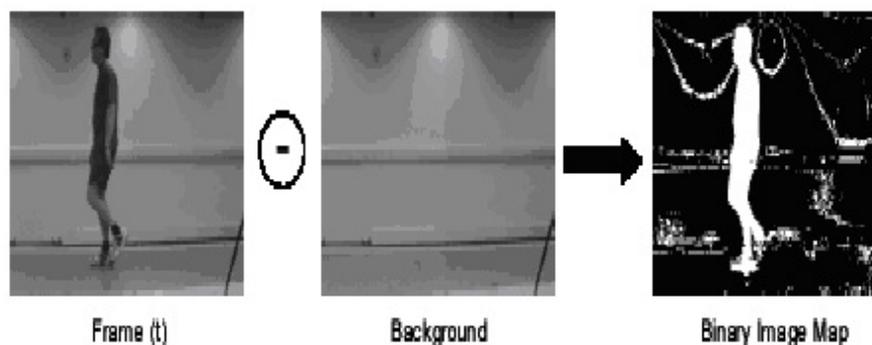
### 2.3.3 Reconhecimento pelo Modo de Caminhar

O reconhecimento pelo modo de caminhar é um método ainda recente. Países como Grã-Bretanha e EUA começaram a investir neste método somente em meados de 1997. O interesse acadêmico cresceu quando a *EUA - Defense Advanced Research Projects Agency* lançou o programa *VSAM - Visual Surveillance and Monitoring*, que se destinava à vigilância de objetos e pessoas em vídeo (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011; HAN et al., 2006).

O processamento de um sistema para reconhecimento de usuários deste método se divide em quatro fases: aquisição de uma sequência de imagens a partir de um vídeo, subtração do plano de fundo da imagem entre o usuário, extração das características e o reconhecimento. Na Figura 2.25 é demonstrado o processo de segmentação destes sistemas (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011; HAN et al., 2006).

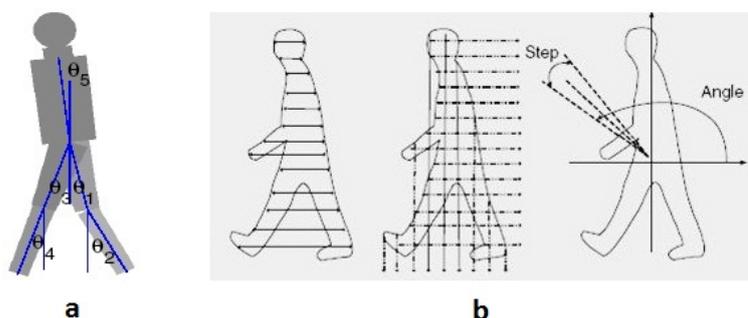
Os métodos utilizados para etapa de classificação estão divididos em três grupos:

- **Métodos baseados em modelos** - Este método realiza a classificação do usuário baseando-se em um modelo esquelético pré-cadastrado do usuário. De forma geral, esta técnica guarda medidas de um conjunto de partes do esqueleto do usuário para um reconhecimento posterior (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011; HAN et al., 2006). Veja um exemplo de um modelo de classificação baseado neste modelo na Figura 2.26a.



**Figura 2.25:** Fase de segmentação de um sistema para reconhecimento de pessoas pelo modo de caminhar, (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011).

- Métodos não baseados em modelos** - Diferente do método citado anteriormente, este visa colher um número estimado de *frames* de um vídeo para o reconhecimento. A ideia é associar parâmetros baseados em pontos e ângulos no espaço dimensional da imagem. Para isso, utilizam-se as técnicas *HMM* e *DTW* que fazem uma estimativa dos estados de cada passo do usuário (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011; HAN et al., 2006). Veja o procedimento de classificação usando essa abordagem na Figura 2.26b.



**Figura 2.26:** a) Método com modelo, b) Método sem modelos, adaptado por (HAN et al., 2006).

O método de classificação baseado em modelos necessariamente utilizam imagens com maior resolução e pouco nível de ruído. Já o método de classificação não baseado em modelos não trabalha com imagens ruidosas e é mais sensível a movimento, o que o torna complexo. Alguns fatores como: plano de fundo heterogêneo, postura do usuário, iluminação do ambiente e alteração do comportamento da caminhada do usuário, resultam em um reconhecimento inadequado (SANGARI; B.MATHIVANAN, 2011; HAN et al., 2006).

Apesar do alto custo computacional para o processamento de vídeo em tempo real destes sistemas, o reconhecimento pelo modo de caminhar vem sendo muito aceito no mercado, pois é classificado como um método não invasivo.

### 2.3.4 Reconhecimento pelo Movimento Labial

A utilização dos lábios para o reconhecimento de pessoas tem sido amplamente estudada nos últimos anos. Localizados na região da face eles possuem características como: textura, forma e movimento, que em conjunto permitem a identificação de seres humanos (CETINGUL et al., 2006).

O movimento labial é um estado comportamental do ser humano e pode ser representado por um conjunto de estados. Estes estados podem ser interpretados para uma leitura labial ou o reconhecimento propriamente dito.

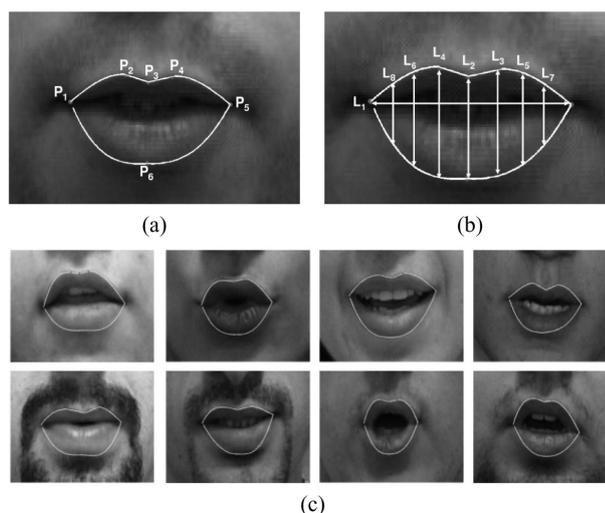
A identificação pelo movimento labial está dividida em três etapas:

- **Detecção da geometria labial** - A detecção dos lábios é uma etapa complexa, a abordagem requer uma precisão no monitoramento do contorno dos lábios, pois características como: geometria, abertura labial vertical e horizontal podem influenciar na classificação. Os parâmetros para segmentação se baseiam na área dos lábios e perímetro do contorno labial. Estes são utilizados para a caracterização da forma labial seguindo um modelo formal genérico, uma elipse (Figura 2.27b) (CETINGUL et al., 2006).
- **Modelagem pela textura labial** - A metodologia para caracterização dos lábios pela textura utiliza técnicas de análise de intensidades, como: GMMA, LAD, entre outros. A análise de textura torna a segmentação mais precisa do contorno labial, já que estes sistemas exigem tal precisão devido aos movimentos labiais. Sendo assim, o monitoramento em tempo real do contorno da característica se mantém para a classificação dos estados comportamentais (CETINGUL et al., 2006).
- **Comportamento dinâmico dos lábios** - Por último, é analisado o comportamento do movimento labial do usuário. Existem diversas técnicas para esta abordagem, uma delas é o estimador Bayesiano MAP que faz a classificação do movimento labial do usuário baseando-se nas probabilidades *a priori* (CETINGUL et al., 2006).

Resumidamente, o método de reconhecimento pelo movimento labial mostra-se ser um sistema eficaz e totalmente invasivo. O alto custo computacional é uma desvantagem deste método, já que utiliza diferentes *frames* de vídeos para aquisição das características.

### 2.3.5 Reconhecimento pela Dinâmica de digitação

O reconhecimento pela Dinâmica de digitação denominado *Keystrokes Dynamics* iniciou-se no final da década de 70, consiste em monitorar o intervalo de digitação de palavras/frases ou textos durante uma sessão. O usuário sem conhecimento de estar sendo identificado é orientado a digitar textos ou frases cadastradas no sistema, que posteriormente são utilizadas para o processo de classificação. Esta furtividade faz com que este sistema seja classificado como um sistema não cooperativo, em que um maior número

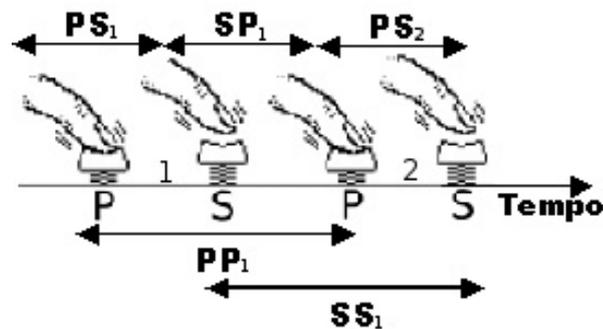


**Figura 2.27: Ilustração do processo de extração do contorno labial em movimento: (a) Os seis pontos chave para o contorno labial, (b) Os oito parâmetros que caracterizam a forma labial, (c) Sequência de lábios contornados em movimento (CETINGUL et al., 2006).**

de usuários podem ser identificados simultaneamente sem saber que estão sendo reconhecidos. O interesse pela aplicação desses sistemas é tão grande, que motivou o governo Americano na implementação destes sistemas em ambientes eletrônicos (COSTA C.R.N.; YARED; LING, 2005; COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

A ideia básica deste método é mensurar a latência entre o pressionamento de teclas e o tempo decorrido ao final de uma frase/palavra. Os algoritmos utilizados para a classificação dessas características são: redes neurais e estimadores estatísticos. O interesse na utilização do método viabilizou o desenvolvimento de novos algoritmos. Por volta de 2002 um grupo de pesquisadores da Universidade de Torino na Itália desenvolveram um algoritmo baseado no tempo de pressionamento de três teclas em sequência, denominadas trígrafo. Deste modo, uma palavra como: “constantinopla” é dividida em sílabas, contendo cada qual um conjunto de três caracteres, sendo assim “con”, “sta”, “nti” e “nop” formam um vetor de pares que são ordenados de forma crescente e posteriormente calculada a distância entre o vetor de referência (COSTA C.R.N.; YARED; LING, 2005).

Uma abordagem proposta por (COSTA C.R.N.; YARED; LING, 2005) apresenta um modelo de reconhecimento da dinâmica de digitação, utilizando o modelo oculto de Markov (HMM), no qual são utilizadas três características (código ASCII e as durações SP e PS) apresentadas na Figura 2.28. A Figura 2.28 ilustrou um teste simulatório com os caracteres 1 e 2. PS representa o tempo em que a tecla permanece pressionada, SP o intervalo até a próxima tecla a ser pressionada, PP o intervalo de tempo que o usuário leva para pressionar duas teclas em sequência e SS representa o intervalo de tempo que o usuário leva para soltar duas teclas consecutivas (COSTA C.R.N.; YARED; LING, 2005).



**Figura 2.28:** Modelo visual de um sistema que reconhece usuário pela dinâmica da digitação proposto por Ling (COSTA C.R.N.; YARED; LING, 2005).

### 2.3.6 Reconhecimento pelas Ondas Cerebrais

A utilização dos sinais do cérebro vem sendo estudada constantemente. Os resultados de pesquisas comprovam que os sinais do cérebro podem ser capturados e interpretados para uma ampla utilização em sistemas computacionais. Abordagens como controle de robôs, interação homem-máquina e movimento de próteses humanas utilizando os sinais cerebrais são as mais estudadas (PALANIAPPAN, 2004; MARCEL; MILLAN, ; HEMA; PAULRAJ; KAUR, 2008).

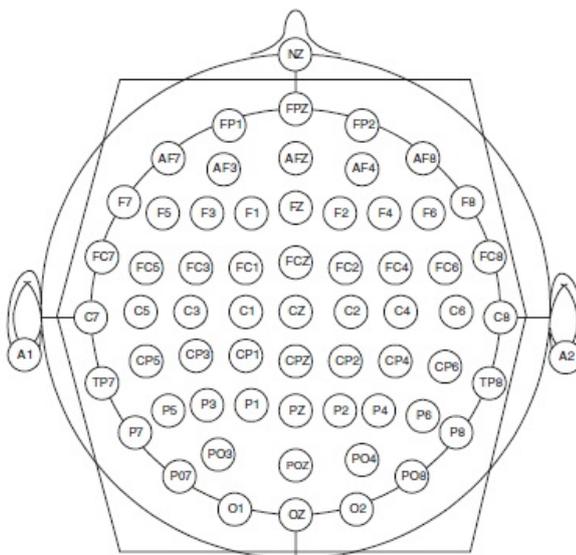
Na biometria os estudos comprovam que os sinais emitidos pelo cérebro possuem características intrínsecas, que podem ser utilizados para identificação dos seres humanos. A aquisição das características é realizada através de um dispositivo colocado no couro cabeludo, desta forma as características capturadas são sinais de frequência (estímulos) (PALANIAPPAN, 2004; MARCEL; MILLAN, ; HEMA; PAULRAJ; KAUR, 2008; RIERA S. DUNNE, 2008).

Grande parte dos sistemas de reconhecimento cerebral utilizam os sinais EEG para a classificação. Estes sinais são capturados a uma taxa de 512Hz e posteriormente passam por um processo de filtragem, para que sejam amostrados a uma taxa média de 15Hz. São utilizados 64 canais de eletrodos para captação dos sinais, cada parte deles corresponde a diferentes estímulos humanos, veja na Figura 2.29 uma ilustração dos 64 eletrodos utilização na captação dos sinais EEG (PALANIAPPAN, 2004; RIERA S. DUNNE, 2008).

A extração das características pode ser realizada utilizando-se parâmetros de variações de sinais. A representação dessas características podem ser analisadas como características de ordem inferior ou superior (picos - vales). Técnicas que podem ser aplicadas a esta fase são: LSFL e QDA (PALANIAPPAN, 2004; MARCEL; MILLAN, ; HEMA; PAULRAJ; KAUR, 2008; RIERA S. DUNNE, 2008).

A classificação das características pode ser realizada utilizando-se os classificadores: GMM, SVM, entre outros (PALANIAPPAN, 2004; MARCEL; MILLAN, ; RIERA S. DUNNE, 2008).

Além dos sinais EEG, os sinais VEP também podem ser utilizados para o reconhecimento de seres humanos. Estes sinais representam os estímulos da região retiniana central, ou seja, estímulos visuais



**Figura 2.29:** Esboço de um modelo de captação de sinais por 64 eletrodos (PALANIAPPAN, 2004).

que correspondem a um mapa retinotópico da projeção dessa região. São utilizados apenas 61 canais de eletrodos para esta abordagem, os sinais são filtrados e amostrados a uma taxa de 30-50Hz. Para a classificação das características por estes sinais pode-se utilizar as Redes Neurais, passando por um treinamento nas bandas de frequências espectrais (PALANIAPPAN, 2004; MARCEL; MILLAN, ; HEMA; PAULRAJ; KAUR, 2008; RIERA S. DUNNE, 2008).

## 2.4 Métodos Biométricos Físicos

Os métodos biométricos físicos realizam o reconhecimento baseando-se nas características físicas de seres humanos. Atualmente, os sistemas biométricos físicos são: reconhecimento pela impressão digital, face, geometria da mão, veias da mão e do dedo, retina, íris, derme, unha, orelha, DNA, arcada dentária, termogramas e odor (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

### 2.4.1 Reconhecimento pela Impressão Digital

O processo de formação das impressões digitais em seres humanos acontece logo no sétimo mês de gestação, as minúcias que são utilizadas na identificação podem possuir pequenas similaridades entre pessoas que compartilham o mesmo gene, exemplo pai e filho. Em caso de gêmeos monozigóticos (idênticos) possuem uma máxima similaridade, estimando-se em 95% de suas características iguais (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

O processo de aquisição das características da impressão digital pode ser realizada de forma analógica ou digital. A forma analógica pode ser estampada pressionando-se os dedos com aplicação de tinta em papel, ou também acolhidas por um procedimento especial utilizado em cenas de crimes (COSTA

L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). A abordagem digital utiliza dispositivos eletrônicos, que capturam a rugosidade dos dedos quando estão em contatos. Estas tecnologias estão divididas em quatro segmentos:

- **Ótica** - Um feixe de luz é refletido na pele gerando uma imagem saturada de 500 dpi, este método pode sofrer variações com peles secas e molhadas (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Capacitiva** - Este método utiliza a tecnologia de chips CMOS (silício). A pele em contato com o equipamento cria diferentes acumulações de carga, que são convertidas num valor de intensidade de *pixel* gerando uma imagem com cerca de 500 dpi. Este método também é suscetível a peles secas e molhadas (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Térmica** - O método térmico consegue superar os problemas de pele seca e molhada, por outro lado as imagens adquiridas pelo sensor podem sofrer variações na representação das características e não possuir intensidades de cinza favoráveis para a etapa de classificação (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Ultrassônica** - Neste método um feixe ultrassônico é emitido na superfície do dedo, que mede a profundidade dos sulcos com base no sinal refletido. Por ser tão complexa a fase de captura de uma imagem, este método requer um custo computacional maior em relação aos demais (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

As características utilizadas no processo de reconhecimento pela impressão digital podem ser classificadas em três grupos: global, local e fina. As características globais descrevem a formação de linhas contendo um núcleo e mais dois deltas; as locais são caracterizadas por terminações de linhas e bifurcações; o grupo de características finas se baseia nas posições e formações gerais dos poros de suor, denominados detalhes intra-linhas (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). Na Figura 2.30 são exemplificadas as características do grupo local de uma impressão digital.



**Figura 2.30:** Exemplo dos pontos característicos do grupo local (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

A etapa de classificação das características pode ser dividida de duas formas: baseada em imagens ou características. Na abordagem de análise por imagem, as imagens são superpostas e calcula-se

a correlação do nível de intensidade entre os pixel para diferentes localizações e rotações (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

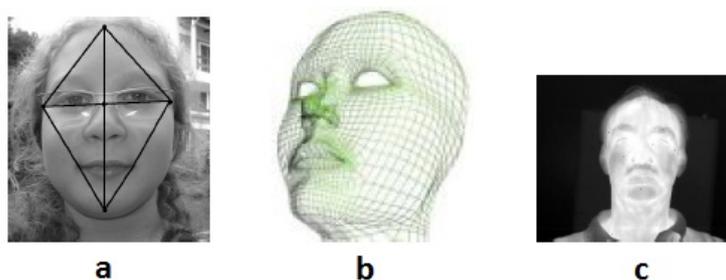
A abordagem mais clássica é baseada nas características, que representam cada minúcia como uma tripla  $m = (x, y, \theta)$ , que contém as informações espaciais em 2D  $(x, y)$  e as orientações  $\theta$ . A comparação consiste em encontrar o alinhamento correto entre as amostras de mesmo perfil (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

## 2.4.2 Reconhecimento pela Face

O reconhecimento pela aparência da face foi alvo de estudos por décadas. A estrutura física da face traz características intrínsecas e é sistema de fácil aquisição, o que o torna muito utilizado no mercado (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

O processo de aquisição das características da face se divide em quatro abordagens: captura da imagem 2D (Figura 2.31a), imagem 3D (Figura 2.31b), sequência de imagens (*frames*) e o termograma (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

- **Imagem 2D** - Este procedimento utiliza câmeras convencionais para aquisição da imagem da face, normalmente câmeras que possuem ajuste de foco automático. Aconselha-se que as condições de iluminação sejam apropriadas para aquisição das imagens, normalmente quando se tem imagens ruidosas torna-se ineficaz o processo de reconhecimento (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **imagem 3D** - A utilização de imagens 3D se baseia na geometria da cabeça, sendo assim é exigida uma imagem tridimensional. As imagens 3D possuem maior informações em relação às imagens 2D e são invariantes a pose. O processo de aquisição pode ser realizado de três formas: (1) técnicas baseadas em imagens simultâneas, em que duas câmeras separadas por um ângulo estático são utilizadas para adquirir imagens do mesmo usuário para uma montagem posterior; (2) técnicas baseadas em projeções que fazem a reconstrução da aparência 3D da face; (3) técnicas baseadas em varredura a laser, que faz um mapeamento tridimensional pela amostragem de pontos distintos da superfície (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Sequência de frames** - Esta abordagem utiliza imagens de vídeo, normalmente por câmeras de vigilância. O procedimento é bastante simples, é capturado diversos *frames* em sequência a fim de se obter a identidade do usuário. Desta forma, são exigidas imagens com boa resolução, o que o torna um sistema de alto custo computacional (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- **Termograma facial** - Para esta abordagem utiliza-se câmeras infravermelhas que são de baixa potência e invisível ao olho humano. Este método de forma natural consegue prevenir disfarces evitando fraudes (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).



**Figura 2.31: Exemplos de tipos de imagens faciais, a)Imagem 2D, b)Imagem 3D e c)Imagem infravermelha (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).**

A fase de extração das características da face é considerada muito complexa; consiste em fazer a segmentação da região da face na imagem digital. A detecção da face pode ser realizada utilizando-se redes neurais ou até mesmo métodos estatísticos que realizam cálculos baseados nas distâncias entre os pontos estáticos (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

A classificação da estrutura da face está baseada em três métodos:

- *Holísticos* - Utilizam a região toda da face. A técnica mais utilizada para esta metodologia é o PCA (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- *Estruturais* - Este método utiliza medidas geométricas como ângulos e distância. A classificação é baseada entre os pontos dos olhos, nariz, boca e bochechas (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).
- *Híbridos* - Esta metodologia faz uso dos dois métodos descritos anteriormente, utilizando-se tanto a aparência global quanto as características locais (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

### 2.4.3 Reconhecimento pela Geometria da Mão

Desde 1960, os sistemas de reconhecimento pela geometria da mão vem sendo explorados por pesquisadores. Inicialmente por propostas mecânicas e posteriormente eletrônicas. Nos anos 70 e 80, foram lançados no mercado os primeiros sistemas que utilizavam a geometria da mão para identificação de seres humanos. Nestes sistemas, o método utilizado para a classificação das características eram ainda mecânicos, e foram aprimorados recentemente (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

As características utilizadas para este sistema são: comprimento, largura, espessura e curvatura dos dedos e da palma da mão. Os dispositivos de captura utilizam duas câmeras, uma faz a aquisição superior da palma da mão e a outra lateral. Além disso, eles possuem pontos marcados na superfície para melhor encaixe da palma da mão do usuário. Estes pontos garantem um posicionamento padrão da palma da mão evitando problemas de rotacionamento de imagem (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006). Veja uma ilustração do processo de aquisição da característica por um dispositivo na Figura 2.32.



**Figura 2.32: Processo de aquisição, Modelo esquemático da palma da mão (esquerda), Imagem real (centro) adquirida pelo dispositivo (direita) (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).**

O processo de extração das características se baseia nas bordas da estrutura da palma da mão. São aplicados detectores de bordas como: Canny, Sobel, entre outros. Após a detecção das bordas a imagem é segmentada através da técnica de limiarização. Este procedimento faz com que a região da palma da mão se separe do fundo da superfície do dispositivo de captura (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

A etapa de classificação envolve a utilização de métodos estatísticos, como: distância Euclidiana, Distância de Hamming, GMM, ou até por algoritmos inteligentes como as Redes Neurais (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

#### 2.4.4 Reconhecimento pela Geometria da Orelha

A geometria da orelha é um padrão intrínseco que está representada por diferentes pontos, como: espessura e comprimento do Ramo da hélice; Lóbulo; Fossa triangular; Incisura Intertrágica; Concha; Hélice inferior; Tragos; Ramo da ante-hélice superior e Antítrego (RAHMAN et al., 2007), como observado na Figura 2.33.

O processo de aquisição da imagem da orelha acontece de forma cooperativa, ou seja, o usuário se posiciona na lateral da câmera para captura de uma imagem lateral da região do rosto. A localização e segmentação da região da orelha pode ser realizada utilizando-se técnicas de crescimento de regiões ou análise de textura. Posteriormente, a imagem passa pelo processo de extração das características ou pontos característicos, para esta etapa podem ser utilizadas as técnicas de detectores de borda ou limiarização (JAVED; BASIT, 2007; XIE; MU, 2008; ZENG et al., 2010; RAHMAN et al., 2007).

A classificação das características é uma etapa minuciosa para este método, e requer uma parametrização ampla dos pontos característicos. Para esta etapa pode se utilizar PCA juntamente com a Transforma de Wavelet, ou os algoritmos LLE e IDLLE (JAVED; BASIT, 2007; XIE; MU, 2008; ZENG et al., 2010; RAHMAN et al., 2007).

#### 2.4.5 Reconhecimento pelos padrões de veias da Retina

A estrutura da retina localizada na região ocular vem sendo muito explorada por pesquisadores. As imagens da retina também são exploradas há décadas para realização de diagnóstico de doenças.

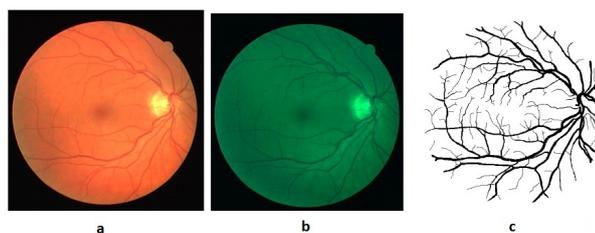


**Figura 2.33: Pontos característicos da estrutura da orelha, 1-Ramo da hélice, 2-Lóbulo, 3-Fossa triangular, 4-Incisura Intertrágica, 5-Concha; 6-Hélice inferior, 7-Trago, 8-Ramo da ante-hélice superior e 9-Antítrago (RAHMAN et al., 2007).**

Os sistemas biométricos pela retina utilizam os padrões vasculares para identificação. Características como: forma, espessura e localização espacial das veias nas imagens são utilizadas para o processo de classificação. O processo de aquisição da imagem da retina é considerado altamente invasivo, pois é utilizado um feixe de luz sob os olhos para que os padrões de veias sejam visíveis nas imagens capturadas, e por este motivo as imagens de retina são altamente ruidosas (BORGEM; BOURS; WOLTHUSEN, 2008; SUKUMARAN; PUNITHAVALLI, 2009).

Normalmente as imagens de retina são capturadas utilizando o sistema de cores RGB (colorida). Uma imagem original é obtida em tons avermelhados o que dificulta a visualização dos padrões de veias. Diante do exposto, a utilização do canal verde permite uma melhor visualização das características e é a proposta mais utilizada para a fase de pré-processamento (BORGEM; BOURS; WOLTHUSEN, 2008; SUKUMARAN; PUNITHAVALLI, 2009).

A maioria das propostas de segmentação dos padrões sanguíneos da retina utilizam filtros no domínio da frequência para se obter melhores resultados. Os algoritmos utilizados para esta etapa são: Transformadas de Wavelets, Gabor, entre outros. A técnica de limiarização também é muito utilizada para esta fase, porém dependendo da qualidade das imagens podem não trazer bons resultados. Além destas técnicas, outras abordagens como utilização de métodos estatísticos supervisionados podem resultar em melhores segmentações. A Figura 2.34 ilustra uma imagem original obtida pela retina e o resultado final após a fase de segmentação (BORGEM; BOURS; WOLTHUSEN, 2008; SUKUMARAN; PUNITHAVALLI, 2009).



**Figura 2.34: Imagem real da Retina, (a)Imagem Original, (b)Imagem representada pelo canal verde do sistema RGB e (c)Imagem segmentada (SOARES, 2007).**

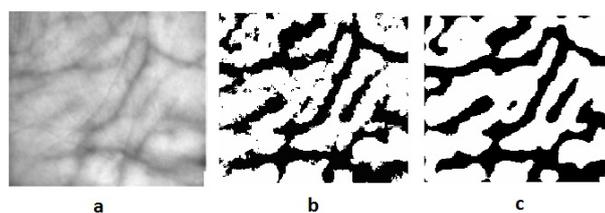
Para a fase de classificação dos padrões da retina podem ser utilizados diferentes algoritmos. Algumas abordagens como a utilização de correlação baseada no algoritmo *Box Counting* ou GMM, são as melhores opções para a fase de classificação dos padrões (BORGEM; BOURS; WOLTHUSEN, 2008; SUKUMARAN; PUNITHAVALLI, 2009).

### 2.4.6 Reconhecimento pelos padrões de veias da mão

Os padrões de veias da palma da mão seguem o mesmo princípio do reconhecimento pela retina, as características utilizadas são: forma, espessura e localização espacial das veias. A análise dos padrões pode ser obtida tanto na região da palma quanto no dorso da mão. Além das características serem imutáveis, o processo de aquisição é simples o que o torna um método muito comercializado. Os dispositivos de aquisição das características podem ser divididos em duas categorias: (1) sensores com feixe de luz visível ou (2) sensores com iluminação infravermelha (ZHANG; HU, 2010; WU et al., 2010).

Como descrito no método anterior, a visualização dos vasos sanguíneos em imagens digitais depende muito das condições de aquisição. Por este fato o pré-processamento é a fase mais importante para a classificação desses padrões. A maioria das aplicações utilizam filtros de realce para obter melhor contraste e brilho na imagem digital, sem aplicação desses filtros a detecção das características não seria possível (ZHANG; HU, 2010; WU et al., 2010).

A segmentação das imagens da palma da mão parte de uma simples limiarização baseada no método de clusterização Otsu, que faz a separação dos vasos sanguíneos do restante da palma da mão. Outras abordagens como utilização de filtros Gaussianos 2D e, posteriormente, a limiarização podem trazer melhores resultados (ZHANG; HU, 2010; WU et al., 2010). Veja uma ilustração do processo de segmentação da imagem da palma da mão na Figura 2.35.



**Figura 2.35: Processo de segmentação das veias da palma da mão, (a) Imagem original, (b) Imagem limiarizada e (c) Imagem após aplicação do filtro da mediana (ZHANG; HU, 2010).**

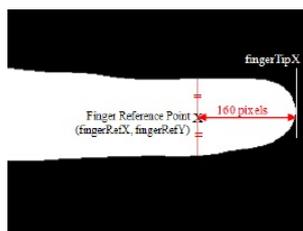
A classificação das características dos vasos sanguíneos da mão pode ser realizada utilizando diferentes classificadores, dentre eles o SVM, que generaliza a margem de separação entre duas classes (ZHANG; HU, 2010; WU et al., 2010).

### 2.4.7 Reconhecimento pelos padrões de veias do Dedo

A autenticidade pelos padrões de veias do dedo é notoriamente semelhante ao seguimento de reconhecimento pelas veias da mão, o que difere neste método é a utilização de uma pequena escala da característica do dedo (KHALIL-HANI; ENG, 2010; YANG; ZHANG, 2010).

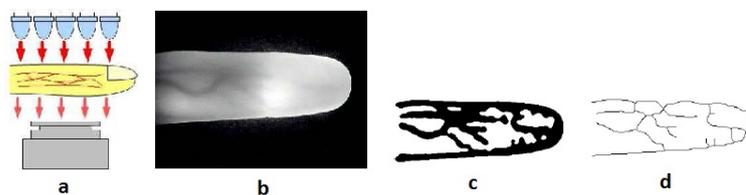
As abordagens para aquisição das imagens das veias do dedo podem ser realizadas tanto com câmeras infravermelhas ou coloridas usando um feixe de luz visível, a utilização mais convencional são as câmeras infravermelhas (KHALIL-HANI; ENG, 2010; YANG; ZHANG, 2010).

Para etapa de segmentação o método de limiarização é o mais proposto, um pós-processamento utilizando-se filtros é aplicado para eliminação de ruídos. Diferente da palma da mão, este método além de detectar as bordas das veias também encontra uma oclusão restrita pela unha, sendo assim um algoritmo simples para este problema é proposto para detectar a borda externa da ponta do dedo, e eliminar um valor estático de *pixels* a partir dessa coordenada cartesiana, como pode ser observado na Figura 2.36 (KHALIL-HANI; ENG, 2010; YANG; ZHANG, 2010).



**Figura 2.36: Modelo esquemático da eliminação da região da unha na imagem de padrões de veias (KHALIL-HANI; ENG, 2010).**

Após o procedimento de aquisição da imagem e segmentação visualizados na Figura 2.37, a utilização de algoritmos para a etapa de classificação dos padrões de veias do dedo pode ser realizada através de técnicas estatísticas, como: CCA, Distância de Hausdorff (HD) entre outros (KHALIL-HANI; ENG, 2010; YANG; ZHANG, 2010).



**Figura 2.37: Etapas de um sistema de reconhecimento pelas veias do dedo, (a)Modelo ilustrativo de aquisição da característica, (b) Imagem Original capturada, (c)Imagem limiarizada sem ruído e (d)Imagem após preservação de conectividade (KHALIL-HANI; ENG, 2010).**

### 2.4.8 Reconhecimento pela análise da Derme

O método biométrico que realiza o reconhecimento de seres humanos pela derme é ainda recente, sua utilização está vinculada a outros métodos biométricos, como: reconhecimento pela face, impressão digital, entre outros (SO-LING; LI, 2001).

A pele humana é composta por três camadas: a tela subcutânea, a derme e a epiderme (SOUTO, 2005). A camada derme utilizada neste método é formada por uma malha densa de fibras elásticas e de colágeno. A característica que difere seres humanos pela derme é a pigmentação (NASCIMENTO, 2005; SOUTO, 2005).

O processo de aquisição é muito sensível à iluminação externa, fatores como ruído e baixa resolução podem afetar a classificação das características. De forma genérica, um “template da pele” é adquirido por uma câmera de alta resolução e posteriormente se realiza o pré-processamento da imagem. A eliminação de ruídos, oclusões ou até mesmo características naturais da pele humana como “sebo” são tratadas com aplicações de filtros digitais (NASCIMENTO, 2005).

A fase de classificação pode ser realizada por diferentes métodos, sendo um deles proposto por (SO-LING; LI, 2001), o BRDF.

### 2.4.9 Reconhecimento pela Arcada Dentária

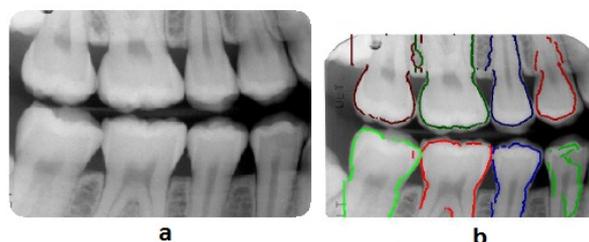
A estrutura dentária já é utilizada para o reconhecimento de pessoas por muitas décadas. O odontograma é um exame que permite a representação dos dentes permanentes e decíduos, possuindo um código específico, seguindo um tipo de notação dental. O material é acolhido por um profissional da odontologia e analisado em laboratórios, as informações coletadas leva à identidade do ser humano (CEVALLOS LUCIANA BRANDAO; GALVÃO; SCORALICK, 2009).

O método biométrico pela arcada dentária estuda a identificação de seres humanos através de uma imagem radiográfica digitalizada da mesma. A autenticação do usuário pode ser realizada tanto com vida ou sem vida, pois o estado de óbito não altera as características utilizadas para o reconhecimento. A classificação das características é baseada no formato de cada dente da arcada dentária, são analisados a espessura, comprimento e a localização espacial de cada dente (NIKAIDO et al., 2006; ABDEL-MOTTALEB et al., 2003; SHAH et al., 2006).

O conjunto de dentes que formam a arcada dentária são normalmente próximos um ao outro, por este motivo a etapa de segmentação é considerada a mais complexa para este sistema. Para a segmentação de cada dente são utilizados algoritmos de detecção de contorno, baseados na textura homogênea do dente. Porém, os ruídos podem dificultar a segmentação correta dos dentes.

O contorno ativo é uma técnica muito utilizada nestes sistemas, ela permite realizar a detecção de diferentes classes (forma dos dentes) com ótimos resultados. Para uma exemplificação mais detalhada

deste procedimento, é ilustrada na Figura 2.38 a aplicação da técnica de contorno ativo na imagem da arcada dentária (NIKAIDO et al., 2006; ABDEL-MOTTALEB et al., 2003; SHAH et al., 2006).



**Figura 2.38: Ilustração do processo de segmentação da arcada dentária, (a)Imagem Original, (b)Imagem segmentada por contorno ativo (SHAH et al., 2006).**

O processo de classificação da arcada dentária pode ser realizado utilizando-se métodos estatísticos, dentre eles o BLPOC, ou vizinho mais próximo (NN) (NIKAIDO et al., 2006; SHIN, 2005).

### 2.4.10 Reconhecimento pela Íris

A estrutura da íris contém padrões intrínsecos que podem ser utilizados para identificação de seres humanos. Características como: fibras de colágeno, rugas, sulcos, estrias, sardas e fendas são utilizadas como atributos na etapa de classificação desses padrões (SOUZA; SENZAKO, 2010).

Brevemente, o usuário posiciona seu olho próximo de uma câmera mantendo-se estático por cerca de 5 segundos para aquisição de uma imagem. Esta imagem é processada por um sistema computacional, que faz a localização da íris e extração dos atributos utilizando-se métodos estatísticos ou baseados na intensidade de cores. A fase de representação dos atributos é dada a partir de filtros como: Gabor, Wavelets, entre outros. Para a classificação da similaridade da íris utiliza-se métodos estatísticos como: distância Euclidiana, distância de Hamming, entre outros (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006; SOUZA; SENZAKO, 2010).

## 2.5 Outros Métodos biométricos

A estrutura do corpo humano é bastante peculiar e complexa. De forma geral, foram apresentados nas seções anteriores métodos biométricos aptos para utilização comercial. Nas próximas seções serão apresentados métodos biométricos que se encontram em estudo, abordando características intrínsecas.

### 2.5.1 Reconhecimento pelo DNA

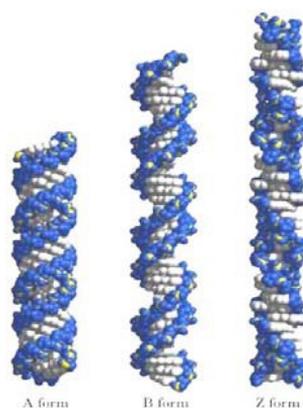
O reconhecimento pelo DNA (ácido desoxirribonucleico) é atualmente o método mais estudado na biometria. A análise do sangue coletado como característica neste método é considerada muito complexa,

por outro lado é a mais confiável dos sistemas biométricos. Grande quantidade do registro de DNA possui uma taxa de falsa rejeição de 0% (SHAN; WANG; YAN, 2007; BENJAMIN, 2009).

Ainda não existe um sistema automatizado para este seguimento. A prioridade dos pesquisadores é estudar melhor a estrutura das proteínas que possam ser utilizadas para o reconhecimento de seres humanos. Uma abordagem descrita por (SHAN; WANG; YAN, 2007) propõe a utilização de 8 características. Veja na Figura 2.39 três modelos estruturais do DNA.

As características baseadas nas proteínas que podem ser utilizadas nos sistemas biométricos pelo DNA são: propriedade bioquímica, característica geométrica, acessibilidade de solventes, potencial eletrostático, sequência de conservação, curvatura da superfície, tamanho da estrutura molecular e a estrutura de conservação (BENJAMIN, 2009).

As propriedades bioquímicas utilizadas estão subdivididas em 7 grupos de aminoácidos, compostos por: *aliphatic, S-containing, aromatic, neutral/polar, acidic, Basic e imino acid* (SHAN; WANG; YAN, 2007).



**Figura 2.39: Representação da estrutura B-DNA , A-DNA e Z-DNA (BENJAMIN, 2009).**

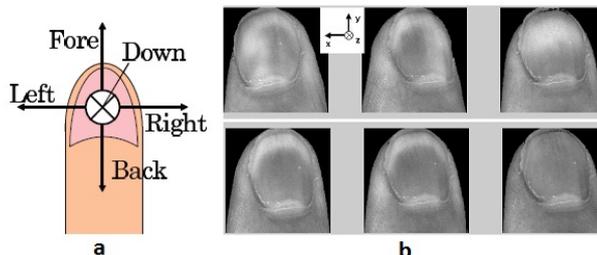
A classificação dessas características bioquímicas ou geométricas pode ser uma etapa trabalhosa e restrita, uma vez que necessita de um processo de digitalização ou parametrização computacional dessas informações. Já existem estudos baseados na criptografia dessas informações antes da realização da etapa de classificação (ZAYARAZ; VIJAYALAKSHMI; JAGADISWARY, 2009).

## 2.5.2 Reconhecimento pela Geometria das Unhas

O reconhecimento pela estrutura das unhas vem sendo muito estudado por pesquisadores nos últimos anos. A característica utilizada para o reconhecimento é a medição da força aplicada na ponta do dedo. Este procedimento é considerado altamente complexo. As cores produzidas em força aplicada podem ser similares, mas o que vai definitivamente identificar o usuário é o cálculo correto da centróide (SUGITA; IWAI; SATO, 2008; SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c).

Como em todos os sistemas biométricos, o primeiro passo é a aquisição das características pelo dispositivo de captura. Normalmente, são utilizadas câmeras monocromáticas convencionais. O dedo é

posicionado em uma superfície plana e pode ser pressionado em diversas orientações: direita, esquerda, abaixo, acima e pressão central(SUGITA; IWAI; SATO, 2008; SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c, 2007a, 2007b). Veja uma representação visual dessas orientações na Figura 2.40.



**Figura 2.40: Ilustração das orientações do dedo: (a)Modelo Ilustrativo das orientações, (b)Imagens originais capturadas seguindo as orientações, adaptado por (SUGITA; IWAI; SATO, 2008; SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c).**

As imagens ilustradas na Figura 2.40 são originais. Nota-se que dependendo da orientação pressionada o sangue se aglomera em um sentido, com este conceito é realizada a classificação seguindo estas informações. O PCA é utilizado para reduzir a dimensão do espaço dos atributos. Após a normalização dos tons de cinza da imagem redimensionada, resulta-se em um modelo de segmentação que pode ser visualizado na Figura 2.41 (SUGITA; IWAI; SATO, 2008; SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c).



**Figura 2.41: Imagens segmentadas utilizando a limiarização (SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c).**

A classificação das características se baseia na direção da força aplicada. Para esta etapa podem ser utilizados métodos estatísticos como: distância Euclidiana, FLDA, entre outros (SUGITA; IWAI; SATO, 2008; SUN; HOLLERBACH; MASCARO, 2007c, 2007a, 2007b).

### 2.5.3 Reconhecimento pelo Odor

A autenticação de seres humanos pelo odor é ainda um método muito recente na biometria. Estudos indicam que as partículas de odores emitidas pelo corpo humano possuem características intrínsecas e podem ser representadas por uma sequência de sinais (KOROTKAYA, 2004).

O uso dos *Electronics Noses*, ou (Narizes Eletrônicos) vem sendo utilizado para segmentos de análise química de compostos gasosos, como caracterização de produtos falsificados ou substâncias adulteradas. Além disso, outros segmentos importantes da área médica estão sendo estudados utilizando esta abordagem, como: a proposta de detecção de doenças pelo odor do paciente; a implementação de um sistema telefônico para captação de odores com intuito de realizar diagnósticos médicos; a identificação das fa-

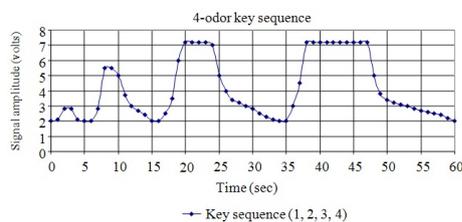
ses do ciclo menstrual feminino com o objetivo de detectar a ovulação para beneficiar um tratamento de fertilidade e controle de natalidade (KOROTKAYA, 2004; RAMADAN, 2010; ISKANDARANI, 2010).

A proposta de (ISKANDARANI, 2010) implementa um sistema automático para reconhecimento de seres humanos pelas partículas de odores. Um dispositivo eletrônico (Figura 2.42) realiza a aquisição dos sinais de odores através da combinação de sensores.



**Figura 2.42: Dispositivo de captação de sinais de partículas de odores (ISKANDARANI, 2010).**

A representação dos sinais característicos são formados por uma sequência de sinais de odores, detectados em um intervalo de tempo (Figura 2.43). Na etapa de classificação, matrizes contendo as características dos sinais são mensuradas seguindo um critério de rejeição, quando sinais desconhecidos correspondem aos armazenados (KOROTKAYA, 2004; ISKANDARANI, 2010).

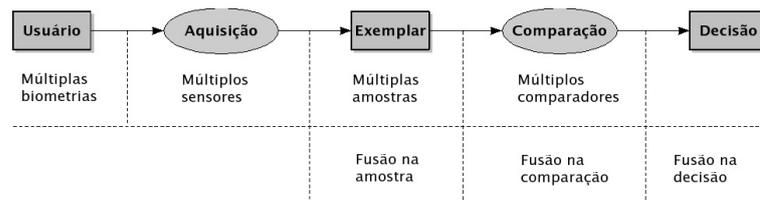


**Figura 2.43: Comparação de quatro características de odores em um intervalo de tempo (ISKANDARANI, 2010).**

## 2.5.4 Sistemas Biométricos Multimodais

Sistemas biométricos multimodais são utilizados para aumentar a confiabilidade e atender os requisitos impostos por diferentes aplicações. O objetivo principal é a fusão de dois métodos biométricos com a finalidade de garantir a autenticidade do usuário. De forma sucinta, se um sistema apresentar dúvida da identidade do usuário utiliza-se a outra característica para complementar a autenticação do mesmo (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).

A multiplicidade dos sistemas pode ser aplicada em diferentes etapas, como observado na Figura 2.44.



**Figura 2.44: Diagrama representativo dos pontos de multiplicidade de sistemas biométricos Multimodais (COSTA L. R.; OBELHEIRO; FRAGA, 2006).**

Além disso, os métodos biométricos que podem ser combináveis, por exemplo, estão apresentados abaixo:

- Voz e Face.
- Face e Íris.
- Face e Derme.
- Veias da Mão e Veias do Dedo.
- Outros.

## 2.6 Reconhecimento de Íris: Conceitos Gerais

A utilização dos padrões da íris vem trazendo interesse na área de segurança. Métodos convencionais de autenticação dos padrões da íris têm se mostrado bastante promissores nos últimos anos. O interesse por autenticação de forma dinâmica de características de seres humanos são os principais alvos comerciais. Alguns métodos biométricos comportamentais por sua natureza possuem essa abordagem, como por exemplo: reconhecimento pelo modo de caminhar e dinâmica de digitação.

O fator principal que é alvo desse interesse é a não cooperação de usuários na etapa de aquisição das características. Este fato além de causar constrangimento por parte do usuário também possibilita uma autenticação oculta, sem que o usuário saiba que está sendo autenticado.

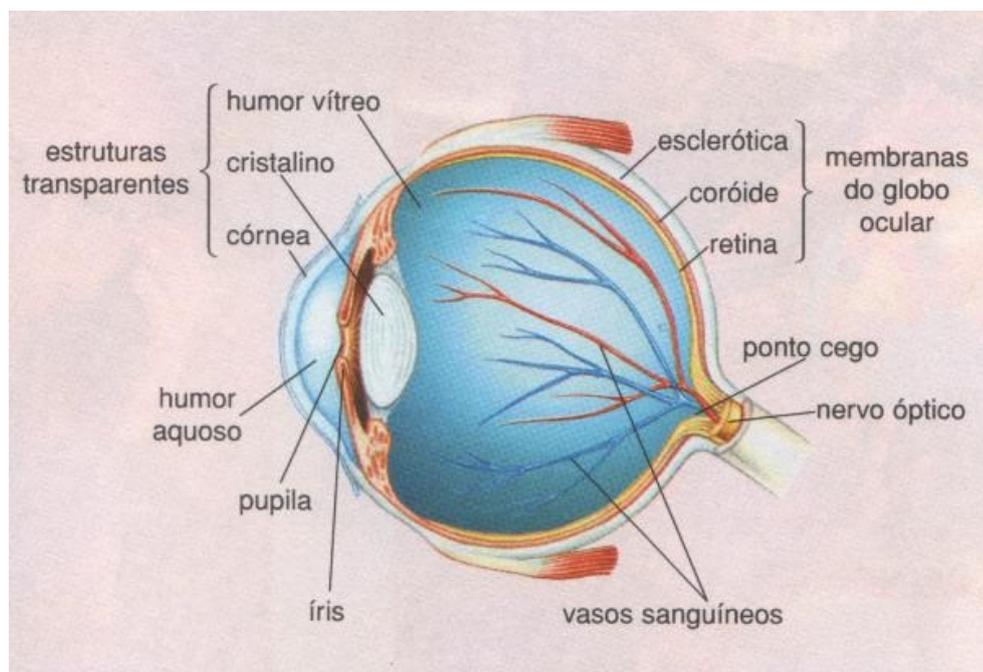
A aplicação deste sistema pode trazer inúmeras vantagens no seguimento comercial. Se tomarmos como exemplo aeroportos que fazem a identificação numerosa de usuários por dia de forma manual, pode-se dizer que utilizando sistemas não cooperativos o processo de entrada em voos de embarque serão acelerados e conseqüentemente, os atrasos poderão ser minimizados.

Atualmente, o reconhecimento dinâmico pela íris encontra-se em estudo, a aquisição das características da íris é minuciosa e depende de uma série de fatores. As condições de iluminação do ambiente é um fator importante para este segmento, além disso a estrutura ocular é muito delicada e necessita de um equipamento com boa resolução para o processo de captura da amostra.

### 2.6.1 Anatomia e Estrutura Ocular Humana

O olho humano é o órgão responsável pela visão, faz parte do conjunto de órgãos que dão o sentido: visão, tato, paladar, audição e olfato. Sua função é transformar uma imagem óptica do mundo externo em impulsos nervosos e transmiti-la ao cérebro. Esse procedimento faz com que a imagem atravesse a córnea chegando até a íris. A íris então fica responsável por controlar a intensidade de luz que deve ser estimulada para a retina. A imagem chega até o cristalino sendo focalizada pela retina, por natureza a lente do olho produz uma imagem invertida ficando o cérebro responsável por sua orientação correta. Milhões de células na retina designadas como fotorreceptoras transformam as ondas luminosas em sinais eletroquímicos, que são decodificados pelo cérebro permitindo a visão humana (ALVES, 2007; PAMPLONA, 2007).

A íris é uma membrana do sistema ocular que possui formato circular e pigmentação colorida, está situada próxima à pupila (Figura 2.45). Possui aproximadamente 12 mm de diâmetro e sua coloração varia conforme cada ser humano. Essa coloração é composta de vários fenômenos: relevo irregular, pigmentação, fibras de colágeno e vasos sanguíneos. A tonalidade por si própria é determinada por uma característica poligênica, responsável por definir a densidade de pigmentação na estroma e na ABL. Essas tonalidades se dividem em duas classes: Eumelanina e a Feomelanina. Na Eumelanina temos células de pigmento acastanhados ou preto, já na Feomelanina temos células de pigmento avermelhado ou amarelado. Basicamente, o que difere as pigmentações na íris são os níveis de concentração de Feomelanina e Eumelanina na estroma (ALVES, 2007).



**Figura 2.45: Estrutura ocular humana, adaptado de (GEWANDSZNAJDER, 2001).**

O processo biológico de formação da íris acontece logo no terceiro mês de gestação. No oitavo mês

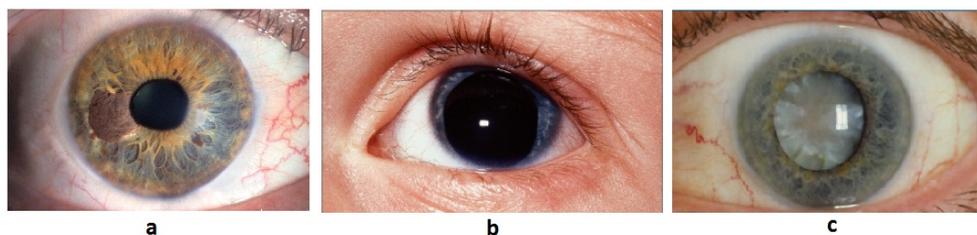
a íris possui 80% de suas características formadas, ela se forma completamente quando o bebê completa um ano de vida. É natural que o processo de formação da íris aconteça aleatoriamente, ou seja, um olho por vez. Levando-se em conta este fato, a íris possui características intrínsecas em que nem mesmo seu próprio par possa se coincidir (NASCIMENTO, 2005).

## 2.6.2 Doenças na Íris

Estudos indicam que as características predominantes da íris não sofrem mutação em seu aspecto físico ao longo do tempo. Consequentemente, esta estabilidade torna o sistema biométrico pela íris mais seguro. No entanto, existem algumas doenças que podem afetar o seu aspecto físico e causar alterações no reconhecimento de seus padrões, algumas dessas doenças serão comentadas de forma genérica abaixo (NASCIMENTO, 2005; PAMPLONA, 2007).

- **Melanoma:** É um tumor maligno nas camadas da íris, produz uma mancha no tecido da íris de tamanho variável alterando as suas características. Veja uma imagem de uma íris com a doença Melanoma na Figura 2.46a (PAMPLONA, 2007).
- **Aniridia:** Esta doença causa o não desenvolvimento da íris formando uma grande pupila, com isso os portadores dessa doença ficam sensíveis à luz e se previnem com óculos solar ou lentes apropriadas para essa doença. Afeta tanto um olho quanto ambos, pode ser hereditária ou adquirida através de um câncer chamado Nefroblastoma. Veja uma ilustração dessa doença na Figura 2.46b (PAMPLONA, 2007).
- **Catarata:** Esta doença causa um embaçamento na visão do ser humano. As alterações físicas na pupila e em sua borda alteram uma porção pequena nas características da íris, porém estudos comprovaram que o portador desta doença após ser submetido à cirurgia resulta em alterações físicas no formato da pupila, textura da íris, tecido interno, causando-lhe a atrofia (Figura 2.46c). Sendo assim, os padrões da íris se alteram perdendo em alguns casos a identidade do usuário (ROIZENBLATT, 2003).

A primeira pesquisa mundial da área médica relacionada a sistemas biométricos realizada por Roberto Roizenblatt da Universidade Federal de São Paulo, realizou experimentos com 55 pacientes portadores da doença Catarata, sendo os mesmos submetidos à cirurgia. Os portadores foram cadastrados no sistema antes da cirurgia pelo sistema de reconhecimento de íris desenvolvido pela “IrisAccess”, após 30 dias eles passaram pela identificação no sistema sendo apenas 6 deles não reconhecidos devido às alterações iridianas. Portanto, a pesquisa revelou a possibilidade de modificação nas texturas da íris afetando os seus padrões, porém não possibilitando fraudes classificando assim o sistema biométrico pela íris como altamente seguro (ROIZENBLATT, 2003).



**Figura 2.46: Doenças na íris que afetam seu estado físico, adaptado por (PAMPLONA, 2007; BLAIKIE, ; SARAIVA, 2010).**

Apesar de algumas doenças alterarem os padrões da íris a chance de fraude é atualmente nula, pois alterar seus padrões com finalidade de se passar por outro usuário, é praticamente impossível (ROIZENBLATT, 2003).

### 2.6.3 O histórico da íris na biometria

O conceito da utilização dos padrões da íris para identificação de seres humanos iniciou-se em 1936 pelo oftalmologista Dr. Frank Buch. A ideia, no entanto, foi utilizada somente em filmes de ficção por volta de 1980. Em 1985, os oftalmologistas Dr. Leonard Flom e Dr. Aran Safir patentearam o conceito de que duas íris não são iguais, nem mesmo seu próprio par (SCIENCE; COUNCIL, 2010).

Por volta de 1987, Dr. Leonard Flom procurou o professor Dr. John Daugman da Universidade de Cambridge para automatizar computacionalmente o processo de reconhecimento pela íris. Em 1993 a Agência de Defesa Nuclear iniciou os primeiros testes com um protótipo para captura das características da íris. O sucesso desta pesquisa só teve efeito em conjunto com os oftalmologistas Dr. Leonard Flom, Aran Safir e John Daugman. Foi em 1994 que Dr. John Daugman patenteou o primeiro algoritmo computacional para o reconhecimento de íris de forma automática. Um ano depois, os primeiros sistemas de reconhecimento de íris comerciais foram produzidos e vendidos (SCIENCE; COUNCIL, 2010).

Até o momento a metodologia para reconhecimento de íris estava mantida em sigilo devido as primeiras patentes. Foi em 2005 que as primeiras patentes expiraram proporcionando oportunidade de mercado às empresas, iniciaram suas próprias implementações. A patente do Dr. John Daugman registrado por “IrisCode®” expirou em 2011 (SCIENCE; COUNCIL, 2010).

### 2.6.4 Vantagens do sistema

Os sistemas de reconhecimento de íris se destacam em relação aos demais métodos biométricos pelo nível de confiabilidade. A chance de existirem duas íris iguais é da ordem de  $10^{-9}$ , na qual até as características do próprio par são diferentes. Além dessas vantagens, as características da íris são imutáveis não sofrendo alterações ao longo da vida, exceto em casos cirúrgicos.

Para que um método biométrico seja de fato comercializado é necessário que ele atenda alguns re-

quisitos, dentre eles o mais importante: possibilidade de fraude. No caso do sistema de reconhecimento pela face no qual é utilizada uma câmera convencional, é possível burlar o sistema através de uma fotografia da face do usuário genuíno. Já se referindo aos sistemas de reconhecimento pela impressão digital é possível burlar estes sistema fazendo uma cópia da digital em alta resolução em papel. Outros métodos mais eficazes realizam a clonagem da impressão em silicone, a qual é acoplada ao dedo.

Nos sistemas de reconhecimento de íris essa prática pode ser possível também, porém muito mais complexa em relação aos outros sistemas. Um estudo realizado pela Universidade de Cambridge constatou um exemplo de fraude através de uma imagem da íris genuína perfurada na região da pupila e colocado em um usuário (Figura 2.47). Esta fraude consiste em burlar o sistema através de uma imagem viva (*liveness*) da pupila, na qual o nível de contração e dilatação da pupila simula uma situação real de aquisição. Para evitar esta fraude, é aconselhável armazenar no sistema apenas a amostra binária do usuário, impedindo o acesso da imagem amostral. Outra maneira é criptografar os dados, não permitindo o acesso da imagem amostral (CHAVEZ, 2007).

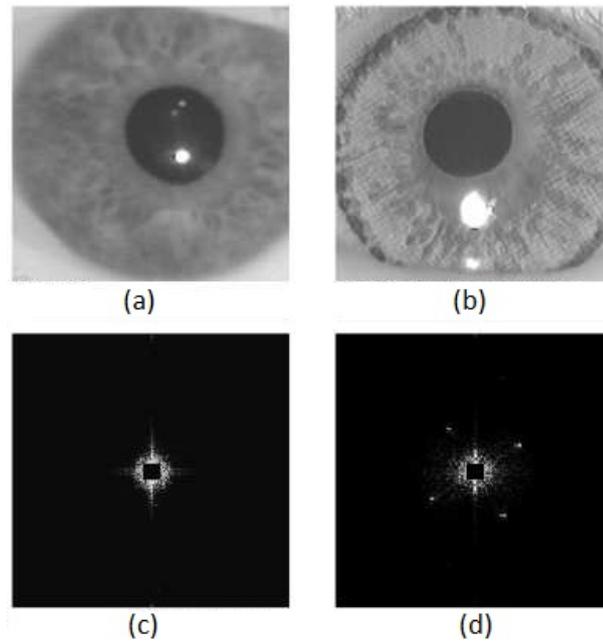


**Figura 2.47: Teste de fraude com uma imagem perfurada da íris (CHAVEZ, 2007).**

Além dos métodos de prevenção de fraude, existe uma metodologia mais precisa que consiste em analisar as oscilações do olho. Este fenômeno é chamado de *hippus*, no qual as oscilações acontecem numa frequência de aproximadamente 0,5Hz. Dessa forma, uma imagem atribuída ao olho com perfuração na região da pupila não irá produzir oscilações, detectando portanto a prática de fraude.

Outra prática pouco comum mas já constatada nos sistemas de reconhecimento de íris é a falsificação de lentes de contacto, na qual é realizada a impressão das características da íris na superfície da lente, como pode ser observado na Figura 2.48b. A utilização de lentes de contacto desse gênero consegue autenticar facilmente o usuário como genuíno, porém o processo de falsificação é muito complexo.

Ainda que exista essa possibilidade, é uma prática facilmente detectada e implementada nos sistemas de reconhecimento de íris. Analisando-se o espectro de Fourier 2D (Figura 2.48c) da imagem original (Figura 2.48a) e o espectro da imagem falsificada (Figura 2.48d) é possível detectar essa prática, na qual se analisam as distribuições irregulares de frequências no espectro (MUNIZ, 2003).



**Figura 2.48:** Exemplo de fraude nos sistemas de reconhecimento de íris: (a) Amostra original, (b) Amostra falsificada com lente de contato, (c) Espectro de Fourier 2D da Amostra Original e (d) Espectro de Fourier 2D da Amostra falsificada (CHAVEZ, 2007).

## 2.7 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo, foram abordadas as principais técnicas de processamento de imagens, bem como suas funcionalidades e aplicações. No mesmo capítulo, descreveu-se de forma detalhada uma variedade de técnicas biométricas, dos tipos: comportamentais e físicas. Além disso, na seção 2.5 foram apresentados alguns sistemas que estão sob estudos e que possivelmente têm potencial suficiente para serem aplicados comercialmente.

# Capítulo 3

## AVALIAÇÃO DO MÉTODO CONVENCIONAL PARA RECONHECIMENTO DE ÍRIS EM AMBIENTE NÃO COOPERATIVO

---

---

*Neste capítulo é apresentado o método convencional empregado em sistemas de reconhecimento de íris, bem como as conclusões do seu uso em um ambiente não cooperativo à distância.*

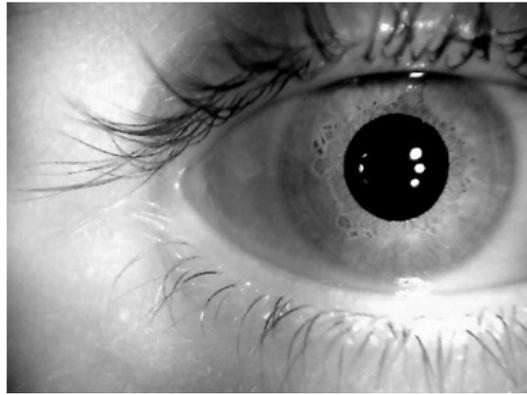
### 3.1 Algoritmo de Daugman

O primeiro algoritmo para o reconhecimento de íris foi desenvolvido pelo cientista John Daugman em 1994 (DAUGMAN, 2002), sendo até hoje considerado um dos melhores algoritmos para esta finalidade. Basicamente, o algoritmo se divide em 4 etapas: localização e segmentação, normalização, extração e codificação dos atributos e classificação dos padrões da íris.

O primeiro passo como qualquer outro método biométrico é a aquisição da característica pelo dispositivo de captura. Normalmente, para aquisição da imagem da íris são utilizadas câmeras infravermelhas, que permitem a visualização das características com maior qualidade e conseguem inibir a concentração de reflexos proporcionados pelo ambiente externo (SOUZA; SENZAKO, 2010). Na Figura 3.1 é ilustrada uma imagem da íris capturada por uma webcam de marca Genius modelo Trak 310.

#### 3.1.1 Localização e segmentação da íris

A localização e segmentação da região de interesse é realizada por um operador íntegro diferencial, definido por



**Figura 3.1:** Imagem de uma íris capturada por um protótipo proposto por (SOUZA; SENZAKO, 2010).

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right|$$

onde, o filtro Gaussiano  $G_\sigma(r)$  faz a suavização da imagem  $I(x,y)$  de forma que os ruídos intensivos sejam preliminarmente, minimizados. A delimitação do contorno externo e interno da íris  $(r, x_0, y_0)$  é obtida pela derivada na direção  $r$ , somadas pelas intensidades da imagem ao longo de um arco circular  $\partial s$  de raio  $r$  e coordenadas de centro  $(x_0, y_0)$ .

### 3.1.2 Normalização da íris

A fase de aquisição da imagem da íris é bastante sensível, uma vez que a posição do usuário e a rotatividade da face podem variar conforme cada sessão. Além disso, um fenômeno natural proporcionado pela dilatação da pupila pode alterar as condições de classificação das amostras. Por este motivo, é necessário uma metodologia que realize a compensação dessas variações, de forma que a probabilidade de classificação incorreta dessas amostras sejam coerentes. Diante deste problema, John Daugman propôs a transformação da região de interesse da imagem  $I(x,y)$  representada em coordenadas cartesianas, por uma nova representação  $I(r, \theta)$  em coordenadas polares, cuja origem se encontra no centro da pupila. Esta transformação geométrica descrita pelas Equações 3.1 a 3.3, faz com que os padrões da íris sejam normalizados e redimensionados a uma única dimensão.

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (3.1)$$

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (3.2)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (3.3)$$

### 3.1.3 Extração e codificação dos atributos

A textura da íris é composta por diversas nuances de pigmentação, formadas pela concentração de Feomelanina e Eumelanina na Estroma. Entretanto, a similaridade entre duas íris é baseada na formação de sulcos, vales e fibras de colágenos, localizada em sua estrutura.

Deste modo, o autor propõe a análise dos padrões aleatórios formados pela estrutura da íris para a extração dos atributos. Nesta fase, é utilizado o quadrante de fase de demodulação da íris e o Filtro de Gabor 2D observado na Equação 3.4, representado pelo fasor no plano complexo.

$$H(r, \theta) = e^{-j\omega(\theta_0 - \theta)} e^{-(r_0 - r)/\alpha^2} e^{-(\theta_0 - \theta)/\beta^2} \quad (3.4)$$

Basicamente, é realizada a projeção do Filtro de Gabor em blocos de dimensões fixas para se obter um conjunto de filtros centralizados, no qual são utilizados como parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ , variando com o inverso da frequência  $\omega$ . Após a decomposição da imagem é feita uma compactação dos dados, em que a amostra é representada por um conjunto de 2.048 bits, denominado *iriscode*<sup>2</sup>. Desta forma, a classificação desses dados consiste unicamente na utilização dos componentes de fase, pois a informação de amplitude é insatisfatória devido aos fatores de iluminação, contraste e ganho da câmera.

### 3.1.4 Classificação dos padrões da íris

Além da assinatura da íris, John Daugman propõe uma metodologia de detecção de oclusões proporcionadas pelas pálpebras, denominada máscara de oclusões. A máscara de oclusões é utilizada na etapa de classificação dos padrões da íris, na qual é utilizada a Distância de Hamming (HD) para o cálculo de similaridade entre as assinaturas  $A$  e  $B$ . Desta forma, o cálculo é realizado utilizando-se operadores booleanos, nos quais XOR faz a detecção de discordâncias entre os pares de bits e AND retira do teste os bits correspondentes à região com oclusões, conforme a Equação 3.5.

$$HD = \frac{\sum[A \otimes B] \cap maskA \cap maskB}{\sum[maskA \cap maskB]} \quad (3.5)$$

## 3.2 Medidas de desempenho em sistemas biométricos

O processo de captura de amostras de características biométricas realizado por sensores e dispositivos eletrônicos é consideravelmente sensível, por isso se faz necessário que o usuário repita o procedimento uma ou mais vezes caso não seja identificado pelo sistema. A maioria dos sistemas biométricos

<sup>02</sup> O termo *iriscode*<sup>®</sup> foi primeiramente empregado e patentado por Daugman em 1993 (DAUGMAN, 2002). Entretanto, essa nomenclatura é diversamente aplicada a qualquer representação binária das características da íris, abordados em trabalhos acadêmicos.

armazena duas ou mais características de um mesmo usuário para uma classificação posterior. Este procedimento é realizado devido ao grau de variações entre essas características no ato da aquisição. Algumas variações que afetam o estado das características são: mudanças no estado físico, emocional e/ou psicológico do usuário, condições ou climatizações ambientais (temperatura, umidade, ruído no sensor, iluminação) e posição do usuário em relação ao sensor. Por estas razões, um sistema biométrico pode rejeitar usuários genuínos ou aceitar usuários impostores, ocasionando erros na autenticação (BRAVO, 2006; CARNEIRO, 2010).

Analisando este cenário, supõe-se que um usuário acesse um sistema biométrico fornecendo uma amostra de sua característica  $B$ . A amostra  $B$  é então armazenada em  $Q = S(B)$ . Uma nova amostra desta mesma característica  $B'$  é obtida e calculada seu *template*  $Q' = S(B')$  (BRAVO, 2006). Sendo assim, definem-se duas hipóteses:

$$H_0 : B' \text{ vem do mesmo usuário que } B,$$
$$H_1 : B' \text{ não vem do mesmo usuário que } B.$$

Desta forma, a medida de semelhança dos *templates* é calculada por  $s_m = Sim(Q, Q')$ . Após a definição do limiar de decisão  $Td$  tem-se que, se  $s_m \geq Td$  o sistema escolhe a hipótese  $H_0$  classificando-a como verdadeira ou falsa se  $s_m < Td$  levando-se em conta a hipótese  $H_1$  (BRAVO, 2006).

Quando o sistema decide por  $H_0$  se na verdade é  $H_1$  resulta em uma falsa aceitação, mas se o sistema decide por  $H_1$  quando  $H_0$  for verdade, o resultado é uma falsa rejeição (BRAVO, 2006). Sendo assim,

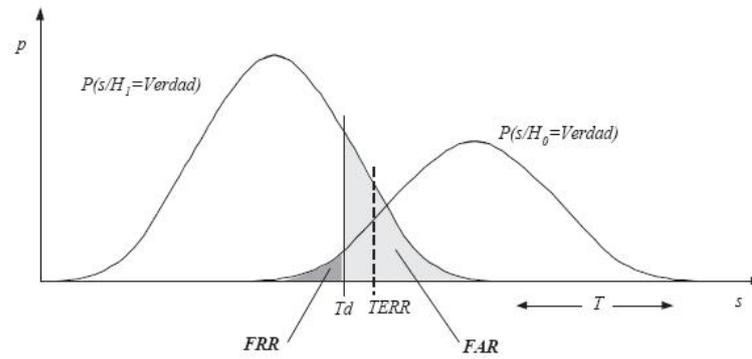
- **Falsa aceitação** - quando o sistema aceita um indivíduo impostor.
- **Falsa rejeição** - quando o sistema rejeita um usuário genuíno.

Considera-se que  $Q = Q'$ ,  $B$  e  $B'$  formam um par casado, caso contrário  $B$  e  $B'$  são chamados de par não-casado. Normalmente a distribuição destes pares são apresentados por histogramas, ou por densidades, conforme ilustrado na Figura 3.2, na qual TERR (Taxa de Erro Igual) é a taxa de erro quando a frequência de FAR e FRR (subseção 3.3) são iguais (BRAVO, 2006). Desta forma, pares casados correspondem à distribuição intraclasse e pares não-casados à distribuição interclasse.

### 3.3 Erros nos sistemas biométricos

A avaliação do desempenho de um sistema biométrico pode ser realizado por dois tipos de erros:

- **Erro do Tipo I** - conhecido como Taxa de Falsa Aceitação FAR(*False Acceptance Rate*) ou FMR(*False Match Rate*)



**Figura 3.2: Ilustração das curvas FAR e FRR.**

- **Erro do Tipo II** - conhecido como Taxa de Falsa Rejeição FRR (*False Rejection Rate*) ou FNMR (*False Non-Match Rate*)

A Taxa de Falsa Aceitação (FAR), representa a probabilidade de um impostor ser aceito pelo sistema e pode ser calculada como:

$$FAR = \frac{NFA}{NIIA}, \quad (3.6)$$

onde, NFA representa o número de falsas aceitações e NIIA o número de tentativas de identificação de impostor.

A Taxa de Falsa Rejeição (FRR), estima a probabilidade de um usuário apto ser classificado como um impostor e pode ser calculada como:

$$FRR = \frac{NFR}{NEIA}, \quad (3.7)$$

onde, NFR representa o número de falsas rejeições e NEIA o número de tentativas de identificação de usuário genuíno.

A escolha do limiar correto  $T_d$  irá determinar a precisão do sistema e, principalmente, minimizar as taxas de erro. Existem diversas formas para escolher o limiar  $T_d$ , uma delas é a utilização do ZeroFAR e ZeroFRR respectivamente.

- **ZeroFAR** - é o valor correspondente de FRR, quando FAR possui valor zero. Esta medida estima a probabilidade do sistema biométrico rejeitar o acesso de pessoas autorizadas, quando todos os acessos de pessoas não-autorizadas são rejeitados (COSTA, 2006).
- **ZeroFRR** - é o valor correspondente de FAR, quando FRR possui valor zero. Esta medida estima a probabilidade do sistema aceitar o acesso de pessoas não-autorizadas, quando todos os acessos de pessoas autorizadas são aceitas (COSTA, 2006).

Na prática, a tolerância das duas taxas estão subdivididas em três grupos:

- **Aplicações Cíveis** - Este grupo de aplicações se baseia na minimização das duas taxas FAR e FRR, na qual é estabelecida a Taxa de Erro Igual (ERR). Deste modo, o equilíbrio das duas taxas garante uma melhor segurança e comodidade aos usuários.
- **Sistemas de alta segurança** - Este grupo adota uma taxa de falsa aceitação muito baixa, se possível ZeroFAR, mesmo que a taxa FRR seja alta. Dessa forma, o objetivo principal é minimizar o acesso de impostores, mas por outro lado torna o sistema sensível à classificação de genuínos.
- **Aplicações Forenses** - Dentre os outros grupos este é considerado o mais criterioso e minucioso, talvez por ser uma ferramenta de alta confiabilidade para justiça no apontamento de um suspeito. Estes sistemas utilizam taxas baixíssimas de FRR, dos quais o objetivo é prevalecer ao máximo a possibilidade do usuário ser genuíno do que um falso genuíno. Na prática, este critério visa apontar dois ou mais indivíduos como suspeitos, encaminhando-os para uma investigação mais detalhada, do que descartar um possível criminoso (FALGUERA, 2008).

É ilustrada na Figura 3.3, através da curva ROC, a comparação entre os níveis de exigência das aplicações biométricas.

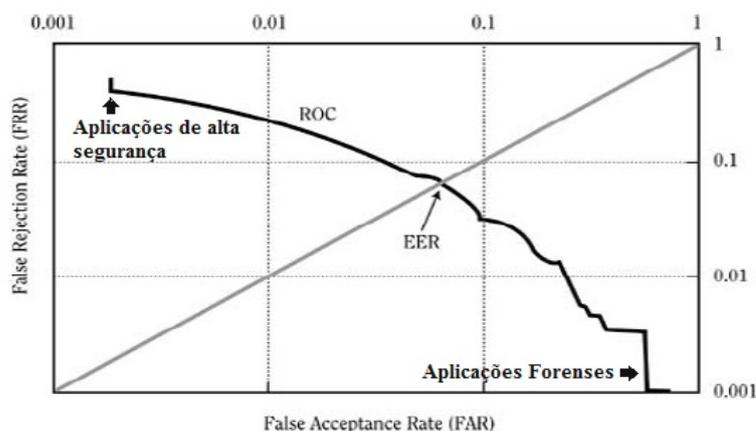
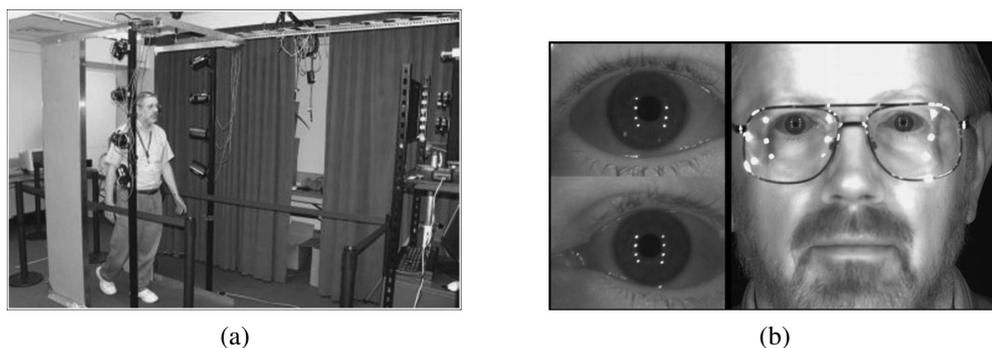


Figura 3.3: Curva ROC para três grupos de aplicações em sistemas biométricos, adaptado de (URTIGA; MORENO, 2011).

### 3.4 Reconhecimento de íris à distância e em movimento

A ideia básica do reconhecimento de íris à distância é aprimorar o processo de aquisição da imagem da íris, de forma que o usuário não seja obrigado a estar próximo ao dispositivo de captura. Ainda neste contexto, a íris pode ser capturada de forma dinâmica através de uma sequência de imagens formadas por um vídeo. Deste conjunto de imagens são selecionadas as que apresentam melhores condições de serem processadas para a classificação dos padrões da íris.



**Figura 3.4:** IOM System, (a) Sistema de aquisição de imagem da íris, à esquerda de (b) Imagens da íris após segmentação da região de interesse, e à direita de (b) Imagem original capturada pelo dispositivo, adaptado por (MATEY et al., 2006).

### 3.4.1 Trabalhos acadêmicos

As contribuições na área acadêmica para este tema são ainda muito escassas. O primeiro sistema de controle de acesso de usuários é proposto por (MATEY et al., 2006), no qual é adotado uma distância de aproximadamente, 3 metros da região facial para aquisição das características.

Em detalhes, o sistema captura uma imagem do usuário em movimento quando o mesmo passa por um portal do tipo “detector de metais”. Este portal possui sensores que ativam o dispositivo de captura obtendo-se uma imagem da face com um volume de dados de aproximadamente 20cm, conforme ilustrado na Figura 3.4. A abordagem é inovadora no que diz respeito ao dinamismo, mas ainda necessita de cooperação do usuário para a aquisição da imagem da íris, ou seja, o usuário precisa direcionar seu olhar em frente à câmera e deve passar pelo portal a uma velocidade limitada de 1 m/s (MATEY et al., 2006).

A região de interesse da imagem capturada pelo dispositivo possui em média 200 x 150 *pixels* que representam a íris, seguindo o padrão estabelecido pela norma ISO/IEC 19794-6:2005 (MATEY et al., 2006). A câmera utilizada para aquisição das imagens é a Pulnix TM-4000CL, que captura imagens com resolução de até 2048 x 2048 *pixels*, e utiliza iluminação complementar de LEDs infravermelhos de alta potência. O algoritmo de Daugman licenciado pela *Iridian Technologies* foi integrado para o processamento e classificação dos padrões da íris (MATEY et al., 2006).

Em (BASHIR et al., 2008) é proposta uma modelagem de um sistema de reconhecimento de íris à distância. Diferente da proposta anterior, esta utiliza um cenário real fixando a não cooperação do usuário. A abordagem de utilização de três câmeras pode revolucionar o cenário atual: uma é utilizada para rastreamento do usuário e sua localização, outra é responsável pela detecção da imagem da face utilizando o sistema PTU (*Pan-tilt-Unit*), e por último outra se responsabiliza pela aquisição de uma imagem da região mais próxima da íris (BASHIR et al., 2008).

As imagens seguem também o padrão estabelecido pela norma ISO/IEC 19794-6:2005 (MATEY et al., 2006), o sistema é capaz de capturar imagens entre 3 e 6 metros de distância. Além disso, é integrado ao

sensor o infravermelho para aquisição das imagens da íris. Neste sistema, o autor propõe uma iluminação complementar na região da face com um feixe de iluminação a laser, e coloca esta possibilidade como uma possível solução dos problemas de aquisição da imagem de íris à distância (BASHIR et al., 2008).

Em (DONG; SUN; TAN, 2009) é proposto um protótipo para aquisição de imagens de íris à distância de aproximadamente 3 metros, e duas câmeras são utilizadas para detecção da face e localização espacial do rosto. Além disso, o sistema utiliza uma câmera PTZ (*Pan-Tilt-Zoom*) acrescida de um iluminador infravermelho, no qual o ajuste de foco pode ser realizado de forma manual ou automático, dependendo da necessidade. Na Figura 3.5, é apresentado o protótipo desenvolvido por (DONG; SUN; TAN, 2009) para a aquisição de imagens de íris à distância.

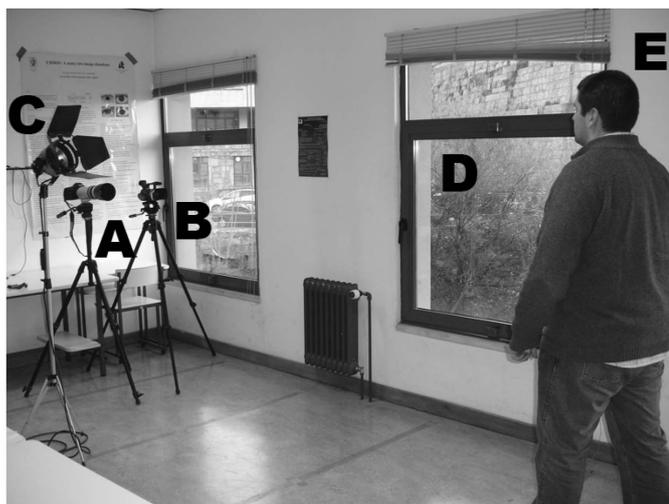


**Figura 3.5: Protótipo para aquisição de imagens de íris à distância proposto por (DONG; SUN; TAN, 2009).**

De acordo com a norma IEC-60852-1, a intensidade de luz infravermelha não pode passar de ( $10mw/cm^2$ ). Para visualizar as características da íris à distância de 3 metros, é necessário no mínimo ( $2mw/cm^2$ ). Neste trabalho, os autores implementaram um sensor para desativação dos LEDs infravermelhos quando o usuário encontra-se próximo a 2 metros da câmera. Este conceito é essencial para prevenção de altas iluminações nos olhos que podem ser prejudiciais à saúde (DONG; SUN; TAN, 2009). As imagens capturadas por este protótipo possuem boa resolução e podem ser utilizadas para classificação de íris e face. Um banco de imagens de íris à distância contendo 54.601 imagens de 1.800 usuários foi criado e disponibilizado para uso acadêmico pela Academia Chinesa de Ciências do Instituto de Automação (CASIA, b; DONG; SUN; TAN, 2009).

Foram descritas anteriormente propostas de sistemas para reconhecimento de íris à distância de no máximo 3 metros. As abordagens focam na utilização de câmeras de alta resolução na banda infravermelha. Em (PROENÇA, 2009) é apresentada uma proposta para aquisição de imagens de íris a distâncias entre 4 a 8 metros, além disso o autor propõe aquisição das imagens na banda visível (PROENÇA, 2009).

O protótipo faz uso de uma câmera de marca Canon EOS 5D para aquisição das imagens. Os experimentos utilizam parâmetros de marcação de distância de 4, 5, 6, 7 e 8 metros para captura, como pode ser visualizado na Figura 3.6. Sendo assim, as imagens são capturadas por simulações de movimentos interpostos pelo usuário. A base de dados criada a partir deste protótipo contém 11.102 imagens, e encontra-se disponível para uso acadêmico pela Socialab - Universidade do Beira Interior (Portugal), banco UBIRIS v2 (PROENCA et al., 2010; PROENCA, 2009).



**Figura 3.6: Protótipo para aquisição de imagens de íris à distância proposto por (PROENCA et al., 2010).**

Conforme observado nos trabalhos publicados sobre reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo, o processo de aquisição das imagens acontece de forma minuciosa. As regiões que contêm as características da íris são pequenas e exigem um *hardware* que capture imagens de alta resolução. A maioria das propostas utiliza imagens na banda infravermelha, a qual possibilita melhor visualização das características da íris com menor distribuição de ruídos na imagem.

Conclui-se que as condições para um sistema ideal neste cenário é ainda precário. A utilização de técnicas de processamento de imagens são inevitáveis e dependendo do contexto podem trazer outros problemas, como por exemplo o tempo de processamento. Essas observações motivaram a proposta desta dissertação, que é desenvolver novos métodos que possam minimizar os problemas observados.

### 3.5 Avaliação

Atualmente, os sistemas de reconhecimento de íris convencionais (cooperativos) são amplamente utilizados em diversos seguimentos comerciais, como: aeroportos; hospitais; fóruns judiciais e empresas de grande porte. Estes sistemas possuem um ótimo desempenho e são altamente confiáveis; em sua maioria o algoritmo utilizado para classificação dos padrões é o de Daugman, que oferece uma alta exatidão. Estas estatísticas são comprovadas em diversas publicações acadêmicas e também neste trabalho, no qual

**Tabela 3.1:** Resultados obtidos com o algoritmo de Daugman utilizando a base de dados CASIA Iris - Interval e CASIA at distance.

	CASIA Iris - Interval	CASIA at distance
<b>Nº de classes:</b>	30	30
<b>Nº de amostras:</b>	5	5
<b>Intraclasse:</b>	300	270
<b>Interclasses:</b>	870	702
<b>Erros de segmentação:</b>	4%	10%
<b>Limiar de decisão:</b>	0,41	0,35
<b>Precisão do sistema:</b>	100%	60,60%

foi utilizado o algoritmo para classificação dos padrões da íris, utilizando-se a base de dados cooperativa CASIA Iris - Interval.

Ao realizar-se os experimentos com a base de dados cooperativa obteve-se uma exatidão de 100%. Este resultado confirmou a robustez do algoritmo utilizando-se amostras cooperativas, com baixo índice de ruído. Por outro lado, os resultados obtidos com as amostras à distância foram inferiores 60,60%, já que a probabilidade de existência de ruído é consideravelmente maior em relação às imagens cooperativas. A Tabela 3.1 apresenta uma comparação dos resultados obtidos com a base cooperativa e não cooperativa utilizando-se o algoritmo proposto por Daugman.

Analisando-se os resultados obtidos na Tabela 3.1, onde se utilizou as imagens da base de dados CASIA Iris - Interval e CASIA at distance é possível afirmar que, o algoritmo de Daugman demonstrou maior sensibilidade com a base de dados CASIA at distance, ou seja, imagens com maior nível de ruído. Além da baixa precisão, o algoritmo não demonstrou bom desempenho na etapa de segmentação, obtendo-se uma taxa de erro de 10% em relação ao total de dados utilizados. Embora os resultados não sejam os esperados como o da base de dados cooperativa, pode-se dizer que o algoritmo pode ser aplicado a determinadas imagens que apresentem menor ruído.

### 3.5.1 Problema Detectado

Como descrito na seção anterior, o algoritmo de Daugman possui bom desempenho com imagens que apresentem baixo índice de ruído. A ausência de ruído nas imagens deve-se ao fato da distância de aquisição ou posicionamento do usuário, que prejudica o processamento do algoritmo. Logo, isso sugere a aplicação de alguma forma de seleção de imagens aptas ou não para a classificação dos padrões. Sendo assim, descreve-se no capítulo 4, uma metodologia que realiza a seleção de amostras aptas ao reconhecimento baseado em um critério preestabelecido.

# Capítulo 4

## MÉTODO DE SELEÇÃO DE IMAGENS APTAS PARA RECONHECIMENTO DE ÍRIS EM AMBIENTE NÃO COOPERATIVO

---

---

*Neste capítulo é descrito o processo de desenvolvimento da metodologia para classificação de imagens aptas para o reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo.*

A partir da avaliação do desempenho do algoritmo de Daugman realizada no capítulo anterior, foi desenvolvida uma metodologia para a classificação de imagens não cooperativas. A metodologia está baseada no problema detectado e está relacionada a uma estratégia de seleção de amostras aptas ao reconhecimento de íris utilizando-se o algoritmo de Daugman.

Como base nos experimentos, foram utilizadas duas bases de dados: CASIA *Interval* e CASIA *at distance*, ambas disponibilizadas pela Academia Chinesa de Ciências (CASIA, a). Adaptou-se ao algoritmo de Libor Masek um módulo que realiza o descarte das amostras com o nível de ruído pre-estabelecido, mostrado em detalhes na seção 4.2.1. O método foi utilizado tanto na base cooperativa na qual foram feitas simulações como também na base de dados não cooperativa. Os resultados destes experimentos estão apresentados nas próximas seções.

### 4.1 Experimentos com a Base de dados cooperativa CASIA V3

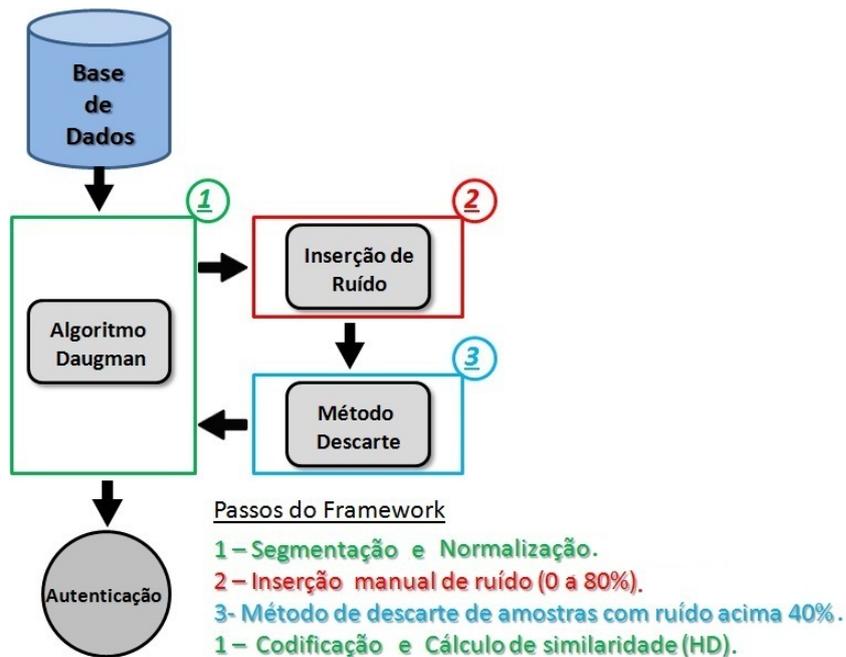
Atualmente, existem diversas bases de imagens de íris cooperativas disponíveis para uso acadêmico, com por exemplo: MMU (UNIV., 2004), UBIRIS (PROENCA et al., 2010), UPOL (DOBES; MACHALA, 2004), CASIA (CASIA, a), entre outros. Neste trabalho especificamente, utilizou-se somente a base de dados CASIA Iris - *Interval* e CASIA *at distance*, disponibilizadas pela Academia Chinesa de Ciências. Inicialmente, utilizou-se a base de dados CASIA Iris - *Interval*, especificada na Tabela 4.1.

**Tabela 4.1:** Especificações do banco de dados CASIA Iris V3 Interval.

<b>Ambiente de captura:</b>	Interno
<b>Número de sessões:</b>	2
<b>Origem das imagens:</b>	Estudantes de pós-Graduação
<b>Número de indivíduos:</b>	249
<b>Número de classes:</b>	395
<b>Número de imagens:</b>	2.639
<b>Resolução:</b>	320 x 280 pixels

A base de dados CASIA Iris - *Interval* é uma base cooperativa que possui baixo índice de ruído, motivo pelo qual é utilizada em diversos trabalhos acadêmicos. As imagens foram capturadas na banda infravermelha, que possibilita a retenção de reflexos provenientes de iluminação do ambiente. Por outro lado, a base é composta por usuários de origem asiática que possuem grau de oclusão muito alto. A utilização dessa base neste projeto consiste em simular um ambiente não cooperativo, no qual uma porcentagem de ruído foi adicionada às amostras de íris. O objetivo principal deste experimento foi investigar a capacidade de reconhecimento dessas amostras para diferentes níveis de ruído.

Para o processamento e reconhecimento das imagens de íris foi utilizada a linguagem de programação MATLAB versão 7.7. Baseado no algoritmo disponibilizado por (MASEK; KOVESI, 2003), foi proposto um *framework* para realização dos experimentos simulatórios com as amostras de íris cooperativas. Na Figura 4.1 são ilustradas as etapas do *framework* desenvolvido, incluindo a base de dados, processamento da amostra pelo algoritmo de Daugman, o módulo de inserção artificial de ruído, módulo que calcula e descarta amostras assumindo um critério, e a autenticação do usuário.

**Figura 4.1:** Diagrama de fluxo geral do *framework* proposto

Basicamente, a imagem de entrada é processada pelo algoritmo de Daugman, que realiza a segmentação e normalização da região de interesse (ROI). Baseada na região de interesse, é feita a inserção de ruído variando-se entre 0 a 80%, formando-se novas bases de dados conforme o nível adicionado de ruído. A nova amostra com ruído artificial é então analisada pelo módulo de descarte, que calcula a porcentagem de ruído na amostra e realiza o descarte dela conforme um critério preestabelecido. Uma vez que uma amostra atende os requisitos preestabelecidos, são realizadas a extração e codificação dos atributos para que, posteriormente seja feito o cálculo de similaridade baseado na distância de Hamming. A autenticação é dada como positiva *se e somente se* o valor de similaridade for menor ou igual ao limiar de decisão.

#### 4.1.1 Configurações para base de dados CASIA Iris - *Interval*

**Tabela 4.2:** Especificações dos experimentos com a base de dados CASIA Iris - *Interval*.

Nº de classes	Imagens	Comparações intraclasse	Comparações interclasse
30	150	300	870

A base de dados cooperativa CASIA Iris - *Interval* é composta por amostras de íris de ambos os lados (direito e esquerdo). Para realização dos testes com esta base, utilizou-se somente amostras do lado direito, por motivos de padronização. Estes experimentos estão especificados na Tabela 4.2.

Desta forma, os parâmetros utilizados para a segmentação das amostras foram reconfigurados conforme abaixo:

---

`lpupilradius / upupilradius` : Valor mínimo/máximo do raio da pupila  
`lirisradius / uirisradius` : Valor mínimo/máximo do raio da íris

1. `lpupilradius` = 28;
  2. `upupilradius` = 75;
  3. `lirisradius` = 80;
  4. `uirisradius` = 150;
- 

Além disso, no módulo de comparação onde se utiliza a Distância de Hamming para o cálculo de similaridade, foi atribuído ao parâmetro de deslocamento o intervalo de -5 até 5. Este parâmetro atribuído ao cálculo HD proporciona menor invariância à rotação das amostras, sendo assim, consegue-se compensar o problema de rotatividade.

#### 4.1.2 Simulação de um ambiente não cooperativo

Primeiramente, foi aplicado o algoritmo nas amostras da base CASIA Iris - *Interval* para se obter o limiar de decisão, no qual foi calculado o histograma das classes (intra e inter). O algoritmo não

conseguiu segmentar apenas 6 amostras adequadamente, e por esta razão foram descartadas do ambiente de decisão.

O ambiente de decisão é um parâmetro inicial para se dar continuidade nos próximos experimentos. Para que estes experimentos se tornem padronizados, foi definido o ambiente de decisão baseado em aplicações forenses, conforme detalhado no Capítulo 3. Com base na tabela 4.3, pode-se concluir que o limiar que satisfaz o critério é de 0,41 com probabilidade de 0% de falsos positivos e negativos.

**Tabela 4.3:** *Porcentagens de FAR e FRR com 0% de ruído.*

<b>Limiares</b>	<b>FAR%</b>	<b>FRR%</b>
0,33	0	0,203333333
0,34	0	0,155555555
0,35	0	0,123333333
0,36	0	0,083333333
0,37	0	0,053333333
0,38	0	0,040000000
0,39	0	0,023333333
0,40	0	0,003333333
<b>0,41</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
0,42	0	0
0,43	0,00574712	0
0,44	0,03908046	0
0,45	0,15172413	0
0,46	0,40344827	0
0,47	0,733333333	0

Conforme descrito anteriormente a base de dados CASIA Iris - *Interval* é composta por usuários de origem asiática, na qual é natural existirem oclusões proporcionadas pelas pálpebras e cílios. Analisando as amostras, pode-se perceber que a média de oclusões na base de dados equivale a aproximadamente 10% da amostra total. A partir deste conceito tem-se uma pergunta: será que é possível realizar o reconhecimento com apenas uma pequena porcentagem da amostra total?. Ou seja, se a amostra estiver oclusa em até 90% é possível classificar esta amostra com segurança?

Visualizando o cenário dos sistemas não cooperativos de íris tem-se imagens com níveis de ruído muito alto. Dentro dessas condições, os próximos experimentos visam aplicar nas amostras de íris diferentes níveis de ruído, assim como verificar o comportamento delas no ambiente de decisão. Para que isso seja possível, foi adaptado ao módulo de normalização do algoritmo de (MASEK; KOVESI, 2003) um trecho de código que implementa a adição de diferentes níveis de ruído nas amostras, apresentado logo abaixo:

---

```
%A funcao "ones" permite gerar uma matriz de elementos iguais a 1
% neste caso representados como ruidos (oclusoes)
```

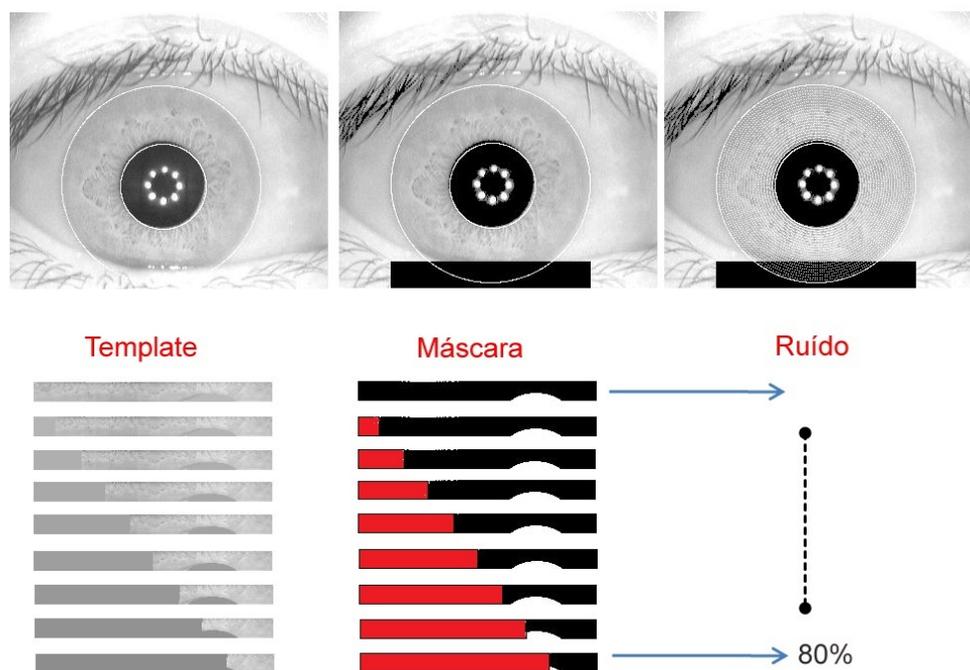
$\text{ones}(21) = 10\% \text{ de ruído}$   $\text{--} \text{--} \text{ones}(31) = 20\% \text{ de ruído}$   
 $\text{ones}(38) = 30\% \text{ de ruído}$   $\text{--} \text{--} \text{ones}(44) = 40\% \text{ de ruído}$   
 $\text{ones}(49) = 50\% \text{ de ruído}$   $\text{--} \text{--} \text{ones}(54) = 60\% \text{ de ruído}$   
 $\text{ones}(58) = 70\% \text{ de ruído}$   $\text{--} \text{--} \text{ones}(62) = 80\% \text{ de ruído}$

```

1. function [polar_array , polar_noise] = normaliseiris(image , x_iris ..
2.     ..
3.     ..
4. M = ones(21);
5. coords = find(M);
6. polar_noise(coords) = 1;

```

Para analisar o comportamento do ambiente de decisão nas amostras da base CASIA Iris - *Interval*, foram realizadas as comparações intraclases e interclases na escala de 0% até 80% de ruído, como observado pelo esboço na Figura 4.2. Desta forma, é possível obter uma análise mais detalhada do desempenho do sistema através dessas distribuições.



**Figura 4.2:** Organização dos experimentos com a base de dados CASIA V3

Nos experimentos realizados é notório que, à medida que a porcentagem de ruído aumenta (região em vermelho), o limiar de decisão baseado no ZeroFAR diminui (Figura 4.3) e, conseqüentemente, a exatidão também é prejudicada. Além disso, é possível notar através da distribuição das classes (intra e inter) um maior grau de intersecção entre elas, o que proporciona maiores taxas de FAR e FRR no sistema. Na Figura 4.5, são ilustradas as distribuições dessas classes, que correspondem aos ambientes de decisões apresentados na Figura 4.3 e Figura 4.4 respectivamente.

	0%			10%			20%			30%			40%		
	FAR	FRR	Exatidão	FAR	FRR	Exatidão	FAR	FRR	Exatidão	FAR	FRR	Exatidão	FAR	FRR	Exatidão
0,18	0,00	0,963333	3,66%	0,00	0,963333	3,66%	0,00	0,953333	4,66%	0,00	0,963333	3,66%	0,00	0,946667	5,33%
0,19	0,00	0,96	4%	0,00	0,96	4%	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,96	4%	0,00	0,94	6%
0,2	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,943333	5,66%	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,92	8%
0,21	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,926667	7,33%	0,00	0,946667	5,33%	0,00	0,89	11%
0,22	0,00	0,93	7%	0,00	0,93	7%	0,00	0,883333	11,66%	0,00	0,93	7%	0,00	0,826667	17,33%
0,23	0,00	0,886667	11,33%	0,00	0,883333	11,66%	0,00	0,836667	16,33%	0,00	0,886667	11,33%	0,00	0,753333	24,66%
0,24	0,00	0,843333	15,66%	0,00	0,836667	16,33%	0,00	0,78	22%	0,00	0,843333	15,66%	0,00	0,71	29%
0,25	0,00	0,783333	21,66%	0,00	0,773333	22,66%	0,00	0,75	25%	0,00	0,78	22%	0,00	0,633333	36,66%
0,26	0,00	0,713333	28,66%	0,00	0,7	30%	0,00	0,673333	32,66%	0,00	0,706667	29,33%	0,00	0,583333	41,66%
0,27	0,00	0,633333	36,66%	0,00	0,63	37%	0,00	0,57	43%	0,00	0,636667	36,33%	0,00	0,463333	53,66%
0,28	0,00	0,55	45%	0,00	0,54	46%	0,00	0,52	48%	0,00	0,553333	44,66%	0,00	0,393333	60,66%
0,29	0,00	0,506667	49,33%	0,00	0,49	51%	0,00	0,456667	54,33%	0,00	0,503333	49,66%	0,00	0,35	65%
0,3	0,00	0,436667	56,33%	0,00	0,423333	57,66%	0,00	0,356667	64,33%	0,00	0,433333	56,66%	0,00	0,29	71%
0,31	0,00	0,36	64%	0,00	0,346667	65,33%	0,00	0,303333	69,66%	0,00	0,353333	64,66%	0,00	0,22	78%
0,32	0,00	0,28	72%	0,00	0,27	73%	0,00	0,243333	75,66%	0,00	0,273333	72,66%	0,00	0,176667	82,33%
0,33	0,00	0,203333	79,66%	0,00	0,2	80%	0,00	0,206667	79,33%	0,00	0,203333	79,66%	0,00	0,14	86%
0,34	0,00	0,15	85%	0,00	0,15	85%	0,00	0,136667	86,33%	0,00	0,15	85%	0,00	0,096667	90,33%
0,35	0,00	0,123333	87,66%	0,00	0,12	88%	0,00	0,093333	90,66%	0,00	0,123333	87,66%	0,00	0,063333	93,66%
0,36	0,00	0,083333	91,66%	0,00	0,083333	91,66%	0,00	0,056667	94,33%	0,00	0,086667	91,33%	0,00	0,05	95%
0,37	0,00	0,053333	94,66%	0,00	0,06	94%	0,00	0,046667	95,33%	0,00	0,06	94%	0,00	0,033333	96,66%
0,38	0,00	0,04	96%	0,00	0,043333	95,66%	0,00	0,036667	96,33%	0,00	0,043333	95,66%	0,006897	0,013333	97,97%
0,39	0,00	0,023333	97,66%	0,00	0,026667	97,33%	0,00	0,026667	97,33%	0,00	0,023333	97,66%	0,011494	0,013333	97,51%
0,4	0,00	0,003333	99,66%	0,002299	0,003333	99,43%	0,002299	0,00	99,77%	0,002299	0,003333	99,43%	0,018391	0,003333	97,82%
0,41	0,00	0,00	100%	0,002299	0,00	99,77%	0,002299	0,00	99,77%	0,006897	0,00	99,31%	0,035632	0,00	96,43%

Figura 4.3: Ambiente de decisão obtido com a simulação entre 0 e 40% de ruído.

	50%			60%			70%			80%		
	FAR	FRR	Exatidão									
0,18	0,00	0,933333	6,66%	0,00	0,886667	11,33%	0,00	0,853333	14,66%	0,00	0,753333	24,66%
0,19	0,00	0,92	8%	0,00	0,84	16%	0,00	0,79	21%	0,00	0,7	30%
0,2	0,00	0,873333	12,66%	0,00	0,78	22%	0,00	0,72	28%	0,002299	0,626667	37,10%
0,21	0,00	0,826667	17,33%	0,00	0,706667	29,33%	0,00	0,653333	34,66%	0,002299	0,536667	46,10%
0,22	0,00	0,773333	22,66%	0,00	0,623333	37,66%	0,00	0,56	44%	0,002299	0,443333	55,43%
0,23	0,00	0,72	28%	0,00	0,573333	42,66%	0,00	0,49	51%	0,004598	0,376667	61,87%
0,24	0,00	0,65	35%	0,00	0,496667	50,33%	0,00	0,416667	58,33%	0,004598	0,306667	68,87%
0,25	0,00	0,546667	45,33%	0,00	0,41	59%	0,00	0,37	63%	0,009195	0,273333	71,74%
0,26	0,00	0,486667	51,33%	0,00	0,32	68%	0,00	0,283333	71,66%	0,013793	0,256667	72,95%
0,27	0,00	0,41	59%	0,00	0,26	74%	0,002299	0,246667	75,10%	0,024138	0,213333	76,25%
0,28	0,00	0,326667	67,33%	0,002299	0,21	78,77%	0,002299	0,203333	79,43%	0,034483	0,166667	79,88%
0,29	0,00	0,29	71%	0,002299	0,17	82,77%	0,004598	0,18	81,54%	0,052874	0,14	80,71%
0,3	0,002299	0,233333	76,43%	0,002299	0,14	85,77%	0,006897	0,133333	85,97%	0,072414	0,103333	82,42%
0,31	0,002299	0,18	81,77%	0,002299	0,113333	88,43%	0,011494	0,11	87,85%	0,108046	0,09	80,19%
0,32	0,002299	0,136667	86,10%	0,004598	0,1	89,54%	0,017241	0,09	89,27%	0,172414	0,083333	74,42%
0,33	0,002299	0,11	88,77%	0,006897	0,076667	91,64%	0,035632	0,076667	88,77%	0,217241	0,08	70,27%
0,34	0,002299	0,07	92,77%	0,016092	0,056667	92,72%	0,055172	0,06	88,48%	0,27931	0,07	65,06%
0,35	0,002299	0,036667	96,10%	0,027586	0,036667	93,57%	0,082759	0,056667	86,05%	0,328736	0,053333	61,79%
0,36	0,004598	0,03	96,54%	0,049425	0,023333	92,72%	0,121839	0,043333	83,48%	0,370115	0,043333	58,65%
0,37	0,011494	0,016667	97,18%	0,074713	0,016667	90,86%	0,162069	0,036667	80,12%	0,450575	0,033333	51,60%
0,38	0,01954	0,003333	97,71%	0,096552	0,016667	88,67%	0,242529	0,026667	73,08%	0,504598	0,03	46,54%
0,39	0,049425	0,003333	94,72%	0,166667	0,006667	82,66%	0,326437	0,013333	66,02%	0,568966	0,023333	40,77%
0,4	0,073563	0,00	92,64%	0,256322	0,003333	74,03%	0,426437	0,003333	57,02%	0,654023	0,00	34,59%
0,41	0,125287	0,00	87,47%	0,368966	0,00	63,10%	0,541379	0,00	45,86%	0,741379	0,00	25,86%

Figura 4.4: Ambiente de decisão obtido com a simulação entre 50 e 80% de ruído.

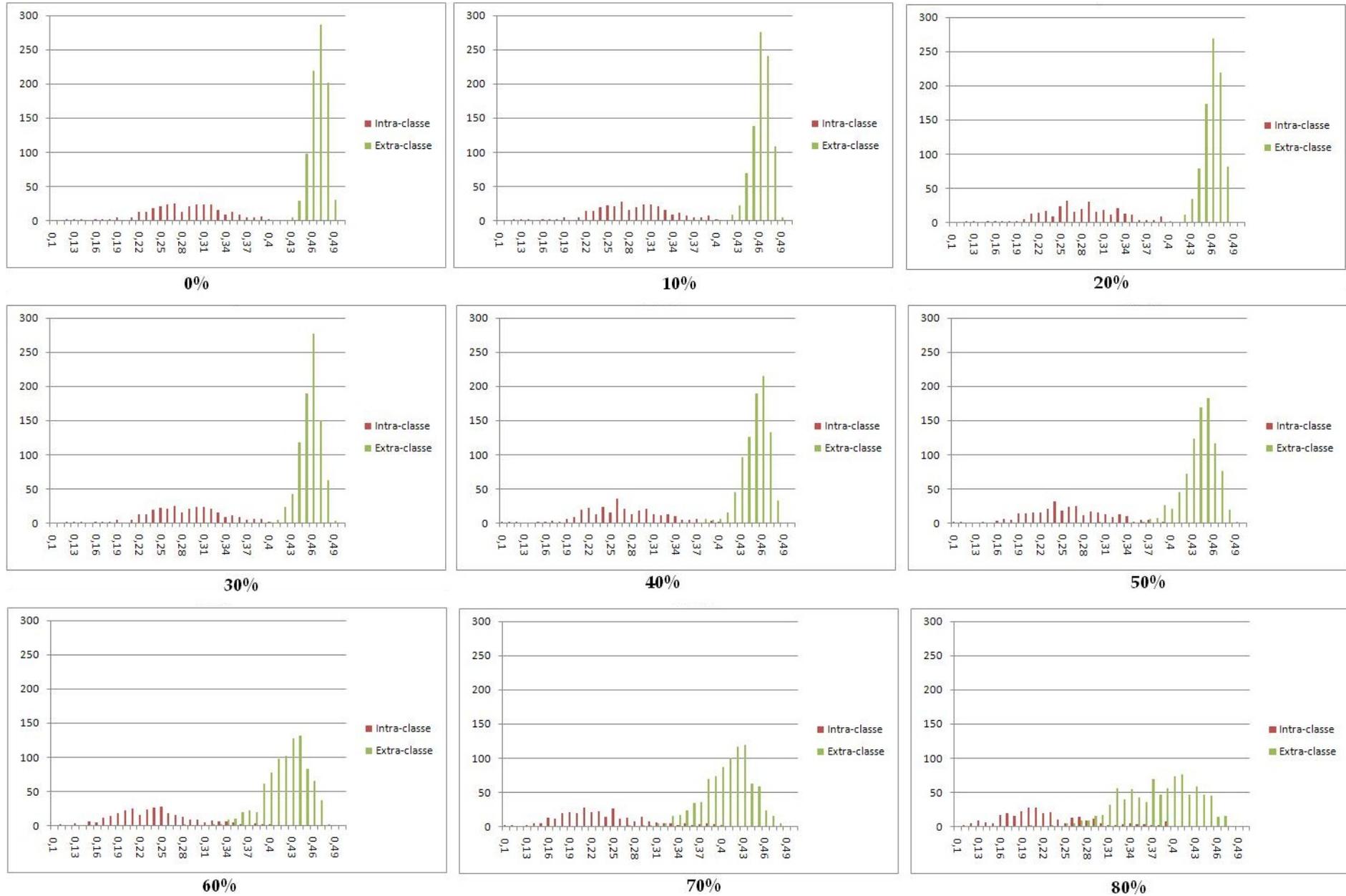


Figura 4.5: Distribuição intraclasse e interclasse das amostras da base CASIA Iris - *Interval* baseado em diferentes níveis de ruído.

**Tabela 4.4:** Especificações do banco de dados CASIA at distance.

<b>Ambiente de captura:</b>	Interno
<b>Número de sessões:</b>	1
<b>Origem das imagens:</b>	Estudantes de graduação
<b>Número de indivíduos:</b>	142
<b>Número de classes:</b>	284
<b>Número de imagens:</b>	2.567
<b>Resolução:</b>	2352 x 1728 <i>pixels</i>

Observando os resultados obtidos nas Figuras 4.3 e 4.4, pode-se concluir que utilizando-se o limiar de decisão de 0,41 a todos os níveis de ruído, o algoritmo possui melhor desempenho com até 40% de ruído, em que a exatidão é de 96,43%. Acima de 40% de ruído os resultados se tornam inviáveis para uma aplicação comercial, chegando a se obter uma exatidão de 25,86% com amostras de 80% de ruído. Os valores que estão destacados nas Figuras 4.3 e 4.4 correspondem ao limiar de decisão baseado no ZeroFAR, analisando-se as exatidões obtidas seguindo este critério tem-se um resultado aceitável com até 40% de ruído, na qual a exatidão correspondente é de 96,66%.

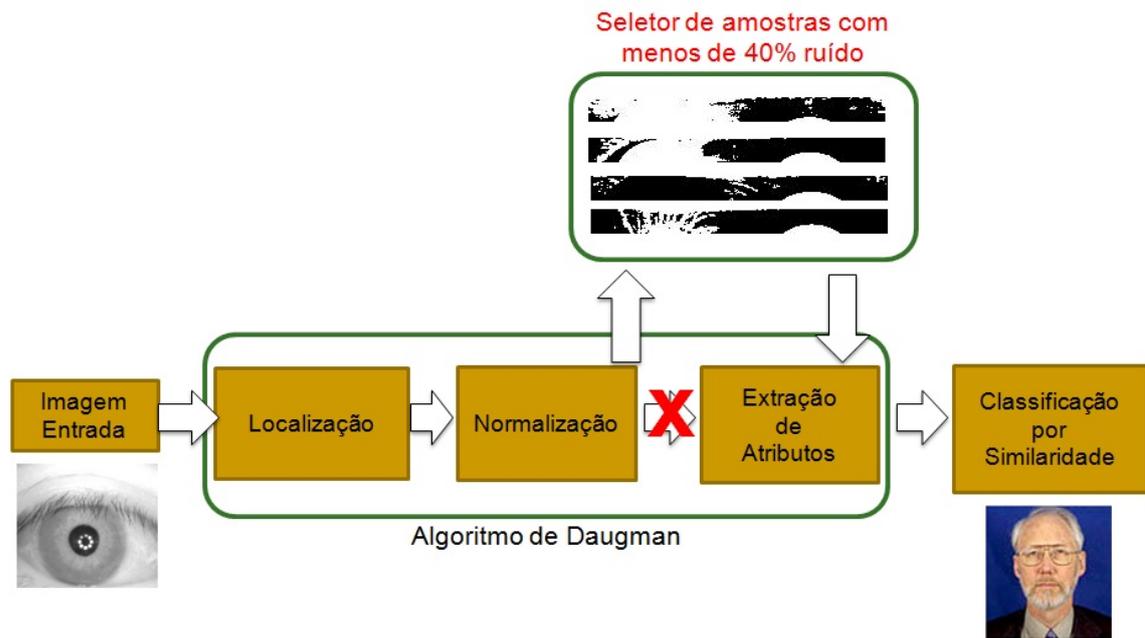
Sendo assim, pode-se concluir que esta metodologia pode ser utilizada como uma estratégia de classificação para sistemas não cooperativos, em que se espera um nível alto de ruído.

## 4.2 Experimentos com a base de dados não cooperativa CASIA at Distance

Baseando-se nos resultados com a base de dados cooperativa, aplicou-se também às amostras não cooperativas o *framework* desenvolvido, ilustrado na Figura 4.6. Basicamente, o *framework* desenvolvido recebe uma imagem de entrada e é processada pelo algoritmo de Daugman. Após a etapa de normalização da região de interesse (ROI), foi adaptada a proposta de quantificação de ruído presente na amostra, e posteriormente é realizado o descarte de amostras obedecendo o critério de 40% de ruído. Então, é realizado a extração dos atributos e comparada a similaridade entre as amostras para identificação do usuário.

Desta forma, utilizou-se a base de dados CASIA at distance (CASIA, b), que é composta por imagens de face capturadas na banda infravermelha. O banco foi projetado tanto para ser utilizado em sistemas de reconhecimento de face, íris ou até mesmo no modo multimodal (Face e íris). As imagens foram capturadas por um sensor de alta resolução denominado LMBS (*Long-range multimodal biometric image acquisition and recognition system*), com capacidade de aquisição de imagens em aproximadamente 3 metros de distância. Na Tabela 4.4, são descritas as especificações da base de dados CASIA at distance.

Mesmo que a base de dados seja composta por imagens de alta resolução, ainda existe uma incidência muito grande de ruído nas amostras. Além disso, as amostras da base de dados CASIA at distance



**Figura 4.6:** Diagrama de fluxo do *framework* desenvolvido para reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo.

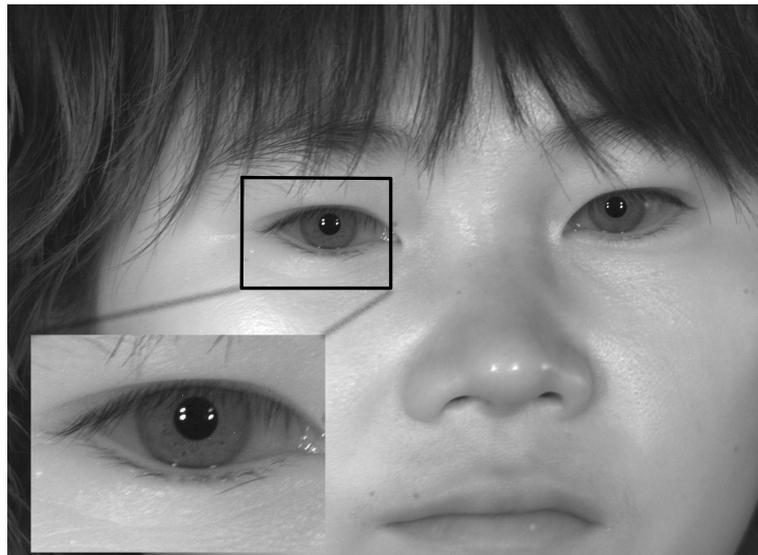
são de origem asiática, nas quais as oclusões são demasiadamente maiores que outras origens.

### 4.2.1 Testes preliminares

Baseado nos resultados experimentais com a base de dados cooperativa CASIA *Interval* é possível imaginar uma metodologia que realize o descarte das amostras de íris com ruído acima de 40%. Em um sistema de reconhecimento de íris não cooperativo é provável que sejam coletadas inúmeras imagens (*frames*) das amostras de íris, e naturalmente existirão imagens com essas características de ruído. Sendo assim, os experimentos com a base de dados CASIA *at distance* foram divididos em duas partes: 1) Aplicação do algoritmo de Libor Masek original sem adaptação, 2) Aplicação do algoritmo de Libor Masek utilizando a metodologia de descarte das amostras com acima de 40% de ruído.

Para os experimentos preliminares com a base de dados CASIA *at distance*, foram utilizadas 30 classes contendo 5 amostras de cada uma delas, totalizando 150 imagens. Como descrito anteriormente, as amostras da base de dados CASIA *at distance* são compostas pelo volume da face de usuários; a abordagem inicial consiste na localização da região de interesse, na qual posteriormente seriam processadas pelo algoritmo de Libor Masek. Neste trabalho não foi desenvolvida uma metodologia para localização e representação da região de interesse; esta tarefa foi realizada manualmente utilizando-se o software ImageJ livremente disponibilizado para uso acadêmico (ABRAMOFF M.D., 2004). As amostras correspondentes à região de interesse foram redimensionadas em 320 x 240 *pixels*, como ilustrado na Figura 4.7.

A estimativa de ruído nas amostras de íris pode ser realizada utilizando-se o mapeamento de ruído



**Figura 4.7: Recorte manual das imagens da base de dados CASIA at distance.**

do algoritmo de Libor Masek. O algoritmo implementa uma matriz binária com dimensões fixas e as representa por duas regiões, (Branco) com ruído e (Preto) livre de ruído. Sendo assim, foi adaptado ao algoritmo um módulo que realiza o cálculo das regiões com ruído, obtido pela média arimética das duas classes, como pode ser observado na Equação 4.1.

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (4.1)$$

A Equação 4.1 estima o ruído pela razão centesimal entre a média arimética  $\bar{X}$  das regiões que contém ruído e a dimensão da matriz  $n$ , onde  $X_i$  corresponde o valor da intensidade naquele ponto, e podem variar entre 0 e 1 (binários). A função que implementa o descarte das amostras está apresentada pelo código fonte abaixo, em que a chamada é realizada após a etapa de normalização da íris. Assim, somente as amostras aceitas pelo seletor são encaminhadas ao processo de codificação e classificação por similaridade.

---

ENTRADA: Uma imagem normalizada em coordenadas polares do  
anel da íris (polar\_noise).

SAIDA: Porcentagem (PER) estimada de ruído da imagem original.

```

1. function ruído = (polar_noise)
2. contPretos = 0; %Variavel que armazena informacao livre de ruído
3. contBrancos = 0; %Variavel que armazena informacao que contem ruído
4. [M,N] = size(polar_noise);
5. tamanho_imagem = M * N;
6. for i = 1:M
7.     for j = 1:N
8.     if(polar_noise(i , j)==0)

```

```

9.      %Faz a contagem de pixels livre e ruído
10.     contPretos = contPretos +1;
11.     else
12.     %Faz a contagem de pixels com ruído
13.     contBranco = contBranco +1;
14.     end;
15.     end;
16. end;
17. MEDIA = contBranco / tamanho_imagem;
18. PER = MEDIA * 100;
19. if (PER <= 40.0)
20. PROSEGUE = 1; %Se variavel recebe 1 – prosegue para encodificacao
21. else
22. PROSEGUE = 0; %Se variavel recebe 0 – amostra descartada
23. end;

```

#### 4.2.2 Configurações para base de dados CASIA at Distance

As configurações originais do algoritmo não permitiram uma segmentação adequada nas imagens, ficando 29,33% das amostras com erro de segmentação. Desta forma, os parâmetros que buscam a delimitação do contorno da íris e da pupila foram reajustados ao módulo de segmentação do algoritmo, conforme apresentado abaixo:

---

```

lpupilradius / upupilradius: Valor minimo/maximo do raio da pupila
lirisradius / uirisradius:   Valor minimo/maximo do raio da iris

```

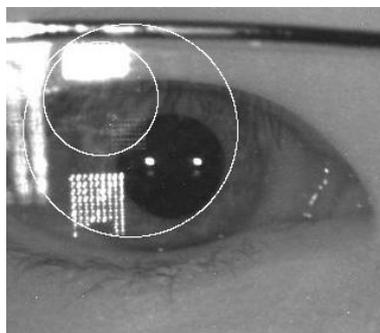
1. lpupilradius = 20;
  2. upupilradius = 50;
  3. lirisradius = 60;
  4. uirisradius = 90;
- 

**Tabela 4.5:** Quantidade de comparações intra e interclasse com a base CASIA at distance, testes preliminares.

Base	Imagens	Intra-classe	Inter-classe
CASIA at distance	135	270	702

Com os novos parâmetros atribuídos às variáveis o algoritmo obteve melhor desempenho. Apenas 3 classes foram descartadas do teste para definição do ambiente de decisão, totalizando 10% das amostras. Estas amostras apresentaram falhas na etapa de segmentação devido aos seguintes aspectos: oclusão avançada das pálpebras, reflexos do led infravermelho em óculos e posicionamento angular da íris fora do

padrão. Na Figura 4.8, é ilustrada uma amostra que apresentou falha no processo de segmentação. Além disso, é apresentado na Tabela 4.5 a especificação do ambiente de decisão utilizado neste experimento.



**Figura 4.8:** Exemplo de uma amostra com reflexo proporcionado pelo dispositivo de captura.

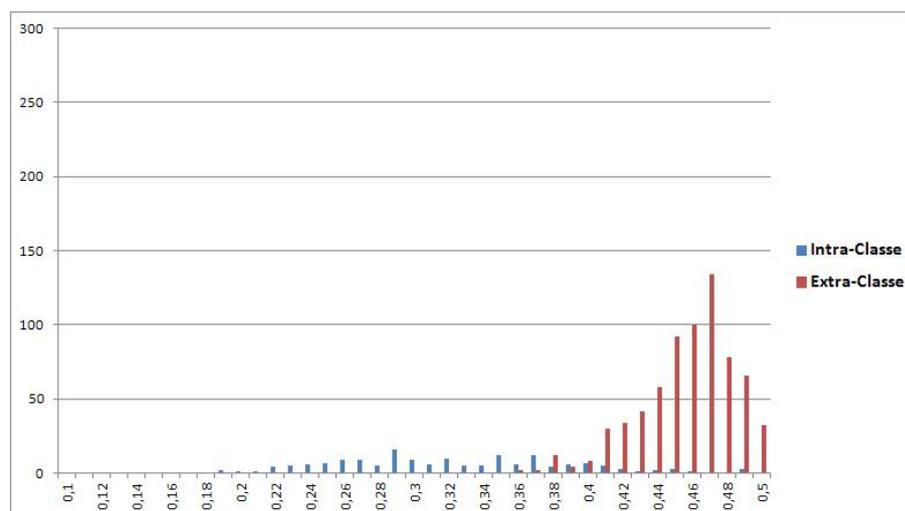
### 4.2.3 Resultados preliminares

Baseado no total de comparações intra e interclasses apresentados na seção anterior, foi determinado o limiar de decisão conforme as distribuições das duas classes, ilustradas na Figura 4.9. O critério de decisão baseado no ZeroFAR corresponde ao limiar 0,35 e apresenta as probabilidades de falsa rejeição, conforme a Tabela 4.6.

**Tabela 4.6:** Porcentagens de FAR e FRR para a base de dados CASIA at distance.

<b>Limiares</b>	<b>FAR%</b>	<b>FRR%</b>	<b>Exatidão%</b>
0,30	0	0,6060	39,34
0,31	0	0,5515	44,84
0,32	0	0,5151	48,48
0,33	0	0,4545	54,54
0,34	0	0,4242	57,57
<b>0,35</b>	<b>0</b>	<b>0,3939</b>	<b>60,60</b>
0,36	0,0029	0,3212	67,59
0,37	0,0058	0,2848	70,93
0,38	0,0231	0,2121	76,48
0,39	0,0288	0,1878	78,33
0,40	0,0403	0,1515	80,81
0,41	0,0836	0,1090	80,73
0,42	0,1326	0,0787	78,86
0,43	0,1931	0,0606	74,63
0,44	0,2767	0,0545	66,88
0,45	0,4092	0,0424	54,83
0,46	0,5533	0,0242	42,24
0,47	0,7464	0,0181	23,54

Conforme a Tabela 4.6 o limiar de 0,35 baseado no ZeroFAR possui uma probabilidade de falsa rejeição de 39,40%, e a exatidão do sistema é de 60,60%. Esta estatística é considerada muito baixa para



**Figura 4.9:** Distribuição das classes (intra e inter) obtidas pela base de dados CASIA at distance.

qualquer aplicação biométrica, uma vez que a FRR encontra-se muito elevada.

A partir destes resultados, foram realizados novos experimentos direcionados ao método de descarte de amostras acima de 40% de ruído, conforme descrito anteriormente. Os resultados foram melhores em relação aos anteriores; 32 amostras foram descartadas do teste de similaridade por apresentarem um nível de ruído acima de 40%. O limiar de decisão permaneceu o mesmo 0,35 e a precisão do sistema foi para 87,03%, na qual a FRR é de 12,97%.

#### 4.2.4 Experimentos em maior escala com a base de dados CASIA at distance

Os resultados obtidos com os experimentos anteriores serviu como motivação para realização de um número maior de comparações. Foram utilizadas 142 classes contendo 5 amostras de cada. As amostras utilizadas neste experimento correspondem às íris do lado (direito), e foram escolhidas de forma aleatória. A base de dados formada contém 109 amostras com a utilização de óculos, correspondendo a 15,37% do total de amostras. Além disso, estão presentes 10 amostras com a utilização de lentes de contacto, correspondendo um percentual de 1,40% do total de amostras.

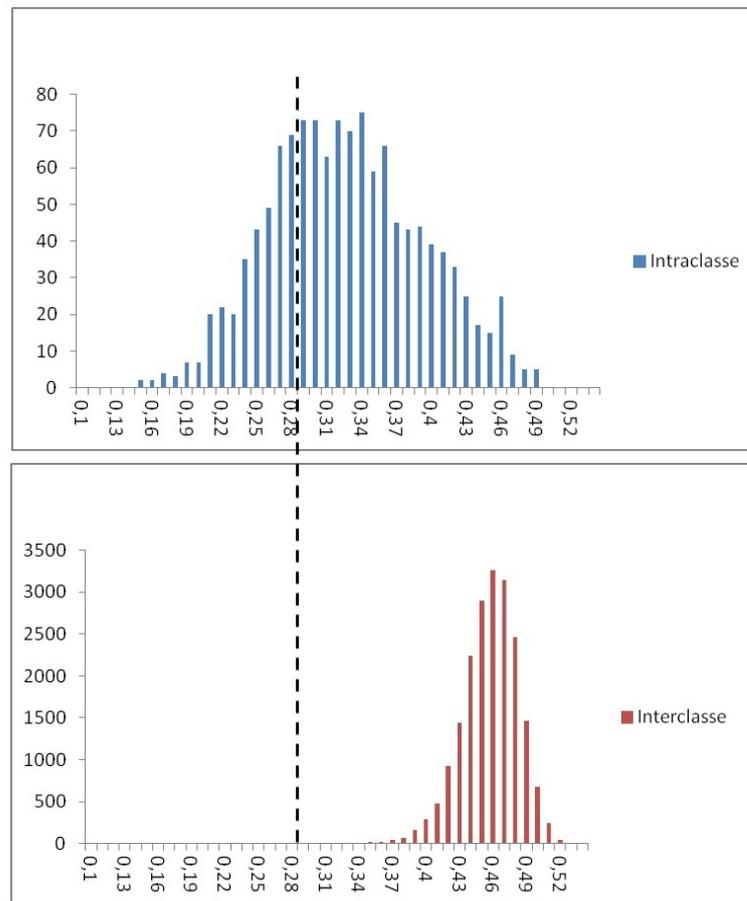
Na etapa de segmentação o algoritmo não conseguiu localizar os anéis pupilares e iridianos de 5,62% do total das amostras, nos quais 4,08% corresponde às amostras com utilização de óculos, e 1,54% sem designação. Boa parte das amostras da base de dados foram capturadas com a utilização de óculos, o que por sinal proporcionou reflexos do iluminador de LEDs infravermelhos. Apesar deste problema, o algoritmo conseguiu realizar a segmentação com êxito de 73,40% das amostras com óculos, o que representa um resultado importante. Sendo assim, as amostras com erros de segmentação foram descartadas do ambiente de decisão.

Seguindo este contexto, o ambiente de decisão está baseado conforme a Tabela 4.7.

**Tabela 4.7:** Quantidade de comparações intra e interclasse com a base CASIA at distance em larga escala.

Base	Imagens	Intraclasse	Interclasse
CASIA at distance	710	1243	19.881

Partindo-se deste contexto, as distribuições intra e interclasses correspondentes a estes experimentos estão ilustradas na Figura 4.10. Assim como nos experimentos anteriores, o limiar de decisão foi baseado no ZeroFAR e corresponde a 0,28 conforme os dados apresentados na Tabela 4.8. A precisão do sistema para este limiar é de 22,52%, tendo a probabilidade de haver falsa rejeição de 77,48%.

**Figura 4.10:** Distribuições intra e interclasse separadas pelo limiar de decisão 0,28, baseado no ZeroFAR.

Este resultado é bastante desanimador, uma vez que o percentual de acerto é muito baixo. Por esta razão, os experimentos foram retomados seguindo a metodologia de descarte das amostras com mais de 40% de ruído. Aplicando-se a metodologia tem-se os seguintes resultados: 17,18% do total das amostras possuem mais que 40% de ruído, estas foram descartadas do teste de similaridade. O ambiente de decisão para estes novos experimentos é especificado pela Tabela 4.9.

Baseando-se nas distribuições intra e interclasse ilustradas na Figura 4.11 observou-se que, o limiar de decisão baseado no ZeroFAR que antes era 0,28 foi redefinido para 0,35, conforme apresentado na

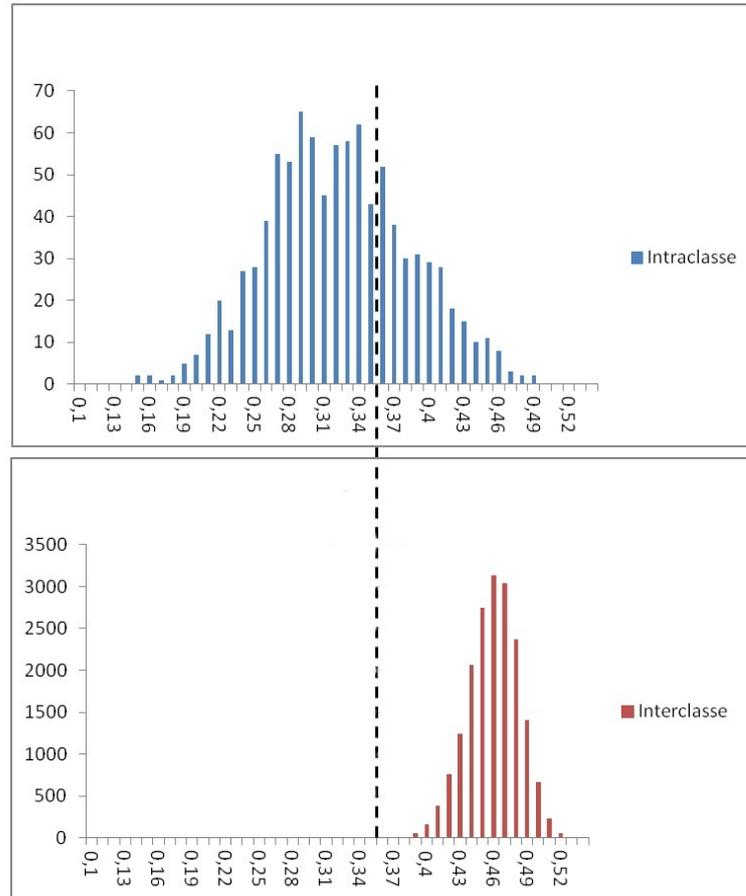
**Tabela 4.8:** *Relação de FAR e FRR para o banco CASIA à distância*

<b>Limiares</b>	<b>FAR%</b>	<b>FRR%</b>	<b>Precisão%</b>
0,15	0	1	0
0,16	0	0,99839099	0,16
0,17	0	0,996781979	0,32
0,18	0	0,993563958	0,64
0,19	0	0,991150442	0,88
0,20	0	0,985518906	1,44
0,21	0	0,979887369	2,01
0,22	0	0,963797265	3,62
0,23	0	0,94609815	5,39
0,24	0	0,930008045	6,99
0,25	0	0,901850362	9,81
0,26	0	0,867256637	13,27
0,27	0	0,827835881	17,21
<b>0,28</b>	<b>0</b>	<b>0,774738536</b>	<b>22,52</b>
0,29	0,000100599	0,719227675	28,06
0,30	0,000100599	0,660498793	33,94
0,31	0,000100599	0,601769912	39,81
0,32	0,000201197	0,551086082	44,87
0,33	0,000201197	0,4923572	50,74
0,34	0,000402394	0,436041834	56,35
0,35	0,001307781	0,375703942	62,29
0,36	0,002313767	0,328238134	66,94
0,37	0,00422514	0,275140788	72,06
0,38	0,007544892	0,238938053	75,35
0,39	0,015693376	0,204344328	77,99
0,40	0,030380766	0,168946098	80,06
0,41	0,054625019	0,137570394	80,78
0,42	0,100799759	0,107803701	79,13
0,43	0,172979226	0,081255028	74,57
0,44	0,285448418	0,061142397	65,34
0,45	0,431366631	0,047465809	52,11
0,46	0,595241688	0,03539823	36,93
0,47	0,75313113	0,015285599	23,15
0,48	0,877018259	0,008045052	11,49
0,49	0,950656406	0,004022526	4,53
0,50	0,984759318	0	1,52
0,51	0,997082642	0	0,29
0,52	0,999497007	0	0,05
0,53	0,999899401	0	0,01

**Tabela 4.9:** Quantidade de comparações intra e interclasse, após o descarte das amostras com mais de 40% de ruído.

Base	Imagens	Intraclasse	Interclasse
CASIA <i>at distance</i>	655	932	18.340

Tabela 4.10. O novo limiar de decisão minimizou a probabilidade de FRR de 77,48% para 34,34%, além disso o sistema que antes tinha uma precisão de 22,52% passou para 65,66%.



**Figura 4.11:** Distribuições intra e interclasse separadas pelo limiar de decisão 0,35, baseado no ZeroFAR.

### 4.3 Considerações Finais

Foram realizados experimentos com a base de dados CASIA *at distance*, na qual foram utilizadas preliminarmente uma porcentagem pequena da base de dados. Nestes experimentos foi utilizado o algoritmo proposto por (MASEK; KOVESI, 2003); suas configurações foram ajustadas para um melhor desempenho na segmentação. Os resultados iniciais comprovaram que o ambiente não cooperativo é uma abordagem muito complexa para o reconhecimento de íris, uma vez que, utilizando o algoritmo pioneiro proposto por Daugman obteve-se uma precisão de 60,60%.

**Tabela 4.10:** Relação de FAR e FRR para a base de dados CASIA at distance, após o descarte das amostras com mais de 40% de ruído.

Limiares	FAR%	FRR%	Precisão%
0,15	0	1	0
0,16	0	0,997854077	0,21
0,17	0	0,995708155	0,42
0,18	0	0,994635193	0,53
0,19	0	0,99248927	0,751
0,20	0	0,987124464	1,28
0,21	0	0,979613734	2,03
0,22	0	0,966738197	3,32
0,23	0	0,94527897	5,47
0,24	0	0,931330472	6,86
0,25	0	0,902360515	9,76
0,26	0	0,872317597	12,76
0,27	0	0,830472103	16,95
0,28	0	0,771459227	22,85
0,29	0	0,714592275	28,54
0,30	0	0,644849785	35,51
0,31	0	0,581545064	41,84
0,32	0	0,533261803	46,67
0,33	0	0,472103004	52,78
0,34	0	0,409871245	59,01
<b>0,35</b>	<b>0</b>	<b>0,343347639</b>	<b>65,66</b>
0,36	0,000109063	0,2972103	70,26
0,37	0,000272658	0,241416309	75,83
0,38	0,000817974	0,200643777	79,85
0,39	0,003708147	0,168454936	82,78
0,40	0,012705857	0,135193133	85,21
0,41	0,033373323	0,104077253	86,25
0,42	0,074926382	0,074034335	85,10
0,43	0,142600065	0,05472103	80,26
0,44	0,25537136	0,038626609	70,60
0,45	0,405115062	0,027896996	56,69
0,46	0,575689824	0,016094421	40,82
0,47	0,741302214	0,00751073	25,11
0,48	0,870487512	0,004291845	12,52
0,49	0,947049842	0,002145923	5,08
0,50	0,983258807	0	1,67
0,51	0,996128258	0	0,38
0,52	0,99929109	0	0,07
0,53	0,999836405	0	0,01

Uma metodologia proposta neste trabalho descrita na seção 4.1.2 foi aplicada aos experimentos com o objetivo de melhorar a precisão do sistema. Em suma, a proposta refere-se ao descarte de amostras com um nível de ruído acima de 40%, conforme resultados experimentais. Desta forma, ao aplicar-se a metodologia nas amostras de íris à distância obteve-se uma melhoria significativa na precisão do sistema de 87,03%, conforme mostrado na seção 4.2.3.

Diante destes resultados, resolveu-se ampliar o número de comparações utilizando-se um número maior de classes, na qual o objetivo foi simular uma base de dados real. O resultado obtido nessa fase sem a aplicação da metodologia proposta foi de 22,52%. Aplicando-se a metodologia de descarte de amostras obteve-se uma precisão de 65,66%, que se apresenta muito baixa, mas certamente superior em relação ao resultado anterior.

Diante dessas condições pode-se concluir que, apesar da porcentagem de reconhecimento ser inferior ao exigido em aplicações forenses, é possível utilizar esta abordagem conciliando outras metodologias como, por exemplo, o reconhecimento multimodal (Face + íris). Além disso, algumas aplicações podem tolerar taxas maiores de FAR ou FRR, em que se pode utilizar outros métodos biométricos como complementação.

# Capítulo 5

## PROTÓTIPO PARA APLICAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO

---

---

*Neste capítulo é apresentado o protótipo desenvolvido para aquisição de imagens de íris em ambiente cooperativo e não cooperativo. Além disso, estão descritos os resultados obtidos com a aplicação do Algoritmo de Daugman e o método proposto no Capítulo anterior nas imagens capturadas pelo protótipo.*

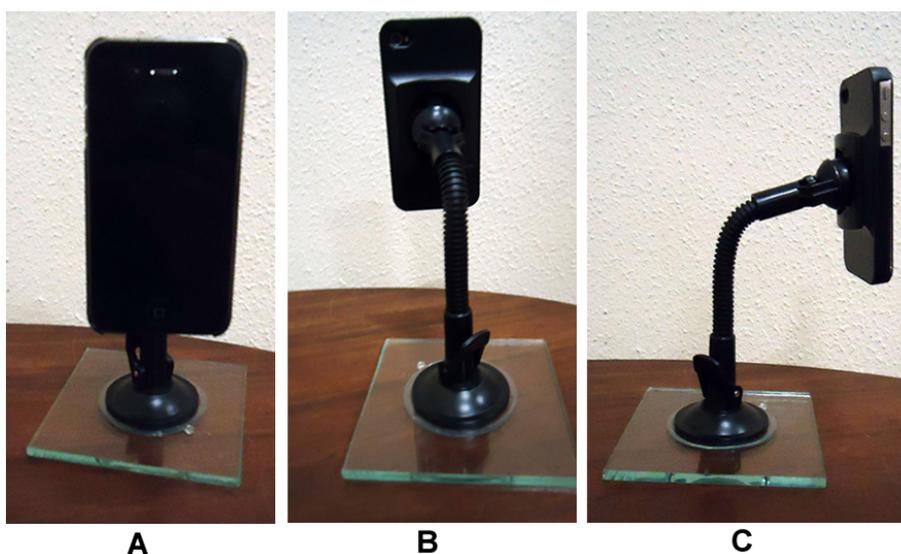
Através dos resultados obtidos com os experimentos anteriores, é possível dizer que a metodologia proposta possui bom potencial para uso prático. Este fato motivou a investigação de um protótipo para aquisição de imagens em ambiente não cooperativo. Analisando-se o cenário destes sistemas, é possível perceber a frequente utilização de sensores infravermelhos. Embora a utilização destes sensores sejam bem empregados a estes sistemas, existe um fato que preocupa a sociedade com relação à saúde: as altas iluminações da banda infravermelha. Uma solução viável seria a utilização de sensores na banda visível para aquisição das imagens, descartando a exposição das amostras em alta iluminação do infravermelho.

Baseado neste contexto, podem ser definidos alguns dos requisitos para a construção de um protótipo a ser usado na avaliação da metodologia proposta:

1. Uso de um sensor de alta resolução para aquisição de imagens na banda visível.
2. Capacidade de obtenção de imagens em diferentes distâncias.
3. Integrar com *softwares* compatíveis com a execução dos algoritmos utilizados pelo sistema.
4. Aplicar o método de descarte de amostras acima de 40% de ruído e verificar seu desempenho no ambiente de decisão.
5. Criação de uma base de dados de testes para avaliação do protótipo.

## 5.1 Descrição do protótipo

Segundo (FERREIRA et al., 1999), a palavra protótipo diz respeito a um “ produto fabricado individualmente ou produzido de modo artesanal, e seguindo as especificações de um projeto para fabricação em série, com o propósito de servir de teste antes da fabricação em escala industrial, ou da comercialização”. Desta forma, foi criada uma estrutura artesanal para acoplar o dispositivo e realizar os experimentos com maior confortabilidade. O protótipo final é ilustrado na Figura 5.1, composto por: 1) base de vidro de formato quadrado medindo 10 x 10 cm e 2) Suporte veicular com fixação em vidro para o dispositivo.



**Figura 5.1: Ilustração do protótipo desenvolvido para aquisição de imagens não cooperativas da íris: A)Imagem frontal, B)Imagem traseira e C)Imagem lateral.**

O protótipo foi desenvolvido para ser utilizado em uma superfície plana, mas nada impede de ser fixado em outra estrutura, desde que o material seja vidro. Tendo como base essa flexibilidade, o protótipo pode ser implantado como, por exemplo, em um guichê (caixa) de agências bancárias, de aeroportos ou até mesmo de clubes sociais. Além disso, é um dispositivo fisicamente menor em relação aos leitores de íris convencionais, podendo ser fixado em qualquer lugar sem ocupar muito espaço.

No início da elaboração da proposta deste trabalho, foram investigadas diversas ferramentas para aquisição das imagens de íris à distância e em movimento. Neste contexto, foram realizados experimentos com câmeras convencionais e também de alta resolução utilizadas em sistemas de vigilância. Porém, os resultados obtidos com estes sensores não foram os esperados. As imagens apresentaram distorções e borramento, o que prejudicava o desempenho do sistema.

A maioria das bases de dados de íris disponibilizadas no meio acadêmico foram capturadas na banda infravermelha, a qual permite melhores resultados na classificação. Isso acontece porque a banda infravermelha consegue minimizar reflexos de iluminação externa e realçar as características predominantes da íris. Mesmo assim, consegue-se obter bons resultados com outras bases como: UPOL e UBIRIS, que foram capturadas na banda visível.

**Tabela 5.1:** Especificações do dispositivo Móvel

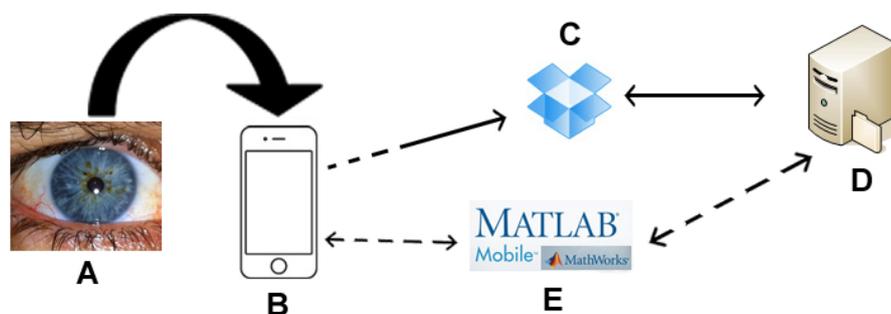
<b>Fabricante:</b>	Apple
<b>Modelo:</b>	Iphone 4
<b>Megapixels:</b>	5mp
<b>Iluminação:</b>	Flash LED
<b>Resolução da câmera:</b>	2592 x 1936 <i>pixels</i>
<b>Resolução do vídeo:</b>	1280 x 720 <i>pixels</i>

A utilização da banda visível nos sistemas de reconhecimento de íris vem sendo muito explorada nos últimos anos, uma vez que altas iluminações do infravermelho são prejudiciais aos olhos. A Europa e os Estados Unidos utilizam um critério de segurança de 10 mw/cm<sup>2</sup> na iluminação do infravermelho para os sistemas de reconhecimento de íris, acima disso a probabilidade de haver danos na íris aumenta substancialmente (PROENCA, 2009).

Analisando-se o cenário não cooperativo e a relação entre a banda visível para aquisição das amostras de íris, foram realizados novos experimentos com um dispositivo móvel do tipo *smartphone*, com o qual obteve-se imagens com melhor qualidade, sem distorção e borrimento. O dispositivo é constituído por um sensor de alta resolução que captura imagens na banda visível, confira as especificações na Tabela 5.1.

Analisando as especificações do dispositivo na Tabela 5.1 é possível perceber que em uma análise comparativa com os demais dispositivos, que foram experimentados neste trabalho, este é certamente superior. Além disso, é um dispositivo móvel que pode capturar amostras em locais distintos e ambientes variados (fechado ou externo).

Baseado nesta analogia, este protótipo pode capturar uma amostra de íris e obter o resultado da similaridade na própria tela do dispositivo, sem a necessidade de embarcar o algoritmo de classificação dos padrões. Para que isso se torne realidade é importante descrever as etapas deste sistema, veja o diagrama ilustrado na Figura 5.2.



**Figura 5.2:** Etapas do processamento do protótipo: A) Amostra da íris capturada pelo dispositivo em B, C) Aplicativo de compartilhamento de arquivos (DropBox), D) Servidor e E) Matlab Mobile.

Seguindo as etapas do sistema ilustrado na Figura 5.2, é realizada a captura da amostra da íris em (A) pelo dispositivo (B). Através do aplicativo DropBox (C) é compartilhada a imagem da íris com

**Tabela 5.2:** Quantidade de comparações intra e inter-classe, após o descarte das amostras com mais de 40% de ruído.

Base	Imagens	Classes	Nº Amostras	Dimensão
<i>IrisMobile-UFSCar</i>	75	15	5	320 x 280 <i>pixels</i>

o servidor (D) via Wifi ou 3G. Por último, é realizada a conexão entre o dispositivo (B) e o servidor (D) através do aplicativo Matlab Mobile (E) via Wifi ou 3G, no qual o servidor realiza o cálculo de similaridade e retorna o resultado na tela do dispositivo (B).

## 5.2 Base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar

O primeiro experimento realizado com o dispositivo teve como objetivo capturar amostras cooperativas e analisar seu desempenho através do algoritmo de Daugman. Sendo assim, foram coletadas amostras para formação de uma base de dados, a qual utilizou-se uma distância de 25cm em relação ao sensor para aquisição das imagens. Este procedimento foi realizado por duas sessões e utilizou somente imagens do lado direito da íris. O ambiente de decisão para este experimento está especificado na Tabela 5.2.

Para a amostragem da região de interesse foi utilizado o mesmo procedimento dos testes anteriores, o recorte manual e redimensionamento do tamanho da imagem em 320 x 280 *pixels*. Para o processamento das imagens no algoritmo de Daugman foi necessário quantizar os tons das imagens em 8bits (escala de cinza). Além disso, os parâmetros que delimitam o tamanho do anel da pupila e da íris foram reajustados para:

---

`lpupilradius / upupilradius`: Valor mínimo/máximo do raio da pupila  
`lirisradius / uirisradius`: Valor mínimo/máximo do raio da íris

---

1. `lpupilradius` = 15;
  2. `upupilradius` = 40;
  3. `lirisradius` = 50;
  4. `uirisradius` = 110;
- 

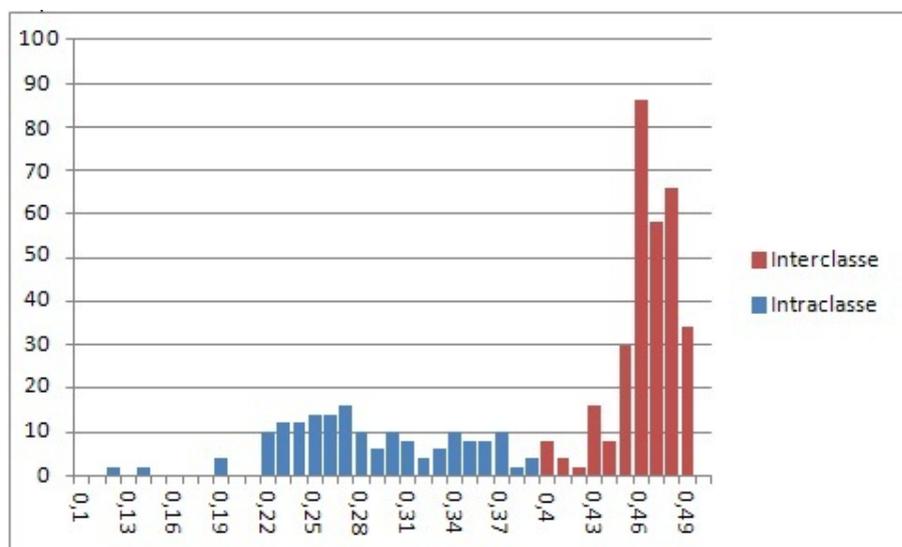
## 5.3 Avaliação do Protótipo para a Base Cooperativa

Utilizando a base de dados IrisMobile-UFSCar, apenas 4 imagens apresentaram erro de segmentação pelo algoritmo, estas foram eliminadas do ambiente de decisão. Novamente o ambiente de decisão foi baseado na taxa ZeroFAR; foram realizadas 86 comparações intraclasse e 156 interclasse, nos quais o limiar correspondente ao ZeroFAR foi de 0,39 apresentando uma precisão de 97,67%. Os detalhes do ambiente de decisão estão apresentados na Tabela 5.3, e a distribuição das classes (intra e inter) ilustradas

**Tabela 5.3:** Porcentagens de FAR e FRR com a base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar.

Limiares	FAR%	FRR%	Exatidão%
0,30	0	0,4069	59,30
0,31	0	0,3488	65,11
0,32	0	0,3023	69,76
0,33	0	0,2790	72,09
0,34	0	0,2441	75,58
0,35	0	0,1860	81,39
0,36	0	0,1395	86,04
0,37	0	0,0930	90,69
0,38	0	0,0348	96,51
<b>0,39</b>	<b>0</b>	<b>0,0232</b>	<b>97,67</b>
0,40	0,0256	0	97,43
0,41	0,0384	0	96,15
0,42	0,0448	0	95,51
0,43	0,0961	0	90,38
0,44	0,1217	0	87,82
0,45	0,2179	0	78,20
0,46	0,4935	0	50,64
0,47	0,6794	0	32,05

na Figura 5.3.

**Figura 5.3:** Distribuição intra e interclasse da base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar.

Com os resultados obtidos com a base de dados cooperativa IrisMobile-UFSCar é possível afirmar que o dispositivo tem grande potencial para ser utilizado em aplicações biométricas pela íris. Além disso, os resultados apresentados na Tabela 5.3 referem-se somente à aplicação do Algoritmo de Daugman, sem a necessidade de aplicar o método proposto de descarte de amostras ruidosas. Estes resultados provam mais uma vez que o algoritmo de Daugman possui bom desempenho com imagens cooperativas.

## 5.4 Experimentos com imagens à distância

Para avaliar o potencial do protótipo com imagens à distância foram capturadas amostras de 20 cm a 1 metro de distância, em intervalos de 10 cm. Dessa forma, foi possível verificar o desempenho do sistema através de diferentes distâncias de aquisição. No entanto, é importante ressaltar que estes experimentos foram realizados com a cooperação do usuário, atribuindo a ele uma posição fixa e estática ao protótipo, como ilustrado na Figura 5.4.



**Figura 5.4:** Exemplo de captura de uma amostra do usuário à distância pelo protótipo.

Partindo-se deste princípio, estes experimentos estão baseados em 15 classes contendo 5 amostras de cada, totalizando 75 imagens. Com base no resultado obtido na seção 5.2 deste capítulo, observa-se que o limiar de decisão baseado no ZeroFAR é de 0,39. Sendo assim, para se obter uma análise precisa do desempenho do sistema quanto às imagens à distância, foi utilizada a distribuição intraclasse, na qual pode-se obter um parâmetro através da variação do limiar de decisão.

De forma detalhada, para cada intervalo de distância foi calculado o ambiente de decisão obtendo-se o limiar baseado no ZeroFAR. Nesta situação, é esperada uma variação nos limiares à medida que se aumenta a distância de aquisição. Analisando a Figura 5.5, é possível obter-se uma estimativa melhor do comportamento dos ambientes de decisões. Pode-se notar que, as imagens capturadas a 20 até 50 cm o limiar de aceitação se mantém na casa de 0,39 e a partir de 60 cm de distância a probabilidade de erros aumenta, tornando o sistema inconfiável.

A análise abordada neste experimento faz uma introdução à utilização do protótipo a distâncias maiores, já que os sistemas convencionais utilizam cerca de 10 a 20 cm de distância para aquisição. Com os resultados obtidos até agora, é possível afirmar que o protótipo tem potencial para realizar a classificação da íris à distância de até 50 cm, a qual a estimativa de precisão pode ser observada na Figura 5.6.

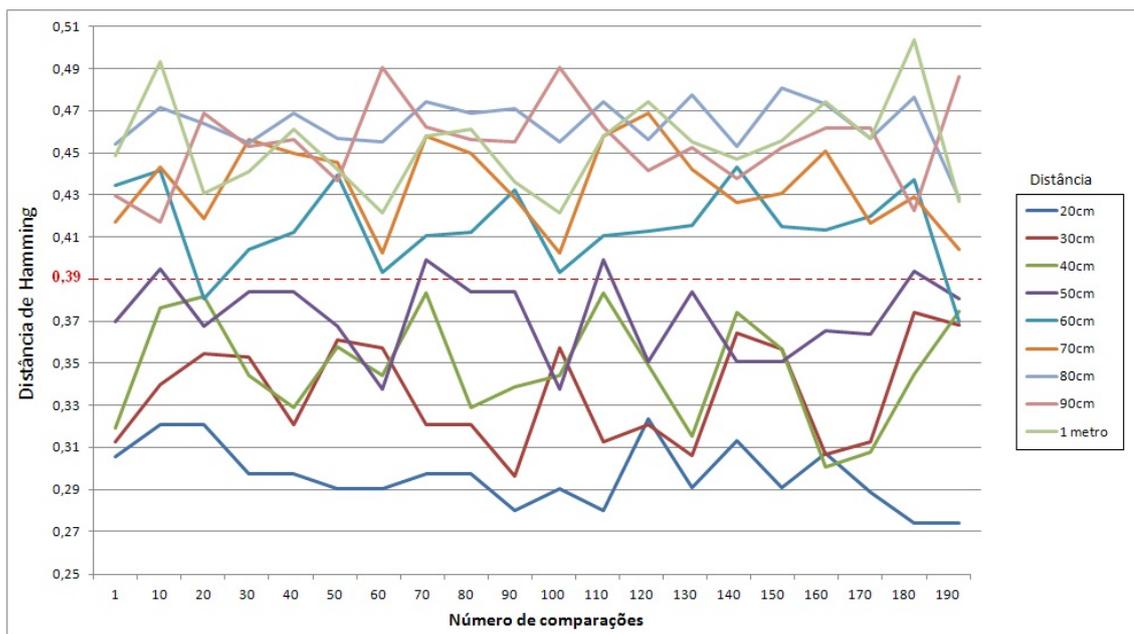


Figura 5.5: Comportamento do sistema utilizando-se distâncias maiores que 20cm com o protótipo construído.

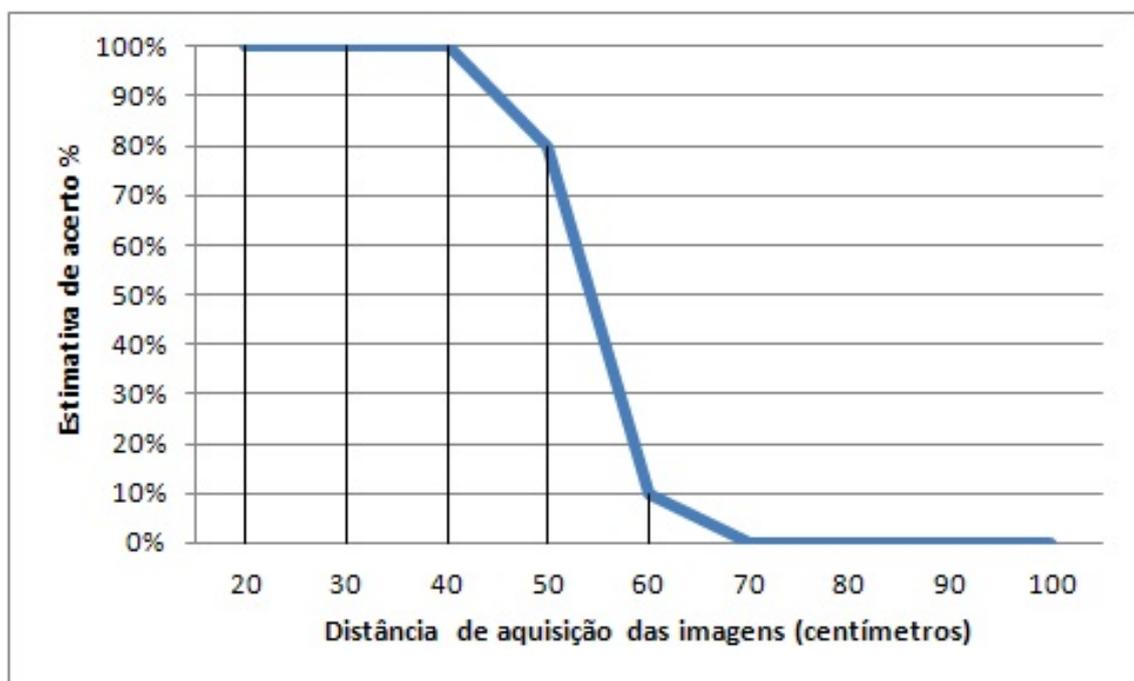
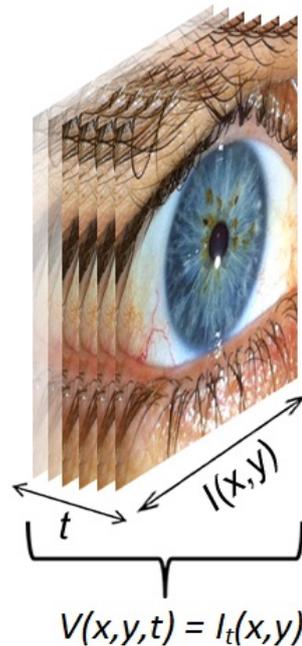


Figura 5.6: Estimativa de acerto do sistema conforme variação da distância de aquisição em modo câmera.

## 5.5 Experimentos com imagens obtidas em movimento, por meio de câmera de vídeo

Um vídeo é formado por uma sequência de imagens ou *frames* deslocados no espaço do tempo, em que um volume de *frames* variando de  $I_1 \dots I_n$  produz a sensação de movimento. Dessa forma, um

volume de *frames* é construído a partir do empilhamento de quadros (imagens) ao longo do eixo do tempo,  $V = (x, y, t) = I_t(x, y)$  (ACHA; PRITCH; PELEG, 2007). Veja na Figura 5.7 uma ilustração de um volume de *frames*.



**Figura 5.7: Exemplo de uma sequência de imagens representadas pelo volume de quadros**

O protótipo desenvolvido neste trabalho realiza aquisição de vídeos em 29 quadros por segundo, com resolução de amostragem de  $1280 \times 720$  *pixels*. Seguindo o mesmo conceito do experimento anterior, foram realizadas gravações de vídeo com aproximadamente 15 segundos de duração, coletando amostras de íris em diferentes distâncias.

Nestes experimentos, os usuários foram orientados a realizar diferentes movimentos com a cabeça. Além disso, foram capturados vídeos a distâncias menores, já que a resolução do vídeo do dispositivo é consideravelmente menor que a da câmera. No total, foram utilizadas 15 classes contendo 5 amostras de cada, coletadas em até 50 cm de distância.

Para o processamento das amostras no algoritmo de Daugman foi necessário primeiramente extrair os quadros (*frames*) do vídeo. Esta tarefa foi realizada de forma manual através do software Virtual Dub (LICENSE, 1991), do qual se obtém aproximadamente 435 imagens por classe. Foram selecionados apenas 5 *frames* para o processamento, nos quais se fez o recorte da região de interesse e redimensionamento em  $320 \times 280$  *pixels*.

As amostras por serem coletadas através de vídeo tendem a apresentar uma maior probabilidade de erros, uma vez que, podem conter *aliasing*<sup>3</sup> e um maior grau de ruídos. Desta forma, amostras que apresentaram estes problemas não foram segmentadas pelo algoritmo de forma correta, sendo descartadas do ambiente de decisão. No total, 19 amostras apresentaram erro de segmentação e dentre elas duas classes foram retiradas do teste. Após o processamento das amostras o resultado foi relativamente diferente dos

experimentos com as imagens; distâncias de apenas 10 a 20 cm obtiveram melhores resultados, acima de 20 cm o desempenho do sistema torna-se comprometido. Veja a estimativa de acerto conforme as distâncias de aquisição na Figura 5.8.

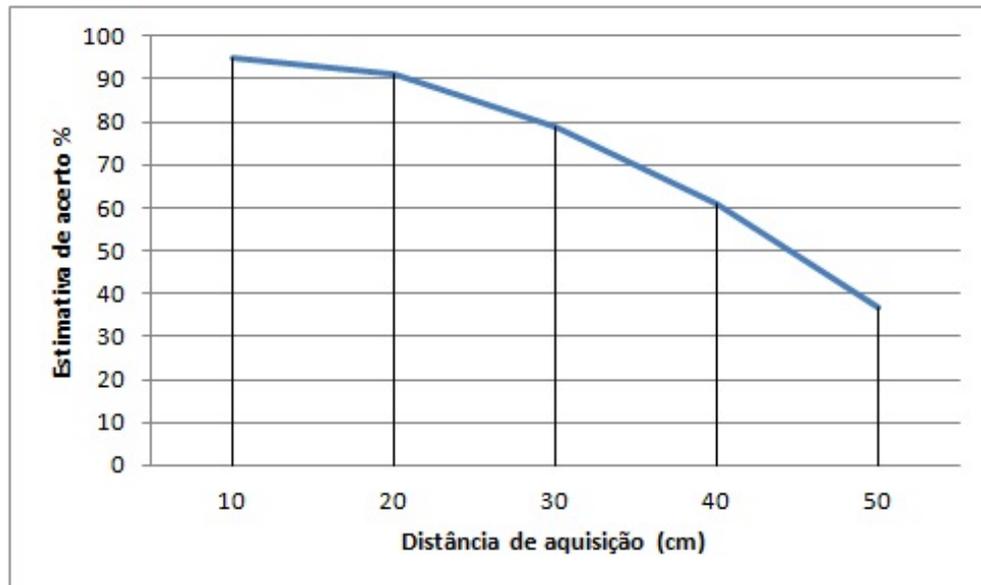


Figura 5.8: Estimativa de acerto do sistema conforme variação da distância de aquisição em modo vídeo.

## 5.6 Avaliando o Método de Descarte com a Base IrisMobile-UFSCar

A partir dos resultados obtidos com os experimentos anteriores pode-se afirmar que, o protótipo construído pode classificar amostras de íris com até 50 cm de distância em modo câmera, em até 20 cm de distância em modo vídeo. Entretanto, estes resultados foram obtidos baseados em uma pequena quantidade de classes e amostras. Desta forma, esta seção descreve novos experimentos com o protótipo desenvolvido utilizando-se maior quantidade de dados, conforme apresentado na Tabela 5.4. Além disso, estes experimentos utilizam como base o limiar definido na seção 5.3.

Além do aumento da escala dos dados para validação do protótipo, foi também aplicado o método proposto no capítulo 4, que realiza o descarte de amostras com ruído acima de 40%. Os resultados serão analisados separadamente, aplicando-se apenas o algoritmo de Daugman aqui chamado de (*Sistema A*), e o método proposto (*Sistema B*). Tais experimentos foram realizados para fins de comparação de desempenho entre os sistemas.

A coleta das amostras foi realizada em 2 sessões, exceto o modo não cooperativo que realiza a captura das amostras por vídeo. Em modo vídeo, foram selecionados *frames* com alto índice de ruído

<sup>03</sup> O termo *aliasing* é empregado na área de processamento de imagens como um sinal “falso” de frequência menor do que o sinal original, obtido na etapa de amostragem (AZEVEDO, 1998).

**Tabela 5.4:** Quantidade de comparações intra e interclasse com a base de dados IrisMobile-UFSCar.

Base de dados IrisMobile-UFSCar				
	Classes/Amostras	Imagens/Frames	Intraclasse	Interclasse
<b>Modo Câmera:</b>	25/5	150	81	836
<b>Modo Vídeo:</b>	25/10	250	97	596

(acima de 40%) e baixo índice ( $< 40\%$ ) de ruído, seguindo o procedimento de extração de *frames* pelo software VirtualDub. Em ambos os modos vídeo e imagem, foi realizado o recorte manual da região de interesse das amostras de íris e redimensionadas em 320 x 280. O processamento das imagens foi realizado pelo algoritmo de Daugman seguindo os mesmos parâmetros de delimitação da área da íris e pupila definidos na seção 5.2.

### 5.6.1 Avaliação em larga escala para imagens à distância

Durante os experimentos, grande quantidade das amostras foram descartadas do ambiente de decisão, algumas por apresentarem erros de segmentação e outras pelo descarte de ruído. No total, foram descartadas 33 amostras do ambiente de decisão à distância, em que 10 apresentaram erros de segmentação e 23 amostras com ruído acima de 40%. Primeiramente, foi aplicado o *Sistema A* nas amostras de íris à distância, nas quais obteve-se uma taxa de exatidão de 53,09% e probabilidade de FRR de 46,91%.

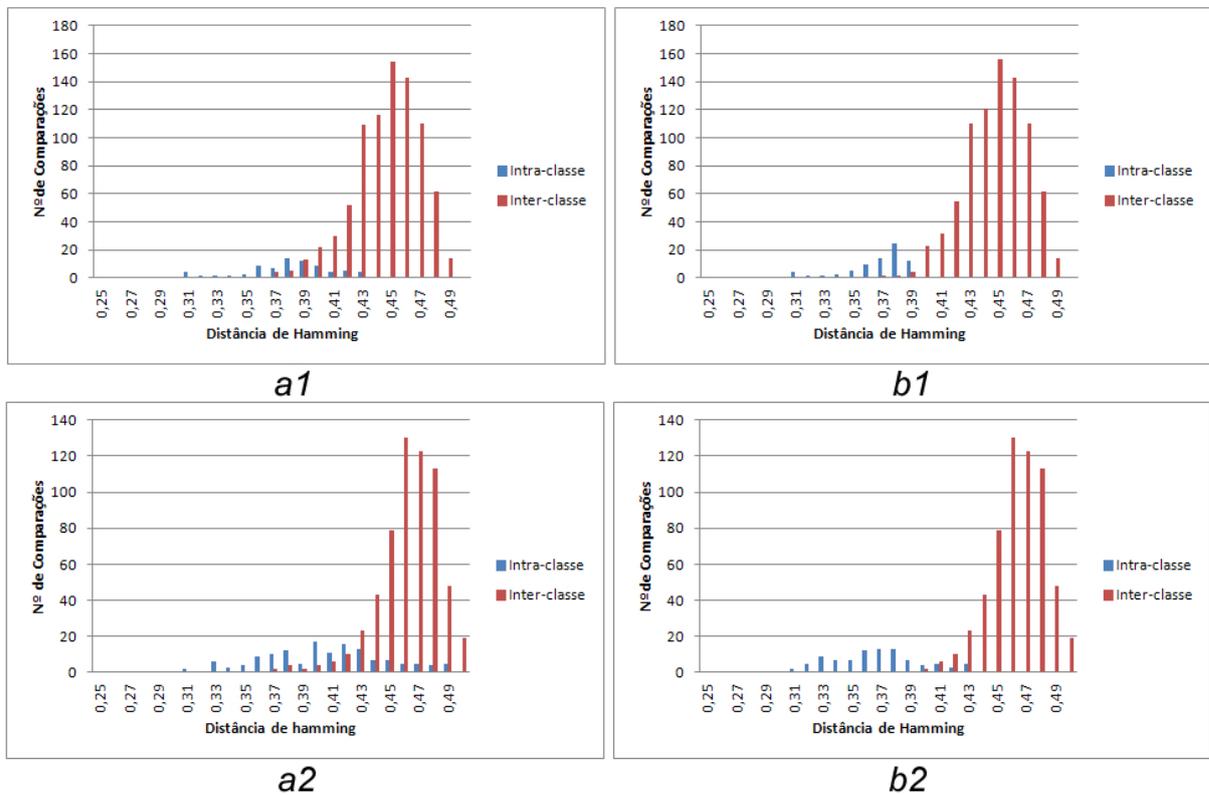
A fim de se obter melhores resultados com a utilização do protótipo construído, foi aplicado na base de dados à distância o *Sistema B*. Aplicando-se o *Sistema B* nas amostras obteve-se melhores resultados, nas quais a exatidão passou de 53,09% para 81,75%, com probabilidade de FRR de 18,25%. A partir destes resultados é possível notar grande ausência de ruído nas amostras, os quais foram descartadas pelo *Sistema B*.

### 5.6.2 Avaliação em larga escala para imagens de vídeo

Realizando-se os experimentos com a base de dados em movimento, o cenário mostrou-se completamente diferente ao da base à distância. Na etapa de segmentação foram descartadas do ambiente de decisão 35% do total das amostras da base, na qual 10% delas correspondem a falhas de segmentação e 25% por apresentarem nível de ruído acima de 40%. Utilizando-se o *Sistema A* foi obtida uma taxa de exatidão de 32,06%, correspondendo a uma probabilidade 67,94% de FRR.

Seguindo o mesmo procedimento realizado na subseção anterior, foi aplicado o *Sistema B* nas amostras em movimento com intuito de se obter melhores resultados. Os resultados obtidos com o *Sistema B* superaram as expectativas, já que antes de sua aplicação a taxa de exatidão era de 32,06%, passando após a 73,19%. Embora este resultado não tenha sido similar ao anterior, é importante ressaltar que imagens de vídeo podem possuir outros tipos de ruído que ocasionalmente podem influenciar no resultado

final da classificação, como por exemplo: distorções, problemas de foco ou até mesmo ausência de ruído gaussiano.



**Figura 5.9: Distribuições intra e interclasses obtidas pela base IrisMobile-UFSCar, (a1) Base à distância utilizando o Sistema A, (b1) Base à distância utilizando o Sistema B, (a2) Base à movimento utilizando o Sistema A e (b2) Base à movimento utilizando o Sistema B.**

Analisando-se as distribuições intra e interclasses na Figura 5.9, é possível notar maior separação entre elas quando se aplicou o *Sistema B* nas amostras. Descartando-se as amostras com ruído, minimiza-se a intersecção das classes e conseqüentemente melhora-se o desempenho do sistema. Os resultados obtidos com a base de dados à distância e em movimento estão apresentados em maiores detalhes na Tabela 5.5, na qual é realizada uma comparação entre o desempenho do *Sistema A* e *B*.

Conforme os resultados obtidos na Tabela 5.5 em que são aplicados o método de descarte e o método original proposto por Daugamn, é possível notar um melhor desempenho quando se aplicou a metodologia de descarte. Porém, a exatidão obtida com a aplicação do método ainda é considerada fora dos padrões de exigência em aplicações comerciais. Entretanto, estes resultados podem ser aprimorados com a utilização de outros métodos, como por exemplo: Biometria multimodal (Face + íris), Identificação em distâncias menores (vídeo - 15 cm e imagens - 40 cm) ou até mesmo realizando autenticação por confirmação (one-to-one).

Além de descrever metodologias para o aprimoramento do sistema, é possível ressaltar que as taxas obtidas com estes experimentos podem ser utilizadas em aplicações que não exijam um alto nível de exatidão, como por exemplo: Escolas, microempresas, Clubes sociais, entre outros. Estas aplicações

**Tabela 5.5:** Comparação do ambiente de decisão entre as bases à distância e à movimento aplicando-se o Sistema A e B

	Imagens						Vídeo					
	Sistema A			Sistema B			Sistema A			Sistema B		
Limiar	FAR%	FRR%	Ext%									
<b>0,31</b>	0	0,9753	2,46	0	0,9753	2,46	0,0032	0,9861	1,06	0	0,9690	3,09
<b>0,32</b>	0	0,9259	7,40	0	0,9259	7,40	0,0032	0,9722	2,44	0	0,9484	5,15
<b>0,33</b>	0	0,9012	9,87	0	0,9012	9,87	0,0032	0,9652	3,14	0	0,8969	10,30
<b>0,34</b>	0,0010	0,8765	12,23	0,0010	0,8765	12,23	0,0049	0,9236	7,14	0	0,8041	19,58
<b>0,35</b>	0,0010	0,8518	14,70	0,0010	0,8395	15,94	0,0049	0,9027	9,23	0	0,7319	26,80
<b>0,36</b>	0,0010	0,8148	18,41	0,0010	0,7777	22,11	0,0065	0,8750	11,84	0	0,6597	34,02
<b>0,37</b>	0,0053	0,7037	29,09	0,0032	0,6543	34,24	0,0098	0,8125	17,76	0	0,5360	46,39
<b>0,38</b>	0,0106	0,6172	37,20	0,0053	0,4814	51,31	0,0163	0,7430	24,05	0	0,4020	59,79
<b>0,39</b>	0,0245	0,4444	53,09	0,0096	0,1728	81,75	0,0196	0,6597	32,06	0	0,2680	73,19
<b>0,40</b>	0,0481	0,2962	65,55	0,0342	0,0246	94,10	0,0262	0,6253	34,87	0,0033	0,1958	80,07
<b>0,41</b>	0,0802	0,1851	73,46	0,0684	0,0246	90,68	0,0360	0,5069	45,69	0,0134	0,1546	83,19
<b>0,42</b>	0,1358	0,1358	72,83	0,1272	0,0246	84,80	0,0524	0,4305	51,69	0,0302	0,1030	86,67

**Tabela 5.6:** Especificações da nova versão do dispositivo

<b>Fabricante:</b>	Apple
<b>Modelo:</b>	Iphone 4S
<b>Megapixels:</b>	8mp
<b>Iluminação:</b>	Flash LED
<b>Resolução da câmera:</b>	3264 x 2448 <i>pixels</i>
<b>Resolução do vídeo:</b>	1920 x 1080 <i>pixels</i>

podem ser configuradas com o limiar de minimização das taxas FAR e FRR, na qual se divide a probabilidade de falso impostores e genuínos mantendo um nível de precisão aceitável. Nessas condições, o limiar que minimiza as probabilidades de erro na base de dados por vídeo é de 0,42 conforme Tabela 5.5, correspondendo a taxa de exatidão de 86,67%. Do mesmo modo, conforme os dados da Tabela 5.5, o limiar que minimiza as probabilidades de erro da base de dados à distância é de 0,40, no qual a taxa de exatidão corresponde a 94,10%.

### 5.6.3 Influência do sensor de imagem e vídeo

Apesar do protótipo ser um dispositivo *smartphone*, o mesmo possui um sensor de aquisição de imagens de boa qualidade, com o qual obteve-se bons resultados. Existe no mercado uma nova versão do dispositivo, em que o *hardware* como um todo foi aprimorado, incluindo uma nova versão do sensor de aquisição, que praticamente dobrou a resolução em modo câmera e vídeo. As especificações da nova versão do dispositivo estão apresentadas na Tabela 5.6.

Sabendo-se que a qualidade do sensor do novo dispositivo é superior a do dispositivo utilizado, há

possibilidade de se obter melhores resultados com o reconhecimento de íris não cooperativo/distância. Portanto, foram iniciados experimentos com a nova versão do dispositivo utilizando-se apenas 10 classes, somente para fins de comparação. Os testes foram realizados com imagens da câmera e também de vídeo, nos quais o procedimento e parâmetros de distância seguiram o mesmo conceito dos experimentos anteriores.

Após a realização dos experimentos com o Iphone 4S pode-se verificar que um problema comum na aquisição dos vídeos denominado *aliasing* foi aprimorado na nova versão, na qual grande parte dos *frames* obtiveram melhor qualidade em relação ao modelo anterior. Além disso, no modo câmera é possível o ajuste de foco automático da lente o que melhorou sensivelmente seu desempenho, proporcionando melhor eficiência na etapa de aquisição.

Os resultados obtidos com Iphone 4S são melhores que o dispositivo anterior, porém o custo computacional é relativamente maior, já que as imagens possuem maior resolução. Na Figura 5.10 é ilustrada a comparação entre o desempenho dos dois dispositivos.

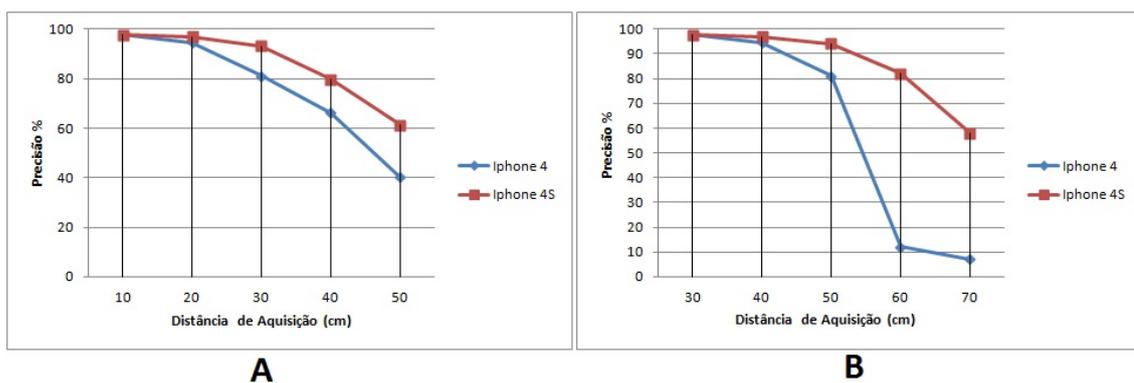


Figura 5.10: Comparação de desempenho para o reconhecimento de íris não cooperativo/distância entre Iphone 4 vs Iphone 4S: A) Modo Vídeo e B) Modo câmera.

## 5.7 Limitações do protótipo

Como descrito anteriormente, foi desenvolvido um protótipo para aquisição de imagens de íris à distância e em movimento. Para que a amostra da íris seja identificada são necessários diversos procedimentos, os quais são realizados de forma manual. Por este e outros motivos, descreve-se nessa seção as limitações deste protótipo e sugestões para formalização de um produto final.

### 5.7.1 Representação da região de interesse

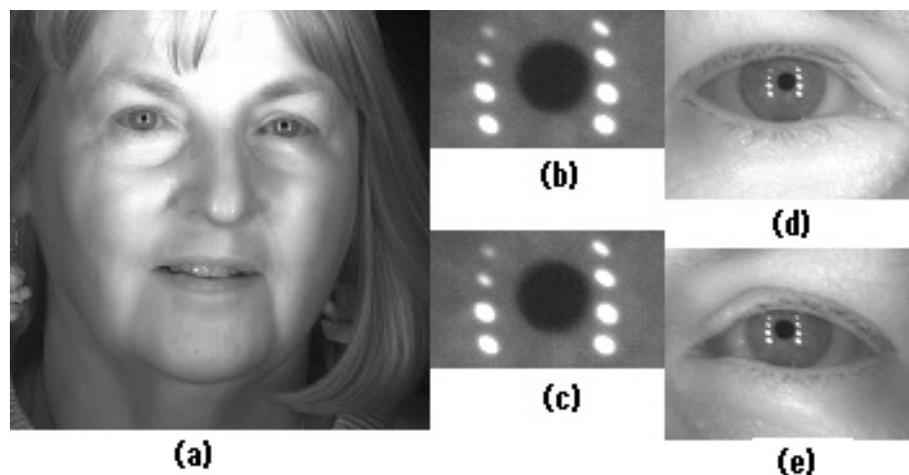
Os primeiros experimentos com amostras de íris à distância foram realizados com a base de dados CASIA *at distance*, para os quais utilizou-se um procedimento manual para representação da região de interesse (ROI). Este procedimento foi aplicado também às amostras de íris capturadas pelo protótipo

desenvolvido, no qual foi realizado o recorte manual das amostras utilizando uma API de processamento de imagens da linguagem JAVA, o IMAGEJ.

Este é o procedimento inicial do protótipo: após a aquisição da amostra da íris, consiste em representar a região de interesse (olhos) e redimensioná-la em um dimensão fixa de 320 x 280 *pixels* para um melhor desempenho no algoritmo. Este procedimento pode ser realizado de forma automática, mas por motivos de dispersão no foco do trabalho foi realizado de forma manual.

Existem alguns trabalhos que sugerem a localização da região de interesse (olho) baseado em imagens ou até mesmo fazendo o *tracking*<sup>4</sup> por uma sequência de *frames* de vídeo. Dessa forma, são descritas a seguir algumas propostas que abordam este contexto:

A proposta de (CHEN et al., 2008) foi utilizar os LEDS infravermelhos refletidos na região das córneas para localização dos olhos. O sensor de aquisição possui oito LEDS infravermelhos e estão distribuídos horizontalmente por dois pontos com distância de aproximadamente 35 a 50 *pixels*. Para detectar os LEDS infravermelhos na imagem, o autor realiza a limiarização definindo um limiar fixo de 180, no qual consegue-se realizar a segmentação dos pontos de LEDS em relação ao outros objetos da imagem. Dessa forma, a partir da vizinhança desses pontos é determinada a imagem resultante de 400 x 300 *pixels*. Veja o exemplo dessa metodologia na Figura 5.11.



**Figura 5.11: Proposta de localização dos olhos proposta por (CHEN et al., 2008): A) Imagem original; B e C) Regiões com LEDs infravermelhos lado esquerdo e direito da íris e D e E) Resultado final da localização dos olhos.**

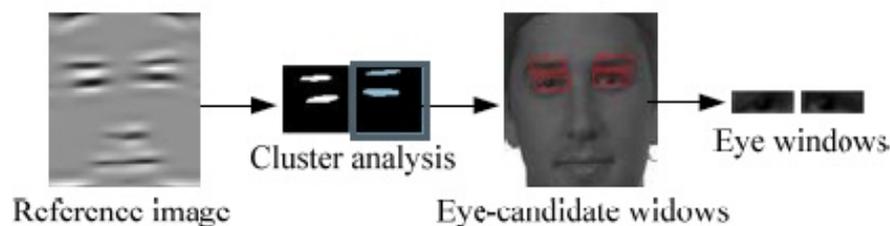
Já a proposta de (DONG; SUN; TAN, 2009) consiste na localização do olho através da utilização da Cascata de Haar. Primeiramente são treinadas diversas amostras em diferentes ângulos de aquisição, definindo como características a forma das pálpebras e sobrancelhas. Através do treinamento das amostras é possível classificar a região ocular e representá-las através de vizinhança.

<sup>04</sup> O termo *tracking* traduzindo do inglês significa “rastreamento”, na área de computação especificamente em visão computacional o termo se refere à detecção de objetos através de imagens ou vídeos. Neste contexto, o *tracking* está relacionado à localização da região ocular, a qual se pretende extraí-la.

Para fazer a localização do olho em tempo real com classificadores inteligentes é exigido um alto custo computacional, em razão do processo ocorrer em sequência de quadros. Para se obter um melhor desempenho (DONG; SUN; TAN, 2009) utilizou uma eurística simples para a localização dos olhos, em que é realizado o cálculo da posição dos olhos a cada 3 quadros da sequência. Assim, estima-se que dentro dos três quadros a posição dos olhos se mantenha proximamente e como benefício se reduz o custo computacional.

A proposta de (QIAN; TIAN; XU, 2009) foi utilizar o algoritmo de Adaboost para detecção da face na imagem, que segundo resultados possui um ótimo desempenho. Após a localização da face é calculado o histograma de intensidades da imagem, no qual são analisadas as intensidades que predominam a pele. Através da análise do histograma é possível ajustar o contraste da imagem de forma que as regiões representadas pela face sejam separadas dos olhos. Com a imagem contrastada é aplicado o filtro de Gabor para se extrair as características dos olhos, em que se utiliza a parte real do filtro.

Todo o procedimento abordado até agora por (QIAN; TIAN; XU, 2009) consiste em apenas isolar partes da imagem que possam interferir no processo de localização. A partir da extração da característica realizada através do filtro de Gabor, é possível descobrir a região mais próxima do olho aplicando-se o algoritmo de clusterização *K-means*. Após algumas iterações do algoritmo consegue-se obter o resultado final, ilustrado na Figura 5.12.



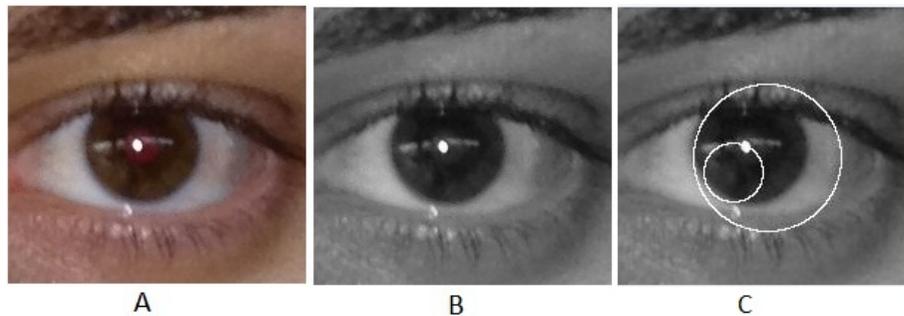
**Figura 5.12: Proposta de localização dos olhos proposta por (QIAN; TIAN; XU, 2009).**

### 5.7.2 Sobreposição dos LEDS da pupila

Como descrito neste trabalho, a função da pupila no sistema ocular é controlar a quantidade de luz que deva estimular na retina, através das ações de constrição e dilatação proporcionadas pela íris. Isso acontece quando há variações de luminosidade no ambiente, em que grande incidência de luz pode diminuir o diâmetro da pupila em até 1,5 mm. Já em um ambiente com menor incidência de luz a pupila chega a medir 8 mm de diâmetro. Nos sistemas de reconhecimento de íris é comum que a imagem capturada pelo sensor contenha reflexos proporcionados por LEDS na pupila; este fato pode prejudicar o processo de segmentação da pupila.

Diante deste problema, erros de segmentação na pupila foram obtidos com os experimentos realizados com as imagens do protótipo, devido aos reflexos proporcionados pelos LEDs do protótipo. O protótipo desenvolvido realiza captura de imagens na banda visível e utiliza o LED-flash para proporcio-

nar uma melhor iluminação no objeto de cena. Desta forma, o anel da pupila passa a possuir intensidades avermelhadas e brancas devido à característica do LED na banda visível. Ao transformar essa imagem em escala de cinza para aplicá-la no algoritmo a segmentação não acontece de forma esperada, como ilustrado na Figura 5.13.



**Figura 5.13: Exemplo de uma amostra com erro de segmentação: A) Imagem original, B) Imagem em escala de cinza e C) Imagem resultante.**

Para se obter melhores resultados na etapa de segmentação da pupila foi realizada a remoção dos LEDs de forma manual, na qual utilizou-se a ferramenta IMAGEJ para a sobreposição das intensidades originais em preto. Entretanto, é importante ressaltar que alguns trabalhos acadêmicos propõem novas metodologias para segmentação da pupila, a fim de se obter um melhor desempenho, como por exemplo em (NASCIMENTO, 2005) e (COSTA, 2009).

A proposta de - NASCIMENTO, 2005 - consiste em utilizar a limiarização para segmentação da pupila na imagem da íris. O autor define um limiar fixo baseado de forma empírica pelos seus experimentos e utiliza a morfologia matemática para remoção dos LEDs localizados na pupila. Para isso, foi utilizado a operação morfológica de fechamento a qual retira os eventuais reflexos proporcionados pelos LEDs.

A proposta de - COSTA, 2009 - baseia-se na utilização da técnica de crescimento de regiões através da distribuição sistemática de “sementes”. A distribuição das “sementes” é realizada na região central da imagem seguindo uma distância fixa de 80 pixels, a cada semente é aplicado o algoritmo de crescimento de regiões para segmentar as intensidades correspondentes à região pupilar.

Portanto, essas metodologias podem ser uma opção para a segmentação das amostras, e contribuir para o processo final de automatização do protótipo, já que se mostram eficientes.

### 5.7.3 Seleção de amostras por vídeo

Neste trabalho a seleção das amostras por *frames* de vídeo foram realizadas de forma manual, seguindo um critério visual para determinação da qualidade da imagem. Atualmente existem inúmeras técnicas que avaliam a qualidade das imagens digitais, como por exemplo: Wavelets, Entropia local, entre outros. Estes métodos visam detectar imagens com problemas de foco, iluminação entre outros artefatos que prejudicam a classificação de uma imagem digital.

Seguindo este princípio, pode-se aplicar essas metodologias existentes na literatura com o objetivo de automatizar o processo de seleção de amostras, selecionando imagens com boa qualidade para o processamento posterior.

## 5.8 Considerações Finais

Foi descrito em detalhes o desenvolvimento de um protótipo para aquisição de imagens de íris à distância ou em movimento. Os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo de Daugman não atingiram boas estatísticas, mas serviram como fonte de motivação para aplicação da metodologia de descarte descrita no capítulo 4. Aplicando-se a metodologia de descarte foi possível perceber uma melhora significativa na classificação das amostras, e definir ramificações de aplicação no mercado.

Baseado no modelo proposto, é possível se obter uma versão final do protótipo para a aplicação comercial. Nessas condições, são sugeridas algumas alterações no protótipo para viabilizar o processo automático de identificação: substituir o dispositivo de aquisição de imagens (*smartphone*) por uma câmera com configuração equivalente ou superior e substituir o algoritmo implementado em Matlab por implementações embarcadas ou em FPGA.

# Capítulo 6

## CONCLUSÕES

---

---

Neste trabalho foi proposto uma metodologia de pré-processamento de amostras de íris baseada no descarte de amostras com ruído acima de 40%. Inicialmente foi realizada uma investigação sobre o tema abordado “Reconhecimento de íris não cooperativo”, através de revisão bibliográfica e experimentos com câmeras de vídeo. A partir dos resultados obtidos com câmeras de vídeo, foi possível concluir que para classificação de amostras de íris à distância ou em movimento, seria necessária a utilização de sensores de alta resolução. Diante deste problema, foi utilizada uma base de dados publicada por (CASIA, b) constituída por amostras à distância na banda infravermelha.

Em todos os experimentos, utilizou-se o algoritmo baseado na metodologia proposta por (DAUGMAN, 2002), implementado por (MASEK; KOVESI, 2003). Aplicando-se o algoritmo nas amostras de íris da base de dados CASIA *at distance* foi obtida uma precisão muito baixa, 60,60% ao se utilizar apenas 30 classes. Estes resultados são bem inferiores se comparados com a base de dados cooperativa CASIA *Iris Interval*, com os quais foi obtida uma precisão de 100%, ao se utilizar o mesmo número de classes. Desta forma, concluiu-se que a presença de ruído na imagem constitui-se em um fator crítico para o sistema de reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo.

Sabendo-se que o ruído é o fator crítico para classificação das amostras em ambiente não cooperativo, foi feita uma investigação mais detalhada sobre o assunto. Neste contexto, foi realizada uma simulação com a base de dados cooperativa CASIA *Iris Interval*, adicionando-se diferentes níveis de ruído nas amostras normalizadas pelo algoritmo. A simulação visou analisar o comportamento do algoritmo com amostras de 0% a 80% de ruído. Desta forma, foi possível estimar uma porcentagem de ruído aceitável nas amostras de íris para se obter um bom desempenho na classificação. Os resultados obtidos nestes experimentos apontaram uma boa precisão do sistema utilizando-se amostras com até 40% de ruído, obtendo-se uma taxa de 96,66% (SOUZA; FERNANDES, 2012a).

Baseado no conceito acima foi proposta uma metodologia de descarte de amostras com ruído acima de 40%, na qual o principal objetivo foi selecionar amostras com pequenas porcentagens de ruído para classificação. Com este conceito, o método foi aplicado às amostras de íris da base de dados CASIA *at*

*distance*, a qual obteve-se uma precisão de 65,66% utilizando-se 142 classes. Analisando-se o resultado obtido com este experimento pode-se concluir que a taxa de precisão foi relativamente baixa, mas se comparada com a taxa obtida sem aplicação do método é consideravelmente superior, em que se obteve uma precisão de 22,52%.

Embora os resultados experimentais com câmeras de vídeo não fossem motivadores, foi desenvolvido um protótipo para aquisição de imagens de íris à distância e em movimento. Dessa vez, foi utilizado um dispositivo portátil do tipo *smartphone* para a captura das amostras de íris. O dispositivo realiza aquisição de imagens em alta resolução na banda visível, o que certamente é um desafio para sistemas de reconhecimento de íris. Resultados experimentais mostraram que o protótipo pode ser utilizado em modo cooperativo obtendo-se uma estimativa de 97,67% de precisão.

Além disso, foram realizados experimentos com o protótipo em modo distância e em movimento, na qual foram criadas duas bases de dados denominadas IrisMobile-UFSCar. Nos experimentos realizados em modo à distância foi possível obter melhores resultados com imagens em até 50 cm de distância, com os quais se obteve uma taxa de precisão de 53,09%. Com a base de dados em movimento em que foram utilizados *frames* de vídeo para classificação das amostras, utilizou-se uma distância de aquisição de até 20 cm obtendo-se uma precisão de 32,06% (SOUZA; FERNANDES, 2012b).

Com o objetivo de se obter melhores resultados com as bases de dados, foi aplicada a metodologia de descarte de amostras com ruído acima de 40%. Os resultados superaram as expectativas, uma vez que a exatidão praticamente dobrou em ambas as situações. A exatidão do ambiente não cooperativo que antes era 32,06% passou para 73,19%, e no ambiente à distância passou de 53,09% para 81,75%. Com estes resultados é possível afirmar que grande parte das amostras da base possuem ruído acima de 40%, o que ocasiona perda de desempenho no sistema, e confirma a validade da aplicação do método de pré-processamento proposto (SOUZA; FERNANDES, 2012a).

Conclui-se que, é possível realizar-se classificação de amostras de íris na banda visível com boa precisão. Além disso, o dispositivo demonstrou capacidade para operar em distâncias maiores de aquisição em relação aos sistemas convencionais de reconhecimento de íris. Apesar dos resultados obtidos ainda não serem comparáveis aos de sistemas cooperativos, apresentam bom potencial para refinamentos sucessivos, e a consequente viabilização no uso de sistemas não cooperativos utilizando a banda visível ao invés da infravermelha (SOUZA; FERNANDES, 2012b).

## 6.1 Trabalhos futuros

O presente trabalho apresentou uma metodologia para descarte de amostras ruidosas com base no algoritmo proposto por (MASEK; KOVESI, 2003). Tendo em vista os resultados obtidos, seria interessante, além da metodologia proposta, a investigação de um modelo para remoção de degradações presentes em imagens (borramentos e ruídos), em que se cria uma expectativa de melhores resultados na classificação

das amostras de íris. Além disso, o modelo proposto pode ser utilizado em conjunto com outros métodos biométricos, implementando-se sistemas biométricos multimodais. Alguns fatores que poderão ser melhorados para aplicações futuras do método estão descritos abaixo:

- **Localização automática da região de interesse:** - Utilizar algoritmos que fazem a localização da região facial e dos olhos, para que se possa extrair a região de interesse de forma automática. Algumas publicações propõem o rastreamento e a extração da região dos olhos, como por exemplo: (DONG; SUN; TAN, 2009; QIAN; TIAN; XU, 2009).
- **Seleção de *frames*:** - No modo em movimento é feita a aquisição de uma sequência de vídeo e a partir dela é realizada uma seleção de 10 amostras para o pós-processamento. No entanto, esta etapa foi realizada de forma manual sem seguir um critério de seleção. Neste contexto, pode-se investigar uma metodologia para análise dos *frames*, selecionando um conjunto de amostras que apresentem bom potencial para o pós-processamento.
- **Segmentação robusta:** - No algoritmo utilizado para processamento das amostras a segmentação é realizada baseando-se em uma imagem 2D. No entanto, com imagens com diferentes angulações do anel da íris (comportamento não cooperativo) o algoritmo não realiza uma segmentação correta. Algumas publicações abordam este aspecto, como por exemplo em (PROENCA, 2011) ou até mesmo pelo autor pioneiro John Daugman em uma publicação mais recente (DAUGMAN, 2007).
- **Áreas de aplicação:** - Durante os experimentos foi utilizado o critério de aceitação baseado no ZeroFAR, que normalmente segue um padrão de sistemas comerciais. No entanto, a utilização de um limiar baseado na taxa EER podem trazer melhores resultados na precisão deste sistema. Aplicações que não exijam um grau de segurança avançado podem utilizar este critério, como por exemplo: Controle de acesso físico por fechaduras ou catracas; de ponto em empresas; de presença de alunos em escolas, entre outros.
- **Hardware do Sistema:** - Tendo em vista todo procedimento abordado neste trabalho para classificação da íris, pode-se automatizar o processo seguindo algumas sugestões: substituição do dispositivo móvel por uma câmera de resolução compatível ou melhor, atribuição de sensores de presença para delimitação do distanciamento do usuário em relação à câmera e implementação do algoritmo em plataformas embarcadas ou em FPGA.
- **Comparações estatísticas:** - Foi utilizado apenas o limiar ZeroFAR para realização dos experimentos com as amostras de íris não cooperativas. Neste aspecto sugere-se o levantamento da curva ROC usando os critérios TERR Vs ZeroFAR, podendo ter uma análise do desempenho do sistema utilizando um outro critério de decisão.

## REFERÊNCIAS

---

---

- ABDEL-MOTTALEB, M. et al. Challenges of developing an automated dental identification system. In: *Micro-NanoMechatronics and Human Science*. Nagoya, Japan: **IEEE**, 2003. v. 1, n. 14, p. 411–414 Vol. 1.
- ABRAMOFF M.D., M. P. R. S. **Image Processing with ImageJ**. Laurin Publishing, Pittsfield, MA, USA, v. 11, p. 36–42, 2004.
- ACHA, A. R.; PRITCH, Y.; PELEG, S. Online video registration of dynamic scenes using frame prediction. In: . Berlin, Heidelberg: **Springer-Verlag**, 2007. p. 151–164.
- ALVES, D. M. *Quantização da glicemia através de análises de imagens da íris humana utilizando redes neurais*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2007.
- ARAUJO, A. F. de. *Método para extração e caracterização de lesões de pele usando difusão anisotrópica, crescimento de regiões, watersheds e contornos ativos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual Paulista, 2010.
- AZEVEDO, E. R. de. *Efeito do movimento em MRI e implementação das técnicas de Gradient Moment Nulling e pré-saturação especial na redução de artefatos relacionados ao movimento*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 1998.
- BASHIR, F. et al. Eagle-eyes: A system for iris recognition at a distance. In: *2008 IEEE Conference on Technologies for Homeland Security*. Waltham, MA, USA: **IEEE**, 2008. p. 426–431.
- BENJAMIN, W. Self-recognition of dna 2014; from life processes to dna computation. In: *ICBPE - International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering*. Biopolis, Singapore: **IEEE**, 2009. p. 1–8.
- BLAIKIE, A. *Understanding the diagnosis: Childhood visually impairing conditions*. Disponível em: <<http://www.ssc.education.ed.ac.uk/courses/vi&multi/vnov07ii.html>>. Acesso em: 15 Nov. 2010.
- BOLES, W.; BOASHASH, B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 46, n. 4, p. 1185–1188, apr 1998.
- BORGEN, H.; BOURS, P.; WOLTHUSEN, S. Visible-spectrum biometric retina recognition. In: *IHMSP '08 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*. Harbin, China: **IEEE**, 2008. p. 1056–1062.
- BRAVO, J. C. L. *Autenticação Pessoal baseada no som da assinatura*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2006.
- CARDOSO, D. P. *Identificação de locutor usando modelos de mistura de gaussianas*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2009.

- CARNEIRO, M. B. P. **Reconhecimento de Íris utilizando algoritmos Genéticos e Amostragem não-uniforme**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, 2010.
- CASIA, A. C. d. C. d. I. d. A. **CASIA-IrisV3-Interval- CASIA Iris Image Database**. Disponível em: <<http://biometrics.idealtest.org>>. Acesso em: 18 jan. 2010.
- CASIA, A. C. d. C. d. I. d. A. **CASIA-IrisV4 - CASIA Iris Image Database**. Disponível em: <<http://biometrics.idealtest.org>>. Acesso em: 8 jan. 2011.
- CAVALCANTI GEORGE; D'ORLA, R. A. P.; CARVALHO, E. **Verificação off-line de assinaturas de tamanhos diferentes**. 2002. Disponível em: <[http://www.cin.ufpe.br/~gdcc/papers/2002\\_SBRN.pdf](http://www.cin.ufpe.br/~gdcc/papers/2002_SBRN.pdf)>. Acesso em: 20 mar. 2010.
- CETINGUL, H. et al. Discriminative analysis of lip motion features for speaker identification and speech-reading. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 15, n. 10, p. 2879–2891, 2006.
- CEVALLOS LUCIANA BRANDAO; GALVÃO, M. F.; SCORALICK, R. A. **Identificação humana por documentação odontológica: Carbonização Subsequente à impacto de helicóptero no solo**. v. 1, n. 1, 2009. Disponível em: <<http://inseer.ibict.br/sipaer/index.php/sipaer/article/view/6/32>>. Acesso em: 9 jul. 2010.
- CHAVEZ, R. F. L. **Uma Proposta para Melhoria na Eficiência de um Sistema de Reconhecimento de Íris Humana**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2007.
- CHEN, Y. et al. A robust segmentation approach to iris recognition based on video. In: *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*. Washington, DC, USA: **IEEE**, 2008. p. 1–8.
- COSTA, C. R. N. **Autenticação Biométrica via Teclado Numérico Baseada na Dinâmica da Digitação: Experimentos e Resultados**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2006.
- COSTA C.R.N.; YARED, G. F. G. . R. R. N. . Y.-U. J. B. T. . V. F.; LING, L. L. **Autenticação Biométrica via Dinâmica da Digitação em Teclados Numéricos**. *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, Campinas, SP, Brasil, n. 22, p. 1019–1024, setembro 2005.
- COSTA L. R.; OBELHEIRO, R. R.; FRAGA, J. S. **Introdução à Biometria**. In: \_\_\_\_\_. Florianópolis, SC, Brasil: Simpósio Brasileiro em Segurança da Informação e de Sistemas Computacionais, 2006. cap. 3, p. 103–151.
- COSTA, R. M. da. **Uma nova abordagem para o reconhecimento biométrico baseado em características dinâmicas da íris**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2009.
- DAUGMAN, J. How iris recognition works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, v. 14, p. 21–30, 2002.
- DAUGMAN, J. New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, v. 37, n. 5, p. 1167–1175, oct. 2007.
- DOBES, M.; MACHALA, L. **Iris Database**. 2004. Disponível em: <<http://www.inf.upol.cz/iris/>>. Acesso em: 10 abr. 2010.
- DONG, W.; SUN, Z.; TAN, T. A design of iris recognition system at a distance. In: *Chinese Conference on Pattern Recognition*. Nanjing, China: **IEEE**, 2009. v. 2, p. 1–5.
- ETHICS, B. B. I. T. **Public Consultation Report**, month = January, year = 2007, urlaccessdate=12 Out. 2010, url=[http://www.biteproject.org/PUBLIC\\_CONSULTATION\\_REPORT.pdf](http://www.biteproject.org/PUBLIC_CONSULTATION_REPORT.pdf).

- FALGUERA, J. R. **Reconhecimento Semi-Automático de Sinus Frontais para Identificação Humana Forense Baseado na Transformada Imagem-Floresta e no Contexto da Forma**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual Paulista, 2008.
- FERREIRA, A. B. de H. et al. **Aurélio Século XXI: o dicionário da língua portuguesa**. 3. ed. Rio de Janeiro, RJ: Nova Fronteira, 1999.
- FILHO, O. M.; NETO, H. V. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro, RJ: Editora Brasport, 1999. 406 p.
- GEWANDSZNAJDER, F. **Ciências - Nosso Corpo**. 1º. ed. São Paulo, SP: Atica, 2001. 248 p.
- GIMENEZ, C. M. **Identificação de Bovinos através de reconhecimento de padrões do espelho nasal utilizando redes neurais artificiais**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2011.
- GONZALES, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. 1º. ed. São Paulo: Editora Blucher, 2000.
- HAN, X. et al. Gait recognition considering directions of walking. In: *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*. Bangkok, Thailand: **IEEE**, 2006. p. 1 –5.
- HEINEN, M. R.; OSÓRIO, F. S. Autenticação de assinaturas utilizando análise de componentes principais e redes neurais artificiais. *Brazilian Symposium on Artificial Neural Networks*, **IEEE**, Salvador, BA, n. 10, 2008.
- HEMA, C.; PAULRAJ, M.; KAUR, H. Brain signatures: A modality for biometric authentication. In: *International Conference on Electronic Design*. Penang, Malaysia: **IEEE**, 2008. p. 1 –4.
- ISKANDARANI, M. **A Novel Odor Key Technique for Security Applications Using Electronic Nose System**. 2010. Disponível em: <<http://www.thescipub.com/abstract/10.3844/ajassp.2010.1118.1122>>. Acesso em: 21 set. 2011.
- JAVED, M. A. M. Y.; BASIT, A. **Ear Recognition Using Wavelets**. In: *Proceedings of Image and Vision Computing*. Hamilton, New Zealand: University of Waikato, 2007. p. 83 –86. Disponível em: <<http://digital.liby.waikato.ac.nz/conferences/ivcnz07/papers/ivcnz07-paper16.pdf>>. Acesso em: 3 dez. 2011.
- KHALIL-HANI, M.; ENG, P. FPGA - based embedded system implementation of finger vein biometrics. In: *Symposium on Industrial Electronics Applications*. Penang, Malaysia: **IEEE**, 2010. p. 700 –705.
- KOROTKAYA, Z. **Biometric Person Authentication: odor**. April 2004. Disponível em: <<http://www2.it.lut.fi/kurssit/03-04/010970000/seminars/Korotkaya.pdf>>. Acesso em: 10 abr. 2011.
- LICENSE, G. G. P. **Virtualdub v1.9.11**. June 1991. Disponível em: <<http://virtualdub.sourceforge.net/>>. Acesso em: 12 jun. 2011.
- MA, L. et al. **Efficient iris recognition by characterizing key local variations**. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 13, n. 6, p. 739 –750, June 2004.
- MARCEL, S.; MILLAN, J. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- MASCARENHAS, N.; VELASCO, F. **Processamento Digital de Imagens**. 2º. ed. Argentina: Universidade Católica de Santiago del Estero, 1989.

- MASEK, L.; KOVESI, P. **MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns**. The School of Computer Science and Software Engineering, The University of Western Australia, 2003. Disponível em: <<http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/sourcecode.html>>. Acesso em: 12 jun. 2010.
- MATEY, J. et al. Iris on the move: Acquisition of images for iris recognition in less constrained environments. *Proceedings of the IEEE*, v. 94, n. 11, p. 1936–1947, 2006.
- MUNIZ, A. S. **Reconhecimento de íris**. São Paulo: Universidade de São Paulo, DCC - IME, 2003. Trabalho de Conclusão de Curso.
- NASCIMENTO, R. da C. **Sistema de identificação baseada na estrutura da íris**. Dissertação (Mestrado) — PUC Rio de Janeiro, 2005.
- NIKAIDO, A. et al. A dental radiograph registration algorithm using phase-based image matching for human identification. In: *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications*. Yonago, Japan: **IEEE**, 2006. p. 375–378.
- PALANIAPPAN, R. **Method of identifying individuals using VEP signals and neural network**. *Science, Measurement and Technology, IEEE Proceedings*, v. 151, n. 1, p. 16–20, 2004.
- PAMPLONA, V. F. **Estudo sobre a íris humana para síntese de imagens fotorealísticas**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2007.
- PAPA, J. P. **Restauração das imagens do Satélite CBERS-1 utilizando POCS**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de São Carlos, 2005.
- PRALL, G. **Rastreabilidade da carne suína - avanços tecnológicos**, month = November, urlaccessdate=10 jul. 2011, year = 2010, url = [http://www.cnpsa.embrapa.br/sgc/sgc\\_publicacoes/anais0205\\_guy\\_prall.pdf](http://www.cnpsa.embrapa.br/sgc/sgc_publicacoes/anais0205_guy_prall.pdf).
- PROENCA, H. On the feasibility of the visible wavelength, at-a-distance and on-the-move iris recognition. In: *Workshop on Computational Intelligence in Biometrics: Theory, Algorithms, and Applications*. Hangzhou, China: **IEEE**, 2009. p. 9–15.
- PROENCA, H. Quality assessment of degraded iris images acquired in the visible wavelength. *Transactions on Information Forensics and Security, IEEE*, v. 6, n. 1, p. 82–95, 2011.
- PROENCA, H. et al. **The UBIRIS.v2: A Database of Visible Wavelength Images Captured On-The-Move and At-A-Distance**. *IEEE Trans. PAMI*, v. 32, n. 8, p. 1529–1535, August 2010.
- QIAN, Z.; TIAN, Y.; XU, D. Precise eye detection on frontal view face image. In: *Proceedings of the First International Conference on Internet Multimedia Computing and Service*. New York, NY, USA: **ACM**, 2009. (ICIMCS '09), p. 43–48.
- RAHMAN, M. et al. Person identification using ear biometrics. *International Journal of The Computer, the Internet and Management*, v. 15, n. 2, p. 1–8, May - August 2007.
- RAMADAN, R. A. **Odor Recognition and Localization Using Sensor Networks**. November 2010. Disponível em: <[http://www.intechopen.com/download/pdf/pdfs\\_id/12473](http://www.intechopen.com/download/pdf/pdfs_id/12473)>. Acesso em: 21 ago. 2011.
- RIERA S. DUNNE, I. C. G. R. A. **STARFAST: a Wireless Wearable EEG/ECG Biometric System based on the ENOBIO Sensor**. maio 2008. Disponível em: <[http://starlab.es/sites/starlab.es/files/phealth\\_paper\\_v1.pdf](http://starlab.es/sites/starlab.es/files/phealth_paper_v1.pdf)>. Acesso em: 8 jan. 2012.

- ROIZENBLATT, R. **Reconhecimento de íris após procedimentos oculares**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de São Paulo, 2003.
- SANGARI, M.; B.MATHIVANAN. Performance evaluation of lda e radon in gait recognition. *International Journal of Computer Applications*, v. 13, n. 8, p. 1–5, January 2011.
- SARAIVA, V. **Catarata**. November 2010. Disponível em: <<http://www.eyedoctor.com.br/catarata.html>>. Acesso em: 18 nov. 2011.
- SCIENCE, N.; COUNCIL, T. **Iris Recognition**. November 2010. Disponível em: <<http://www.biometrics.gov/Documents/IrisRec.pdf>>. Acesso em: 12 mar. 2011.
- SCURI, A. E. **Filtros Interativos para Imagens Digitais no Domínio da Frequência**. Dissertação (Mestrado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 1994.
- SHAH, S. et al. Automatic tooth segmentation using active contour without edges. In: *Biometrics Symposium: Special Session on Research at the Biometric Consortium Conference*. Baltimore, Maryland, USA: **IEEE**, 2006. p. 1–6.
- SHAN, J.; WANG, Y.; YAN, C. Toward the recognition code of protein-dna recognition. In: *International Conference on Bioinformatics and Bioengineering*. Boston, Massachusetts, USA: **IEEE**, 2007. p. 1290–1293.
- SHIN, Y.-S. Biometric identification system based on dental features. In: LI, S. Z. et al. (Ed.). *Advances in Biometric Person Authentication*. Dong-gu, Gwangju, South Korea: **Springer Berlin / Heidelberg**, 2005, (Lecture Notes in Computer Science, v. 3781). p. 229–232.
- SILVA, F.; ALVES, C. **Aplicação de técnicas de processamento de imagens digitais em imagens geradas por ultra-som**. Natal, RN, 2008.
- SO-LING, C.; LI, L. A multi-layered reflection model of natural human skin. In: *Computer Graphics International 2001. Proceedings*. Hong Kong, China: **IEEE**, 2001. p. 249–256.
- SOARES, J. V. B. **Segmentação de vasos sanguíneos em imagens de retina usando wavelets e classificadores estatísticos**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2007.
- SOUTO, L. R. M. **Modelo de pele humana (Derme + Epiderme) Reconstruída In Vitro**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Ciências Médicas da Universidade Estadual de Campinas, 2005.
- SOUZA, J. M. de; FERNANDES, M. **Reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo**. In: *WVC 2012* (). Goiânia, GO, Brasil: UFG, 2012. Disponível em: <[http://iris.sel.eesc.usp.br/wvc/Anais\\_WVC2012/pdf/97949.pdf](http://iris.sel.eesc.usp.br/wvc/Anais_WVC2012/pdf/97949.pdf)>.
- SOUZA, J. M. de; FERNANDES, M. **Sistema dinâmico para reconhecimento de íris utilizando imagens de vídeo**. In: SAÚDE, S. J. F. G. A. V. (Ed.). *Workshop on Industry Applications (WGARI) in SIBGRAPI 2012 (XXV Conference on Graphics, Patterns and Images)*. Ouro Preto, MG, Brazil: UFOP, 2012. Disponível em: <[http://www.decom.ufop.br/sibgrapi2012/eproceedings/wgari/105038\\_2.pdf](http://www.decom.ufop.br/sibgrapi2012/eproceedings/wgari/105038_2.pdf)>.
- SOUZA, J. M. de; SENZAKO, E. Y. **SSÍRIS: Sistema de Segurança de Baixo Custo Baseado em íris**. Gramado, RS, Brazil, p. 1–6, august 2010.
- SUGITA, N.; IWAI, D.; SATO, K. Touch sensing by image analysis of fingernail. In: *Internacional conference on instrumentation, control and information technology*. Tokyo, Japan: **UEC**, 2008. p. 1520–1525.

- SUKUMARAN, S.; PUNITHAVALLI, M. **Retina Recognition Based on Fractal Dimension**. *International Journal of Computer Science and Network Security*, v. 9, n. 10, 2009.
- SUN, Y.; HOLLERBACH, J.; MASCARO, S. Eigennail for finger force direction recognition. In: *International Conference on Robotics and Automation*. Roma, Italy: **IEEE**, 2007. p. 3251–3256.
- SUN, Y.; HOLLERBACH, J.; MASCARO, S. Imaging the finger force direction. In: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, Minnesota, USA: **IEEE**, 2007. p. 1–6.
- SUN, Y.; HOLLERBACH, J. M.; MASCARO, S. A. Finger force direction recognition by principal component analysis of fingernail coloration pattern. In: *EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. World Haptics 2007. Second Joint*. Tsukuba, Japan: **IEEE**, 2007. p. 90–95.
- THEISEN ELOISA MARCIANA KOLBERG; PAZOS, R. P. **Identificação biométrica: solução matemática na rastreabilidade bovina**. *Congresso nacional de matemática aplicada e computacional*, Águas de Lindóia, Brasil, November 2010.
- UNIV., M. *MMU Iris Database*. 2004. Disponível em: <<http://pesona.mmu.edu.my/~ccte0/>>. Acesso em: 18 out. 2011.
- URTIGA, E. V. C.; MORENO, E. D. Keystroke-based biometric authentication in mobile devices. *Revista IEEE America Latina*, v. 9, n. 3, p. 368–375, June 2011.
- VIEIRA FABRÍCIO PAZ; FIGUEIREDO, G.; CATONI, J. *Biometria*. May 2004. Disponível em: <<http://www.docstoc.com/docs/51262880/Biometria>>. Acesso em: 14 abr. 2011.
- WILDES, R. Iris recognition: an emerging biometric technology. *Proceedings of the IEEE*, v. 85, n. 9, p. 1348–1363, set. 1997.
- WU, X. et al. A novel biometric system based on hand vein. In: *International Conference on Frontier of Computer Science and Technology*. Changchun, Jilin Province, China: **IEEE**, 2010. p. 522–526.
- XIE, Z.; MU, Z. Ear recognition using lle and idlle algorithm. In: *International Conference on Pattern Recognition*. Tampa, Florida, USA: **IEEE**, 2008. p. 1–4.
- YANG, J.; ZHANG, X. Feature-level fusion of global and local features for finger-vein recognition. In: *International Conference on Signal Processing*. Paderborn, Germany: **IEEE**, 2010. p. 1702–1705.
- ZAYARAZ, G.; VIJAYALAKSHMI, V.; JAGADISWARY, D. Securing biometric authentication using dna sequence and naccache stern knapsack cryptosystem. In: *International Conference on Control, Automation, Communication and Energy Conservation*. Perundurai, Erode, India: **IEEE**, 2009. v. 2, p. 1–4.
- ZENG, H. et al. Ear recognition based on 3d keypoint matching. In: *International Conference on Signal Processing*. Paderborn, Germany: **IEEE**, 2010. p. 1694–1697.
- ZHANG, H.; HU, D. A palm vein recognition system. In: *International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*. Changsha, China: **IEEE**, 2010. v. 1, p. 285–288.

# Apendice A

## PUBLICAÇÕES

---

---

O presente projeto de Mestrado gerou artigos científicos em conferências da área. A seguir encontra-se a lista de publicações:

- SOUZA, J.M.; FERNANDES, M. **Reconhecimento de íris em ambiente não cooperativo**. In *WVC 2012()*. UFG - Goiânia, Brasil: UFG, 2012. Disponível em: <[http://iris.sel.eesc.usp.br/wvc/Anais\\_WVC2012/pdf/97949.pdf](http://iris.sel.eesc.usp.br/wvc/Anais_WVC2012/pdf/97949.pdf)>
- SOUZA, J.M.; FERNANDES, M. **Sistema dinâmico para reconhecimento de íris utilizando imagens de vídeo**. In: *Workshop on Industry Applications (WGARI) in SIBGRAPI 2012 (XXV Conference on Graphics, Patterns and Images)*. Ouro Preto, Brasil: UFOP, 2012. Disponível em: <[http://www.decom.ufop.br/sibgrapi2012/e proceedings/wgari/105038\\_2.pdf](http://www.decom.ufop.br/sibgrapi2012/e proceedings/wgari/105038_2.pdf)>