

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

VITOR ATSUSHI NOZAKI YANO

**SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL BASEADO EM PUPILOMETRIA
DINÂMICA**

**CURITIBA
2011**

VITOR ATSUSHI NOZAKI YANO

**SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL BASEADO EM PUPILOMETRIA
DINÂMICA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia, da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Alessandro Zimmer.

**CURITIBA
2011**

Yano, Vitor Atsushi Nozaki

Sistema biométrico multimodal baseado em pupilometria dinâmica /
Vitor Atsushi Nozaki Yano. – Curitiba, 2011.

142 f. : il.; graf., tab.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de
Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Orientador: Alessandro Zimmer

1. Íris (Olhos). 2. Pupilometria. 3. Biometria. I. Zimmer, Alessandro.
II. Título.

CDD 621.3994

TERMO DE APROVAÇÃO

VITOR ATSUSHI NOZAKI YANO

SISTEMA BIOMÉTRICO MULTIMODAL BASEADO EM PUPILOMETRIA DINÂMICA

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

Orientador:


Prof. Dr. Alessandro Zimmer

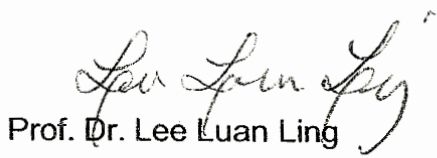
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR


Prof. Dr. Alessandro Lameiras Koerich

Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR


Profa. Dra. Giselle Lopes Ferrari Ronque

Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR


Prof. Dr. Lee Luan Ling

Departamento de Comunicações, UNICAMP

Curitiba, 20 de dezembro de 2011.

*A meus pais, Helena e Yoiti,
por tudo.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a meu orientador, Alessandro Zimmer, que acreditou e me incentivou desde antes do início do Mestrado, cobrando, revisando, avaliando, sugerindo abordagens e apresentando ideias durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Também à professora Giselle Ferrari, que me apoiou e auxiliou em diversos momentos, desde o compartilhamento da base de vídeos até recomendações técnicas e conselhos pessoais.

Ao colega Vicente Ibanez, que não mediu esforços para colaborar em todas as etapas da pesquisa, desde os primeiros testes, na programação de novos algoritmos, até a redação de artigos e a montagem do pupilômetro.

Ao grupo PET de Engenharia Elétrica da UFPR pela oportunidade de divulgação do trabalho e pelos recursos para o desenvolvimento do pupilômetro, especialmente ao colega Felipe Gabriel Camargo que foi o principal responsável pela construção do equipamento.

Aos bolsistas de iniciação científica Renan Wille e Eduardo de Assis pela colaboração também no desenvolvimento do pupilômetro, com dicas, sugestões e bastante trabalho.

Ao mestrando Ricardo Moraes pelo compartilhamento de dúvidas, ideias e soluções durante as tardes e noites de realização da pesquisa.

Aos demais colegas do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica pela motivação e aprendizado conjunto, e aos demais professores do Departamento de Engenharia Elétrica da UFPR pelo conhecimento passado através das aulas de graduação e pós-graduação.

A todos os voluntários, que aceitaram prontamente o convite e tornaram possível a coleta dos dados necessários à pesquisa em tempo recorde.

À minha amada noiva, Rubiamara Rockenbach de Farias, que acompanhou cada dia do desenvolvimento do trabalho, pela paciência, compreensão, preocupação, cobrança, motivação e colaboração durante todo esse período.

A meus pais, irmãos, familiares e amigos pelo incentivo para seguir até o fim.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo financiamento recebido para realização da pesquisa.

RESUMO

A identificação pessoal através de características biométricas, ou seja, de medidas e atributos relacionados ao corpo humano, comparada ao uso de senhas, chaves ou documentos, apresenta a vantagem de não depender da posse de algo ou de um conhecimento que pode ser perdido ou roubado. No entanto, a maioria dos traços individuais usados nestes tipos de sistemas está sujeita a fraudes, através da reprodução das características em meios artificiais, como fotografias, próteses e gravações. A identificação baseada em características dinâmicas e reflexos humanos, tais como os movimentos sacádicos do olho e a contração pupilar, é uma alternativa que pode resolver este tipo de problema, mas a quantidade de informação envolvida não é suficiente para discriminar indivíduos. O uso conjunto de mais de uma característica biométrica, na chamada biometria multimodal, também é uma forma de dificultar a ocorrência de evasão. Neste trabalho de pesquisa, foi estudada a possibilidade de desenvolvimento de um sistema biométrico multimodal menos propenso a fraudes, baseado tanto nas características do reflexo pupilar à luz quanto na textura da íris. Um método de geração do vetor de primitivas e comparação de amostras foi proposto e testado por 59 voluntários, apresentando resultados promissores para esta nova abordagem. No melhor caso, a taxa de erros iguais ficou em 2,44%.

Palavras-chave: Biometria multimodal. Íris. Pupilometria dinâmica.

ABSTRACT

Personal identification using biometric features, i.e. measurements and attributes of the human body, compared to the use of passwords, key or documents, has the advantage of being independent of some object or some knowledge that can be lost or stolen. However, most of the individual features used in these types of systems are subject to frauds, by reproducing the human characteristics by artificial means, such as pictures, prosthesis and recordings. Identification based on dynamic characteristics and human reflexes, like saccadic movements and the pupil constriction, is an alternative that can solve this kind of problem, but the amount of information is usually not enough to identify a person. The use of multiple biometric characteristics, which is named multimodal biometrics, is also a way to avoid the occurrence of fraud, by involving more than one individual feature. In this research work, the possibility of developing a multimodal biometrics system less subject to fraud was studied based on the characteristics of the pupillary light reflex and the iris texture. A method for the generation of a vector of features and for the comparison of samples has been proposed and tested by 59 volunteers, leading to promising results for this new approach. In the best case, the equal error rate was 2.44%.

Keywords: Multimodal biometrics. Iris. Dynamic pupillometry.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Formas usadas para fraudar sistemas biométricos	18
Figura 2 – Lente de contato usada para ocultar a íris	21
Figura 3 – Diagrama de blocos básico do sistema multimodal proposto.....	22
Figura 4 – Representação do corte sagital de um olho humano	24
Figura 5 – Exemplos de padrões de íris	26
Figura 6 – Sistema de pupilometria proposto por Ferrari (2008)	30
Figura 7 – Exemplos de parâmetros que podem ser extraídos de um sinal de pupilometria dinâmica: diâmetro inicial D_0 , diâmetro mínimo D_m , amplitude de contração A , tempo de latência t_L , tempo para máxima contração t_C e tempo de recuperação t_R	31
Figura 8 – Principais processos de um sistema de identificação biométrica	33
Figura 9 – FAR, FRR e EER	35
Figura 10 – <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC)	36
Figura 11 – Fusão em nível de amostra	39
Figura 12 – Fusão em nível de primitiva	41
Figura 13 – Fusão em nível de pontuação	42
Figura 14 – Fusão em nível de decisão	43
Figura 15 – Múltiplas características biométricas adquiridas simultaneamente	46
Figura 16 – Íris segmentada e codificada pelo método de Daugman.....	48
Figura 17 – Parâmetros de posição e dimensão do filtro Gabor 2D.....	49
Figura 18 – Codificação por demodulação de fase usando <i>wavelets</i> Gabor 2D	50
Figura 19 – Distribuição das distâncias de Hamming normalizadas	51
Figura 20 – Distribuições para amostras da mesma íris e íris distintas.....	52
Figura 21 – Sistema de aquisição de imagens proposto por Wildes	53
Figura 22 – Íris capturada pelo método de Wildes et al (1994) e textura segmentada.....	55
Figura 23 – Distribuição das distâncias nos experimentos de Wildes et al (1996). Foram verificadas 100 aceitações e 420 rejeições corretas, nenhum erro de classificação	56
Figura 24 – Circunferência usada para extração da assinatura da íris	57

Figura 25 – Representações da transformada <i>wavelet</i> e de cruzamentos por zero para os quatro níveis mais baixos de resolução de uma assinatura de íris	59
Figura 26 – Localização de normalização da textura da íris	60
Figura 27 – Janela retangular $m \times n$ centralizada em (x,y)	63
Figura 28 – Pontos usados para determinação da circunferência da pupila	64
Figura 29 – Pontos usados para determinação da circunferência da íris	65
Figura 30 – Intervalos de quadros com estimulação da pupila.....	69
Figura 31 – Arquitetura do sistema proposto.....	70
Figura 32 – Reflexos especulares da fonte de iluminação sobre o olho	71
Figura 33 – Posições dos pontos usados para localização dos artefatos	72
Figura 34 – Eliminação do artefato pela projeção da circunferência	73
Figura 35 – Resultado da remoção de reflexos especulares sobre o olho.....	73
Figura 36 – Segmentação da pupila: (a) maior dilatação, (b) máxima contração, (c) falha na localização devido ao fechamento do olho e (d) devido ao baixo contraste após o <i>flash</i>	74
Figura 37 – Gráfico do raio da pupila em função do tempo. Os círculos indicam valores atípicos gerados por falha no processo de segmentação.....	74
Figura 38 – Valores consecutivos com erro	76
Figura 39 – Gráfico do raio da pupila em função do tempo após correção de erros e filtragem	77
Figura 40 – Primitivas usadas para classificação.....	77
Figura 41 – Processo de remoção de reflexos especulares: (a) imagem original, (b) após substituição dos valores de alta intensidade relativa por baixas intensidades e (c) após aplicação de filtro mediano	79
Figura 42 – Subsistema biométrico baseado nas características pupilares dinâmicas	80
Figura 43 – Medição da pupila	81
Figura 44 – (a) Imagem original e (b) binarizada por limiarização invertida após o processo de remoção de artefatos	82
Figura 45 – Estimação do centro da pupila pelas coordenadas de máximo somatório.....	82

Figura 46 – Área da pupila segmentada por crescimento de regiões	84
Figura 47 – Localização da pupila pelo método baseado em crescimento de regiões	85
Figura 48 – Primitivas extraídas do sinal de pupilometria	86
Figura 49 – Subsistema biométrico baseado nas características estáticas da íris	88
Figura 50 – Segmentação da íris	89
Figura 51 – Extração de blocos retangulares a partir de regiões laterais à pupila e detecção de bordas usando o operador de Scharr	90
Figura 52 – Determinação do raio da íris	91
Figura 53 – Regiões da íris extraídas para codificação.....	92
Figura 54 – Blocos de textura da íris de um indivíduo: (a) antes e (b) após a equalização do histograma de intensidades	92
Figura 55 – (a) Parte real e (b) imaginária do filtro Gabor 2D utilizado	93
Figura 56 – (a) Vetores a serem comparados em suas posições originais, (b) deslocamento de duas posições. Os elementos escuros indicam bits descartados	94
Figura 57 – Taxas de falsa aceitação e falsa rejeição preliminares para primitivas dinâmicas da pupila.....	96
Figura 58 – Exemplos da primeira base de dados: cada amostra representa um indivíduo	97
Figura 59 – Exemplos da segunda base de dados, capturados de um mesmo indivíduo em diferentes dias	98
Figura 60 – Distribuição das distâncias entre vetores de primitivas da pupila	99
Figura 61 – Distribuição das pontuações normalizadas para primitivas dinâmicas	99
Figura 62 – FAR e FRR para autenticação através do reflexo pupilar	100
Figura 63 – Curva ROC para autenticação através do reflexo pupilar	100
Figura 64 – FAR e FRR para autenticação através da íris	102
Figura 65 – Curva ROC para autenticação através da íris	102
Figura 66 – Gráfico de dispersão de comparações entre amostras. As estrelas vermelhas representam tentativas de acesso de impostores, enquanto os círculos azuis correspondem a usuários autênticos. As mesmas cores são usadas nos histogramas de pontuação. As	

linhas tracejadas indicam os limiares com menor EER para cada caso.....	103
Figura 67 – Taxa de erros média em função de a e b	104
Figura 68 – Comparação das curvas ROC para autenticação unimodal pelas características dinâmicas da pupila, estáticas da íris e multimodal.....	105
Figura 69 – Curvas FAR e FRR para autenticação multimodal.....	105
Figura 70 – Imagens faciais do banco de dados FERET	122
Figura 71 – Minúcias da impressão digital	124
Figura 72 – Dispositivo de autenticação biométrica pela geometria da mão.....	125
Figura 73 – Exemplos de assinaturas obtidas <i>on-line</i> e <i>off-line</i>	127
Figura 74 – Exemplo de um sinal de voz: pronúncia da palavra “seven”	128
Figura 75 – Pupilômetro usado para captura dos dados.....	134
Figura 76 – Eficiência quântica da câmera em função do comprimento de onda da luz incidente	135
Figura 77 – Emissão espectral do LED infravermelho utilizado	135
Figura 78 – Disposição dos LEDs ao redor da câmera	136
Figura 79 – Software de controle do pupilômetro.....	136
Figura 80 – Exemplos de imagens da base de dados.....	137

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Taxas de erro pelo método de Daugman	51
Tabela 2 – Taxas de erro do sistema proposto por Costa (2009)	69
Tabela 3 – EER para diferentes quantidades de filtros nas primitivas estáticas	101
Tabela 4 – EER para o sistema proposto.....	105
Tabela 5 – Taxa de acertos de métodos de segmentação da pupila	108
Tabela 6 – Tempos de processamento	108
Tabela 7 – EER para diferentes métodos de normalização das primitivas dinâmicas	132

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO	15
1.1.1. Identificação Pessoal.....	15
1.1.2. Biometria	16
1.2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....	18
1.3. JUSTIFICATIVA	20
1.4. HIPÓTESE	21
1.5. OBJETIVOS	22
1.5.1. Objetivo Geral	22
1.5.2. Objetivos Específicos	22
1.5.3. Aspectos Originais	22
1.6. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	23
2. CONCEITOS INTRODUTÓRIOS	24
2.1. OLHO HUMANO	24
2.1.1. Íris.....	25
2.1.2. Pupila	26
2.1.2.1. Reflexo pupilar à luz.....	27
2.1.2.2. Outros movimentos pupilares.....	27
2.1.2.3. Reflexo consensual	28
2.2. PUPILOMETRIA.....	28
2.2.1. Pupilometria Dinâmica.....	29
2.3. SISTEMAS BIOMÉTRICOS	32
2.3.1. Classificação	34
2.3.2. Desempenho de um Sistema Biométrico	34
2.3.3. Características Biométricas.....	36
2.4. BIOMETRIA MULTIMODAL	37
2.4.1. Fusão em Nível de Amostra.....	39
2.4.2. Fusão em Nível de Primitiva.....	40
2.4.3. Fusão em Nível de Pontuação	42
2.4.4. Fusão em Nível de Decisão	43
2.4.5. Vantagens e Desvantagens	44
3. ESTADO DA ARTE	47

3.1. IDENTIFICAÇÃO PELA ÍRIS.....	47
3.1.1. Método de Daugman.....	47
3.1.2. Método de Wildes.....	52
3.1.3. Método de Boles.....	57
3.1.4. Outros Métodos.....	59
3.1.5. Técnicas de Segmentação da Íris.....	61
3.2. IDENTIFICAÇÃO POR REFLEXOS HUMANOS.....	67
3.2.1. Resposta Sacádica e Ponto Cego do Olho.....	67
3.2.2. Características Estáticas e Dinâmicas da Íris.....	68
4. METODOLOGIA PROPOSTA.....	70
4.1. ESTUDOS PRELIMINARES.....	70
4.1.1. Pré-processamento.....	71
4.1.2. Pupilometria.....	73
4.1.3. Extração de Primitivas.....	77
4.1.4. Classificação.....	78
4.2. SISTEMA PROPOSTO.....	78
4.2.1. Pré-Processamento.....	79
4.2.2. Pupilometria Dinâmica.....	80
4.2.2.1. Medição da pupila.....	81
4.2.2.2. Extração de primitivas.....	85
4.2.2.3. Classificação.....	88
4.2.3. Identificação pela Íris.....	88
4.2.3.1. Segmentação da Íris.....	89
4.2.3.2. Codificação.....	92
4.2.3.3. Classificação.....	94
4.2.4. Fusão.....	95
5. EXPERIMENTOS E RESULTADOS.....	96
5.1. ESTUDOS PRELIMINARES.....	96
5.2. BASE DE DADOS.....	97
5.3. SISTEMA PROPOSTO.....	98
5.3.1. Processamento das Características Dinâmicas.....	99
5.3.2. Processamento das Características Estáticas.....	101
5.3.3. Sistema Multimodal.....	102
5.4. DISCUSSÃO.....	106

6. CONCLUSÃO	109
6.1. TRABALHOS FUTUROS	109
6.2. PUBLICAÇÕES.....	111
REFERÊNCIAS.....	113
APÊNDICE A – Tecnologias de identificação biométrica	122
APÊNDICE B – Métodos de normalização de dados	130
APÊNDICE C – Montagem das bases de dados	133
ANEXO A – Carta de aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa.....	138
ANEXO B – Termo de consentimento informado livre e esclarecido	140

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

1.1.1. Identificação Pessoal

A identificação pessoal, isto é, a associação de uma identidade a um indivíduo, é extremamente importante em situações corriqueiras, como em movimentações bancárias, na reserva de passagens aéreas, no acesso a escritórios de uma empresa, em votações, na prevenção de crimes e fraudes, entre outras. Entretanto, vem se tornando um problema cada vez mais complexo, à medida que a sociedade evolui.

Se no princípio as próprias pessoas eram capazes de distinguir cada indivíduo dentro das comunidades devido a seu tamanho reduzido, hoje a dimensão da sociedade globalizada e conectada eletronicamente impede que um ser humano seja capaz de identificar a todos.

Tipicamente, a prova de identidade pode ser dividida em dois problemas distintos (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999). A verificação, ou autenticação, consiste na confirmação de uma identidade presumida. Ou seja, é um confronto entre os dados que o indivíduo apresenta e os que definem aquela identidade.

Já o reconhecimento é a determinação da identidade da pessoa. Para isso, os atributos do indivíduo são comparados aos de vários outros a fim de que se possa encontrar aquele que apresenta maior grau de correspondência.

Hoje, a identificação é tão importante que, para alguns, um mecanismo de autenticação à prova de fraudes está entre as invenções mais necessárias da humanidade, sendo considerado o “Santo Graal” da segurança da informação (DAVIS, 2011).

Os elementos usados em sistemas automáticos, tanto de verificação como de reconhecimento, são divididos em três categorias (DAVIES, 1994):

- O que o indivíduo possui – neste caso, o usuário deve ser o único detentor de um objeto que o identifica, tal como um cartão magnético, uma chave ou um documento de identidade;
- O que o indivíduo sabe – o processo é baseado em códigos, senhas ou outras informações que somente a pessoa conheça, normalmente apenas para autenticação;

- O que o indivíduo é – a identificação é feita através de características próprias da pessoa, como medidas de diferentes partes do corpo, ou o modo de falar ou caminhar.

Enquanto um objeto pode ser perdido, roubado ou mesmo reproduzido, e uma informação pode ser esquecida ou compartilhada, o uso de características biométricas dificulta a ocorrência de fraudes em sistemas automáticos de verificação de identidade.

1.1.2. Biometria

Historicamente, os termos “biométrico” e “biometria” são usados desde o início do século 20 para se referir ao “campo de desenvolvimento de métodos estatísticos e matemáticos aplicáveis à análise de dados de problemas nas ciências biológicas.” (THE INTERNATIONAL BIOMETRIC SOCIETY, 2011).

Para a Associação Internacional de Biometria e Identificação (INTERNATIONAL BIOMETRICS & IDENTIFICATION ASSOCIATION, 2007), a biometria está relacionada a “uma característica biológica (anatômica e fisiológica) e comportamental, mensurável, que pode ser usada para reconhecimento automático”. Já o Consórcio Biométrico (THE BIOMETRIC CONSORTIUM, 2008) a define como os “métodos automatizados de reconhecimento de uma pessoa baseados em uma característica fisiológica ou comportamental”.

Assim, as características usadas para biometria podem ser classificadas em dois tipos (INTERNATIONAL BIOMETRICS & IDENTIFICATION ASSOCIATION, 2011):

- Fisiológicas – relacionadas a aspectos físicos do corpo da pessoa, como a face, a impressão digital e a textura da íris;
- Comportamentais – relacionadas ao modo de agir, desenvolvidas ao longo da vida, como a assinatura manuscrita e a dinâmica da digitação;

Não há uma característica que atenda perfeitamente a todos os critérios desejáveis, por isso há diversas formas de identificação biométrica, baseados em diferentes traços individuais. Cada técnica apresenta vantagens e limitações e, por isso, são adequadas a diferentes aplicações (PODIO; DUNN, 2001).

A face, por exemplo, é uma das poucas características considerada totalmente universal (WILSON, 2004) – todas as pessoas a possuem – e é a forma

naturalmente mais usada de reconhecimento pelos humanos (XIAO, 2007). Porém, o armazenamento de imagens faciais não é bem aceito pela sociedade por questões culturais, religiosas e de privacidade (WILSON, 2004). Além disso, os graus de permanência e singularidade são considerados baixos, pois o rosto tende a sofrer muitas alterações ao longo do tempo e apresentar atributos muito semelhantes em algumas pessoas.

Já a impressão digital apresenta alta permanência e singularidade, propriedades conhecidas desde pelo menos 300 a.C. (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999; UNITED STATES GENERAL ACCOUNTING OFFICE, 2002). Embora seja hoje o atributo mais usado em tecnologias biométricas (INTERNATIONAL BIOMETRIC GROUP, 2008), há também alguma resistência dos usuários, neste caso devido a sua conotação criminal. Também, por estar em uma parte do corpo exposta ao uso constante, é comum a ocorrência de lesões que afetam a coleta de informações.

O uso de traços comportamentais, como a assinatura manuscrita, a voz e a dinâmica da digitação, costumam apresentar maior aceitabilidade (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999; ZIMMER, 2008) por não envolverem procedimentos intrusivos nem constrangedores. No entanto, são mais suscetíveis a variações emocionais e temporais e podem ser simuladas através de treinamento (WILSON, 2004; XIAO, 2007).

Da mesma forma que o reconhecimento facial, a identificação pela íris é realizada através do processamento de imagens. Este tipo de sistema não é invasivo e não exige a execução de uma ação específica, que possa gerar falhas devido a um mau comportamento (WILDES, 1997). Mas diferentemente da face, que é tridimensional e, portanto, sujeita a muitas variações, tais como o ângulo de visão e de iluminação, a íris possui geometria quase plana e, por se tratar de um órgão interno, protegido, apresenta muito pouca variação ao longo da vida (DAUGMAN, 2004). A principal desvantagem no uso deste atributo biométrico está na dificuldade de obtenção de uma imagem clara e completa (DAUGMAN, 2006a).

1.2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Além dos fatores que determinam maior eficácia de uma característica biométrica para uma ou outra finalidade, a escolha do atributo mais adequado para um sistema de identificação deve levar em consideração a possibilidade de fraude.

Bartlow e Cukic (2005 apud ROBERTS, 2007) identificam 20 possíveis pontos de ataque em um sistema biométrico, incluindo falsas características físicas, alteração na extração de primitivas, substituição do vetor de primitivas, invasão da base de dados, corrupção do classificador, entre outros. Considerando o conceito de biometria, sem envolver outros problemas relacionados à tecnologia da informação, um sistema à prova de fraude biométrica deve se basear em uma característica difícil ou, idealmente, impossível de ser reproduzida.

Pesquisas já demonstraram a possibilidade de forjar características biométricas diante de um sensor para diversos tipos de sistemas (TOTH, 2005; XIAO, 2007; ROBERTS, 2007).

Sistemas baseados na face e na textura da íris, por exemplo, tiveram sua vulnerabilidade demonstrada através do uso de fotografias digitais e imagens de alta resolução (THALHEIM; KRISLER; ZIEGLER, 2002; UNITED STATES GENERAL ACCOUNTING OFFICE, 2002). A identificação por impressão digital foi burlada por uma prótese artificial (MATSUMOTO et al, 2002), bem como a realizada através da forma da mão (CHEN et al, 2005). A voz também pode ser gravada ou sintetizada (REID, 2004). Em casos extremos, características fisiológicas podem ser retiradas do indivíduo para uma falsa autenticação (KENT, 2005), ou mesmo partes de um cadáver podem ser usadas para este fim.

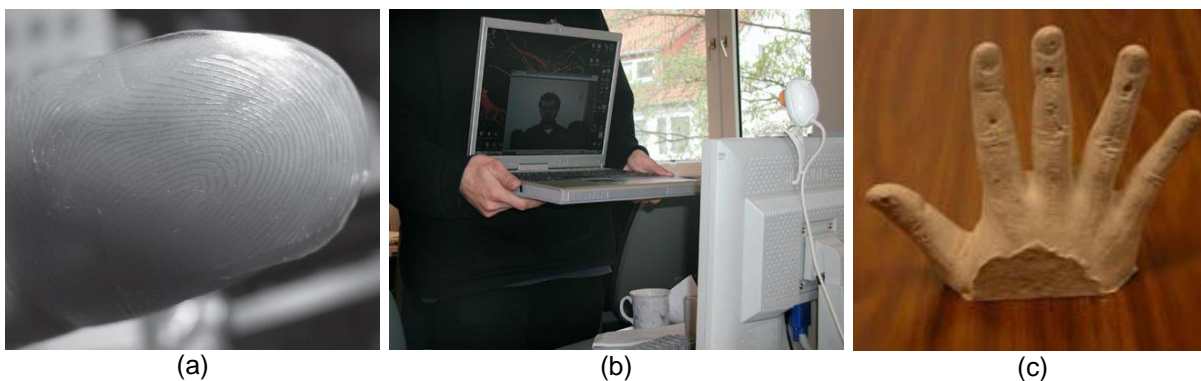


Figura 1 – Formas usadas para fraudar sistemas biométricos
Fonte: (a) DUNSTONE; POULTON, 2011; (b) THALHEIM; KRISLER; ZIEGLER, 2002;
(c) CHEN et al, 2005.

A Figura 1 mostra alguns exemplos de formas usadas para burlar sistemas de autenticação biométrica: (a) uma fina membrana gelatinosa com uma impressão digital forjada sobre o dedo de um impostor, (b) uma imagem digital facial, (c) uma mão moldada em gesso para ser usada em um sistema de biometria pela geometria da mão.

Basicamente, duas técnicas podem ser usadas para se combater esse tipo de ataque: a biometria multimodal e a “detecção de vida” (DAUGMAN, 1999; TOTH, 2005; ROBERTS, 2007; XIAO, 2007). No primeiro caso, utiliza-se mais de uma forma de biometria para confirmação da identidade. Assim, para poder enganar um sistema biométrico multimodal, um impostor deve transpor vários subsistemas simultaneamente, o que não impossibilita, mas eleva o grau de dificuldade de evasão.

A segunda medida contra subterfúgios usa algum indício de que a característica apresentada ao sensor corresponde a um ser humano vivo, para impedir o uso de elementos artificiais, partes removidas do corpo e cadáveres. A forma de detecção depende de cada tecnologia, e pode ser baseada em três fatores (TOTH, 2005; NIXON; AIMALE; ROWE, 2007):

- Propriedades intrínsecas – características físicas, elétricas, espectrais e químicas, como temperatura, resistência, refletância e concentração de oxigênio, podem ser verificadas para constatar que um corpo está vivo.
- Sinais involuntários – um ser humano vivo apresenta diversos sinais inconscientes que podem indicar sua condição, tais como pulsação, fluxo sanguíneo, ondas cerebrais, batimentos cardíacos, entre outros.
- Respostas a estímulos externos – outro teste dinâmico que pode ser usado é a resposta que o corpo apresenta a estímulos externos, que pode ser voluntária, como um piscar de olhos ou um sorriso, ou involuntária, como a contração e a dilatação da pupila ou a distensão do joelho.

Ainda assim, algumas formas de detecção de vida podem ser burladas pela simulação de sinais involuntários, pelo uso de materiais que se aproximem das características humanas ou, ainda, por artefatos adaptados ao corpo, como películas finas transparentes sobre a impressão digital (TOTH, 2005).

A autenticação baseada em reflexos humanos, isto é, respostas involuntárias a estímulos externos, tenta resolver este problema (NISHIGAKI; ARAI,

2008; MITCHELL, 2009). Ao invés de usar tais respostas apenas como método antifraudes, suas informações biométricas são usadas como forma de identificação, de modo que, mesmo que seja simulada por outro indivíduo vivo, possa-se verificar sua identidade.

1.3. JUSTIFICATIVA

A identificação através da íris apresenta diversas vantagens sobre outras formas de biometria. Além da grande variabilidade existente entre diferentes indivíduos (DAUGMAN, 2006), a textura da íris possui pouca dependência genética, ou seja, difere mesmo entre gêmeos idênticos e entre os olhos direito e esquerdo de uma mesma pessoa. O procedimento usado para captura das informações não é invasivo e, devido ao seu tamanho e complexidade, apresenta maior dificuldade de reprodução, diferente da face e da impressão digital que são expostos e difundidos em diversas situações.

Ao mesmo tempo, uma das desvantagens no uso desta forma de identificação biométrica é justamente a dificuldade de captura de uma imagem de qualidade suficiente para este propósito. O tamanho reduzido, a obstrução pelas pálpebras, cílios e reflexos especulares muitas vezes impedem o uso da imagem para reconhecimento (DAUGMAN, 2006a).

Apesar da maior dificuldade de cópia, a imagem da íris pode ser substituída para um impostor se passar por outra pessoa, ou para um indivíduo evitar ser reconhecido. Uma forma atualmente proposta para impedir tais tentativas é detectar um sinal de vida observando o movimento da pupila (DAUGMAN, 1999; PACUT; CZAJKA, 2006). Isto evita que uma fotografia, por exemplo, seja usada para simular um olho humano, mas não consegue detectar outra pessoa usando lentes de contato, como mostrado na Figura 2.

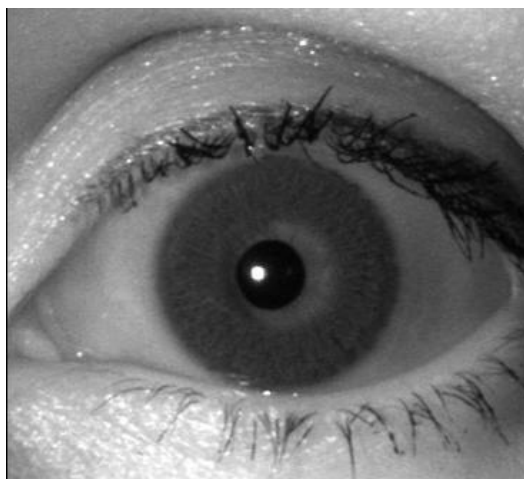


Figura 2 – Lente de contato usada para ocultar a íris
Fonte: VON SEELEN, 2005.

Uma forma de detecção de fraudes proposta para estes casos (VON SEELEN, 2005) é o cadastro de texturas de lentes de contatos, reconhecidamente falsas, o que permitiria detectar uma tentativa de evasão. Mas esse procedimento também não seria efetivo caso a imagem da lente reproduzisse a textura de uma íris real.

O uso conjunto do reflexo pupilar para identificação pode ser uma solução para esse problema. O movimento involuntário de contração e dilatação apresentado pela pupila ao variar a luminosidade sobre o olho possui características distintas em cada indivíduo (PAMPLONA; OLIVEIRA; BARANOSKI, 2009; YASUKOUCHI; HAZAMA; KOZAKI, 2007).

1.4. HIPÓTESE

Um sistema que utiliza características biométricas da íris e do reflexo pupilar para identificação incorpora, ao mesmo tempo, a detecção de vida e a biometria multimodal, reduzindo a possibilidade de erros e falhas.

As informações do movimento da pupila podem ainda agregar informação à verificação através da íris e, em alguns casos, até mesmo permitir a autenticação caso a imagem da textura não possua qualidade suficiente ou esteja parcialmente obstruída.

1.5. OBJETIVOS

1.5.1. Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é propor um sistema biométrico multimodal de verificação de identidade que utiliza, em conjunto, as características estáticas da textura da íris e as características dinâmicas do reflexo pupilar.

Basicamente, o sistema deve ser formado por dois módulos, responsáveis, respectivamente, pelo processamento e comparação de características dinâmicas da pupila e estáticas da íris. O resultado final da verificação é baseado nas decisões de ambos, compondo o sistema multimodal. A Figura 3 apresenta um esquema simplificado do sistema.

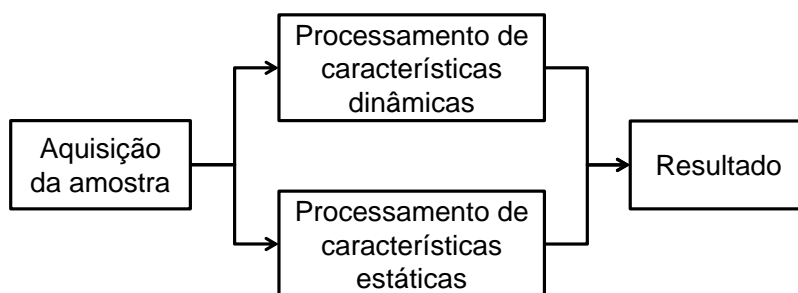


Figura 3 – Diagrama de blocos básico do sistema multimodal proposto
Fonte: elaborado pelo autor.

1.5.2. Objetivos Específicos

- Avaliar técnicas de segmentação da pupila e da íris;
- Estudar técnicas de codificação da textura íris para identificação biométrica;
- Montar uma base de vídeos de contração da pupila;
- Determinar características discriminantes do reflexo pupilar;
- Selecionar classificadores para o sistema biométrico multimodal;
- Testar a eficácia da combinação dos métodos mencionados.

1.5.3. Aspectos Originais

Entre os aspectos originais apresentados por este projeto, pode-se citar:

- Aplicação dos procedimentos de pupilometria dinâmica em um sistema biométrico de autenticação;

- Desenvolvimento de uma nova técnica de segmentação da pupila para pupilometria dinâmica;
- Combinação do uso de características dinâmicas da pupila com técnicas tradicionais de identificação pela íris, aumentando a segurança do sistema.

1.6. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

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

- Introdução – este capítulo contextualiza e define os objetivos deste trabalho, bem como sua justificativa;
- Conceitos Introdutórios – descreve alguns conceitos importantes para melhor compreensão deste trabalho;
- Estado da Arte – são apresentados os principais trabalhos já desenvolvidos que estão relacionados ao tema proposto;
- Metodologia Proposta – descreve o sistema multimodal proposto, os métodos e algoritmos utilizados;
- Experimentos e Resultados – apresenta as informações obtidas pela realização dos experimentos e aplicação da metodologia
- Conclusão – encerra o trabalho com as principais contribuições e sugestões de trabalhos futuros.

Além disso, apêndices e anexos complementam as informações constantes nos demais capítulos.

2. CONCEITOS INTRODUTÓRIOS

Este capítulo descreve alguns conceitos e termos relacionados ao tema desta dissertação que são utilizados ao longo do documento, para melhor compreensão sobre o trabalho desenvolvido.

2.1. OLHO HUMANO

O olho é o órgão sensorial responsável pela visão. Localizado em cavidades ósseas do crânio conhecidas como órbitas, também é chamado globo ocular, devido à sua forma, próxima à de uma esfera. Em um ser humano adulto, pode chegar a 25 mm de diâmetro (KOLB, 2007).

Uma série de estruturas é responsável por controlar a passagem da luz através do olho, projetando-a sobre uma membrana composta por receptores fotossensíveis, que convertem os raios luminosos em impulsos elétricos, transportados ao cérebro através do nervo óptico. A Figura 4 ilustra as principais estruturas do olho humano.

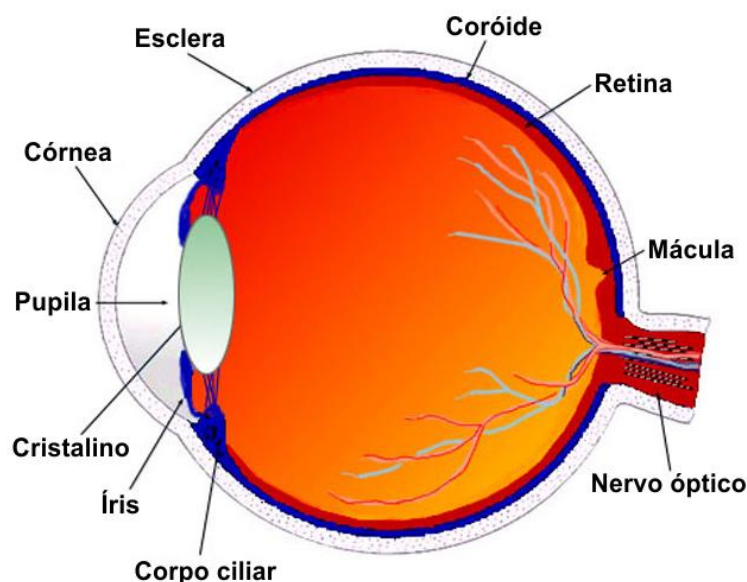


Figura 4 – Representação do corte sagital de um olho humano
Fonte: adaptado de KOLB, 2007.

Os elementos constituintes do olho humano estão distribuídos em três camadas concêntricas, denominadas túnicas. A camada externa, ou túnica fibrosa, é formada pela esclera, ou esclerótica, e pela córnea. A primeira é popularmente conhecida como “o branco do olho”, e tem a função de proteger e sustentar as

demais componentes do globo ocular. Já a córnea é transparente, para permitir a passagem de luz através do olho, e possui forma convexa, atuando como uma lente convergente.

A túnica vascular, intermediária, é dividida em duas partes: anterior, formada pela íris e pelo corpo ciliar, e posterior, correspondente à coroide. O corpo ciliar é formado por um músculo que pode contrair ou relaxar os ligamentos que sustentam o cristalino, alterando a forma desta outra lente. Este processo, denominado acomodação, é o que permite focalizar imagens em diferentes distâncias.

A túnica interna é a própria retina, constituída por células fotorreceptoras denominadas cones e bastonetes. Em sua parte posterior estão localizadas as duas regiões mais importantes: a mácula e o disco do nervo óptico. A primeira concentra a maior parte dos cones e é onde a luz deve incidir para que se tenha uma visão nítida. De maneira oposta, o disco do nervo óptico não possui fotorreceptores, e por isso é comumente chamado “ponto cego da retina”. Através do nervo óptico a informação visual é transmitida ao cérebro.

O interior do globo é preenchido por um líquido transparente denominado humor aquoso, cuja principal função é regular a pressão intraocular (DANGELO; FATTINI, 2002).

2.1.1. Íris

Uma das regiões oculares mais visíveis externamente, a íris é uma estrutura circular complexa, composta por nervos, músculos e outros tecidos, que normalmente é usada para definir a cor de um olho. Tal coloração é determinada basicamente pela quantidade de melanina e lipocromo presentes em suas camadas mais posteriores, o epitélio e o estroma, podendo resultar em tons negros, castanhos, verdes, azuis ou mesmo rosas, ocorrendo o último caso na ausência total de ambos.

A produção destes pigmentos é determinada geneticamente. Apesar da crença popular, a cor da íris não se altera ao longo da vida adulta, exceto por razão de alguma doença (MONTGOMERY, 2008).

Além da pigmentação, é no estroma também que se formam os padrões de textura usados na identificação biométrica pela íris. Nervos e vasos sanguíneos se integram formando malhas que se organizam de maneira distinta em cada indivíduo.

A malha trabecular, responsável pela drenagem do humor aquoso, forma a maior parte da textura visível. Em olhos escuros, mais pigmentados, grande parte da informação visual é revelada apenas sob iluminação próxima do infravermelho (DAVIS-SILBERMAN; ASHERY-PADAN, 2007; DAUGMAN, 2004).

A íris começa a se formar durante a vida intrauterina e, embora a pigmentação possa continuar a se desenvolver durante os primeiros anos após o nascimento, a maior parte do padrão de sua textura não se altera após o oitavo mês de gestação. A disposição das ligações, sulcos, malhas e rugas são aleatórias e fenotípicas. Ou seja, com exceção da cor, as características visuais da íris são epigenéticas, formadas durante a morfogênese de seus tecidos. Isso significa que olhos que possuem a mesma carga genética, como o olho direito e esquerdo de uma pessoa ou os olhos de gêmeos univitelinos, apresentam a mesma probabilidade de diferenças no padrão da íris que qualquer outro par de olhos não relacionados (DAUGMAN; DOWNING, 2001). A Figura 5 mostra exemplos de cores e padrões apresentados em diferentes íris.



Figura 5 – Exemplos de padrões de íris
Fonte: WADDELL, 2007.

A íris possui forma aproximadamente circular com um orifício central, a pupila. Além dos tecidos conjuntivos, há também conjuntos de músculos controlados pelo sistema nervoso autônomo, responsáveis por regular sua abertura (DAVIS-SILBERMAN; ASHERY-PADAN, 2007).

2.1.2. Pupila

Uma pupila humana normal pode variar de 1,5 mm a 8 mm de diâmetro devido a uma variação na iluminação (GAMLIN; MCDOUGAL, 2010). Esta é a

maneira que o sistema visual utiliza para alterar rapidamente o nível de luminosidade irradiada na retina.

2.1.2.1. Reflexo pupilar à luz

A variação no diâmetro da pupila, denominada reflexo pupilar à luz, ocorre devido à ação de dois conjuntos de músculos intraoculares. O esfíncter da pupila, controlado pela componente parassimpática do sistema nervoso autônomo, é responsável pela miose, ou contração. Através de nervos ciliares curtos presentes na íris, neurônios pós-ganglionares liberam acetilcolina, que age nos receptores muscarínicos deste músculo.

Já o músculo dilatador da pupila é controlado pelo sistema nervoso simpático, e age de maneira oposta, causando a midríase, ou dilatação da pupila. Os adrenerceptores presentes neste músculo sofrem ação de noradrenalina, liberada por neurônios através de nervos ciliares longos da íris (GAMLIN; MCDUGAL, 2010).

Mesmo entre pessoas portadoras de alguns tipos de deficiência visual, como a cegueira cortical, a pupila apresenta resposta normal a estímulos luminosos (RODRIGUES-ALVES, 1999).

2.1.2.2. Outros movimentos pupilares

Embora a principal função do reflexo pupilar seja a regulação luminosa sobre a retina, a variação no diâmetro da pupila também afeta a difração, a formação de aberrações ópticas e a profundidade de campo do olho. Por isso, além do reflexo à luz, a pupila também responde a uma variação na distância focal. Quando uma pessoa move seus olhos para focalizar um objeto próximo, além do processo de acomodação do cristalino, também há contração da pupila (GAMLIN; MCDUGAL, 2010).

Outro tipo de movimento involuntário da pupila ocorre devido ao desequilíbrio entre sinais de excitação e inibição transmitidos ao músculo esfíncter. A atetose pupilar, ou *hippus*, faz com que o diâmetro da pupila oscile constantemente cerca de 3%, independente de alteração na incidência luminosa, a

uma frequência de aproximadamente 0,5 Hz (PAMPLONA; OLIVEIRA; BARANOSKI, 2009; DAUGMAN, 1999).

2.1.2.3. Reflexo consensual

O reflexo pupilar direto não é uma exclusividade do ser humano. A contração da pupila de um olho que sofre um aumento de iluminação ocorre em todos os vertebrados. No entanto, apenas em mamíferos com olhos frontais, como os primatas, observa-se também um reflexo pupilar consensual expressivo. Nestes animais, incluindo o homem, a pupila do olho oposto ao estimulado reage de maneira essencialmente igual à outra.

Assim, os reflexos direto e consensual fazem com que as pupilas de ambos os lados se comportem da mesma maneira, ainda que apenas uma delas tenha sido estimulada (FAN; YAO, 2011; GAMLIN; MCDUGAL, 2010).

2.2. PUPILOMETRIA

Por estar associada diretamente ao funcionamento do sistema nervoso autônomo, a resposta da pupila à luz pode fornecer informações sobre a condição de estruturas periféricas do sistema nervoso, bem como sobre a ação dos neurotransmissores acetilcolina e noradrenalina. Por essa razão, as características deste reflexo têm sido usadas no estudo de doenças como depressão, diabetes mellitus, alcoolismo, Alzheimer, entre outras (FERRARI, 2008; MEEKER et al, 2005; FOTIOU et al, 2000).

A pupilometria é uma técnica de avaliação do reflexo pupilar baseada na medição de características físicas da pupila, tais como raio e formato. O procedimento pode ser realizado por exame manual ou pelo uso de instrumentos chamados pupilômetros (FERRARI, 2008).

No caso do exame manual ou da utilização de pupilômetros estáticos, a observação da condição da pupila é feita em um ou mais instantes, mas não se avalia seu movimento. O órgão pode ser estimulado através da aplicação de soluções de medicamentos parassimpático-miméticos, como a metacolina e a pilocarpina, para contração, e de agentes midriáticos, como a tropicamida, a cocaína, a adrenalina, a fenilefrina ou a hidroxianfetamina, para dilatação.

O problema destes métodos farmacológicos é que, além de serem invasivos, não possuem uma norma sobre a estabilidade da solução usada e, além disso, podem apresentar diferentes ações dependendo da permeabilidade do epitélio ocular de cada pessoa (FOTIOU et al, 2000).

2.2.1. Pupilometria Dinâmica

Outra forma de fazer a avaliação do comportamento da pupila é através do registro de seu movimento durante seu reflexo à luz, técnica conhecida como pupilometria dinâmica. Este método, apesar de mais complexo e trabalhoso, possui a vantagem de não depender de soluções nem das condições do epitélio. Além disso, não é invasivo, e trabalha com um fenômeno natural do corpo humano (FOTIOU et al, 2000).

A operação de um sistema de pupilometria dinâmica consiste de quatro etapas principais (FERRARI, 2008; MEEKER et al, 2005; FOTIOU et al, 2000): acomodação, aquisição de imagens, estimulação da pupila e processamento das imagens.

Na primeira etapa, o indivíduo é mantido sob iluminação constante e controlada para estabilização da pupila. Para obter a condição de máxima dilatação (midríase), Fotiou et al (2000) e Ferrari (2008) mantêm, no período de 2 minutos, a ausência de luz visível. Fan et al (2009) utilizam a adaptação a níveis controlados de luminosidade ambiente.

A aquisição de imagens é feita através de uma câmera sensível à radiação infravermelha, o que permite a captura mesmo na escuridão. No caso do uso de uma câmera analógica, o sinal é digitalizado para que o processamento possa ser realizado.

Após o início da captura na condição inicial, a pupila é estimulada através do disparo de um *flash* de luz branca, de duração e intensidade fixas. Fan et al (2009) utilizam estímulos com duração de 100 ms. Ferrari (2008) usa 10 ms de duração, enquanto Meeker et al (2005) realizam testes com *flash* de 800 ms. Fotiou et al (2000) sugerem que o período de estimulação seja extremamente curto, para evitar uma variação gradual e assimétrica durante a estabilização da fonte luminosa. Em seus experimentos, o estímulo usado é padronizado em 30 μ s.

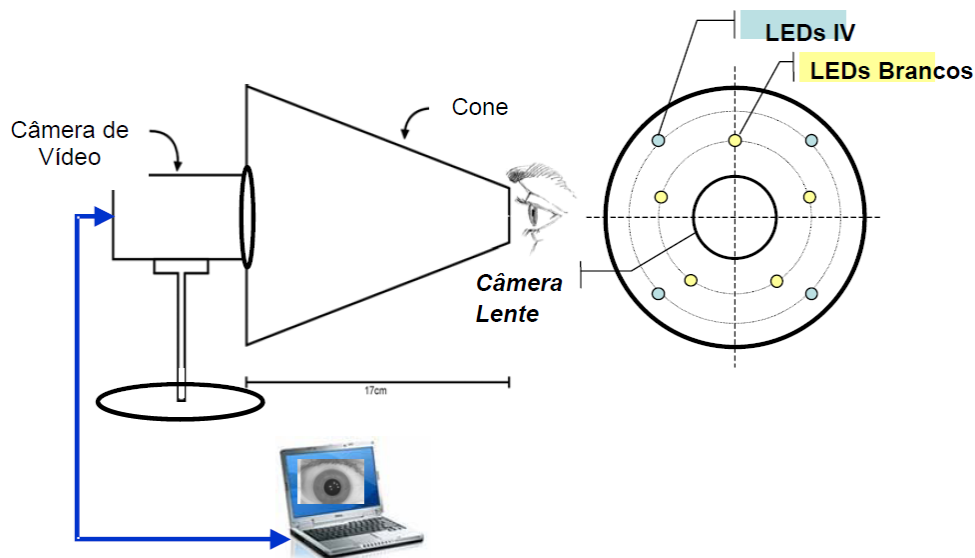


Figura 6 – Sistema de pupilometria proposto por Ferrari (2008)
Fonte: FERRARI, 2008.

A Figura 6 mostra o sistema de pupilometria proposto por Ferrari (2008). Um cone posicionado em frente à câmera bloqueia interferências luminosas externas. Ao redor da lente, LEDs infravermelhos e brancos são posicionados para iluminação e estimulação da pupila, respectivamente.

Após a captura das imagens, o vídeo é processado, quadro a quadro, para extrair características como o raio da pupila em cada instante de tempo. Por tratar do mesmo assunto, os procedimentos usados nessa etapa serão explicitados na Seção 3.1.5, quando apresentadas as técnicas de segmentação da íris para identificação biométrica.

Diversos tipos de valores podem ser extraídos de um sinal do reflexo pupilar. Características tipicamente utilizadas em sistemas pupilométricos incluem:

- Tamanho inicial da pupila – raio pupilar antes do disparo do *flash*;
- Tamanho mínimo da pupila – raio no instante da máxima contração para o estímulo utilizado;
- Tempo para a máxima contração – duração desde o início do reflexo pupilar até a maior contração;
- Tempo de latência – período decorrido desde o disparo do *flash* até o início da contração;
- Tempo de recuperação – tempo de retorno do raio da pupila a um valor de referência (*plateau*).

A Figura 7 ilustra um típico sinal de pupilometria dinâmica e algumas das medidas que podem ser extraídas.

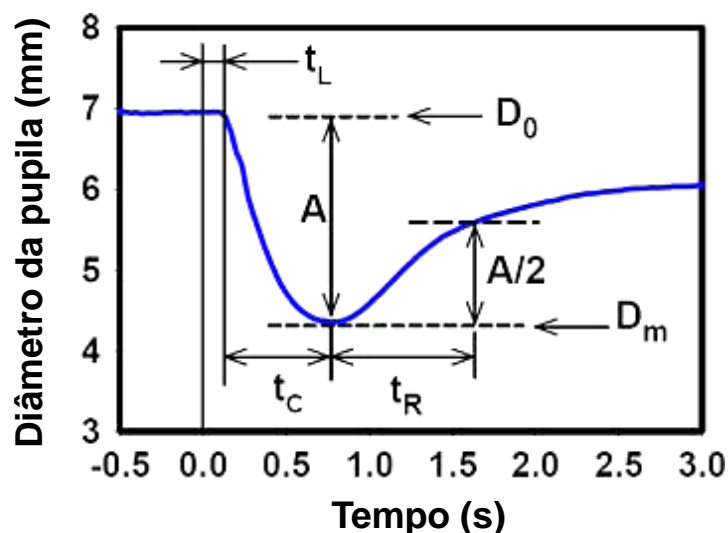


Figura 7 – Exemplos de parâmetros que podem ser extraídos de um sinal de pupilometria dinâmica: diâmetro inicial D_0 , diâmetro mínimo D_m , amplitude de contração A , tempo de latência t_L , tempo para máxima contração t_c e tempo de recuperação t_R

Fonte: adaptado de FAN et al, 2009.

Pode haver variações nos parâmetros utilizados. O tempo para máxima contração, por exemplo, pode ser considerado desde o início do reflexo (FAN et al, 2009) ou desde o disparo do estímulo luminoso (FERRARI, 2008). O tamanho da pupila pode ser mensurado através de seu raio ou diâmetro (FAN et al, 2009; MEEKER et al, 2005) ou pela área pupilar (HELLER et al, 1990). Há ainda a possibilidade de extrair as informações baseadas na razão entre os raios da pupila e da íris (FERRARI, 2008; FOTIOU et al, 2000), o que normaliza os valores em imagens de diferentes resoluções.

O valor de referência para o tempo de recuperação também não é padronizado. Ferrari (2008) e Fotiou et al (2000) utilizam um *plateau* de 75% do raio inicial, enquanto Fan et al (2009) consideram a metade da amplitude da contração.

As conclusões a respeito dos dados extraídos são obtidas a partir de estudos estatísticos, que apontam a relação entre os parâmetros e diferentes classes populacionais.

Além desta abordagem da pupilometria, que trabalha com características extraídas diretamente dos dados mensurados, há estudos que apresentam modelos matemáticos para a obtenção de outros tipos de dados a partir da forma da curva do reflexo pupilar (FAN; YAO, 2011; PAMPLONA; OLIVEIRA; BARANOSKI, 2009).

2.3. SISTEMAS BIOMÉTRICOS

Na área de biometria, há também alguns conceitos importantes que devem ser conhecidos, principalmente no que se refere a termos e tecnologias relacionadas aos sistemas de reconhecimento ou verificação automática.

É importante lembrar que o uso de características biométricas para identificação não é algo recente. De fato, identificar uma pessoa por seu rosto ou por sua voz é algo natural para o ser humano. Mesmo entre outros animais, características fisiológicas, como o odor, são usadas por instinto para distinção entre os indivíduos.

Artefatos arqueológicos mostram que desde a antiguidade já se conhecia a individualidade das impressões digitais (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999). Os primeiros registros documentados do uso de um procedimento sistemático para identificação através da forma da mão e da impressão digital datam de meados do século XIX (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL SUBCOMMITTEE ON BIOMETRICS, 2006).

No entanto, a história da identificação biométrica automatizada é recente. Sistemas biométricos parcialmente automáticos para reconhecimento facial, de impressão digital e de assinatura manuscrita começaram a ser desenvolvidos no final da década de 1960. Até então, profissionais especializados eram responsáveis por capturar, classificar e comparar as informações biométricas manualmente (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL SUBCOMMITTEE ON BIOMETRICS, 2006). O uso da tecnologia não só agiliza e facilita o trabalho na biometria, como também evita falhas humanas e fraudes causadas pelos próprios peritos.

Um sistema biométrico pode ser dividido em alguns processos principais (CHAVEZ, 2007; WAYMAN, 1999):

- Aquisição da amostra – através de um sensor, obtém-se uma representação, parcial ou completa, da parte do corpo ou traço comportamental da pessoa;
- Pré-processamento – caso necessário, as informações adquiridas são tratadas, pelo ajuste de dimensões, resolução, brilho, contraste, compressão e redução de ruídos, por exemplo;

- Extração de primitivas – as informações discriminantes da amostra adquirida são extraídas, selecionando um vetor de características, ou *template*, que é a assinatura biométrica do indivíduo naquele sistema;
- Armazenamento – no caso do cadastro, o *template* é armazenado em um banco de dados, que pode ser local ou remoto, associando-o a uma identidade pessoal;
- Comparação – no caso de reconhecimento ou autenticação, o vetor obtido é comparado a outro presente no banco de dados. Um algoritmo de reconhecimento de padrões atribui uma pontuação de correspondência, que indica o quão próximo uma amostra está da outra.
- Decisão – de acordo com um critério de classificação, a amostra é aceita ou rejeitada como pertencente à mesma pessoa cujos dados foram comparados.

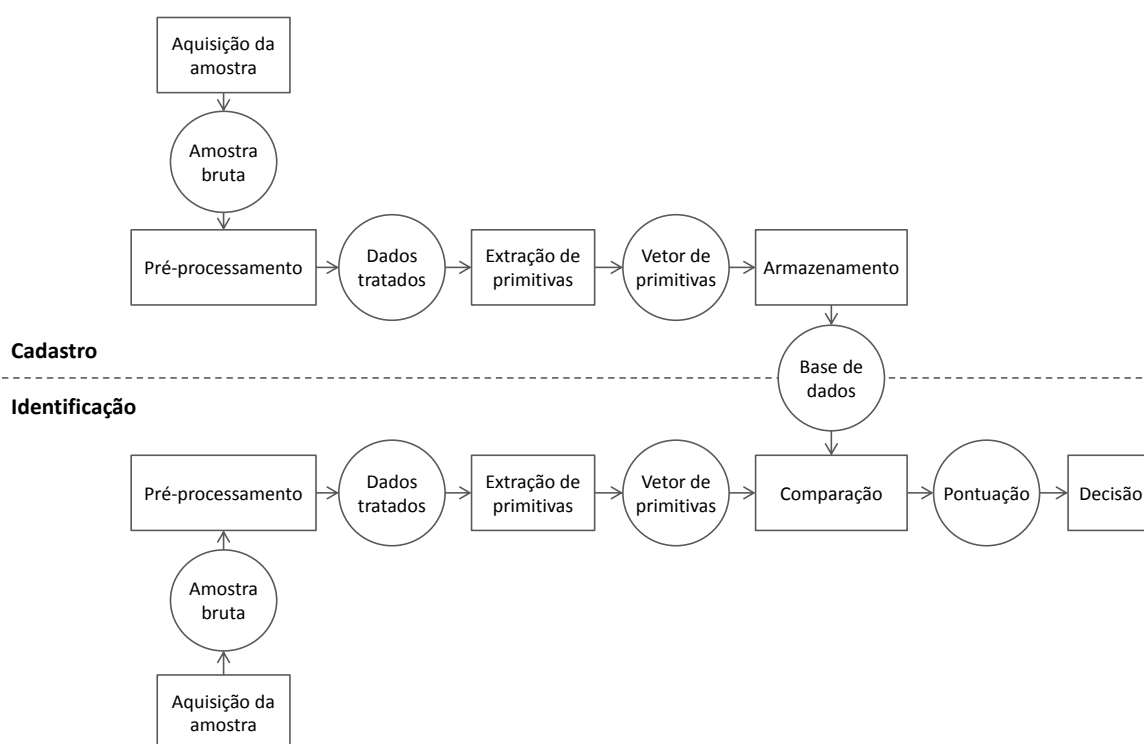


Figura 8 – Principais processos de um sistema de identificação biométrica
Fonte: elaborado pelo autor.

A Figura 8 ilustra estas etapas, tanto no caso do cadastro quanto na identificação. No caso de um sistema de autenticação, a comparação é feita uma única vez, confrontando os valores adquiridos com os correspondentes à identidade que a pessoa afirma possuir, e apresentando o resultado da decisão. Já em um sistema de reconhecimento, a última etapa é executada para cada amostra do

banco de dados, apresentando a amostra aceita com maior grau de correspondência.

2.3.1. Classificação

O processo de comparação e decisão é realizado através de técnicas de reconhecimento de padrões, isto é, da classificação do vetor baseada em certos modelos, que tendem a se repetir em amostras de uma mesma categoria (DUDA; HART; STORK, 2001).

Por isso, as primitivas selecionadas para a formação do *template* devem ser representativas da característica biométrica utilizada, que, por sua vez deve ser capaz de discriminar uma pessoa. No reconhecimento de padrões, isto significa que os valores extraídos devem apresentar alta variabilidade interclasse, ou seja, grande variação entre dados de diferentes indivíduos, e baixa variabilidade intraclasse, isto é, pouca variação entre diferentes amostras de uma mesma pessoa.

Em um sistema de verificação de identidade, a classificação busca semelhanças e diferenças entre o vetor sendo testado e o de referência, atribuindo uma pontuação, de acordo com o algoritmo utilizado, denominado classificador. A pontuação, ou *score*, pode estar associada a um grau de semelhança ou de dissimilaridade. Um limiar de decisão define se a amostra é aceita ou rejeitada.

2.3.2. Desempenho de um Sistema Biométrico

O desempenho de um sistema biométrico é medido através da taxa de erros, ou seja, de classificações incorretas. Esses erros costumam ser divididos em dois tipos: de falsa rejeição e de falsa aceitação (REID, 2004).

A Taxa de Falsa Aceitação (FAR - *False Acceptance Rate*) mede a proporção de pessoas autorizadas como possuidoras de identidades que não lhe pertencem em relação ao total de tentativas ilegítimas. Em outras palavras, está relacionada à possibilidade de um impostor “enganar” o sistema, sendo aceito quando não deveria.

Esta situação ocorre quando o limiar de decisão é alto, ou seja, quando se permite um alto índice de diferenças entre as primitivas comparadas, ou quando as características de um indivíduo são muito próximas de outro (REID, 2004).

De modo contrário, a Taxa de Falsa Rejeição (FRR - *False Rejection Rate*) indica a relação entre a quantidade de acessos legítimos que são negados e seu total de tentativas. Isto é, a falsa rejeição é uma negação incorreta que o sistema apresenta ao não confirmar a identidade de um usuário autêntico.

Isto acontece quando o limiar de decisão é baixo, ou seja, quando não se tolera uma variação muito baixa nas primitivas, ou quando as características de um indivíduo variam muito de uma aquisição para outra (REID, 2004).

À medida que se aumenta o limiar de decisão, a FAR tende a aumentar, enquanto a FRR diminui, como se pode observar na Figura 9, que mostra um gráfico das duas taxas em função do limiar. O ponto em que ambas as curvas se interceptam, ou seja, cujas taxas apresentam o mesmo valor é chamado Taxa de Erros Iguais (EER – *Equal Error Rate*).

O valor do limiar a ser usado pelo classificador depende do propósito do sistema. Se a aplicação exige um alto nível de segurança, o ideal é defini-lo de forma que a FAR seja baixa, possivelmente zero. Por outro lado, se o nível de conveniência e conforto ao usuário for mais relevante, pode-se optar por manter a FRR baixa. A ERR é usada como medida geral de um sistema biométrico, podendo comparar dois sistemas distintos (REID, 2004). Quanto menor a EER, maior o potencial de identificação correta do sistema.

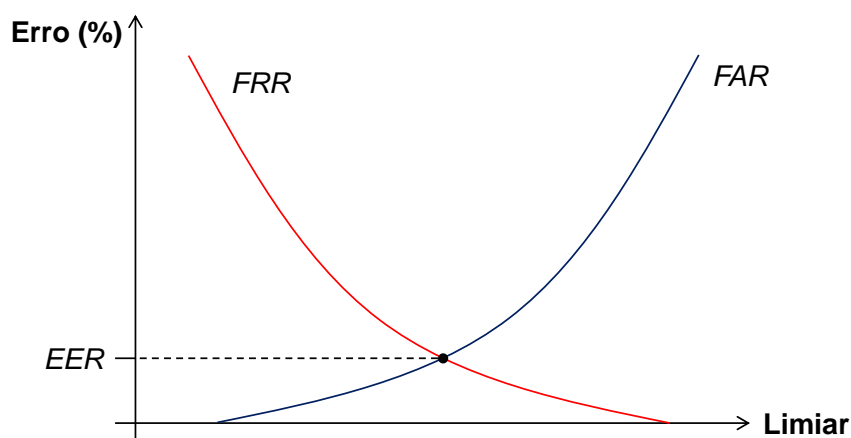


Figura 9 – FAR, FRR e EER
Fonte: elaborado pelo autor.

Além das curvas que relacionam as taxas de erros com o limiar de decisão, outro gráfico importante para avaliação de um sistema biométrico é a Característica de Operação do Receptor (ROC - *Receiver Operating Characteristic*), que relaciona as Taxas de Falsa Aceitação e de Falsa Rejeição (BROMBA, 2010).

A Figura 10 mostra o comportamento de uma curva ROC: quando a FAR é mínima, a FRR é máxima e vice-versa. Neste caso, a EER é a intersecção da curva com a bissetriz entre os eixos. Quanto mais próxima da origem do gráfico, melhor o desempenho do sistema.

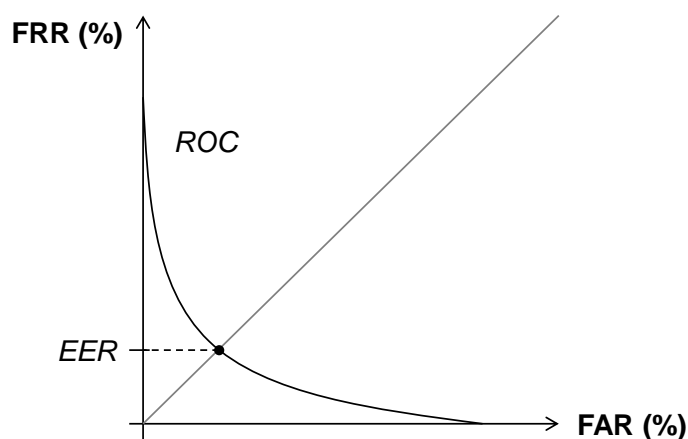


Figura 10 – Receiver Operating Characteristic (ROC)
Fonte: elaborado pelo autor.

2.3.3. Características Biométricas

Cada processo de um sistema biométrico depende da característica usada que, como já citado, apresenta vantagens e desvantagens, de acordo com a aplicação. De forma geral, para avaliar o quanto uma característica pode ser eficaz para identificação, utilizam-se alguns critérios desejáveis (CLARKE, 1994):

- Universalidade – todas as pessoas devem possuir a característica;
- Singularidade – em cada pessoa a característica deve ser única, quaisquer duas pessoas não podem ser iguais nesta característica;
- Permanência – a característica não deve ser afetada com o tempo;
- Mensurabilidade – a característica deve poder ser coletada facilmente por qualquer pessoa em qualquer local.

Na prática, outros fatores importantes que também devem ser considerados são (PIKE, 2011):

- Desempenho – relacionado à precisão, aos recursos necessários e à velocidade da tecnologia usada para a coleta;
- Aceitabilidade – a aprovação das pessoas em geral para o uso da característica, normalmente relacionada com questões de privacidade, higiene e conforto;

- Evasão – a facilidade de o sistema ser burlado usando técnicas fraudulentas. Quanto menor a possibilidade de evasão, mais eficaz o sistema.

Alguns dos principais tipos de biometria são: face, impressão digital, geometria da mão, assinatura manuscrita, voz, íris, retina, veias da mão, orelha, dinâmica da digitação, modo de caminhar, odor e DNA – ácido desoxirribonucleico (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999). O Apêndice A apresenta maiores informações sobre algumas dessas características e métodos biométricos.

2.4. BIOMETRIA MULTIMODAL

A maioria dos sistemas biométricos disponíveis atualmente se baseia em uma única fonte de informação para a autenticação ou reconhecimento (INTERNATIONAL BIOMETRIC GROUP, 2008; ROSS; JAIN, 2004). Estes sistemas normalmente estão sujeitos a uma série de problemas, dentre os quais:

- Ruído nos dados – informação de baixa qualidade pode ser adquirida devido a problemas no dispositivo de aquisição, condições ambientais ou mesmo no traço biométrico. No caso da impressão digital, sujeira acumulada sobre o sensor, umidade relativa do ar e cicatrizes na superfície do dedo são alguns dos inconvenientes que podem comprometer os dados biométricos.
- Variação intraclasse – diferentes amostras capturadas por um sensor ou diferentes dispositivos usados para aquisição podem gerar grande variação entre a informação biométrica de um indivíduo. Em sistemas de reconhecimento facial, por exemplo, mudanças no ângulo de captura da imagem ou o uso de diferentes câmeras para registro do rosto podem tornar muito distintas as imagens de uma mesma pessoa.
- Semelhanças interclasse – para um sistema com grande número de usuários, algumas características biométricas podem apresentar semelhanças em várias pessoas. A quantidade de dados usados para representar a geometria da mão através dos métodos mais comuns, por exemplo, pode não permitir distinguir uma quantidade muito grande de pessoas.

- Baixo grau de universalidade – dependendo da característica biométrica utilizada, um sistema de identificação pode excluir um maior ou menor grupo de indivíduos. Afônicos não podem de ser identificados pela voz, assim como analfabetos normalmente não são capazes de assinar. Portadores de deficiências físicas podem não possuir, parcial ou completamente, algum traço fisiológico.
- Tentativas de fraude – algumas características comportamentais de um indivíduo podem ser imitadas por um impostor. Características fisiológicas também podem ser reproduzidas em materiais artificiais, burlando alguns sistemas de segurança.

Uma proposta para reduzir estas dificuldades é o uso da biometria multimodal, que utiliza mais de uma característica biométrica (HONG; JAIN, 1999).

Dessa forma, a interferência da baixa qualidade de uma informação adquirida pode ser compensada por outra característica. Dependendo do algoritmo usado para a combinação das formas de biometria, a variação intraclasse e/ou as similaridades interclasse podem ser reduzidas. O grau de universalidade é elevado quando se usam traços biométricos independentes: na ausência de um, utiliza-se outro. E, por fim, a possibilidade de fraude torna-se muito menor devido à maior dificuldade de simulação de múltiplas características, que podem inclusive ser selecionadas aleatoriamente a cada tentativa de autenticação (WAYMAN, 2006; HICKLIN; ULERY; WATSON, 2006; ROSS; JAIN, 2004).

Este tipo de solução pertence a uma classe de sistemas que utilizam mais de uma operação de identificação, conhecidos como sistemas multibiométricos. O relatório técnico ISO/IEC TR 24722:2007 define cinco diferentes categorias de multibiometria (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007):

- Multimodal – identificação através da combinação de múltiplos traços biométricos. Exemplos: impressão digital, veias e geometria da mão (SHAHIN; BADAWI; RASMY, 2008) ou íris e impressão digital (CONTI et al, 2010);
- Multi-instância – uso de múltiplas instâncias de uma mesma modalidade de biometria. Exemplos: identificação pessoal usando as íris esquerda e direita de um indivíduo (WANG; YAO; HAN, 2008) ou impressões digitais de vários dedos (UHL; WILD, 2009);

- Multissensorial – múltiplos sensores usados para amostragem de uma mesma instância biométrica. Exemplos: processamento simultâneo de impressão digital adquirida por sensores óptico e capacitivo (MARCIALIS; ROLI, 2004) e da face por câmera convencional e termográfica (ARANDJELOVIC; HAMMOUD; CIPOLLA, 2006);
- Multialgoritmo – uso de múltiplos algoritmos para o processamento de uma mesma amostra biométrica. Exemplo: diferentes métodos de detecção de face usados para extrair diferentes primitivas de uma mesma imagem facial (XIAO, 2011);
- Multiapresentação – captura de múltiplas amostras de uma mesma instância de uma característica biométrica. Este procedimento pode ser adotado com diferentes finalidades: armazenamento de diferentes amostras de um indivíduo em um banco de dados, confirmação do resultado da identificação, combinação de todas as amostras para obter uma de melhor qualidade.

A combinação das diferentes amostras obtidas, a partir de múltiplos traços, instâncias ou sensores, é chamada de fusão, e pode ser executada de diferentes maneiras. Dependendo de como é realizada, associam-se diferentes níveis a esta operação (XIAO, 2011; HICKLIN; ULERY; WATSON, 2006; ROSS; JAIN, 2004).

2.4.1. Fusão em Nível de Amostra

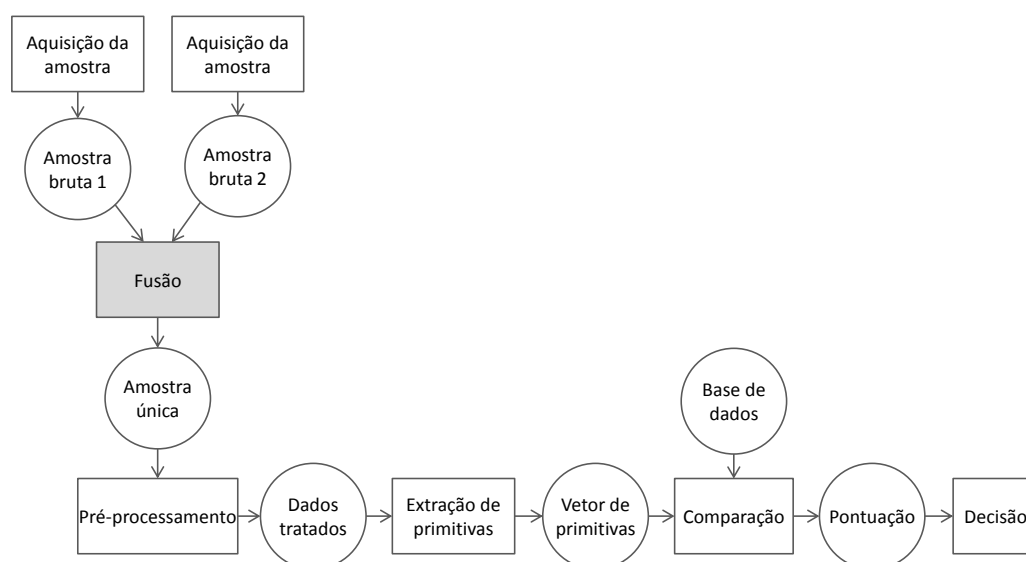


Figura 11 – Fusão em nível de amostra
Fonte: elaborado pelo autor.

Quando a fusão é realizada logo após a aquisição das informações biométricas, como ilustrado na Figura 11, é associada ao nível de amostra (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007). Os dados brutos capturados, sejam imagens, vídeos, sinais de áudio ou um conjunto de valores, podem ser concatenados, combinados por operações como soma e subtração, ou através de algoritmos estatísticos, como média, mediana, máximo e mínimo.

Em sistemas multimodais, a amostra combinada deve trazer informações de todas as características biométricas capturadas. No entanto, este tipo de fusão não é muito utilizado nesses sistemas, por não apresentar vantagens sobre a fusão em outros níveis, além de muitas vezes não ser possível devido à incompatibilidade de formato dos dados adquiridos de diferentes sensores.

Este tipo de fusão é mais comum em sistemas multiapresentação, para obtenção de uma única amostra de melhor qualidade (HICKLIN; ULERY; WATSON, 2006).

2.4.2. Fusão em Nível de Primitiva

O segundo nível em que pode ocorrer a fusão em um sistema multimodal é logo após a extração de primitivas (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007).

A Figura 12 mostra como é a arquitetura do sistema neste caso. Para um sistema multimodal, as amostras de diferentes características biométricas são pré-processadas e têm suas primitivas extraídas através de processos independentes, resultando em um conjunto de dois ou mais vetores de primitivas. Estes, por sua vez, são combinados em um único vetor para comparação. Os valores armazenados no banco de dados são também vetores combinados (HICKLIN; ULERY; WATSON, 2006; BUBECK, 2003).

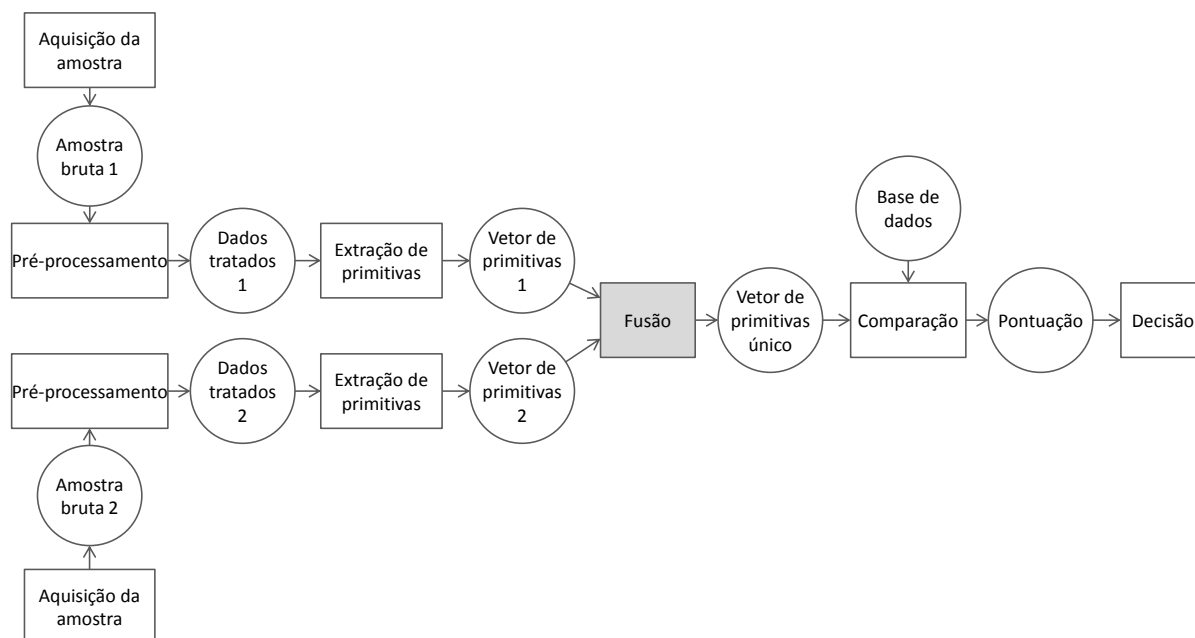


Figura 12 – Fusão em nível de primitiva
Fonte: elaborado pelo autor.

Em sistemas multimodais, a fusão em nível de primitiva também costuma ser pouco usada, em função de alguns problemas apresentados na prática (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007; JAIN; NANDAKUMAR; ROSS, 2005; BUBECK, 2003):

- A concatenação de dois vetores de primitivas pode resultar em um vetor de alta dimensionalidade, dificultando a comparação;
- Os valores numéricos dos vetores podem ser incompatíveis, devido a diferentes ordens de grandezas, bases numéricas, graus de precisão da representação, entre outros;
- Ainda que os dados possam ser normalizados, e a dimensionalidade do vetor não seja elevada, a comparação torna-se muito mais complexa, pois a relação entre os diferentes componentes de um vetor de primitivas combinado normalmente é desconhecida e não linear;
- Se a relação entre as diferentes primitivas é conhecida, é importante que dados altamente correlacionados sejam descartados, necessitando a aplicação de algoritmos de seleção de primitivas, o que torna o sistema mais complexo.

2.4.3. Fusão em Nível de Pontuação

Um dos tipos mais usados de fusão é o realizado em nível de pontuação. Nesta situação, cada traço biométrico é tratado de forma independente até a etapa de comparação, resultando em uma pontuação de correspondência para cada caso, como pode ser observado na Figura 13.

As saídas dos classificadores podem então ser combinadas, através de diferentes abordagens. Porém, antes disso, devem-se levar em conta algumas questões (JAIN; NANDAKUMAR; ROSS, 2005):

- As formas de representação das pontuações podem não ser homogêneas, ou seja, podem representar diferentes medidas. Alguns classificadores medem a distância, ou dissimilaridade, enquanto outros avaliam a proximidade, ou semelhança, entre as amostras;
- As escalas de pontuação de cada classificador não são necessariamente as mesmas;
- Por fim, as saídas dos diferentes processos de comparação podem não seguir a mesma distribuição estatística.

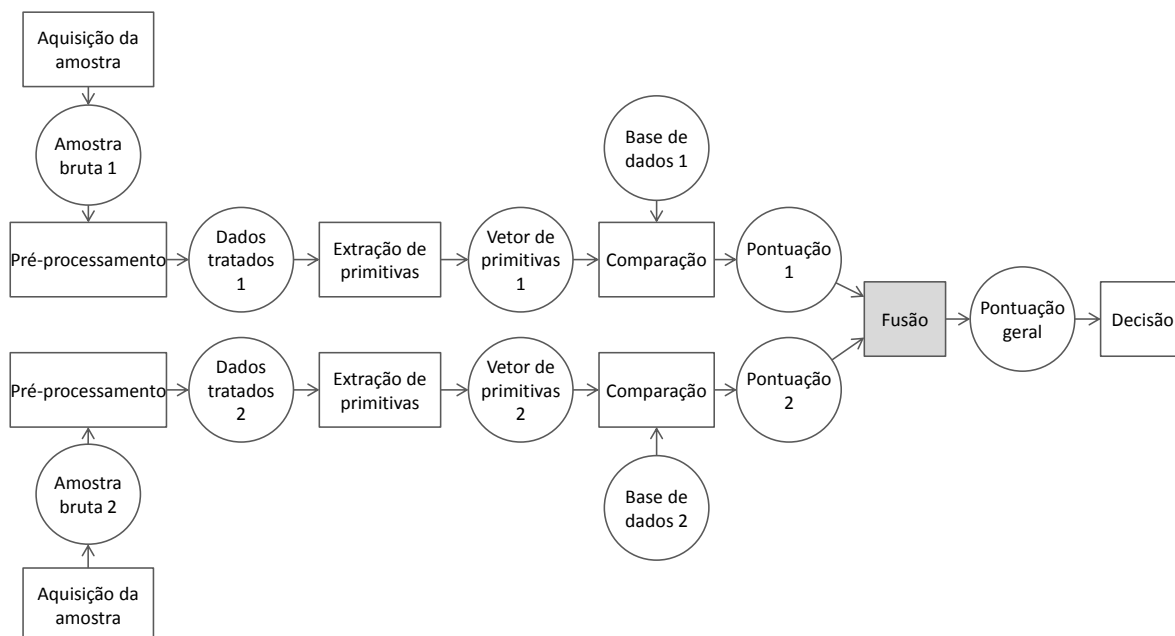


Figura 13 – Fusão em nível de pontuação
Fonte: elaborado pelo autor.

Devido a esses fatores, antes da fusão em nível de pontuação, é essencial que seja feita uma normalização dos valores, isto é, um mapeamento destes em um domínio no qual todos possuam o mesmo significado em termos de correspondência biométrica (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007).

Para isso, podem ser usadas técnicas estatísticas, tais como: Min-max, escalonamento decimal, Z-score, desvio absoluto mediano, dupla sigmoide, tangente hiperbólica, ou estimadores bponderados (JAIN; NANDAKUMAR; ROSS, 2005).

A fusão também pode ser realizada através de diferentes métodos, entre os quais: pontuação máxima, mínima, soma ponderada, produto ponderado, árvore de decisão, análise discriminante linear e redes neurais (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007).

2.4.4. Fusão em Nível de Decisão

Um sistema multimodal que emprega a fusão em nível de decisão engloba dois sistemas biométricos completos, integrando apenas o resultado final de aceitação ou rejeição (Figura 14).

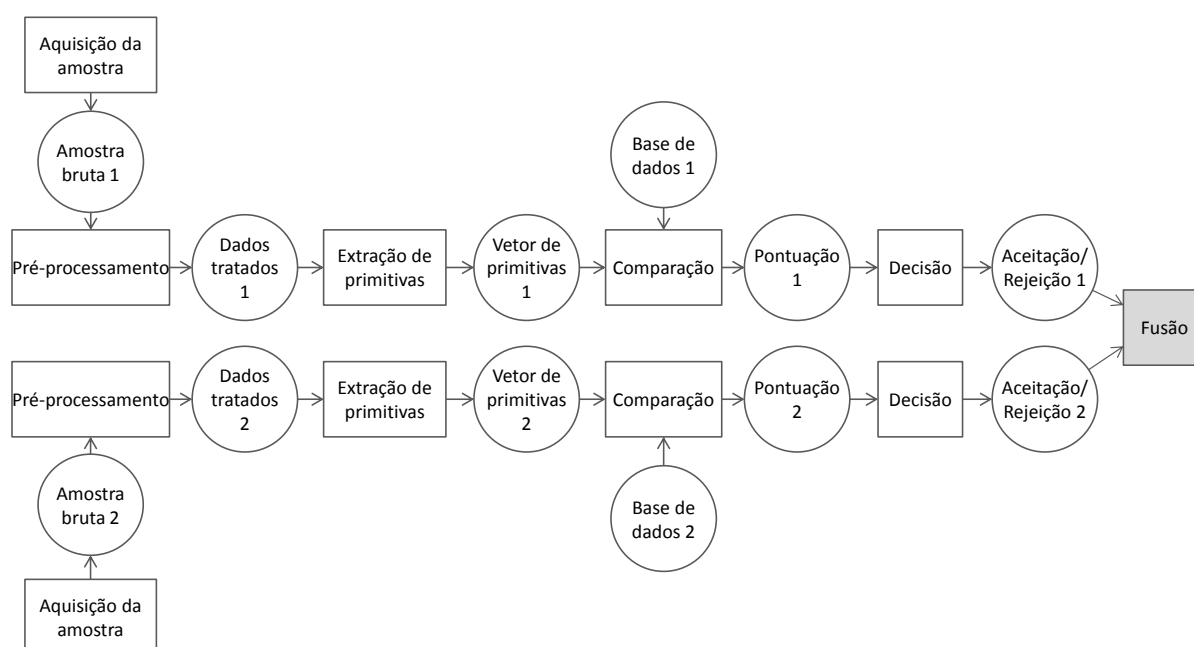


Figura 14 – Fusão em nível de decisão
Fonte: elaborado pelo autor.

As regras que podem ser usadas neste tipo de fusão são mais limitadas, uma vez que o resultado da decisão é binário (BUBECK, 2003):

- A regra AND requer resultados positivos em todos os processos de identificação. Ou seja, é preciso que o usuário seja reconhecido por todos os traços biométricos presentes no sistema para que tenha sua identidade confirmada. Esta estratégia é usada para reduzir a taxa de falsa aceitação, mas ao mesmo tempo pode aumentar a falsa rejeição;

- Por outro lado, a regra OR identifica o usuário se a comparação de pelo menos uma das características biométricas resultar em aceitação. De forma oposta, esta política pode ser usada quando se deseja reduzir a taxa de falsa rejeição, mas pode aumentar a falsa aceitação;
- Outra regra possível é a RANDOM, na qual uma das características biométricas é aleatoriamente escolhida para determinar o resultado final de identificação.

Quando se utilizam mais do que duas modalidades biométricas, as regras podem ser usadas em conjunto, através de expressões de álgebra booleana. Pode-se ainda utilizar a fusão por voto majoritário (KUNCHEVA, 2004), na qual a decisão de cada subsistema corresponde a um voto e o resultado final corresponde ao dado pela maioria. Neste caso, é preferível usar um número ímpar de características, para evitar um empate de resultados.

2.4.5. Vantagens e Desvantagens

A utilização conjunta de várias características biométricas em sistemas multimodais podem trazer vantagens sobre os unimodais, desde que aplicada de maneira correta.

Daugman (2006b) cita dois tipos de pensamento intuitivos comuns, mas contraditórios, a respeito deste tipo de sistema:

- A combinação de diferentes testes biométricos deve melhorar o desempenho, pois quanto maior a quantidade de informações, melhor;
- Se um teste confiável é combinado com um menos seguro, o desempenho final será, no máximo, pior do que o melhor deles.

Ambas as afirmações estão corretas, mas nenhuma de forma absoluta. Em muitos casos, no nível de decisão, por exemplo, à medida que se reduz uma das taxas de erros, FAR ou FRR, a outra pode acabar aumentando. Para que a fusão garanta um desempenho superior ao melhor dos processos individuais de identificação, deve-se determinar corretamente o método e o nível de combinação destes sistemas (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007).

Nem sempre o uso de várias características biométricas eleva a quantidade de informações. Muitas das medidas multimodais de um indivíduo são

correlacionadas (WAYMAN, 2006). Por exemplo, uma pessoa alta normalmente apresenta braços, pés e dedos maiores que uma mais baixa, e a combinação dessas medidas não acrescenta informação (GALTON, 1908 apud WAYMAN, 2006).

Para se reduzir taxas de erros pelo uso de sistemas multibiométricos, deve-se maximizar a quantidade de informação total dos sinais processados (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007).

Uma das principais desvantagens dos sistemas multibiométricos, sejam multimodais ou não, é o custo, que tende a ser mais elevado quando se emprega um maior número de sensores, algoritmos e/ou espaço para armazenamento de dados (HONG; JAIN, 1999).

Outra dificuldade na implementação da biometria multimodal é a aceitação por parte dos usuários. Assim como cada característica biométrica tem um grau de aceitabilidade, a combinação de mais de uma normalmente apresenta uma maior resistência, principalmente por questões relacionadas à privacidade. A ideia que pode ser passada é que quanto mais dados se tem da pessoa, mais fácil é rastreá-la (BUBECK, 2003).

Além disso, a necessidade de aquisição de mais de uma característica pode gerar inconvenientes ao indivíduo. Este processo pode ser realizado sequencial ou simultaneamente: em ambos os casos, normalmente é preciso uma maior cooperação do usuário.

Para um processo de captura de informações em sequência, um tempo consideravelmente maior é necessário, enquanto para a aquisição de múltiplos traços biométricos simultaneamente há uma maior dificuldade para o correto posicionamento em todos os sensores ao mesmo tempo, como pode ser observado na Figura 15.

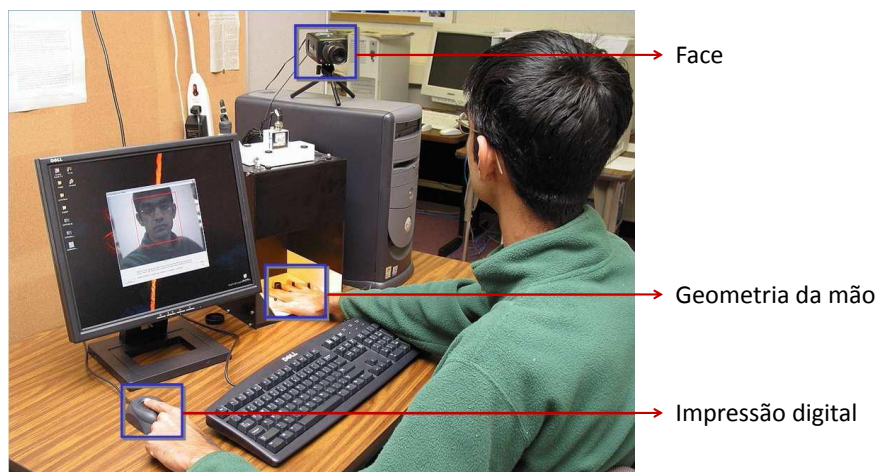


Figura 15 – Múltiplas características biométricas adquiridas simultaneamente
Fonte: adaptado de ROSS; JAIN, 2004.

Algumas dessas desvantagens apresentadas estão mais relacionadas ao uso de múltiplos sensores. Há casos em que mais de uma característica pode ser capturada através de um único sensor, como em alguns sistemas que trabalham com imagens da face e da íris, ou da impressão digital e da geometria da mão.

3. ESTADO DA ARTE

Para uma possível comparação da proposta desta pesquisa com outros trabalhos, neste capítulo são descritos alguns métodos relacionados já publicados na literatura científica.

Apenas dois trabalhos considerando o uso de reflexos humanos para identificação biométrica foram encontrados, por isso são listados também os trabalhos mais citados na área de identificação pela textura da íris.

3.1. IDENTIFICAÇÃO PELA ÍRIS

3.1.1. Método de Daugman

O primeiro método automático de identificação pela íris foi proposto por John Daugman em 1993. Desde então, foi patenteado e aperfeiçoado ao longo dos anos. Hoje, a maioria dos dispositivos comerciais que utilizam esta tecnologia de reconhecimento tem como base seu algoritmo, incluindo os usados nas fronteiras de vários países (DAUGMAN, 2004).

O sistema de captura de imagens da íris proposto por Daugman (2004) utiliza uma câmera CCD monocromática sensível à iluminação próxima do infravermelho, na faixa espectral de 700 nm a 900 nm. Esse tipo de luz deve ser usado durante a aquisição para que não seja intrusiva à pessoa. A resolução da imagem deve permitir amostrar uma íris com pelo menos 70 pixels de raio. Durante a aquisição, o foco da câmera pode ser ajustado através da maximização das médias e altas frequências da transformada bidimensional de Fourier da imagem.

A etapa de pré-processamento consiste na determinação da região de interesse, neste caso através da localização dos limites interno e externo da íris. Considerando tanto a íris quanto a pupila circulares, Daugman (2004) criou um operador íntegro-diferencial para a determinação de seus centros e raios:

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (1)$$

Na Equação 1, $I(x, y)$ representa a intensidade de cinza de um pixel localizado nas posições horizontal x e vertical y . A partir de uma integral de linha ao longo de um caminho circular ds de raio r e coordenadas de centro (x_0, y_0) , o

operador busca os parâmetros (r, x_0, y_0) que resultam na máxima derivada parcial suavizada pela variação do raio r . O símbolo $*$ representa a convolução desta com uma função de suavização $G_\sigma(r)$, um filtro gaussiano dado pela Equação 2. O parâmetro de escala σ está relacionado à dimensão do filtro.

$$G_\sigma(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(r-r_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

O operador íntegro-diferencial é usado inicialmente para localizar a pupila e, a partir do raio desta, encontrar o contorno externo da íris. A escala de suavização é iterativamente reduzida até obter uma localização precisa.

Após isso, o caminho de integração ds é alterado para arcos, utilizando parâmetros determinados por métodos estatísticos para determinar os limites das pálpebras. Daugman (2004) considera inadequadas imagens com menos de 50% da área da íris visível.

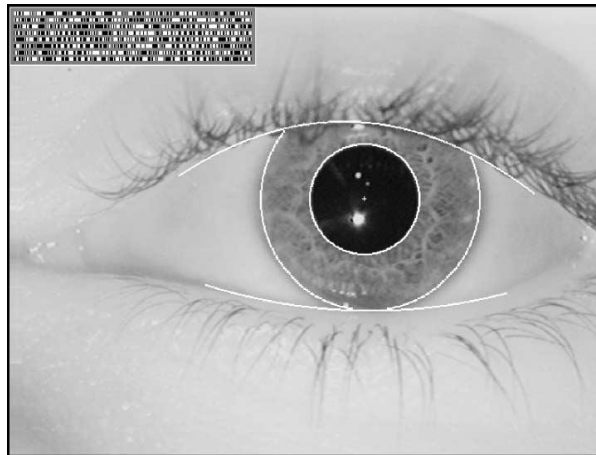


Figura 16 – Íris segmentada e codificada pelo método de Daugman
Fonte: DAUGMAN, 2004.

Após a etapa de segmentação, as características da íris são codificadas por suas informações de fase, usando filtros Gabor 2D (DAUGMAN, 2003). Esta função utiliza uma transformada de *wavelet* em duas dimensões para extrair informações de amplitude e fase a partir de uma imagem no domínio espacial.

Nas Equações 3, 4 e 5, $I(\rho, \phi)$ representa a imagem no sistema de coordenadas polares, o que torna o processo de codificação independente da posição e das escalas da íris e da pupila na imagem; α e β são parâmetros de

escala e variam conforme as dimensões da parte filtrada, como ilustrado na Figura 17; e ω é a frequência da *wavelet* ψ .

$$\psi_{\alpha,\beta}(\rho,\phi) = e^{-(\rho_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} e^{-i\omega(\theta_0-\phi)} \quad (3)$$

$$W(\alpha,\beta) = \int_{\rho} \int_{\phi} \psi_{\alpha,\beta}(\rho,\phi) \cdot I(\rho,\phi) \rho d\rho d\phi \quad (4)$$

$$z_{\{\text{Re,Im}\}} = \text{sgn}_{\{\text{Re,Im}\}}[W(\alpha,\beta)] \quad (5)$$

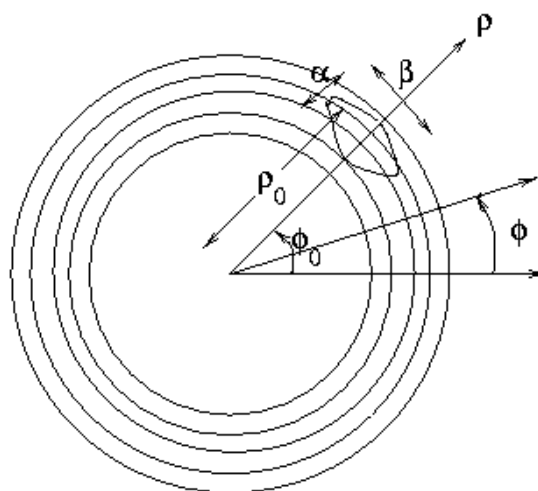


Figura 17 – Parâmetros de posição e dimensão do filtro Gabor 2D
Fonte: SHAPIRO; STOCKMAN, 2001.

A íris é dividida em 1024 partes, de coordenadas (ρ_0, ϕ_0) . A aplicação da transformada Gabor (Equação 4) em cada parte resulta em um valor complexo W , o que permite descrever a estrutura da imagem em termos de amplitude e ângulo de fase.

Cada fasor resultante é codificado em dois bits, conforme a Equação 5. O primeiro bit representa a parte real e o segundo a parte imaginária. O bit é 1 se a respectiva parte é positiva, e 0 se negativa. A Figura 18 mostra a representação do par de bits de acordo com o quadrante sobre o qual o fasor se localiza.

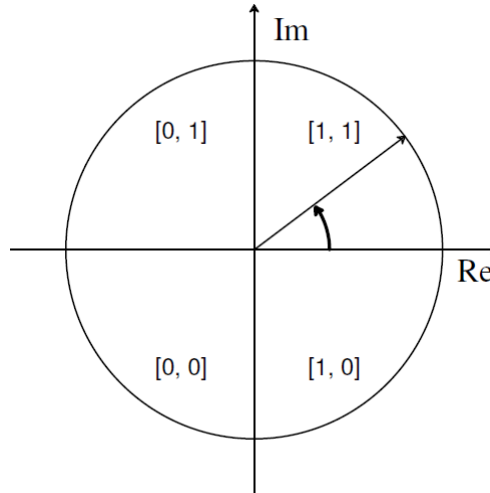


Figura 18 – Codificação por demodulação de fase usando *wavelets* Gabor 2D
 Fonte: adaptado de DAUGMAN, 1999.

Além da codificação em um vetor de 2048 bits, denominada *IrisCode*, uma imagem de íris também é representada por outro vetor binário chamado máscara. Este segundo código diferencia os bits da *IrisCode* que realmente estão relacionados a partes da textura da íris (1) daqueles corrompidos por obstruções de pálpebras, cílios, brilhos e reflexos (0).

A comparação é feita através da distância de Hamming normalizada HD , calculada através da Equação 6:

$$HD = \frac{\|(\text{code}A \oplus \text{code}B) \cap \text{mask}A \cap \text{mask}B\|}{\|\text{mask}A \cap \text{mask}B\|} \quad (6)$$

As diferenças entre os códigos de duas íris, $\text{code}A$ e $\text{code}B$, são computadas através de uma operação booleana XOR. Uma operação AND com ambas as máscaras $\text{mask}A$ e $\text{mask}B$ descarta aquelas que não indicam diferenças entre informações de textura da íris. A quantidade de bits diferentes é dividida pela quantidade total de bits válidos simultaneamente entre as duas amostras, resultando em um valor entre 0 e 1, respectivamente nos casos de coincidência e discrepância total.

Usando uma base de dados composta por 632.500 diferentes íris, pertencentes a pessoas de 152 nacionalidades, capturadas nos postos de imigração dos Emirados Árabes Unidos desde 2001, Daugman (2006) demonstrou que a distribuição das distâncias de Hamming normalizadas se aproxima de uma binomial de média próxima de 50%, como pode ser observado na Figura 19. Isto porque, a

priori, os valores 0 e 1 de cada bit da *IrisCode* são equiprováveis e, portanto, a probabilidade de qualquer par de bits ser igual é de 0,5.

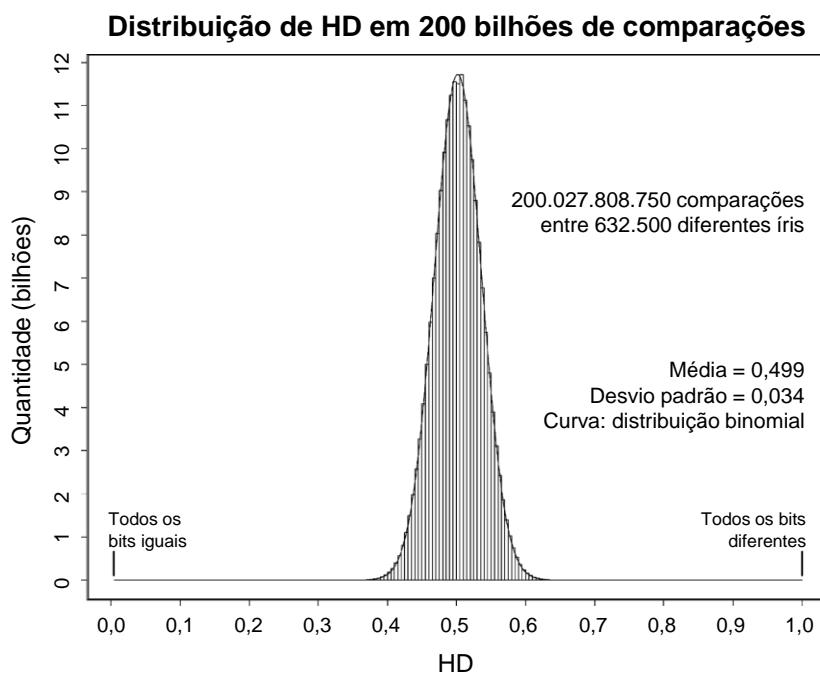


Figura 19 – Distribuição das distâncias de Hamming normalizadas
Fonte: adaptado de DAUGMAN, 2006.

Outro teste, realizado pela British Telecom Labs (DAUGMAN, 1999), mostra que, entre comparações de diferentes amostras da mesma íris, a distribuição das distâncias de Hamming normalizadas apresenta média 0,089. A taxa de erros iguais ocorre quando o limiar de decisão por essa distância está em 0,342, como pode ser observado na Tabela 1.

Tabela 1 – Taxas de erro pelo método de Daugman

Limiar de decisão	Taxa de falsa aceitação	Taxa de falsa rejeição
0,28	1 em 10^{12}	1 em 11.400
0,29	1 em 10^{11}	1 em 22.700
0,30	1 em 6,2 bilhões	1 em 46.000
0,31	1 em 665 milhões	1 em 95.000
0,32	1 em 81 milhões	1 em 201.000
0,33	1 em 11,1 milhões	1 em 433.000
0,34	1 em 1,7 milhões	1 em 950.000
0,342	1 em 1,2 milhões	1 em 1,2 milhões
0,35	1 em 295.000	1 em 2,12 milhões
0,36	1 em 57.000	1 em 4,84 milhões
0,37	1 em 12.300	1 em 11,3 milhões

Fonte: DAUGMAN, 1999.

A Figura 20 mostra as distribuições das distâncias de Hamming normalizadas tanto para comparações entre pares de amostras da mesma íris, como para íris distintas.

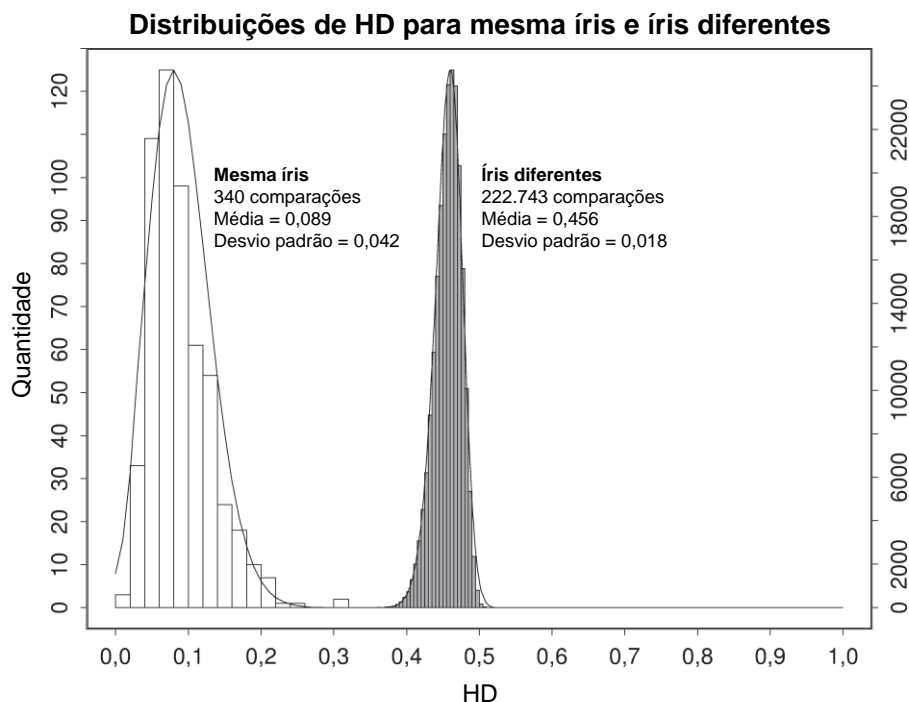


Figura 20 – Distribuições para amostras da mesma íris e íris distintas
Fonte: adaptado de DAUGMAN, 1999.

3.1.2. Método de Wildes

Outro sistema de identificação pela íris, também patenteado, é proposto por Wildes et al (1994). Este difere daquele de Daugman (2004) pelo método de execução de cada etapa.

O sistema de aquisição de imagens deste utiliza iluminação difusa e polarizada e uma câmera monocromática sensível a baixos níveis de luz, introduzindo algumas melhorias. Polarizadores circulares são ajustados de forma correspondente sobre a fonte luminosa e sobre a lente da câmera, conforme mostrado na Figura 21, para eliminar reflexos especulares da fonte de luz sobre o olho.

Os raios luminosos que atravessam o polarizador circular possuem um único sentido de rotação. Ao refletir specularmente sobre uma superfície, como a córnea, o sentido é invertido e, conseqüentemente, bloqueado pelo filtro da lente da câmera.

Já na reflexão difusa, que ocorre na íris, por exemplo, os raios se espalham, atravessando o filtro da câmera.

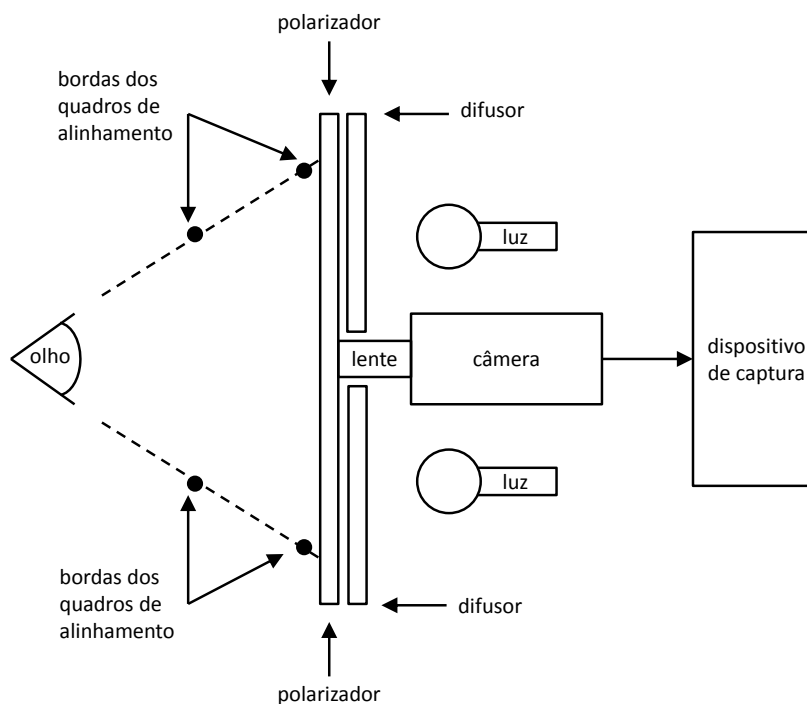


Figura 21 – Sistema de aquisição de imagens proposto por Wildes
Fonte: adaptado de WILDES, 1997.

Outra diferença apresentada no sistema de Wildes et al (1994) é a forma de posicionamento adequado do olho em relação à câmera. Dois contornos quadrados de diferentes dimensões são centralizados em frente à lente. Um destes quadros de alinhamento, de menor perímetro, porém de mesma proporção, é posicionado um pouco mais à frente do outro. Os tamanhos e posições relativas destes quadros são selecionados de forma que, ao posicionar corretamente o olho em relação à câmera, ambos se sobreponham e o usuário tenha a visão de apenas um contorno.

Após a aquisição da imagem da íris, sua exata localização é determinada por técnicas de visão computacional. Primeiro, a imagem é convertida em um mapa de bordas binário através de um processo de detecção de bordas baseado em gradiente:

$$J(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } |\nabla G_{\sigma}(x, y) * I(x, y)| > l \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (7)$$

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

Na Equação 7, $I(x, y)$ é a intensidade de cinza da imagem na posição (x, y) . O símbolo ∇ representa o gradiente discreto, implementado por um operador matricial, como Prewitt ou Sobel (BALLARD; BROWN, 1982; GONZALEZ; WOODS, 2001), e aplicado sobre o resultado da convolução da imagem com um filtro gaussiano bidimensional $G_\sigma(x, y)$ de escala σ e centro (x_0, y_0) , dado pela Equação 8, que tem por objetivo suavizar a imagem selecionando a escala espacial das bordas a serem detectadas. $J(x, y)$ é a imagem resultante do processo de detecção de bordas, dada pela binarização da magnitude do gradiente através de um limiar l . O valor 1 indica que o pixel (x, y) correspondente pertence a uma borda.

Após a detecção das bordas da imagem, aplica-se a transformada de Hough para circunferências (DUDA; HART, 1972) para determinar os parâmetros circulares da íris e da pupila. Esta técnica se baseia no ajuste de curvas sobre a imagem e na votação daquelas que mais se aproximam das bordas encontradas. Para este caso, sejam (x_j, y_j) , $j = 1, \dots, n$ todos os pontos de $J(x, y)$ que possuem valor 1. A transformada Hough é definida pelas Equações 9, 10 e 11:

$$H(x_c, y_c, r) = \sum_{j=1}^n \lambda(x_j, y_j, x_c, y_c, r) \quad (9)$$

$$\lambda(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = \begin{cases} 1, & \text{se } g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (10)$$

$$g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = (x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2 - r^2 \quad (11)$$

A função $\lambda(x_j, y_j, x_c, y_c, r)$ representa um voto de um ponto j para os parâmetros de uma circunferência de centro (x_c, y_c) e raio r . Dessa forma, os conjuntos de (x_c, y_c, r) que apresentam valores máximos da função H representam os contornos de interesse. Assim como no método de Daugman (2004), os contornos de pálpebras são modelados por arcos para descartar partes obstruídas da íris. Neste caso, a função $g(x_j, y_j, x_c, y_c, r)$ é alterada para parametrizar parábolas ao invés de círculos.

A Figura 22 mostra um exemplo de imagem capturada pelo sistema de Wildes et al (1994) e o resultado ilustrativo da etapa de segmentação.

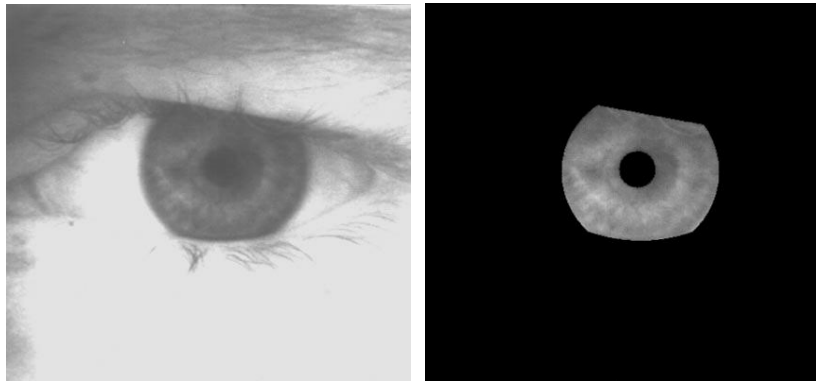


Figura 22 – Íris capturada pelo método de Wildes et al (1994) e textura segmentada
Fonte: adaptado de WILDES, 1997.

Antes da extração de primitivas para comparação, a íris é alinhada através de uma técnica chamada registro de imagem para compensar variações de posicionamento, escala e rotação. A imagem adquirida I_a é transformada através de uma função de mapeamento $(u(x, y), v(x, y))$ para que as diferenças em relação à imagem do banco de dados a ser comparada I_d sejam mínimas. As funções u e v são funções de dimensionamento e rotação cujos parâmetros são iterativamente otimizados para minimizar S na Equação 12:

$$S = \iint_{x,y} (I_d(x, y) - I_a(x - u, y - v))^2 dx dy \quad (12)$$

Como a textura da íris apresenta características discriminantes em diferentes níveis de escalas, a codificação é realizada pela aplicação de filtros isotrópicos passa-faixa multiescalares. A informação usada para comparação é uma representação da íris na forma de uma pirâmide Laplaciana de quatro níveis (JÄHNE, 2005).

A partir da imagem da íris I_0 , tomada como base de uma pirâmide Gaussiana (JÄHNE, 2005), obtêm-se os demais níveis I_1, I_2, I_3 pela aplicação sucessiva de uma máscara de filtragem F e subamostragem da imagem por um fator 2, conforme a Equação 13:

$$I_k = (F * I_{k-1})_{\downarrow 2} \quad (13)$$

Cada nível da pirâmide Laplaciana L_k representa a diferença entre o correspondente I_k e seu nível posterior reamostrado por um fator 2 e interpolado. A reamostragem é executada através da inserção de uma linha e uma coluna de zeros entre cada linha e coluna da imagem original, e a interpolação é realizada pela aplicação da máscara de filtragem F multiplicada por um fator 4 (Equação 14):

$$L_k = I_k - 4F * (I_{k+1})_{\uparrow 2} \quad (14)$$

O conjunto dos quatro níveis forma uma representação das características mais significativas em diferentes faixas de frequência espacial. A comparação entre uma íris adquirida e uma pertencente à base de dados é feita pela correlação normalizada entre elas. Para cada nível da pirâmide Laplaciana, calcula-se a correlação entre as imagens para blocos quadrados de 8 pixels de lado. A mediana dos valores encontrados determina a correspondência entre as imagens.

Usando uma base de dados composta por 60 imagens de íris correspondentes a 40 pessoas, Wildes et al (1996) realizaram 100 comparações entre pares de imagens de uma mesma íris e 420 comparações entre diferentes indivíduos. Todos os casos foram corretamente classificados, resultando em 0% FAR e 0% FRR. No entanto, os próprios autores alertam que a baixa quantidade de amostras pode não ser suficientemente representativa para garantir o desempenho do método.

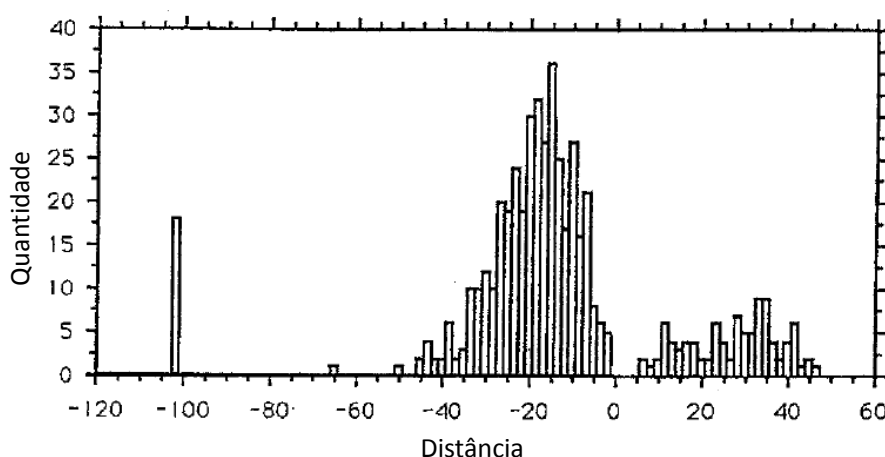


Figura 23 – Distribuição das distâncias nos experimentos de Wildes et al (1996). Foram verificadas 100 aceitações e 420 rejeições corretas, nenhum erro de classificação
Fonte: adaptado de WILDES et al (1996).

3.1.3. Método de Boles

Outra abordagem para o reconhecimento da íris é proposta por Boles (1998). O autor não determina uma forma específica de aquisição e pré-processamento da imagem, partindo de dados de centro e raio da íris previamente encontrados por algum processo de detecção de bordas.

A técnica usada para extração de características permite representar a íris por sinais unidimensionais, chamados de assinatura da íris. Estes sinais são formados pelos níveis de intensidade de cinza dos pixels pertencentes ao contorno de círculos concêntricos à pupila.

A Figura 24 mostra a localização de um destes círculos e um sinal extraído de uma íris. O uso da posição relativa à pupila torna o método invariante a variações no posicionamento do olho na imagem.

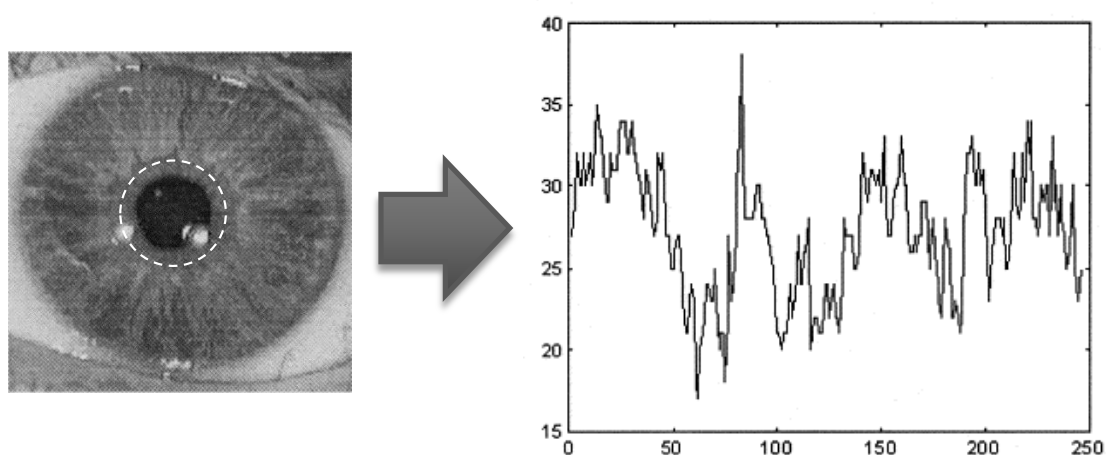


Figura 24 – Circunferência usada para extração da assinatura da íris
Fonte: adaptado de BOLES, 1998.

Para que o método seja robusto também à mudança de resolução, antes de se realizar uma comparação entre duas imagens, determina-se a razão Γ entre os raios das íris de ambas. Esta relação é usada na escolha dos raios relativos dos círculos, para que sejam semelhantes em todos os casos.

O número de pontos da circunferência, cujas intensidades compõem a assinatura da íris, é normalizado por um valor N , que deve ser uma potência de dois para que a informação da assinatura possa ser extraída através de uma transformada *wavelet* diádica (MALLAT, 1991). Nos experimentos realizados pelo autor, foi estabelecido $N = 256$ (BOLES, 1998).

A transformada diádica consiste na aplicação sequencial de uma *wavelet* com escalas de potências de dois sucessivas:

$$W_{2^j} f(x) = f * \psi_{2^j}(x) \quad (15)$$

A Equação 15 representa a transformada diádica de escala 2^j da função $f(x)$, onde j é um número inteiro e ψ é a função *wavelet*, no caso, dada pela primeira derivada de um *spline* cúbico (BOLLES, 1998; MALLAT; ZHONG, 1992).

Dessa maneira, esta operação decompõe a assinatura da íris em sinais de diferentes níveis de resolução. A energia de cada um corresponde à quantidade de energia do sinal original distribuída em cada faixa de frequência.

Para $N = 256$, são amostrados oito níveis de resolução. Os primeiros níveis representam as componentes de alta frequência, normalmente muito afetados por ruídos. Descartando essas informações, o sistema se torna menos sensível a tais interferências. O último nível, que traz as informações de mais baixa frequência, é quase constante, pois todas as íris possuem uma forma muito próxima de um círculo. Boles (1998) considera suficiente o uso dos níveis 4 a 6 neste caso.

O fato de se trabalhar com a transformada *wavelet* em um domínio discreto gera uma dificuldade. A operação é realizada através de uma amostragem uniforme, o que não permite obter primitivas do sinal que se desloquem no caso de um deslocamento do sinal. Por isso, Boles (1998) propõe o uso de uma representação denominada cruzamentos por zero (MALLAT, 1991).

Para isso, determinam-se todas as posições z_i em que ocorre inversão de sinal em cada transformada $W_{2^j} f(x)$. Em seguida, calcula-se a energia presente entre cada par consecutivo de cruzamentos por zero:

$$e_n = \int_{z_{n-1}}^{z_n} W_{2^j} f(x) dx \quad (16)$$

Na representação unidimensional de cruzamentos por zero, o valor entre cada um desses pares é constante, e mantém a mesma energia entre esses pontos:

$$Z_j f(x) = \frac{e_n}{z_n - z_{n-1}}, \forall x \in [z_{n-1}, z_n] \quad (17)$$

Na Figura 25 é possível observar como as diferenças de energia aparecem na representação de cruzamentos por zero.

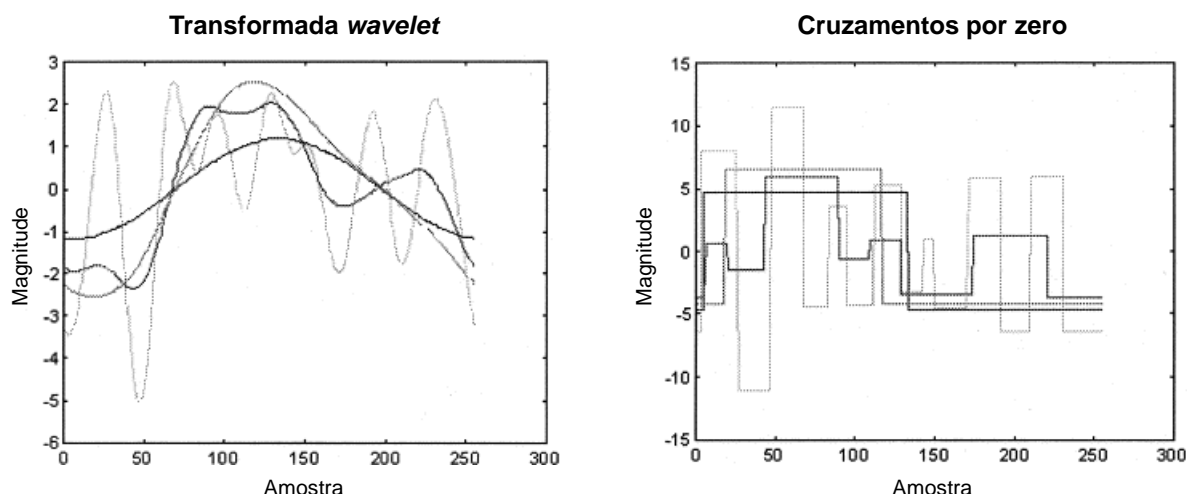


Figura 25 – Representações da transformada *wavelet* e de cruzamentos por zero para os quatro níveis mais baixos de resolução de uma assinatura de íris
Fonte: adaptado de BOLES, 1998.

Para a comparação entre duas íris, usa-se uma função que mede o grau de dissimilaridade entre os sinais. Boles (1998) propõe quatro alternativas que podem ser usadas nesta etapa, sendo aplicada em seus experimentos a Equação 18:

$$d_j(f, g) = \min_s \sum_{n=1}^N |Z_j f(x) - \Gamma Z_j g(x + s)|^2, s \in [0, N - 1] \quad (18)$$

Nesta equação, Γ é o fator de escala usado para normalizar as dimensões das íris comparadas e s é uma constante de translação, que pode ser usada para alinhar o ângulo de rotação das imagens. A dissimilaridade total é dada pela média do resultado da função em todas as resoluções j .

Embora proponha um método bastante completo, Boles (1998) não apresenta resultados conclusivos em seu trabalho. Seus experimentos limitam-se ao uso de dois pares de imagens, cada um correspondente a amostras de uma íris. A baixa quantidade de testes não permite a estimação de algum valor de erro que possa ser comparado a outros sistemas.

3.1.4. Outros Métodos

Além dos métodos citados, outros trabalhos são encontrados na literatura científica, introduzindo algumas melhorias.

Lim et al (2001) sugerem o uso de iluminação ambiente lateral para reduzir o efeito de reflexos na aquisição de imagens. A determinação dos parâmetros circulares da íris segue um método próprio, que será discutido posteriormente. Os autores também propõem a normalização da íris pela projeção de sua área anular em um bloco de textura retangular (Figura 26), reduzindo distorções e simplificando o processamento posterior.

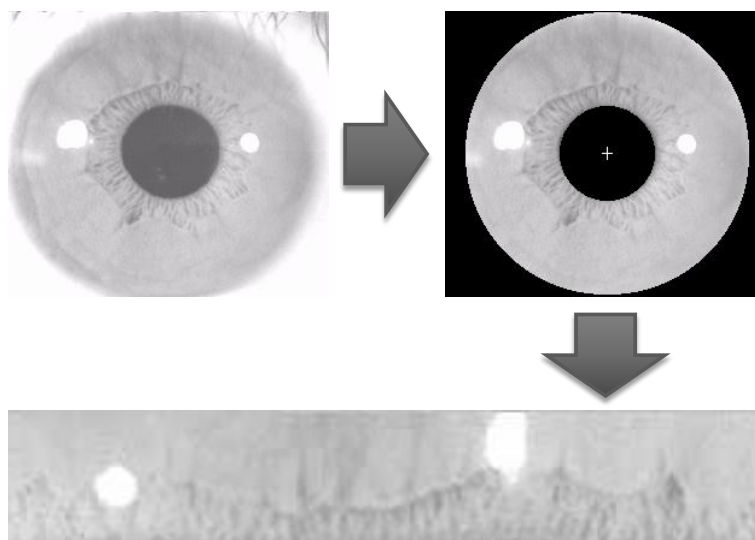


Figura 26 – Localização de normalização da textura da íris
Fonte: adaptado de LIM et al (2001).

A codificação é feita pela transformada Haar 2D, que divide a imagem em quatro componentes: passa-baixa bidimensional; passa-alta vertical e passa-baixa horizontal; passa-baixa vertical e passa-alta horizontal; e passa-alta bidimensional. Esta operação é realizada quatro vezes sobre a textura, e as primitivas são extraídas das componentes passa-alta bidimensional da última etapa e das médias das outras três etapas. A classificação é feita por redes neurais artificiais. Nos testes realizados pelos autores com dados de 200 indivíduos, os melhores resultados experimentais foram de 1,65% de falsa rejeição e 2,90% de falsa aceitação.

Sanchez-Avila e Sanchez-Reillo (2002) sugerem o aprimoramento do método de Boles (1998) pelo uso de outras formas de medida de correspondência, como a distância euclidiana e a distância de Hamming. Em experimentos realizados com uma base de dados própria, composta por 200 imagens de 20 olhos diferentes, os autores conseguiram, no melhor caso, uma EER de 0,21%.

Ma et al (2004) apresentam um método de localização da íris semelhante ao proposto por Wildes et al (1994), porém mais rápido por determinar previamente uma região da imagem onde ela se localiza. A íris é então normalizada, como

proposto por Lim et al (2001), e codificada através de *wavelets* diádicas, de maneira similar à proposta por Boles (1998), mas concatenando várias linhas de textura e a representando por um vetor binário cujos valores correspondem ao sinal da transformada. Por fim, a comparação é inspirada no método de Daugman (1994), usando a operação booleana XOR para encontrar as diferenças. A taxa de erros iguais, nos experimentos dos autores, foi de 0,07%.

3.1.5. Técnicas de Segmentação da Íris

Entre todas as etapas do processo de identificação pela íris, o pré-processamento da imagem é o que consome mais tempo. Cerca de 60% do período que um sistema biométrico deste tipo leva, desde a captura da imagem até a decisão, corresponde à localização da pupila e da íris na imagem (MA et al, 2004; DAUGMAN, 1999). A segmentação da íris é também um dos passos mais importantes, pois é o que define se a imagem adquirida terá sua informação corretamente extraída. Uma imagem segmentada de forma adequada dificilmente gerará um erro de identificação por falha na codificação.

Além disso, conforme citado na Seção 2.2.1, os mesmos algoritmos usados para este fim são usados para pupilometria dinâmica, uma vez que determinam a medida do raio da pupila e da íris.

Por isso, vários métodos já foram desenvolvidos para a realização deste processo. Além daqueles já apresentados como partes de sistemas mais completos, alguns trabalhos propõem exclusivamente algoritmos de determinação dos parâmetros circulares do olho para aperfeiçoamento de soluções de pupilometria e de identificação biométrica.

O método descrito por Lim et al (2001), de modo equivalente ao de Wildes et al (1994), inicialmente converte a imagem em um mapa binário de bordas, porém não especifica que algoritmo é usado para isso. A estimação dos parâmetros também segue um sistema de votação, porém diferente da transformada Hough tradicional para circunferências (DUDA; HART, 1972).

O processo utilizado é conhecido como transformada Hough para círculos baseada em bisseção (IOANNOU; HUDA; LAINE, 2001; DAVIES, 1988 apud YUEN et al, 1990), descrito a seguir.

Para dois pontos pertencentes à borda da pupila, $P_i(x_i, y_i)$ e $P_j(x_j, y_j)$, a equação da reta bissetora perpendicular ao segmento $\overline{P_iP_j}$ é:

$$y = \frac{x_i - x_j}{y_i - y_j}x + \frac{x_i^2 + y_i^2 - x_j^2 - y_j^2}{2(y_i - y_j)} \quad (19)$$

Todos os pontos pertencentes a essa reta recebem um voto. A operação é repetida para todas as combinações de dois pontos da borda. Ao final, as coordenadas com maior votação indicam o centro da pupila. A partir do centro, busca-se o último parâmetro, ajustando o valor do raio de uma circunferência virtual até que se obtenha maior coincidência de pontos sobre a borda detectada. Lim et al (2001) consideram a íris e a pupila concêntricas, portanto encontram-se dois valores de raio com maiores sobreposições.

A vantagem desta técnica sobre a transformada tradicional para círculos é que o raio só precisa ser determinado após a localização do centro. Na outra técnica, todos os parâmetros devem ser variados para se encontrar a melhor aproximação, o que representa maior custo computacional, ou trabalhar com valores fixos de raio, o que torna o método menos eficaz.

O algoritmo de Ma et al (2004) projeta inicialmente a imagem horizontal e verticalmente e, considerando a pupila como a região mais escura da imagem, determina um centro aproximado nas coordenadas (x_p, y_p) em que as projeções apresentam os valores mínimos (considera-se o preto sempre como o menor valor de intensidade e o branco como o valor máximo). Tais coordenadas são dadas pelas Equações 20 e 21:

$$x_p = \arg \min_x \left(\sum_y I(x, y) \right) \quad (20)$$

$$y_p = \arg \min_y \left(\sum_x I(x, y) \right) \quad (21)$$

Em seguida, uma região de 120 x 120 pixels da imagem, centralizada em (x_p, y_p) , é binarizada através de um processo de limiarização baseado no histograma. O centro da pupila é então estimado mais precisamente pelo centroide

da região da pupila. Este processo pode ser repetido para se obter um valor mais exato, já que a primeira estimativa pode ficar muito longe das coordenadas reais de centro da pupila.

Após isso, é usada a detecção de bordas descrita por Canny (1986) e, em seguida, a transformada de Hough para extrair os parâmetros dos círculos (íris e pupila). A diferença para o método usado por Wildes et al (1994) é que a posição da íris é aproximada antes da detecção de bordas e da aplicação da transformada de Hough, reduzindo a região de processamento e, conseqüentemente, o custo computacional.

Outra abordagem usada para a segmentação da íris é descrita por Yuan, Xu e Lin (2005). Baseia-se no princípio geométrico de que três pontos não coincidentes e não colineares definem uma única circunferência. Primeiramente, localiza-se um ponto no interior da pupila, não necessariamente central. Considerando a pupila a parte mais escura da imagem, encontra-se uma região cuja soma dos valores de intensidades de cinza, calculada pela Equação 22, é mínima:

$$S(x_c, y_c) = \sum_{i=x_c-\frac{m-1}{2}}^{x_c+\frac{m-1}{2}} \sum_{j=y_c-\frac{n-1}{2}}^{y_c+\frac{n-1}{2}} I(i, j) \quad (22)$$

Esta região é uma janela retangular de m colunas e n linhas (Figura 27), sendo ambos os valores ímpares. A janela é centralizada em (x_c, y_c) , coordenadas assumidas como pertencentes ao interior da pupila quando a função $S(x_c, y_c)$ é mínima.

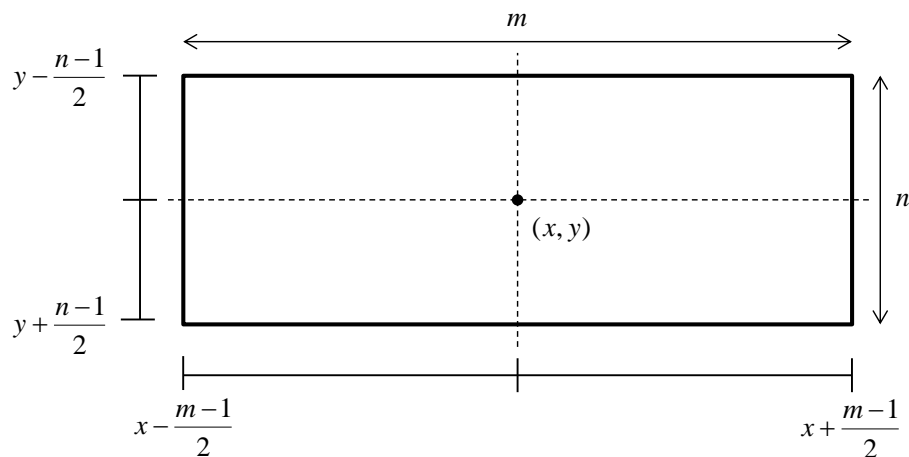


Figura 27 – Janela retangular $m \times n$ centralizada em (x, y)

Fonte: elaborado pelo autor.

A partir deste ponto, varre-se a imagem horizontalmente, para a esquerda e para a direita, usando um detector de bordas modelado pela Equação 23.

$$dif^{(1)}(x, y) = \left| \sum_{i=x-\frac{m-1}{2}}^{x-1} \sum_{j=y-\frac{n-1}{2}}^{y+\frac{n-1}{2}} I(i, j) - \sum_{p=x+1}^{x+\frac{m-1}{2}} \sum_{q=y-\frac{n-1}{2}}^{y+\frac{n-1}{2}} I(p, q) \right| \quad (23)$$

Esta função utiliza a mesma janela retangular representada pela Figura 27, calculando a diferença entre os pixels à esquerda e à direita do centro. Aplicando a função iterativamente pelo decremento da posição horizontal, obtém-se um conjunto de valores. O maior valor de $dif^{(1)}(x, y)$ cujas coordenadas pertencem a um pixel de intensidade menor que o nível de referência da pupila é definido como a borda esquerda da pupila. Em seguida, o mesmo operador é aplicado novamente a partir de (x_c, y_c) , porém incrementando a posição horizontal. Seguindo o mesmo procedimento, encontra-se a borda direita da pupila.

As bordas detectadas definem pontos de coordenadas (x_L, y_L) e (x_R, y_R) , respectivamente à esquerda e à direita do ponto inicial. Analogamente, varre-se a imagem com o detector de bordas vertical, para baixo, a partir do ponto $(x_L + 20, y_c)$, encontrando o ponto (x_D, y_D) . Isto agiliza o cálculo do centro da circunferência ao utilizar a simples relação $x_D = x_L + 20$. A Figura 28 mostra a localização dos pontos encontrados nas bordas e usados para determinação dos parâmetros da circunferência da pupila.

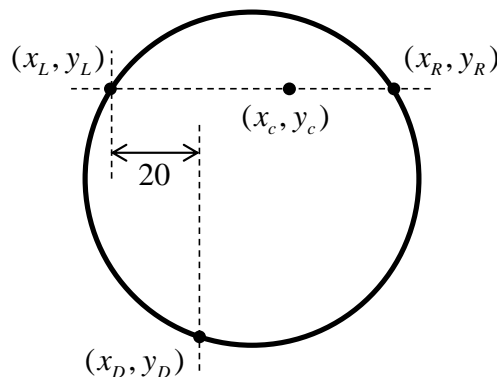


Figura 28 – Pontos usados para determinação da circunferência da pupila
Fonte: elaborado pelo autor.

Define-se o centro da pupila como o ponto (x_p, y_p) equidistante dos três pontos encontrados e o raio r_p como a distância do centro a um dos pontos da borda, através das Equações 24, 25 e 26.

$$x_P = \frac{x_L + x_R}{2} \quad (24)$$

$$y_P = \frac{20(x_R + x_L) - 400 + y_R^2 - y_D^2}{2(y_R - y_D)} \quad (25)$$

$$r_P = \sqrt{(x_P - x_D)^2 + (y_P - y_D)^2} \quad (26)$$

Para a localização da íris, é detectada a próxima borda a partir do contorno da pupila, realizando um processo similar. O detector de bordas é aplicado iterativamente em direção à esquerda a partir da posição $(x_P - r_P - 1, y_P + 15)$, encontrando o ponto (x'_L, y'_L) . Em seguida, repete-se o processo à direita a partir de $(x_P + r_P + 1, y_P + 15)$ encontrando (x'_R, y'_R) . Por fim, o ponto (x'_D, y'_D) é localizado pela varredura a partir de $(x'_R - 15, y_P + 16)$. A Figura 29 ilustra os pontos encontrados nas bordas da íris, usados para determinação dos parâmetros da segunda circunferência.

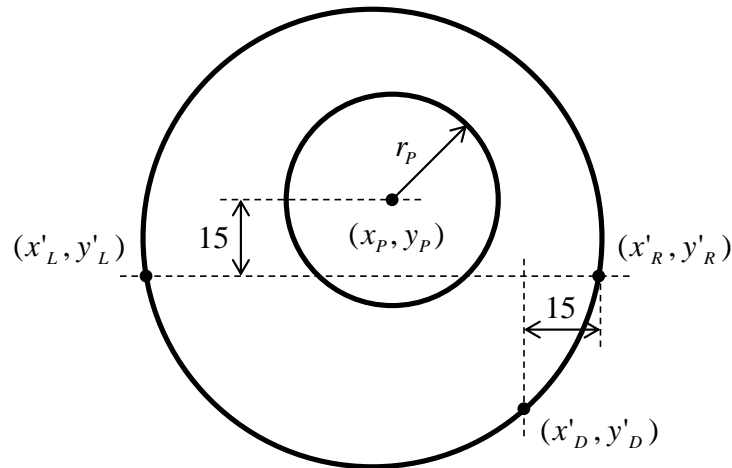


Figura 29 – Pontos usados para determinação da circunferência da íris
Fonte: elaborado pelo autor.

Os parâmetros da íris (x_I, y_I, r_I) são determinados de forma similar aos da pupila, através das Equações 27, 28 e 29.

$$x_I = \frac{x'_L + x'_R}{2} \quad (27)$$

$$y_I = \frac{15(x'_R + x'_L) - 225 + y'^2_L - y'^2_D}{2(y'_L - y'_D)} \quad (28)$$

$$r_I = \sqrt{(x_I - x'_D)^2 + (y_I - y'_D)^2} \quad (29)$$

Chavez (2007) descreve uma abordagem simples e eficiente. Partindo do pressuposto de que a pupila é a região de menor intensidade da imagem, aplica-se inicialmente um filtro mediano para redução de ruídos e melhor diferenciação de regiões. Um centro estimado da pupila é localizado usando as Equações 20 e 21, da mesma forma que a proposta por Ma et al (2004), porém após um processo de limiarização. Isso agiliza significativamente esta etapa, já que passa a operar uma imagem de 1 bit por pixel ao invés de 8.

A partir do centro estimado (X_p, Y_p) , busca-se o primeiro pixel à esquerda e à direita em que há uma mudança de intensidade de 0 (preto) para 1 (branco), encontrando respectivamente os pontos (x_l, Y_p) e (x_r, Y_p) . Novamente a partir do centro estimado, varre-se a imagem verticalmente, encontrando os pontos (X_p, y_u) e (X_p, y_d) , respectivamente acima e abaixo da origem. O raio da pupila é então estimado usando as Equações 30 e 31.

$$r_p^x = \frac{|X_p - x_l| + |X_p - x_r|}{2} \quad (30)$$

$$r_p^y = \frac{|Y_p - y_u| + |Y_p - y_d|}{2} \quad (31)$$

Se a diferença entre R_p^x e R_p^y for maior que um valor estabelecido, considera-se um erro de localização. Neste caso, aplica-se um ruído gaussiano à imagem original e reinicia-se o algoritmo. Caso contrário, os parâmetros da circunferência da pupila são recalculados, através das Equações 32, 33 e 34:

$$X_p = \frac{x_r + x_l}{2} \quad (32)$$

$$Y_p = \frac{y_u + y_d}{2} \quad (33)$$

$$r_p = r_p^x \quad (34)$$

Para localização dos limites externos da íris, define-se na imagem original uma janela centrada em (X_p, Y_p) de 6 pixels de altura e largura maior que duas vezes o raio da pupila, valores determinados experimentalmente por Chavez (2007). Um filtro mediano é aplicado nessa janela e buscam-se, a partir dos limites externos desta, os pontos em que há baixa intensidade de cinza, encontrando os

pontos (x'_l, Y_p) e (x'_r, Y_p) . Os parâmetros da íris são determinados pelas Equações 35, 36 e 37:

$$X_i = \frac{x'_r + x'_l}{2} \quad (35)$$

$$Y_i = Y_p \quad (36)$$

$$r_i = \frac{|X_p - x'_l| + |X_p - x'_r|}{2} \quad (37)$$

3.2. IDENTIFICAÇÃO POR REFLEXOS HUMANOS

O uso de reflexos humanos para identificação é uma proposta recente para o desenvolvimento de sistemas biométricos a prova de fraudes (MITCHELL, 2009), baseada no princípio de que, ainda que informações armazenadas no banco de dados sejam obtidas ilicitamente, o fato de representarem características dinâmicas dificulta a reprodução em meios artificiais, como ocorre com impressões digitais ou faces. Além disso, por serem respostas automáticas e involuntárias, não podem ser treinadas e imitadas, como assinaturas manuscritas ou dinâmica de digitação (NISHIGAKI; ARAI, 2008).

3.2.1. Resposta Sacádica e Ponto Cego do Olho

No primeiro trabalho a explorar a possibilidade de uso de reflexos humanos para identificação, Nishigaki e Arai (2008) propõem um sistema de autenticação baseado no tempo de resposta sacádica e na posição do ponto cego do olho.

Movimentos sacádicos são aqueles que o olho realiza rapidamente ao observar um ponto localizado na parte periférica de seu campo de visão. Quando um estímulo visual surge nesta região, há um tempo de latência de 100 ms a 500 ms até que o olho inicie o movimento na direção correspondente. Embora este tempo de latência apresente certa variabilidade interclasse, sozinho não é uma característica biométrica eficaz, já que também apresenta grande variabilidade intraclasse.

No entanto, há uma região do campo de visão, correspondente ao ponto cego da retina, onde não há percepção visual, e a ausência de informações é compensada pelo cérebro através da combinação de imagens ao redor deste ponto.

Devido a diferenças morfológicas e fisiológicas entre o olho de cada pessoa, a posição relativa do ponto cego em relação ao ponto de observação também é diferente em cada indivíduo.

Foram expostos 10 voluntários, cujas posições relativas do ponto cego já haviam sido previamente determinadas, a uma tela branca com um ponto para onde deveriam fixar o olhar. Então um ponto alvo era exibido na tela aleatoriamente, dentro ou fora da região cega do olho, e o tempo de latência para o movimento do olho, medido.

O teste foi repetido 100 vezes com cada indivíduo simulando uma autenticação verdadeira e 100 vezes simulando uma tentativa de fraude (usando a posição do ponto cego de outra pessoa como referência). Foi verificado que, quando o alvo era exibido no ponto cego da própria pessoa, não houve resposta sacádica em nenhum caso, enquanto em tentativas de fraude, o movimento ocorria em muitos casos.

Usando um critério que considera um número de pontos alvo e tempos de latência, os autores conseguiram obter, no melhor caso, 0% de falsa aceitação e 0% de falsa rejeição. Este resultado foi alcançado ao considerar autêntico o usuário que, na maioria entre 15 a 20 repetições apresentava um tempo de resposta menor que 1 segundo.

3.2.2. Características Estáticas e Dinâmicas da Íris

Outro trabalho que aborda o uso de reflexos para a biometria utiliza características estáticas e dinâmicas da íris para identificação pessoal. Costa (2009) combinou um conjunto de 17 características discriminantes presentes no comportamento do olho durante a presença e ausência de estímulo luminoso, incluindo: tempo e taxa de contração/dilatação em diferentes períodos, média dos níveis de cinza da íris, correlação, segundo momento angular, entropia e contraste em diferentes setores da íris e intervalos de tempo.

Para isso, foi utilizado um sistema de aquisição de vídeos baseado no reflexo consensual da pupila. Enquanto uma câmera registrava o olho esquerdo do indivíduo sob iluminação próxima do infravermelho, o olho direito recebia luz visível em períodos de tempo determinados. Foram capturadas imagens de 111 pessoas, cujos olhos foram filmados cinco vezes, durante aproximadamente 33 segundos

cada. Durante a gravação, a luz visível alternava entre acesa e apagada em intervalos de aproximadamente 7 s. Em um processo de gravação de imagens a 30 quadros por segundo, os intervalos durante os quais a iluminação permanecia ativa ou desativada são mostrados na Figura 30.

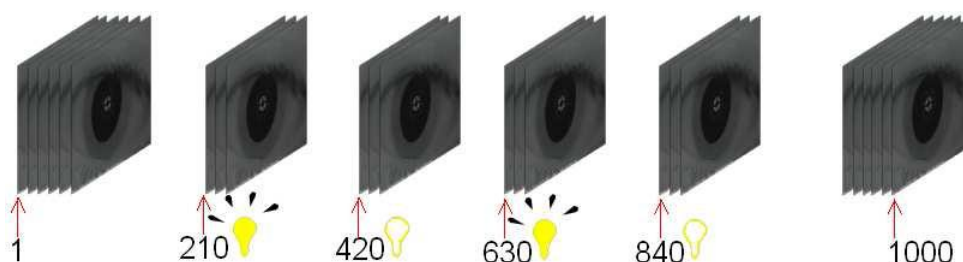


Figura 30 – Intervalos de quadros com estimulação da pupila
Fonte: COSTA, 2009.

Os valores medidos foram correspondentes a médias de períodos de tempo determinados. Os vetores de características foram comparados entre si usando a distância euclidiana e a distância de Hamming. Os melhores resultados foram obtidos usando a primeira forma de comparação.

A Tabela 2 mostra as taxas de erro apresentadas pelo sistema proposto por Costa (2009) em função do limiar de decisão para a distância euclidiana.

Tabela 2 – Taxas de erro do sistema proposto por Costa (2009)

Limiar de decisão	Taxa de falsa aceitação	Taxa de falsa rejeição
0,167	0,90%	30,71%
0,243	7,40%	11,71%
0,257	9,40%	4,12%
0,264	12,40%	0,67%
0,269	34,70%	0,00%

Fonte: adaptado de COSTA, 2009.

4. METODOLOGIA PROPOSTA

A arquitetura proposta do sistema biométrico multimodal baseado nas características dinâmicas do reflexo pupilar e na textura da íris está representada na Figura 31.

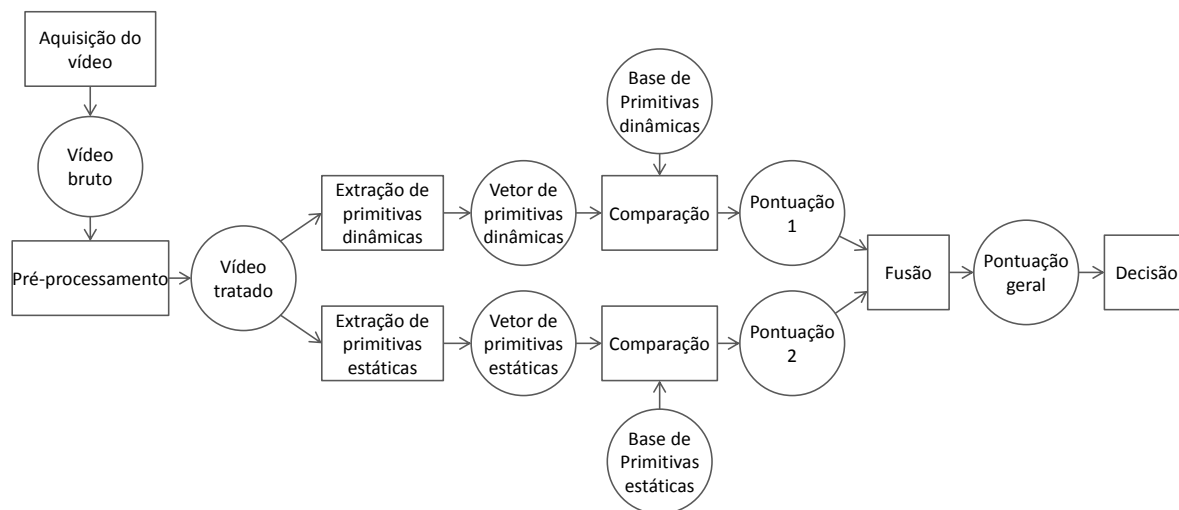


Figura 31 – Arquitetura do sistema proposto
Fonte: elaborado pelo autor.

Como ambas as características estão presentes no mesmo órgão do corpo e podem ser mensuradas através de imagens digitais, uma única câmera de vídeo é usada para aquisição de dados. O vídeo então é processado para permitir a extração correta de todas as primitivas, que são tratadas separadamente: as representativas das características dinâmicas são armazenadas em uma base de dados, enquanto as relacionadas às características estáticas da íris ficam gravadas em outra. A fusão é realizada em nível de pontuação.

O projeto foi desenvolvido em duas etapas principais. Inicialmente foram realizados testes preliminares para verificar a variabilidade das características biométricas do reflexo pupilar. Em seguida, foram montadas duas bases de vídeos de contração da pupila a fim de realizar experimentos para o desenvolvimento do sistema. Os métodos propostos e estudados foram implementados e testados sobre as bases de vídeos.

4.1. ESTUDOS PRELIMINARES

Para avaliação da variabilidade das características do reflexo pupilar à luz, inicialmente foram utilizadas duas bases de vídeos capturados no trabalho de Ferrari (2008). Uma das bases contém sequências de imagens de olhos de 46 voluntários

saudáveis (uma por pessoa), enquanto a outra é composta por 24 vídeos, representando 6 indivíduos saudáveis, com 4 sequências de cada. Nenhuma pessoa possui amostras em ambas as bases.

Os vídeos foram capturados a uma taxa de 30 quadros por segundo, com dimensões de 320 pixels de largura por 240 de altura e duração de aproximadamente 6 segundos. O procedimento usado na aquisição de todas as sequências (FERRARI, 2008) foi padronizado conforme já citado na Seção 2.2.1.

4.1.1. Pré-processamento

O conjunto de LEDs infravermelhos usados para iluminação do olho durante a gravação dos vídeos gera reflexos especulares em sua superfície, que aparecem na imagem como pontos claros sobre a pupila, como pode ser observado na Figura 32.



Figura 32 – Reflexos especulares da fonte de iluminação sobre o olho
Fonte: FERRARI, 2008.

Isto interfere no processo de detecção de bordas, dificultando a localização da pupila e, conseqüentemente, a extração de características. Por isso, antes da determinação dos raios da pupila nos vídeos, estes artefatos foram removidos através de um procedimento de localização baseado na intensidade luminosa relativa dos pixels.

Uma vez que as regiões correspondentes aos reflexos especulares apresentam um alto brilho, os níveis de cinza nestes pontos são elevados. No entanto, esse critério isoladamente não define a localização de um artefato, já que outras partes da imagem, como a pálpebra, também podem apresentar as mesmas características.

Assim, para determinar as posições dos reflexos sobre a pupila e a íris, devem ser consideradas as diferenças regionais da imagem, já que as vizinhanças

dos artefatos apresentam níveis relativos mais baixos de intensidade. O algoritmo utilizado é descrito a seguir.

Para cada pixel (x, y) da imagem, é calculado o valor médio v_0 entre sua intensidade e a de seus vizinhos próximos $(x+1, y)$, $(x-1, y)$, $(x, y+1)$ e $(x, y-1)$. Obtém-se também os valores v_R , v_L , v_D , v_U dos pontos localizados a uma distância L em cada direção: à esquerda $(x-L, y)$, à direita $(x+L, y)$, abaixo $(x, y+L)$ e acima $(x, y-L)$. A Figura 33 ilustra as posições destes pixels.

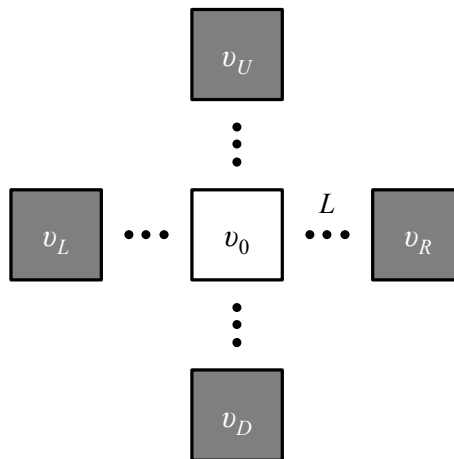


Figura 33 – Posições dos pontos usados para localização dos artefatos
Fonte: elaborado pelo autor.

O parâmetro L é ajustado de acordo com o raio dos artefatos que se deseja eliminar. Um valor muito alto pode levar a detecções incorretas e alterações indesejadas na imagem, enquanto um valor baixo poderia reduzir a eficácia do método ao ignorar um ou mais reflexos.

Caso a intensidade média do pixel e seus vizinhos imediatos seja maior do que k vezes a dos quatro pontos distantes, o ponto em questão (x, y) está próximo do centro do artefato. A relação k é obtida pela análise dos níveis de cinza dos artefatos e das regiões próximas nas imagens. Um valor baixo pode levar à identificação incorreta de artefatos, enquanto um valor elevado faz com que alguns reflexos sejam ignorados, como os localizados próximos à íris, já que os níveis de cinza nesta região são mais altos que os da pupila.

As quatro comparações devem ser verdadeiras para evitar que regiões de borda, como pontos próximos entre a íris e a pupila, ou entre a íris e a esclera, sejam erroneamente identificados como artefatos.

Uma vez localizado o reflexo de um foco luminoso, os mesmos são eliminados pela projeção dos pontos da circunferência centrada em (x, y) e raio L até o centro (Figura 34). Isso é feito para manter a distribuição de níveis de cinza na região, independente do brilho e contraste da imagem.

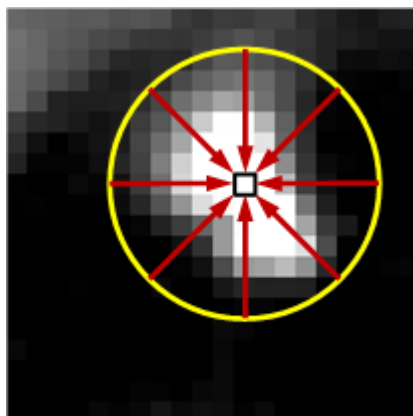


Figura 34 – Eliminação do artefato pela projeção da circunferência
Fonte: elaborado pelo autor.

Para a base de vídeos utilizada, após verificação do tamanho médio dos reflexos de luz nas imagens e das diferenças de intensidade nas regiões afetadas, foram escolhidos valores de $L = 6$ e $k = 1,5$.

A Figura 35 mostra o resultado da remoção dos artefatos em uma imagem.



Figura 35 – Resultado da remoção de reflexos especulares sobre o olho
Fonte: elaborado pelo autor.

4.1.2. Pupilometria

A medição da pupila durante o reflexo à luz nos vídeos foi realizada pela aplicação do método de segmentação proposto por Yuan, Xu e Lin (2005) em cada quadro, registrando o valor do raio, em pixels. Tal algoritmo foi escolhido devido à sua simplicidade e baixo custo computacional. A Figura 36 mostra algumas imagens processadas de um vídeo.

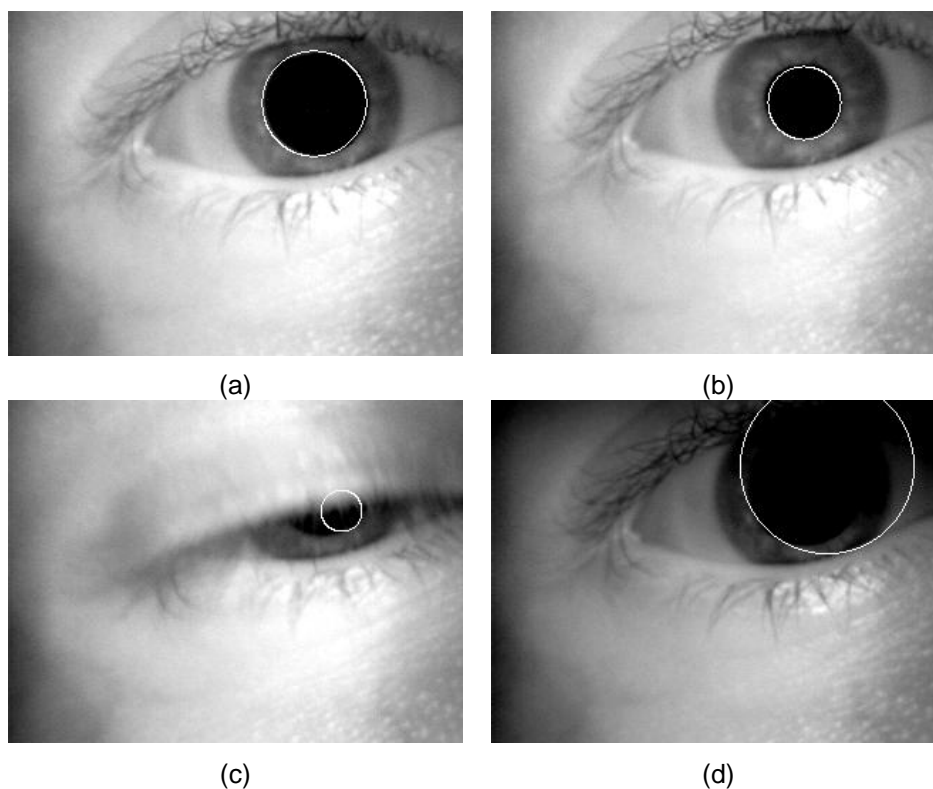


Figura 36 – Segmentação da pupila: (a) maior dilatação, (b) máxima contração, (c) falha na localização devido ao fechamento do olho e (d) devido ao baixo contraste após o *flash*
 Fonte: elaborado pelo autor.

Por não conseguir determinar três pontos na borda da pupila, o algoritmo apresentou falhas em quadros em que houve fechamento do olho e, por ser baseado em níveis de intensidade de cinza, também foram apresentados problemas durante e imediatamente após o disparo do estímulo luminoso, quadros em que ocorreu variação no contraste da imagem.

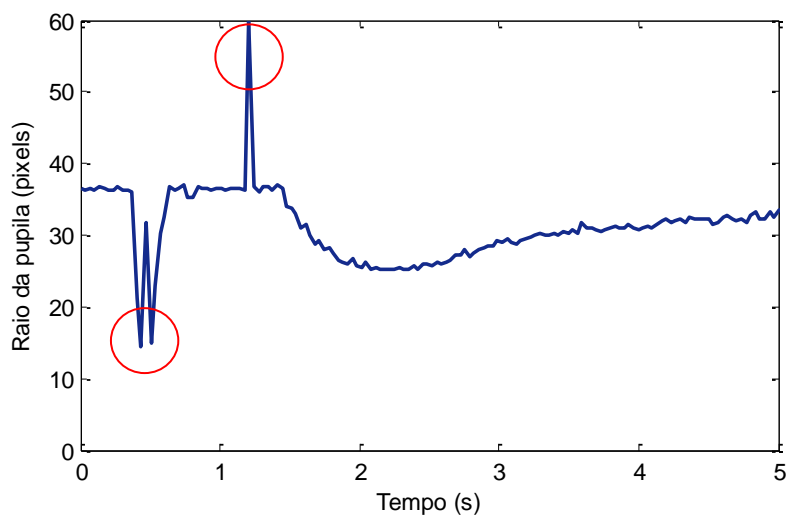


Figura 37 – Gráfico do raio da pupila em função do tempo. Os círculos indicam valores atípicos gerados por falha no processo de segmentação
 Fonte: elaborado pelo autor.

Esses erros introduziram valores atípicos no conjunto de dados pupilométricos, como se pode observar na Figura 37. Para corrigi-los, foi usado um procedimento automático baseado na análise de valores médios locais, explicado a seguir.

Para cada valor $r(n)$, correspondente ao raio da pupila determinado no quadro n , foram calculadas as médias de um conjunto de três valores anteriores m_e e três posteriores m_d a uma distância δ , conforme as Equações 38 e 39.

$$m_e = \frac{r(n - \delta - 3) + r(n - \delta - 2) + r(n - \delta - 1)}{3} \quad (38)$$

$$m_d = \frac{r(n + \delta + 1) + r(n + \delta + 2) + r(n + \delta + 3)}{3} \quad (39)$$

A variação do raio da pupila entre quadros próximos devido ao reflexo à luz é suave e apresenta uma amplitude baixa quando comparada às diferenças geradas por um erro de segmentação, que varia bruscamente em relação a valores próximos.

Por isso, caso ambos os módulos das diferenças entre $r(n)$ e as médias calculadas fossem maiores que uma variação ε ($|m_e - r(n)| > \varepsilon$ e $|m_d - r(n)| > \varepsilon$), o raio do quadro n era considerado incorreto e substituído pela média de ambas ($r(n) = (m_e + m_d)/2$).

O uso dos valores médios m_e e m_d ao invés de apenas um ponto anterior e um posterior tem o propósito de reduzir a possibilidade de um pequeno nível de ruído ser replicado através do sinal. A correção através da substituição do raio incorreto pela média destes valores torna o novo valor coerente mesmo durante os períodos de contração e dilatação.

Foram usadas duas comparações a fim de não causar a introdução de novos valores errados no sinal. Se fosse calculada uma única média de valores anteriores e posteriores a $r(n)$, realizando apenas uma comparação, não seria possível determinar se o dado incorreto seria o raio $r(n)$ ou estaria entre um dos valores considerados no cálculo. Desta maneira, quando detectada uma grande diferença entre um valor e uma das médias, é necessária a confirmação da outra para que seja identificado um erro.

O uso da distância δ se deve à ocorrência de sequências de quadros com falhas na localização da pupila. Uma piscada de olho, por exemplo, tem a duração maior que o tempo de captura de um quadro, causando erro em mais de um valor de raio. Na Figura 38, pode-se observar que a utilização de valores imediatamente próximos para as comparações tornaria o algoritmo ineficaz nestes casos, já que consideraria outros dados incorretos nas médias, podendo ignorar alguns erros.

Assim, para uma correta detecção e eliminação dos valores atípicos, o parâmetro δ deve ser ajustado de acordo com a metade do número máximo de dados incorretos consecutivos. Deve-se especificar um valor inicial para o parâmetro e aplicar o algoritmo iterativamente, decrementando δ em cada passo, de forma que a cada iteração, sejam reduzidos os erros consecutivos.

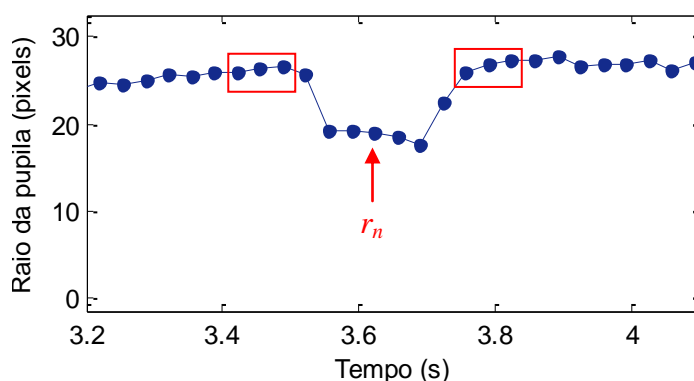


Figura 38 – Valores consecutivos com erro
Fonte: elaborado pelo autor.

Após a correção dos erros nos dados adquiridos, foi aplicado um filtro gaussiano (definido pela Equação 2, na Seção 3.1.1) para remoção de ruídos. O parâmetro de desvio padrão da função, que define o grau de influência de valores próximos na filtragem, foi determinado heurísticamente pela observação da amplitude do ruído a ser removido.

A Figura 39 mostra um gráfico do raio da pupila em função do tempo após o procedimento de detecção e correção de valores incorretos e de filtragem dos dados.

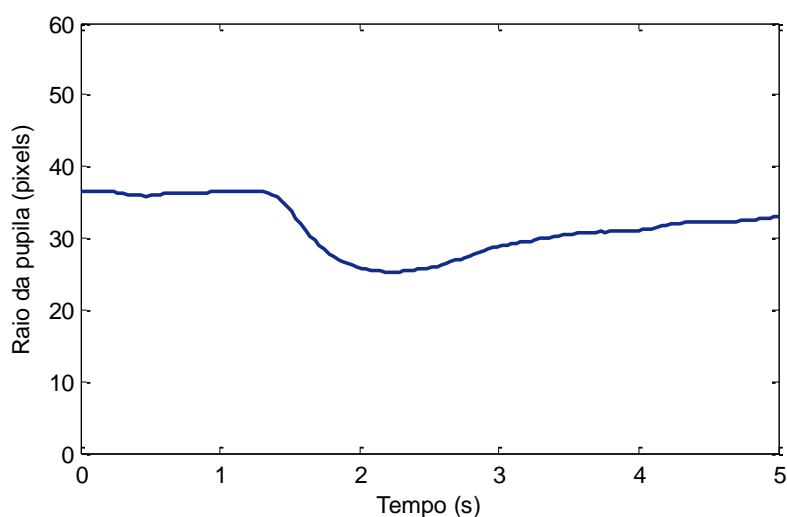


Figura 39 – Gráfico do raio da pupila em função do tempo após correção de erros e filtragem
Fonte: elaborado pelo autor.

4.1.3. Extração de Primitivas

Nos estudos preliminares, foram testadas três primitivas para classificação dos indivíduos, baseadas em trabalhos encontrados na literatura científica (Seção 2.2.1) e escolhidas a partir da observação da variação nos sinais de pupilometria (Figura 40):

- Raio inicial da pupila, antes do disparo do flash (p_1);
- Menor raio para o estímulo aplicado (p_2);
- Tempo de contração, desde o disparo até a máxima contração (p_3);

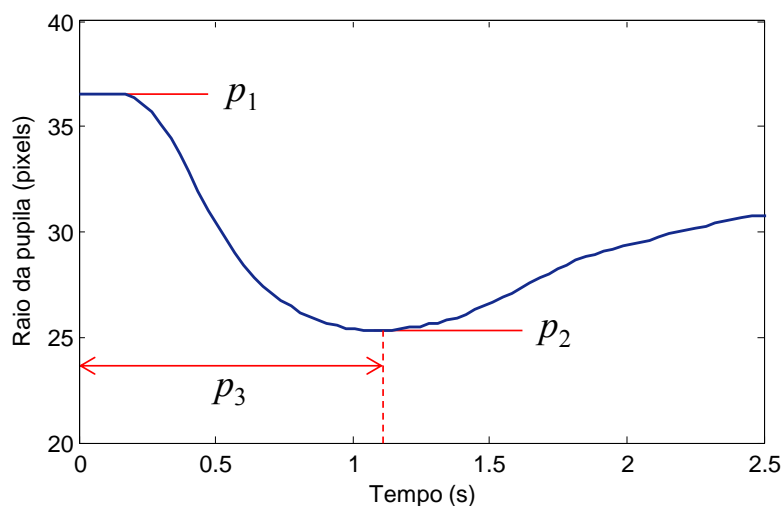


Figura 40 – Primitivas usadas para classificação
Fonte: elaborado pelo autor.

4.1.4. Classificação

A medida usada para comparação foi a soma das distâncias euclidianas. Cada amostra foi comparada à média do grupo através da Equação 40, obtendo uma pontuação de dissimilaridade D .

$$D_i = \sum_{k=1}^3 \sqrt{(p_{k,i} - \bar{p}_k)^2} \quad (40)$$

Para análise da variação interclasse, foram calculadas as distâncias das primitivas p de cada um dos 46 indivíduos i do primeiro conjunto de vídeos em relação à média de todo o grupo \bar{p} .

Usando os dados extraídos da segunda base de vídeos, que representam quatro amostras de cada um dos seis indivíduos, foram calculadas as distâncias de cada vídeo em relação à média da respectiva classe a fim de verificar a variação intraclasse.

Nos testes, a classificação foi baseada na pontuação de dissimilaridade e em um limiar de decisão. Neste caso, um determinado indivíduo é aceito como pertencente a uma classe se a soma das distâncias euclidianas em relação à média dela é menor do que o valor do limiar. Caso contrário, é rejeitado.

4.2. SISTEMA PROPOSTO

Baseado nos resultados preliminares, apresentados posteriormente na Seção 5.1, foi desenvolvida uma metodologia para um sistema biométrico multimodal de autenticação. Para isso, foram montadas duas bases de vídeos, sendo a primeira composta por 50 vídeos de 50 voluntários, sendo um por pessoa, e a segunda por 45 vídeos de 9 indivíduos (5 por pessoa). O procedimento utilizado está descrito no Apêndice C.

Usando as novas bases de dados, foram propostos métodos para o sistema biométrico.

4.2.1. Pré-Processamento

Devido à forma de iluminação utilizada, os vídeos capturados apresentaram pontos de alta intensidade sobre a pupila e, em alguns casos, sobre a íris, devido aos reflexos especulares dos LEDs.

O procedimento utilizado para localização e eliminação destes artefatos é detalhado a seguir.

Para localização dos reflexos, são considerados pertencentes a um artefato os pontos cuja intensidade é maior do que k vezes a dos pontos localizados a uma distância L à esquerda, à direita, acima e abaixo simultaneamente. Neste caso, o pixel e seus vizinhos são substituídos pelo valor mínimo entre todos aqueles localizados a uma distância menor que L .

Embora este processo seja capaz de remover grande parte das regiões centrais dos artefatos, as bordas destes, de menor intensidade, não são totalmente eliminadas, como pode ser observado na Figura 41b. Isto pode impedir a correta determinação do raio da pupila, sobretudo quando este cálculo é baseado nos níveis de intensidades de cinza.

As dimensões dos artefatos restantes tornam a aplicação de um filtro de mediana suficiente para sua eliminação. Este processo é realizado substituindo o valor de cada pixel pela mediana de seus vizinhos próximos, neste caso, até a distância L .

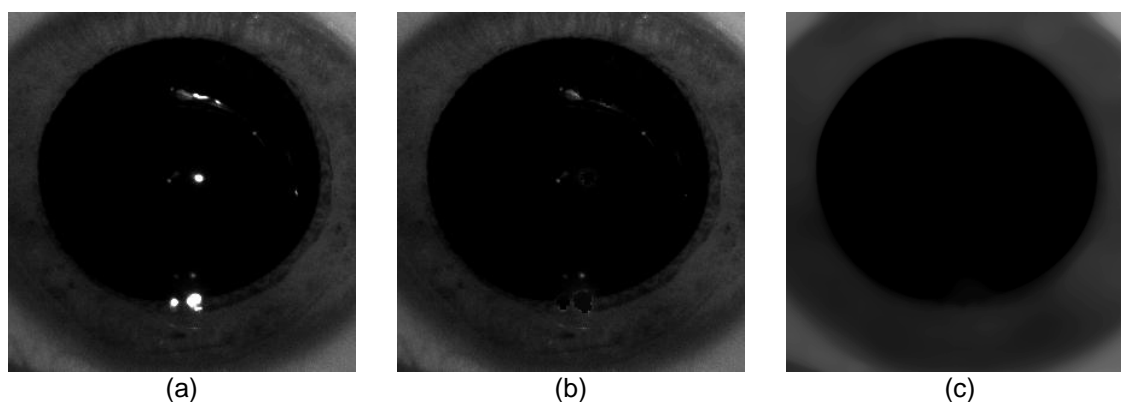


Figura 41 – Processo de remoção de reflexos especulares: (a) imagem original, (b) após substituição dos valores de alta intensidade relativa por baixas intensidades e (c) após aplicação de filtro mediano
Fonte: elaborado pelo autor.

Na Figura 41, pode-se observar o resultado do pré-processamento. Tanto neste passo como nos posteriores, todos os algoritmos de processamento de

imagens foram implementados em linguagem C++, usando a biblioteca OpenCV (BRADSKI, 2000).

O tratamento dos reflexos especulares nesta etapa foi realizado de maneira distinta da utilizada nos testes preliminares (Seção 4.1.1), pois o procedimento anterior mostrou-se ineficiente nos vídeos da nova base de dados. Como ambas as dimensões dos novos vídeos são duas vezes maiores que as dos utilizados na primeira etapa, o tempo de execução do algoritmo nos quadros inviabilizou seu uso neste caso.

Como o maior custo computacional do primeiro algoritmo estava no processo de projeção das intensidades da circunferência ao centro, o método de determinação das posições dos artefatos foi similar ao usado na primeira etapa, apenas a correção destas regiões foi realizada conforme explicado acima.

4.2.2. Pupilometria Dinâmica

O diagrama em blocos do subsistema de biometria baseado nas características do reflexo pupilar à luz é ilustrado na Figura 42.

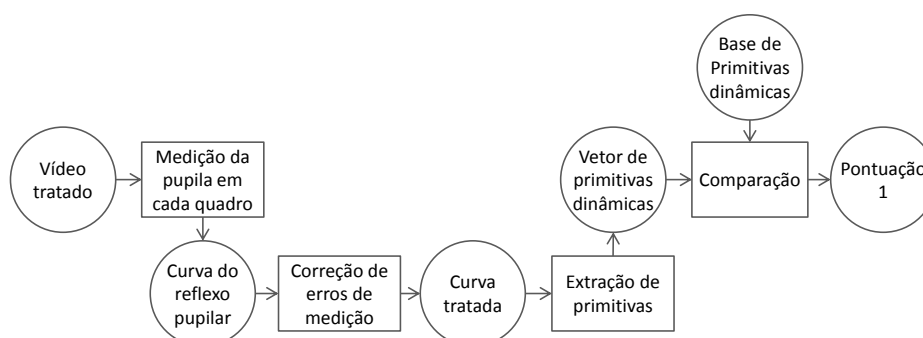


Figura 42 – Subsistema biométrico baseado nas características pupilares dinâmicas
Fonte: elaborado pelo autor.

A primeira etapa, de medição da pupila, é realizada basicamente pela localização da mesma na imagem.

Embora os métodos de segmentação da pupila utilizados nos sistemas de reconhecimento pela íris apresentem resultados bastante exatos, a maioria das técnicas usadas nesses casos é pouco precisa para aplicação em pupilometria dinâmica, apresentando uma variação mínima de 1 pixel do raio da pupila.

Além disso, a complexidade de tais algoritmos costuma tornar o tempo de processamento elevado para ser aplicado a um vídeo, devido à grande quantidade de imagens em sequência.

Nos experimentos realizados por Yuan, Xu e Lin (2005), por exemplo, o algoritmo de Daugman (1994) apresentou um tempo médio de localização da pupila de 4,172 segundos por imagem, enquanto o algoritmo proposto pelos autores realizava o processo em 146 ms, ambos em um computador com processador Intel® Pentium™ 2.4GHz e imagens com dimensões 320 x 280 pixels.

Apesar de este tempo ser considerado baixo para o processamento de uma única imagem, ainda é elevado para um vídeo composto por 240 quadros, amostrados uma vez a cada 16,67 ms.

Por esses motivos, foi desenvolvido um método específico de segmentação para pupilometria dinâmica, explicado a seguir.

4.2.2.1. Medição da pupila

O processo adotado para medição da pupila segue quatro etapas principais, conforme ilustrado na Figura 43.

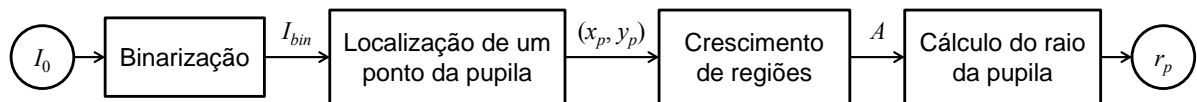


Figura 43 – Medição da pupila
Fonte: elaborado pelo autor.

Para uma dada imagem I de um olho, $I(x, y)$ representa o nível de intensidade de cinza do pixel na posição horizontal x e vertical y . Aplica-se inicialmente o algoritmo de remoção de artefatos descrito na Seção 4.2.1, obtendo uma imagem filtrada I_0 .

Em seguida, esta imagem é binarizada através de um processo de limiarização invertida:

$$I_{bin}(x, y) = \begin{cases} 0, & I_0(x, y) > l \\ 1, & I_0(x, y) \leq l \end{cases} \quad (41)$$

Na Equação 41, l representa um valor de limiar. Deve-se utilizar um valor baixo, de aproximadamente 5% do valor de máxima intensidade de cinza. A Figura 44 mostra o resultado deste processo.

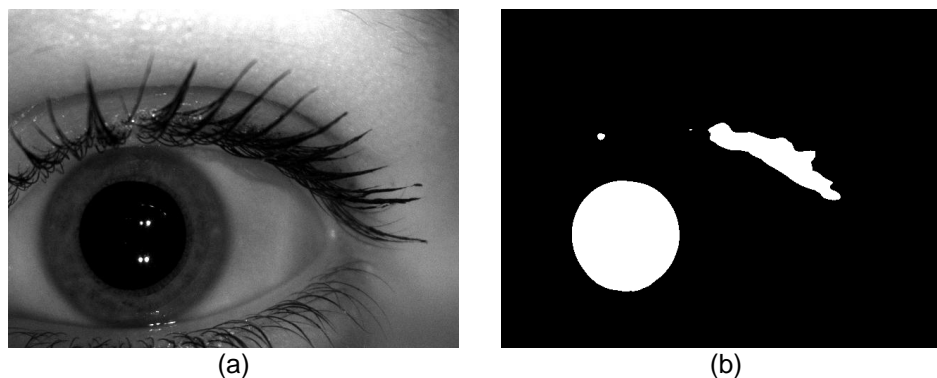


Figura 44 – (a) Imagem original e (b) binarizada por limiarização invertida após o processo de remoção de artefatos
Fonte: elaborado pelo autor.

A partir da imagem binária, estimam-se as coordenadas do centro da pupila (x_p, y_p) de modo análogo ao método de Ma et al (2004), porém, por utilizar um valor 1 para pontos de baixa intensidade e 0 para alta, buscam-se os valores de máxima soma.

$$x_p = \arg \max_x \left(\sum_y I_{bin}(x, y) \right) \quad (42)$$

$$y_p = \arg \max_y \left(\sum_x I_{bin}(x, y) \right) \quad (43)$$

A Figura 45 mostra como os valores de máximos somatórios das Equações 42 e 43 podem indicar as coordenadas do centro da pupila.

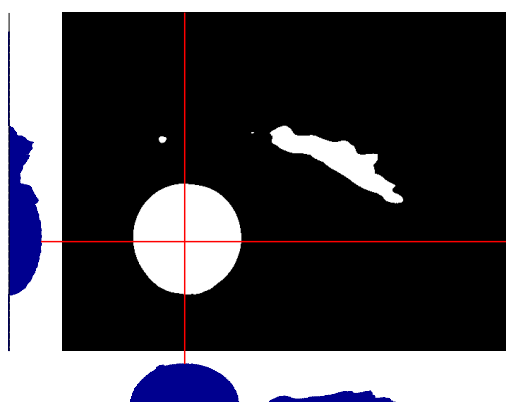


Figura 45 – Estimação do centro da pupila pelas coordenadas de máximo somatório
Fonte: elaborado pelo autor.

O uso da binarização tem três finalidades importantes: primeiro, para reduzir o tempo computacional, já que os somatórios de valores de linhas e colunas resumem-se em uma contagem. Em segundo lugar, para impedir que uma região de

alta intensidade acima ou abaixo da pupila, como a pálpebra iluminada, mascare os valores de somatório das respectivas colunas.

Por fim, a diferenciação em apenas dois níveis permite uma primeira verificação do tamanho da pupila, reduzindo a possibilidade de erros de segmentação.

Em alguns casos, regiões da imagem correspondentes aos cílios ou às bordas laterais também apresentam intensidades muito baixas e dimensão maior que a da pupila. Nestas situações, uma simples aplicação das Equações 42 e 43 levaria a um posicionamento incorreto do centro da pupila.

O uso da limiarização invertida permite a obtenção de estimativas da largura e da altura da pupila que, por apresentar forma circular, devem ser muito próximas. Assim, para garantir que as coordenadas encontradas pertençam ao interior da pupila, calcula-se a razão entre os somatórios máximos entre colunas e linhas, que deve ser aproximadamente unitária:

$$Q = \frac{\max_y \left(\sum I_{bin}(x, y) \right)}{\max_x \left(\sum I_{bin}(x, y) \right)} \quad (44)$$

Caso a relação Q seja maior que 20% além da unidade, descarta-se a coluna com maior somatório e busca-se o próximo valor máximo. Caso seja menor que 20% abaixo de 1, descarta-se a linha. Este procedimento é repetido até que nenhuma das condições citadas seja satisfeita.

As coordenadas (x_p, y_p) encontradas não precisam corresponder exatamente ao centro da pupila, desde que estejam no interior da mesma. Isto porque o ponto localizado nesta posição em I_{bin} é usado como semente para aplicação da técnica de crescimento de regiões (SHAPIRO; STOCKMAN, 2001).

Em uma imagem binária, a partir de uma semente (x_0, y_0) , cada ponto vizinho $(x_0 + 1, y_0)$, $(x_0 - 1, y_0)$, $(x_0, y_0 + 1)$ e $(x_0, y_0 - 1)$ é adicionado à região se seu valor de intensidade é igual ao da mesma, e passa a ser uma nova semente.

A Figura 46 mostra, em branco, a pupila segmentada pelo processo de crescimento de regiões. A quantidade de pixels pertencentes a essa região corresponde à sua área A .

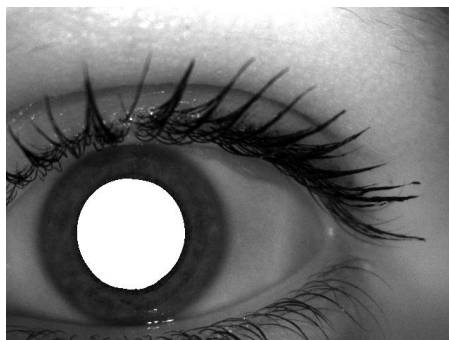


Figura 46 – Área da pupila segmentada por crescimento de regiões
Fonte: elaborado pelo autor.

Considerando a pupila como um círculo, podem-se determinar as coordenadas de seu centro pelo centroide da região encontrada, e seu raio r_p a partir da área A da mesma:

$$r_p = \sqrt{\frac{A}{\pi}} \quad (45)$$

A Equação 45 fornece um valor de raio com alta precisão. Uma mínima variação no tamanho da pupila que ocasione a redução de apenas 1 pixel em sua área pode ser detectado através deste método e refletido em uma variação no valor do raio.

Como em um vídeo de pupilometria a posição do centro da pupila varia muito pouco entre quadros consecutivos, as coordenadas finais encontradas em uma imagem são usadas como semente na seguinte. Dessa forma, a etapa inicial de determinação de um ponto no interior da pupila não precisa ser executada a partir do segundo quadro do vídeo, reduzindo o custo computacional.

Da mesma forma que nos estudos preliminares, alguns quadros apresentaram erros de localização, na maioria dos casos devido a piscadas do olho. Os erros de medição foram corrigidos usando o mesmo algoritmo.

A Figura 47 mostra exemplos da determinação de posição e raio da pupila em diferentes imagens.

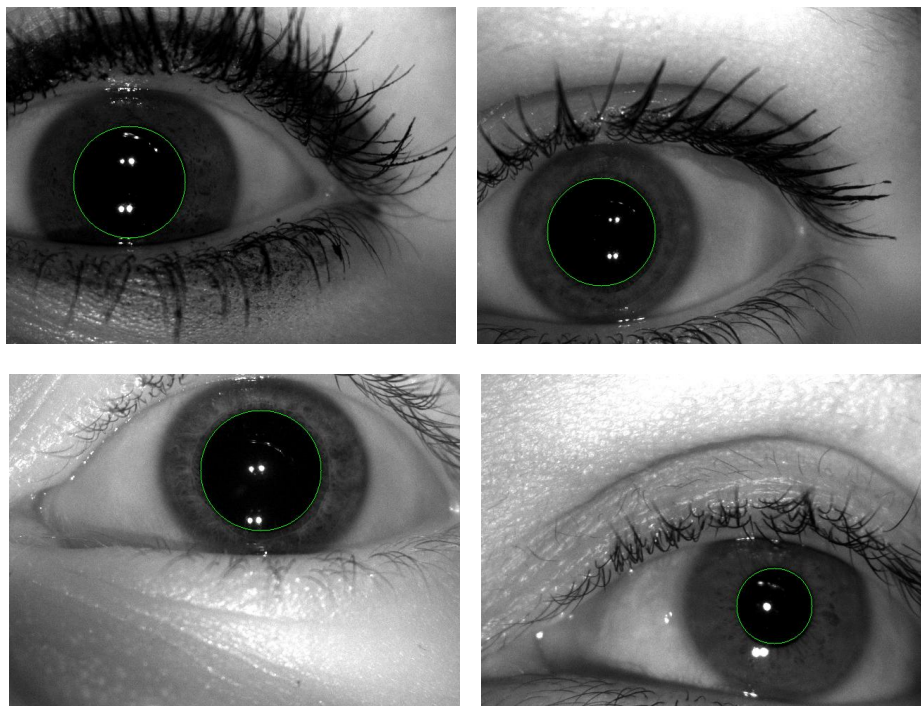


Figura 47 – Localização da pupila pelo método baseado em crescimento de regiões
Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.2.2. Extração de primitivas

Além dos raios da pupila, foi também determinado o raio da íris, conforme explicado na Seção 4.2.3.1. Todos os valores de raio da pupila foram então normalizados em função dos raios da íris:

$$r_p'(t) = \frac{r_p(t)}{r_i(t)} \quad (46)$$

Na Equação 46, $r_p(t)$ é o valor do raio da pupila, $r_i(t)$ é o raio da íris e $r_p'(t)$ é o valor normalizado no instante t .

Foram extraídas as seguintes características dos sinais de pupilometria: tempo de latência t_L ; tempo de contração t_C ; tempo de recuperação t_R ; raio inicial da pupila r_0 ; raio mínimo para o estímulo aplicado r_{min} ; velocidade média de contração v_C ; velocidade média de recuperação v_R .

Em alguns casos não houve uma recuperação de 50% da amplitude de contração após os três segundos de gravação. Por isso, o valor de referência para o tempo de recuperação foi de 25% da amplitude Δr .

A Figura 48 ilustra graficamente as primitivas extraídas dos sinais de pupilometria.

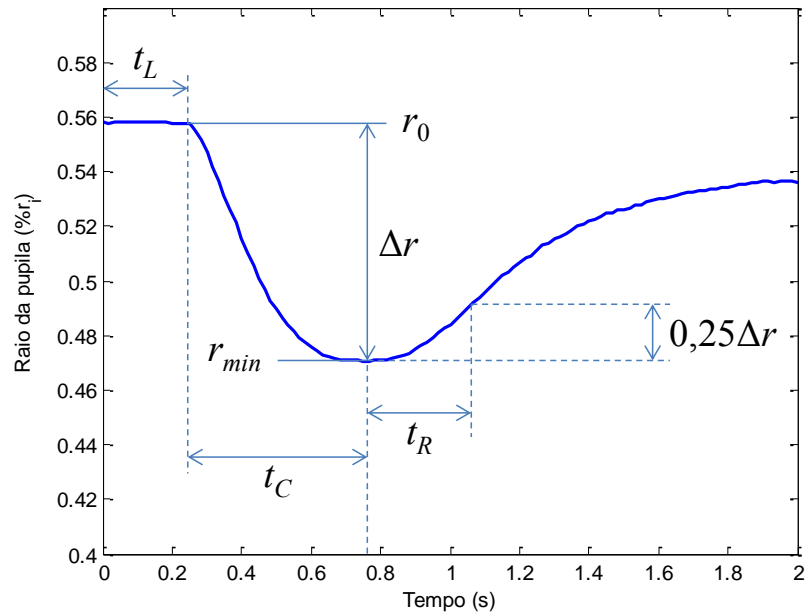


Figura 48 – Primitivas extraídas do sinal de pupilometria
Fonte: elaborado pelo autor

As Equações 47 a 53 foram usadas para a obtenção das características, sendo $r_p'(t)$ a razão entre o raio da pupila e o raio da íris no instante t .

O raio inicial e o mínimo são dados por:

$$r_0 = r_p'(0) \quad (47)$$

$$r_{\min} = \min(r_p'(t)) \quad (48)$$

O tempo de latência foi determinado pelo método de Bergamin e Kardon (2003). Os autores definem este parâmetro como o tempo no qual a aceleração da pupila é mínima:

$$t_L = \arg \min_t \left(\frac{d^2 r_p'(t)}{dt^2} \right) \quad (49)$$

O tempo de contração é contado a partir do tempo de latência, até o instante em que o raio da pupila é mínimo.

$$t_C = \arg \min_t (r_p'(t)) - t_L \quad (50)$$

O tempo de recuperação é o menor valor de t , após $t_C + t_L$, no qual o raio da pupila é maior que 25% da amplitude de contração.

$$t_R = \min(t) - t_C \ni \{t > t_C; r_p'(t) > 0,25(r_0 - r_{\min}) + r_{\min}\} \quad (51)$$

As velocidades de contração e de recuperação são dadas pela relação entre a amplitude e a duração dos respectivos movimentos.

$$v_C = \frac{r_0 - r_{\min}}{t_C} \quad (52)$$

$$v_R = \frac{0,25(r_0 - r_{\min})}{t_R} \quad (53)$$

Como várias dessas expressões são correlacionadas, foram escolhidas aquelas capazes de representar a maior quantidade de informação, evitando valores redundantes. Baseado na análise da variabilidade dos dados, foram selecionadas como primitivas r_0 , r_{\min} , v_C e v_R . O tempo de contração t_C , usado nos testes preliminares, está implícito na velocidade de contração.

Devido às diferenças de ordem de grandeza dos valores absolutos das primitivas, os dados foram normalizados. O vetor de primitivas foi montado conforme a Equação 54:

$$P = (r_0', r_{\min}', v_C', v_R') \quad (54)$$

Os parâmetros r_0' , r_{\min}' , v_C' e v_R' representam as respectivas primitivas normalizadas. Foi utilizado o processo de normalização pela soma dos elementos, no qual cada conjunto de dados tem seus valores escalados de modo que seu somatório seja unitário.

Assim, para a normalização de r_0 , por exemplo, utiliza-se a Equação 55, onde $r_0(i)$ representa o raio inicial da pupila no vídeo i , e n é o total de vídeos na base de dados. Para normalizar as outras primitivas, segue-se o mesmo procedimento.

$$r_0'(i) = \frac{r_0(i)}{\sum_{j=1}^n r_0(j)} \quad (55)$$

A normalização pela soma foi adotada após testes realizados utilizando diferentes métodos, a fim de determinar o mais adequado para estes conjuntos de dados. As técnicas avaliadas são descritas no Apêndice B, bem como os resultados dos testes.

4.2.2.3. Classificação

A dissimilaridade entre amostras foi medida através da distância euclidiana entre os vetores de primitivas. Para dados indivíduos a e b , D_{pupila} representa o grau de distinção entre suas amostras de reflexo pupilar:

$$D_{pupila} = \sqrt{\sum_{i=1}^4 (p_{i,a} - p_{i,b})^2} \quad (56)$$

A classificação é realizada pela comparação com um limiar de decisão, determinado de forma a minimizar a EER, conforme será explicado no Capítulo 5.

Se o grau de diferença entre os vetores é maior que o limiar, o sujeito é rejeitado. Caso contrário, consideram-se as amostras como pertencentes a um mesmo indivíduo.

4.2.3. Identificação pela Íris

Além da pupilometria dinâmica, foi utilizada também a textura da íris para reduzir a taxa de erros de identificação. Para isso, foi utilizada apenas a imagem do quadro do vídeo que apresentou o menor raio da pupila, garantindo uma maior área de textura da íris.

O subsistema de biometria baseado na textura da íris é representado pelo diagrama em blocos da Figura 49.

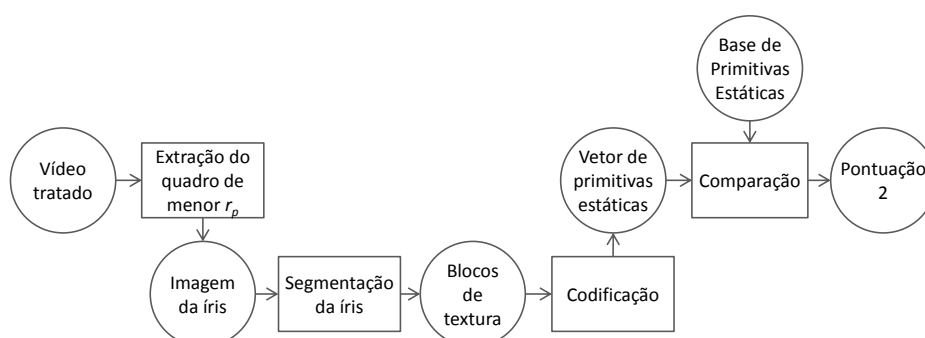


Figura 49 – Subsistema biométrico baseado nas características estáticas da íris
Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.3.1. Segmentação da íris

Para poder extrair as características da textura da íris, foi necessário também determinar sua localização na imagem. Para isso, foi usada uma simplificação do método descrito por Ferrari (2008). As principais etapas desse método estão representadas no diagrama da Figura 50:

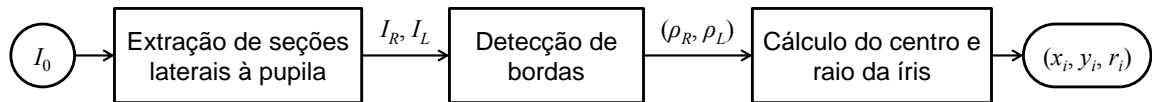


Figura 50 – Segmentação da íris
Fonte: elaborado pelo autor.

Definindo o centro da pupila como origem de coordenadas polares na imagem pré-processada, $I_0(\rho, \theta)$ representa a intensidade de um pixel localizado a uma distância ρ por um ângulo θ . Duas regiões laterais, definidas pelas Equações 57 e 58, têm suas coordenadas polares mapeadas em blocos retangulares I_R e I_L , respectivamente. Para evitar uma possível interferência da borda da pupila, as regiões têm início a partir de um raio 20% maior que o raio da pupila. Considerando que nenhuma imagem deva possuir uma íris com raio maior que um terço de sua altura h , utiliza-se este valor como limite máximo da região.

$$I_R \left\{ \begin{array}{l} 1,2r_p < \rho < \frac{h}{3} \\ -\frac{\pi}{8} < \theta < \frac{\pi}{8} \end{array} \right. \quad (57)$$

$$I_L \left\{ \begin{array}{l} 1,2r_p < \rho < \frac{h}{3} \\ \frac{7\pi}{8} < \theta < \frac{9\pi}{8} \end{array} \right. \quad (58)$$

Para detecção da borda da íris, cada bloco é derivado em ρ , através da aplicação de um operador de Scharr vertical (SCHARR, 2007), usando a Equação 59:

$$G = \begin{bmatrix} +3 & +10 & +3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} * I \quad (59)$$

Na Figura 51, destacam-se as regiões utilizadas, seus respectivos mapeamentos e derivações.

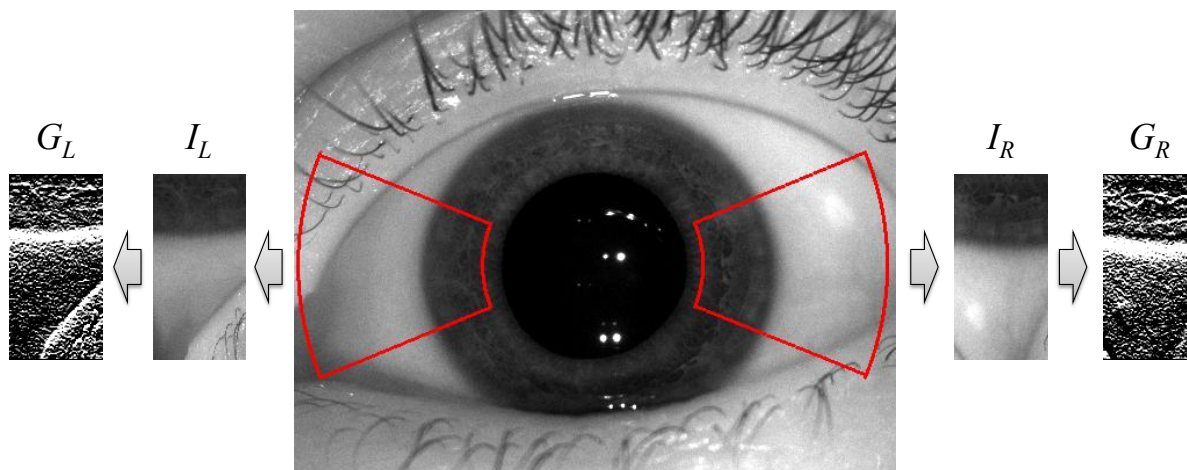


Figura 51 – Extração de blocos retangulares a partir de regiões laterais à pupila e detecção de bordas usando o operador de Scharr
Fonte: elaborado pelo autor.

Para encontrar a borda da íris, determinam-se as linhas que apresentam o maior somatório de níveis de intensidade nos blocos G_R e G_L (Equações 60 e 61):

$$\rho_R = \arg \max_{\rho} \left(\sum_{\theta} G_R(\rho, \theta) \right) \quad (60)$$

$$\rho_L = \arg \max_{\rho} \left(\sum_{\theta} G_L(\rho, \theta) \right) \quad (61)$$

A Figura 52 ilustra os valores de raio encontrados em cada bloco e sua aplicação na determinação do raio da íris.

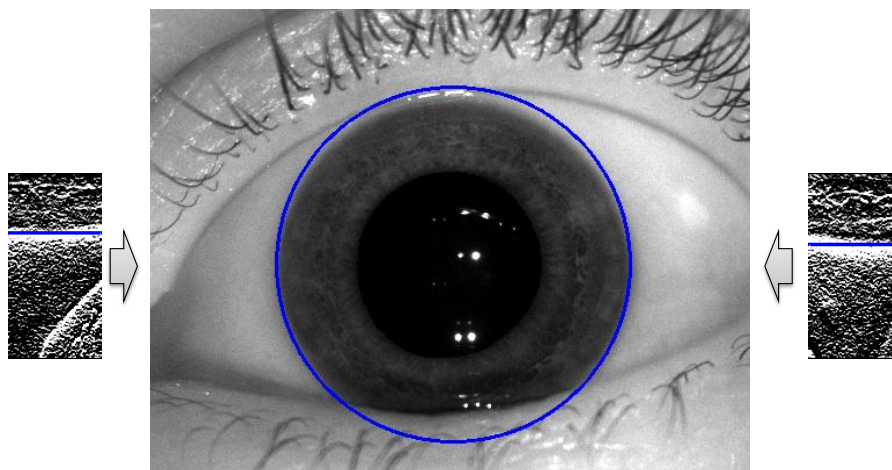


Figura 52 – Determinação do raio da íris
Fonte: elaborado pelo autor.

Os parâmetros da íris são calculados pelas Equações 62, 63 e 64:

$$x_i = x_p + \left(\frac{\rho_R - \rho_L}{2} \right) \quad (62)$$

$$y_i = y_p \quad (63)$$

$$r_i = \frac{\rho_R + \rho_L}{2} \quad (64)$$

Como há muitos casos em que a íris é obstruída pelos cílios, pálpebras ou reflexos especulares, dificilmente consegue-se obter uma amostra completa de sua textura. Para evitar a necessidade de localização das regiões inválidas, apenas duas seções da íris foram usadas para codificação, correspondentes à mesma variação de ângulo de $-\pi/8$ a $\pi/8$ em relação ao eixo horizontal da imagem, à esquerda e à direita da pupila (Figura 53). Esta faixa foi escolhida porque a maioria dos casos de obstrução ocorre nas partes superiores e inferiores da íris, raramente afetando as regiões laterais.

O pupilômetro utilizado para a aquisição da imagem impede uma alta variação angular de posicionamento do olho, devido à sua forma de encaixe no rosto do voluntário. Ainda assim, um algoritmo de deslocamento do código da íris aplicado na etapa de comparação (Seção 4.2.3.3) compensa pequenas variações que possam ocorrer. Dessa forma, torna-se desnecessária a determinação de um eixo relativo ao olho.

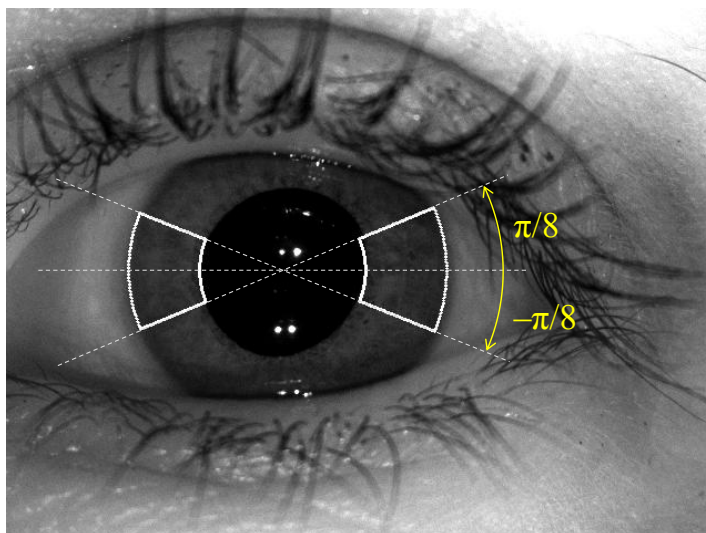


Figura 53 – Regiões da íris extraídas para codificação
Fonte: elaborado pelo autor.

Cada faixa tem suas coordenadas polares mapeadas em um bloco retangular, cuja largura representa o ângulo θ em relação ao eixo horizontal e a altura corresponde à distância ρ ao centro da pupila. Estes, por sua vez, têm seus histogramas de níveis de cinza equalizados individualmente. Esta operação distribui uniformemente as intensidades dos pixels em toda a escala de cinza.

A Figura 54 mostra os blocos de textura da íris de um indivíduo antes e após a equalização do histograma.

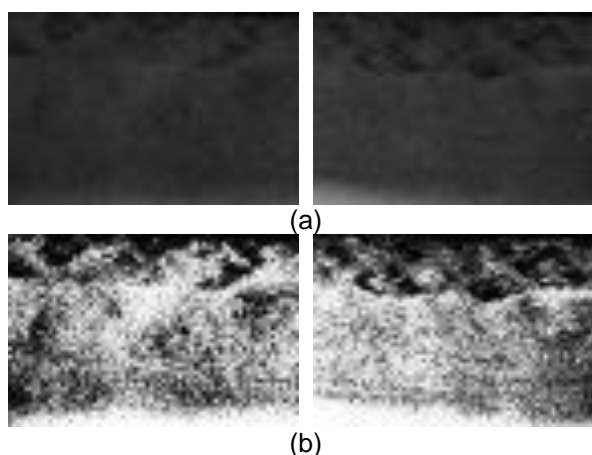


Figura 54 – Blocos de textura da íris de um indivíduo: (a) antes e (b) após a equalização do histograma de intensidades
Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.3.2. Codificação

A codificação da íris foi realizada pelo método de Daugman (2004), porém a transformada *wavelet* foi aplicada apenas nos blocos selecionados, conforme explicado anteriormente.

Baseado na implementação de Boyd et al (2010), adotam-se os seguintes critérios para a aplicação da transformada Gabor 2D (Equações 3 e 4): utilizam-se apenas filtros quadrados; a frequência *wavelet* ω é ajustada de forma que cada um compreenda 1,5 período de onda e os parâmetros de escala são especificados de modo que a gaussiana atinja $1/9$ nos centros das bordas da *wavelet*.

Assim, para um filtro de dimensão d , os parâmetros de escala α e β , e a frequência *wavelet* ω são dados pela Equação 65:

$$\alpha = \beta = \frac{d}{\sqrt{\ln 9}}, \quad \omega = \frac{3\pi}{d} \quad (65)$$

A Figura 55 mostra a forma da *wavelet* bidimensional utilizada, dividida em suas componentes real e imaginária.

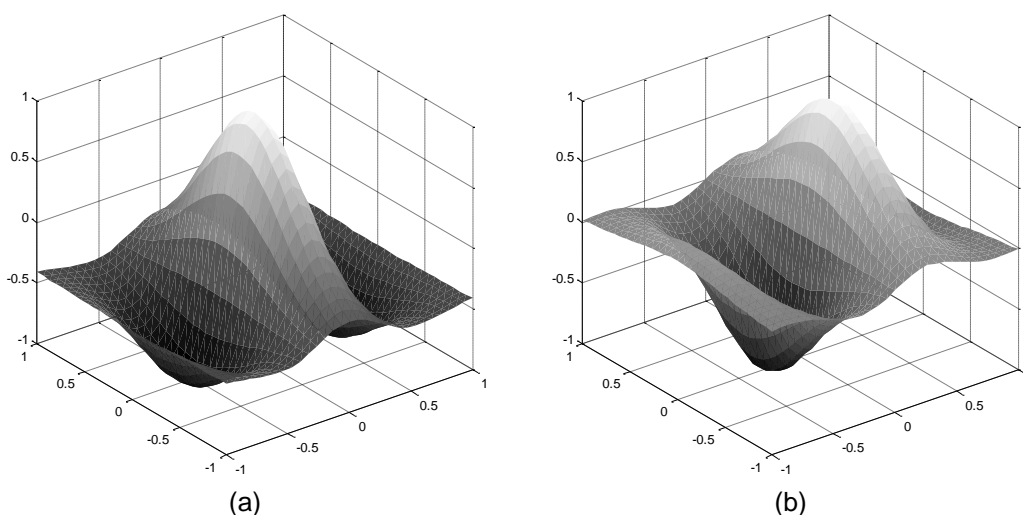


Figura 55 – (a) Parte real e (b) imaginária do filtro Gabor 2D utilizado
Fonte: elaborado pelo autor.

Como Daugman (2004) propõe uma quantidade de 1024 filtros para a íris completa, mas não descreve suas posições, foram distribuídas diferentes quantidades nos blocos usados. As dimensões dos filtros variam de modo a representar informações presentes em componentes de alta e de média frequências espaciais.

Ao final, cada imagem de íris é representada por um vetor binário de n posições, sendo n igual a quatro vezes (2 blocos \times 2 bits por filtro) o número de filtros usados por bloco, e dado pela Equação 66, onde q_c representa a quantidade

de posições horizontais e q_l a quantidade de posições verticais nas quais os filtros são distribuídos.

$$n = 4 \cdot q_c \cdot q_l \quad (66)$$

4.2.3.3. Classificação

A comparação entre os vetores de primitivas estáticas da íris foi realizada pela distância de Hamming.

A distância entre o indivíduo a , e o indivíduo b é, portanto, dada pela contagem das diferenças ao longo das n posições do vetor de primitivas p e posterior divisão pelo número total de bits. A diferença entre cada posição é dada pela operação XOR. Assim, a distância D_{iris} é calculada pela Equação 67:

$$D_{iris} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_{i,a} \oplus p_{i,b}) \quad (67)$$

Para melhorar a eficiência do algoritmo, foi utilizado também o recurso de deslocamento de bits, que permite identificar uma pessoa caso a íris seja posicionada em diferentes ângulos de rotação. Neste caso, cada lado da íris é deslocado individualmente, e a comparação é feita apenas entre os bits que correspondem a ângulos válidos, descartando o restante, conforme ilustrado na Figura 56.

A distância final é dada pelo menor valor encontrado após 10 deslocamentos positivos e negativos.

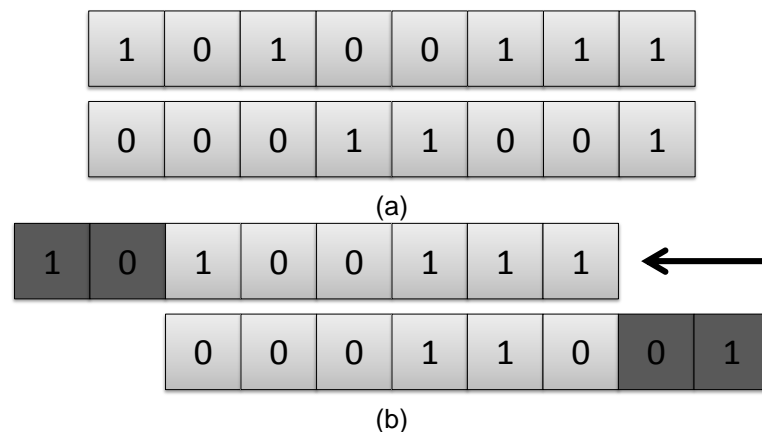


Figura 56 – (a) Vetores a serem comparados em suas posições originais, (b) deslocamento de duas posições. Os elementos escuros indicam bits descartados

Fonte: elaborado pelo autor.

Da mesma forma que o reflexo pupilar, a decisão no caso da identificação pela íris é tomada a partir de uma comparação com um limiar, determinado pelo valor no qual a taxa de erros iguais é mínima.

4.2.4. Fusão

Para aproveitar a possibilidade de discriminação das duas medidas biométricas em um sistema multimodal e, com isso, melhorar o desempenho da classificação, considerou-se mais adequada a fusão em nível de pontuação. Isto porque o grau de singularidade das características do reflexo pupilar não é alto o suficiente para ser combinado em nível de decisão, isto é, para confirmar ou refutar o resultado de outro método de autenticação. Além disso, as diferentes naturezas dos dados impossibilita a fusão em nível de primitiva.

A combinação de pontuações também não mascara diferenças em qualquer dos vetores de primitivas. Isto é, ainda que duas texturas de íris sejam muito próximas, o classificador pode diferenciá-las caso as primitivas dinâmicas apresentem grande diferença.

Como as pontuações geradas em ambos os subsistemas estão associadas a um grau de dissimilaridade entre vetores, a técnica utilizada para a fusão foi baseada na combinação das duas pontuações D_{pupila} e D_{iris} através de uma equação para a decisão. Os resultados e discussão a respeito deste procedimento são explicados em detalhes no Capítulo 5.

5. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

5.1. ESTUDOS PRELIMINARES

Conforme descrito na Seção 4.1, foram realizados testes preliminares a fim de testar a possibilidade de uso das características do reflexo pupilar em um sistema de verificação de identidade.

Nesta etapa, foram utilizadas duas bases de vídeos capturados no trabalho de Ferrari (2008), sendo uma das bases composta por vídeos de 46 voluntários (um por pessoa) e a outra composta por 24 vídeos de 6 voluntários (4 por indivíduo).

Através das informações de distância obtidos nos dois grupos de vídeos, foram determinadas as taxas de falsa aceitação (FAR) e falsa rejeição (FRR).

O gráfico da Figura 57 mostra a FAR e a FRR em função do limiar de decisão. O cruzamento de ambas indica uma taxa de erros iguais (EER) de 16,7% com um limiar de 3,45.

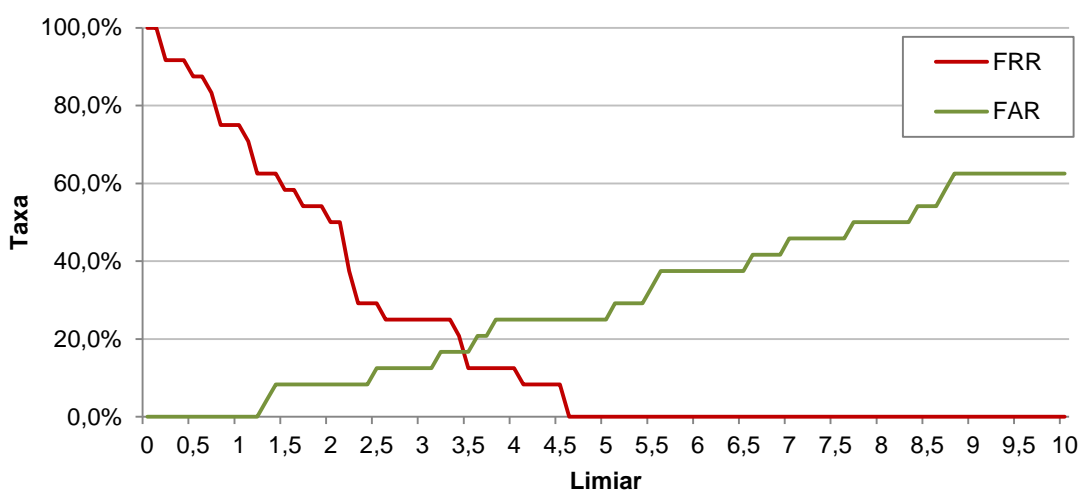


Figura 57 – Taxas de falsa aceitação e falsa rejeição preliminares para primitivas dinâmicas da pupila
Fonte: elaborado pelo autor

Verificou-se que, embora os valores de FAR, FRR e EER indiquem que as características pupilares dinâmicas não apresentam um alto grau de singularidade isoladamente, as variações intraclasse e interclasse podem permitir o uso da pupilometria como fonte de informação adicional para identificação biométrica.

Após esta constatação, foram realizados novos testes e ajustes para melhorar o desempenho desta classificação. Em seguida, foram feitos experimentos para a proposta de um sistema biométrico multimodal.

5.2. BASE DE DADOS

Foram utilizadas duas bases de dados para os experimentos do sistema proposto. O Apêndice C descreve a metodologia utilizada para a obtenção dos vídeos. As imagens foram capturadas do olho esquerdo de voluntários com média de idade de 25,97 anos e desvio padrão 12,91, sendo 64,4% destes do sexo masculino e 35,6% do sexo feminino, recrutados aleatoriamente.

A primeira base, composta por 50 vídeos, representa 50 indivíduos diferentes, e foi usada para análise da variação interclasse. A outra, composta por 45 vídeos de 9 pessoas, sendo cinco de cada, foi usada para avaliar a variação intraclasse.

A Figura 58 mostra quatro imagens de diferentes pessoas, pertencentes à primeira base de dados. Já a Figura 59 apresenta imagens de um mesmo indivíduo, capturadas em diferentes dias e pertencentes à segunda base.

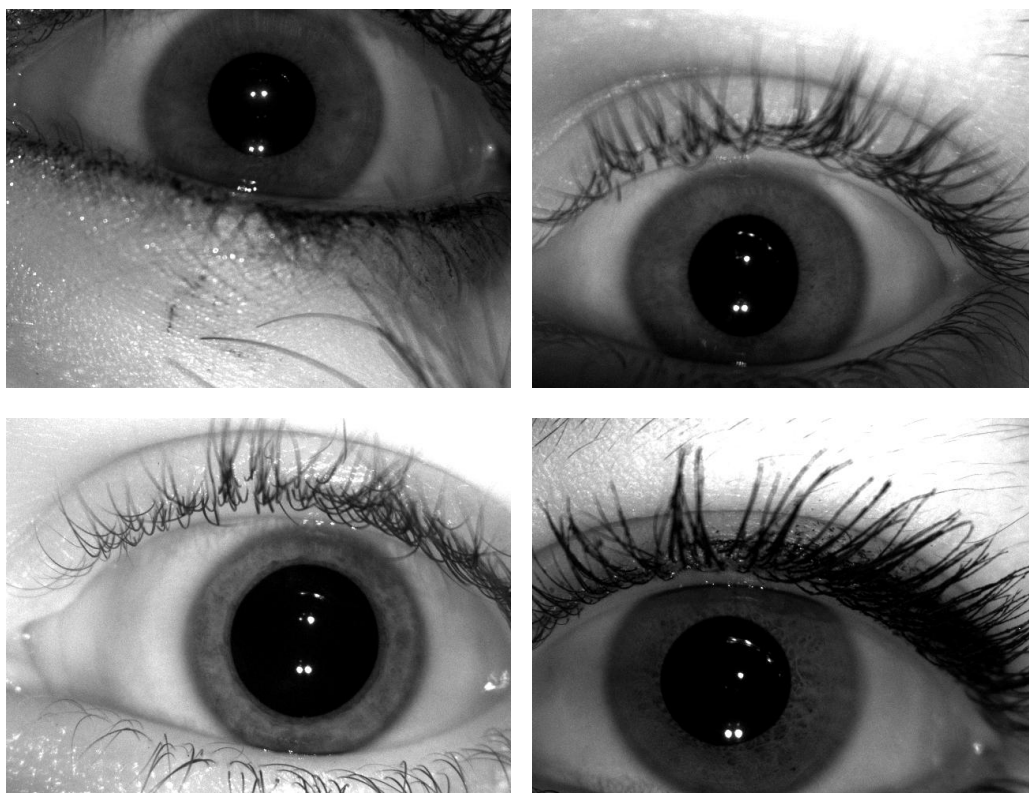


Figura 58 – Exemplos da primeira base de dados: cada amostra representa um indivíduo
Fonte: elaborado pelo autor.

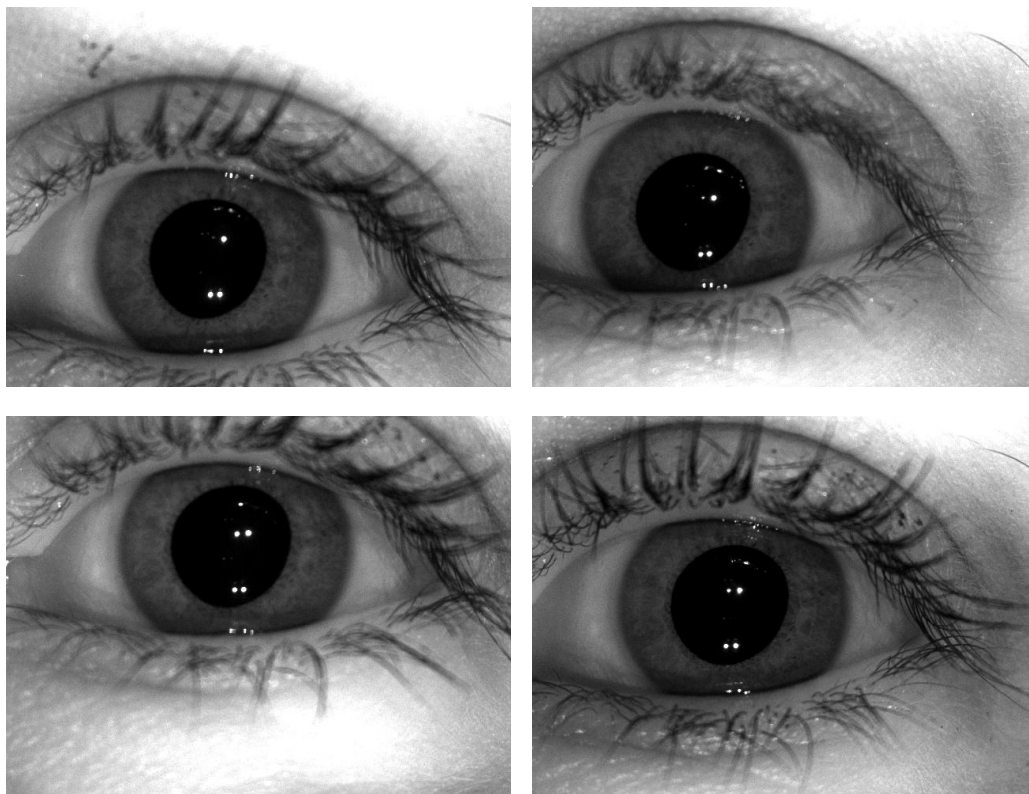


Figura 59 – Exemplos da segunda base de dados, capturados de um mesmo indivíduo em diferentes dias

Fonte: elaborado pelo autor.

5.3. SISTEMA PROPOSTO

A princípio, os métodos de comparação por características dinâmicas da pupila e estáticas da íris foram aplicados separadamente, a fim de verificar o desempenho individual de cada grupo de primitivas.

Usando os métodos de extração de primitivas e de comparação descritos na Seção 4.2, cada um dos 50 vídeos do primeiro conjunto foi comparado a todos os outros 49, totalizando 1225 comparações ($(50 \times 49) / 2$), equivalentes a tentativas de acesso de impostores a um sistema biométrico.

Na segunda base de dados, cada um dos 5 vídeos de um indivíduo foi comparado aos outros 4 correspondentes ao mesmo voluntário, resultando em 90 comparações ($(5 \times 4) / 2 \times 9$ indivíduos), que simulam um acesso autêntico por meio do sistema biométrico.

5.3.1. Processamento das Características Dinâmicas

Após a extração das primitivas do reflexo pupilar, observou-se que a distribuição estatística das distâncias D_{pupila} entre vetores apresentava uma assimetria positiva (Figura 60), o que poderia dificultar a fusão com as pontuações da íris, que apresentam distribuição binomial (DAUGMAN, 2004).

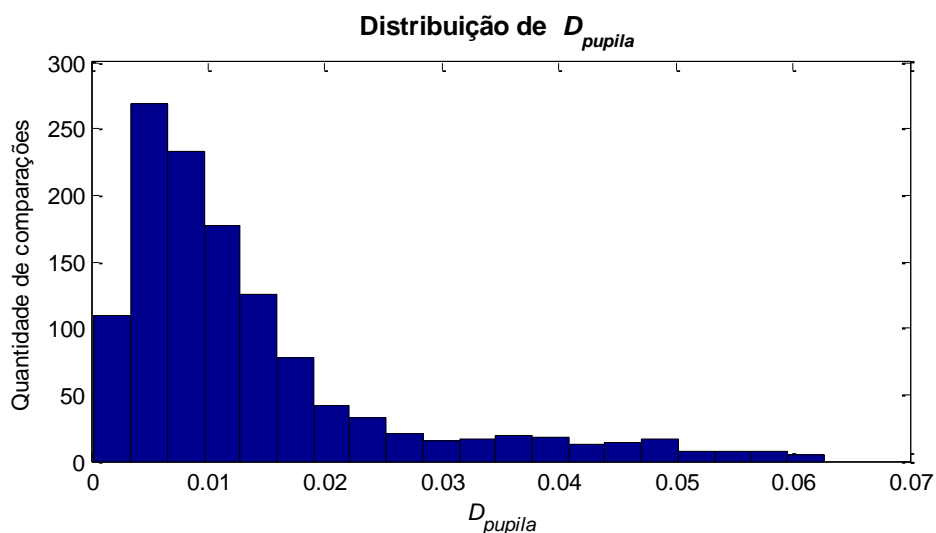


Figura 60 – Distribuição das distâncias entre vetores de primitivas da pupila
Fonte: elaborado pelo autor.

Para reduzir esse problema, as pontuações para esta modalidade foram normalizadas pelo método logarítmico, de modo a aproximar sua distribuição de uma curva simétrica (Figura 61). Assim, ao invés de utilizar diretamente a pontuação de dissimilaridade D_{pupila} , a classificação foi baseada em seu logaritmo.

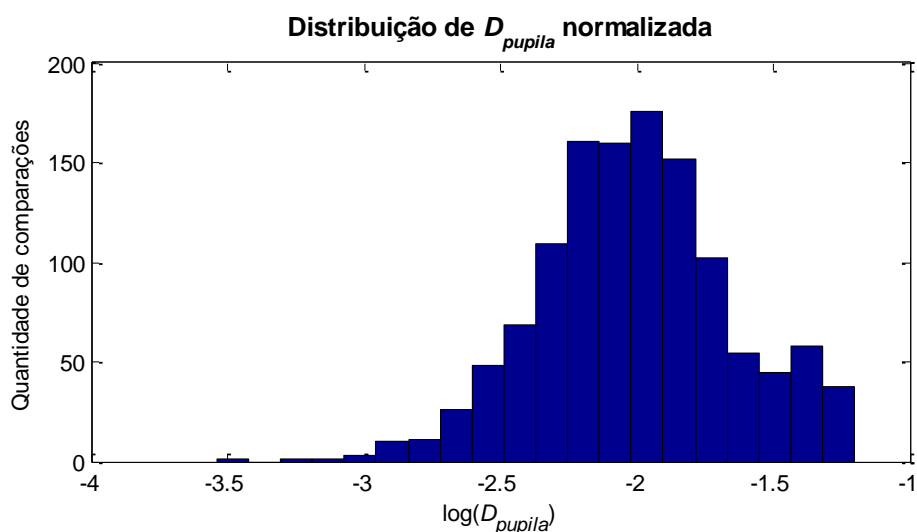


Figura 61 – Distribuição das pontuações normalizadas para primitivas dinâmicas
Fonte: elaborado pelo autor.

Para avaliar o desempenho do classificador, foram observadas as taxas de erros para diferentes valores de limiar. Variando o limiar dentro de toda a faixa de distribuição de pontuações, foram testados os percentuais de comparações de impostores que seriam aceitos, e de autênticos rejeitados, obtendo, respectivamente, as taxas de falsa aceitação (FAR) e de falsa rejeição (FRR).

Com isso, foi obtida também a taxa de erros iguais (EER), no caso em que os valores de ambas as taxas foram os mesmos. Para os experimentos realizados, a EER foi de 13,88% usando apenas as características dinâmicas.

As Figuras 62 e 63 mostram os gráficos de FAR, FRR e a curva ROC para o uso individual do método de autenticação pelo reflexo pupilar.

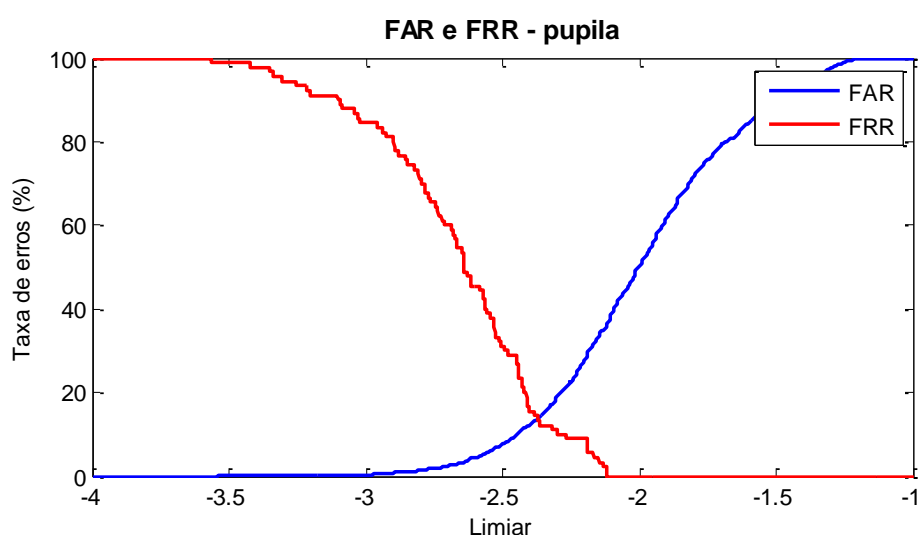


Figura 62 – FAR e FRR para autenticação através do reflexo pupilar
Fonte: elaborado pelo autor.

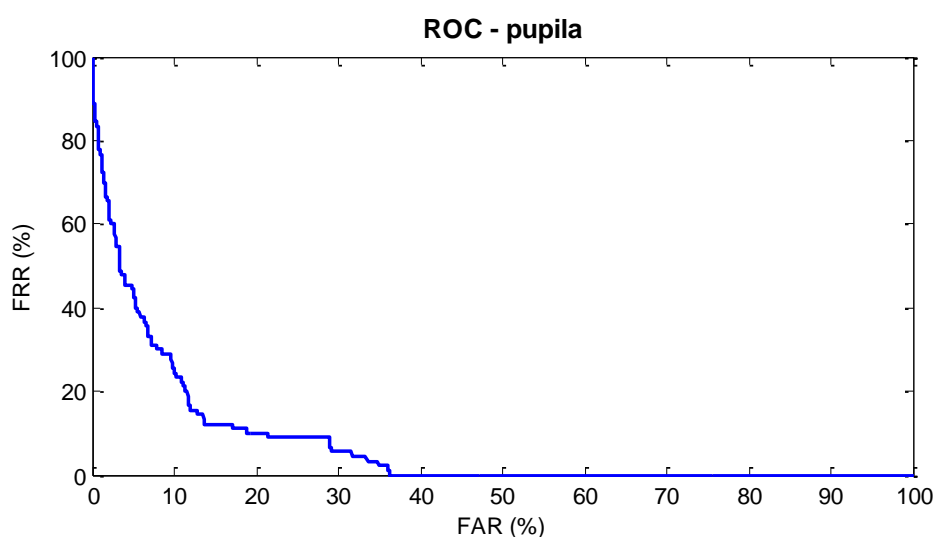


Figura 63 – Curva ROC para autenticação através do reflexo pupilar
Fonte: elaborado pelo autor.

5.3.2. Processamento das Características Estáticas

Para extração das primitivas da íris, foram testadas diferentes quantidades de filtros de Gabor 2D (conforme descrito na Seção 4.2.3.2) para verificar aquela que representasse melhor suas características. Para isso, os blocos de textura foram amostrados em 72 pixels de largura por 48 de altura, e divididos em q_c posições horizontais e q_l verticais, distribuindo os filtros nos pontos de interseção das divisões.

De acordo com as dimensões dos blocos, foram usados filtros com dimensões entre 9 e 33 pixels para representar componentes de médias e altas frequências espaciais.

Do mesmo modo que no processamento das características dinâmicas, as distâncias D_{iris} entre vetores de impostores e de autênticos foram comparadas a diferentes limiares, para obter as FAR, FRR e EER para o uso individual das características estáticas, com diferentes quantidades de filtros.

A Tabela 3 mostra as taxas de erros iguais para comparações realizadas usando as primitivas extraídas através de diferentes distribuições de filtros. A menor EER experimental foi de 5,47%, obtida ao utilizar 6 posições verticais e 15 horizontais, totalizando 90 filtros. Dessa forma, o vetor de primitivas estáticas ficou composto por 360 elementos binários.

Tabela 3 – EER para diferentes quantidades de filtros nas primitivas estáticas

Posições horizontais (k_c)	Posições verticais (k_l)		
	4	6	8
5	36,87%	26,67%	12,22%
10	22,22%	11,11%	9,46%
15	11,11%	5,47%	7,78%
20	10,00%	8,89%	8,90%
25	13,33%	7,51%	10,00%
30	11,11%	8,89%	8,90%
35	12,22%	8,90%	12,22%

Fonte: elaborado pelo autor.

As Figuras 64 e 65 mostram os gráficos de das taxas de falsa aceitação, falsa rejeição e a curva ROC, considerando o melhor caso.

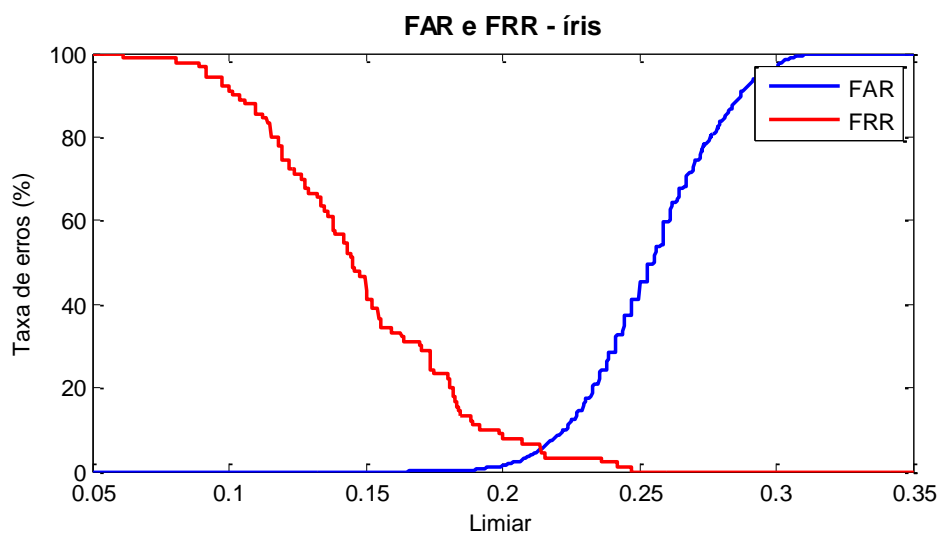


Figura 64 – FAR e FRR para autenticação através da íris
Fonte: elaborado pelo autor.

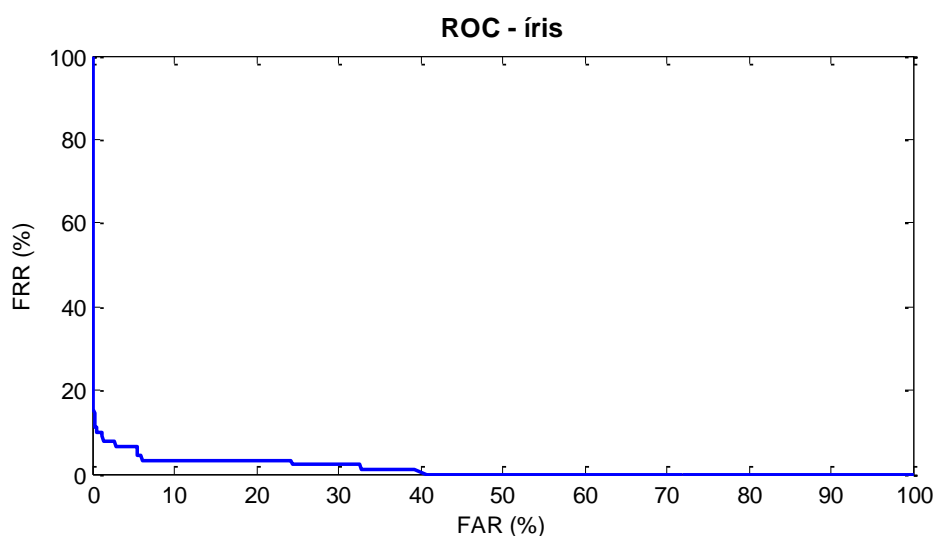


Figura 65 – Curva ROC para autenticação através da íris
Fonte: elaborado pelo autor.

5.3.3. Sistema Multimodal

Para determinação de uma técnica de fusão das pontuações de dissimilaridade D_{pupila} e $D_{íris}$, os resultados das comparações entre diferentes indivíduos foram considerados como tentativas de acesso de impostores, enquanto aquelas entre amostras de uma mesma pessoa foram consideradas tentativas autênticas.

A Figura 66 mostra um gráfico de dispersão dos resultados das comparações. O eixo horizontal representa a pontuação normalizada para as primitivas do reflexo pupilar e o eixo vertical representa a pontuação de comparação entre os vetores de primitivas da textura da íris. Em paralelo aos eixos estão

dispostos os histogramas de distribuição das pontuações, tanto para impostores quanto para usuários autênticos. As linhas tracejadas mostram os limiares para menor EER em cada modalidade de autenticação.

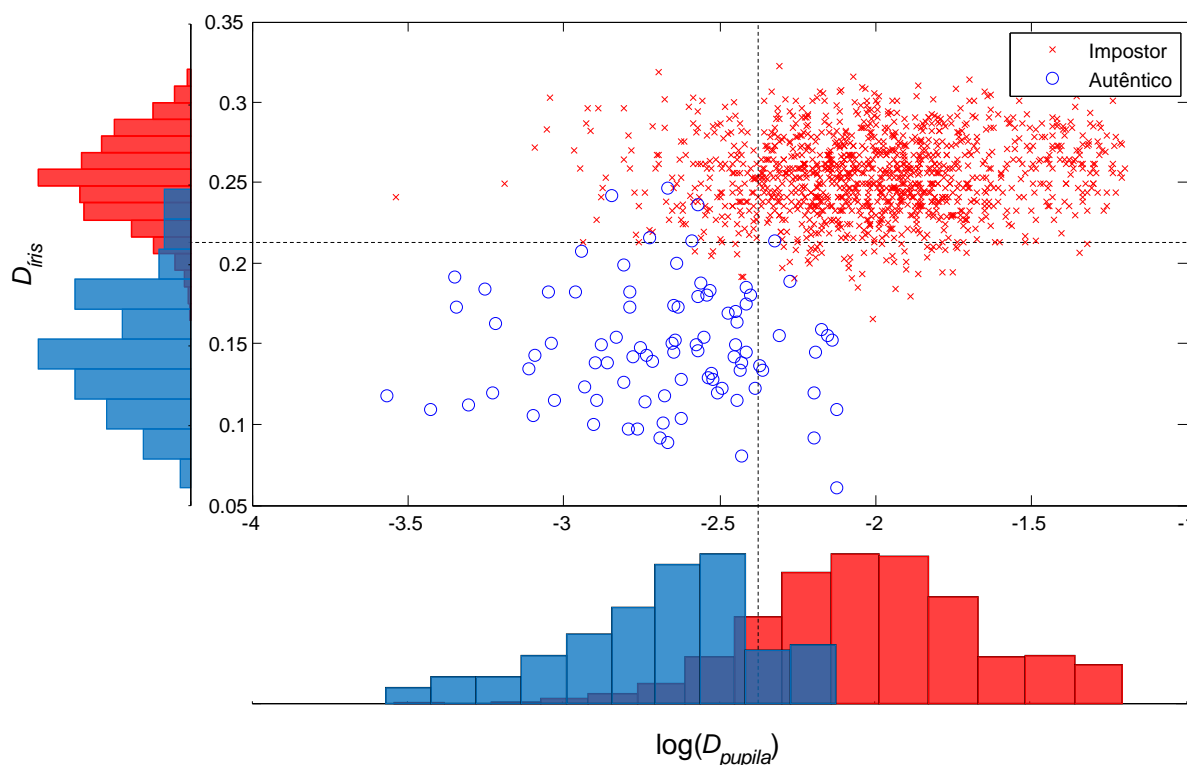


Figura 66 – Gráfico de dispersão de comparações entre amostras. As estrelas vermelhas representam tentativas de acesso de impostores, enquanto os círculos azuis correspondem a usuários autênticos. As mesmas cores são usadas nos histogramas de pontuação. As linhas tracejadas indicam os limiares com menor EER para cada caso

Fonte: elaborado pelo autor.

Para o sistema multimodal, o critério de classificação deve ser capaz de separar as classes de impostores e autênticos com as menores taxas de erros possíveis. A partir da observação do gráfico, considerou-se adequado o uso de uma reta sobre o mesmo, o que equivale a uma função logarítmica, para classificação devido à distribuição das comparações.

A partir da Equação 68, buscaram-se os parâmetros o_1 e o_2 da função que separa as classes no gráfico da Figura 66 com menor quantidade de erros.

$$D_{iris} = -\frac{o_2}{o_1} \log(D_{pupila}) + o_2 \quad (68)$$

Para isso, foram calculadas a FAR e a FRR em função de o_1 e o_2 , bem como a taxa de erros média, dada pela média entre ambas.

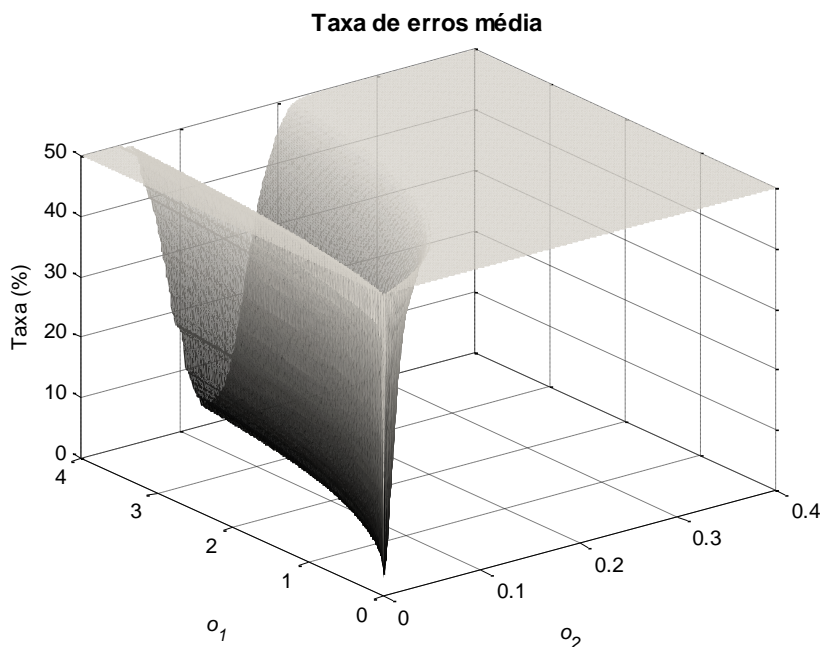


Figura 67 – Taxa de erros média em função de a e b
 Fonte: elaborado pelo autor.

As coordenadas do ponto de mínimo da função da taxa de erros média definem a curva que melhor separa as comparações para as bases de dados utilizadas. O classificador foi baseado na limiarização através dessa função, adotando o seguinte critério:

$$C = \begin{cases} \text{aceita,} & D_{\text{íris}} + 0,0833 \log(D_{\text{pupila}}) - 0,005 < 0 \\ \text{rejeita,} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (69)$$

A Figura 68 mostra as três curvas ROC, usando apenas a classificação pelas primitivas do reflexo pupilar, pelas características da textura da íris e através do sistema multimodal proposto. Já a Figura 69 compara as curvas de FAR e FRR para os classificadores.

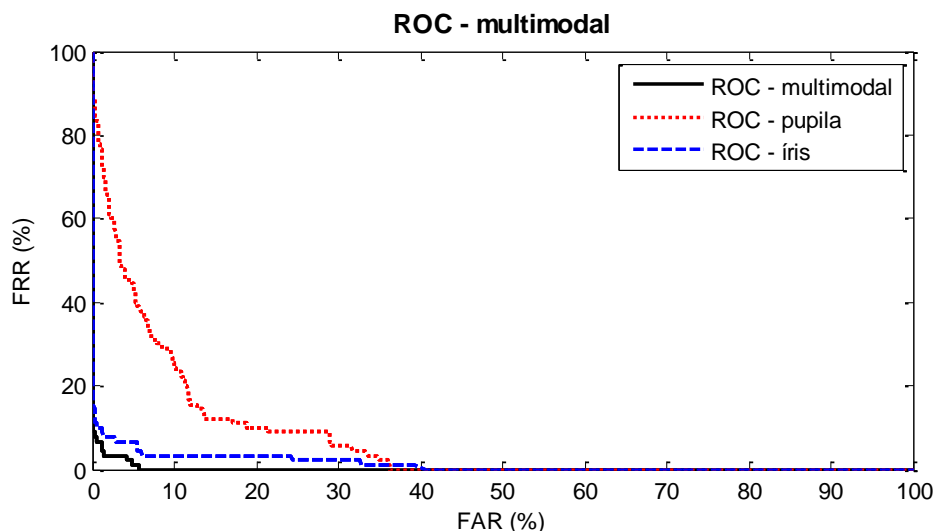


Figura 68 – Comparação das curvas ROC para autenticação unimodal pelas características dinâmicas da pupila, estáticas da íris e multimodal
Fonte: elaborado pelo autor.

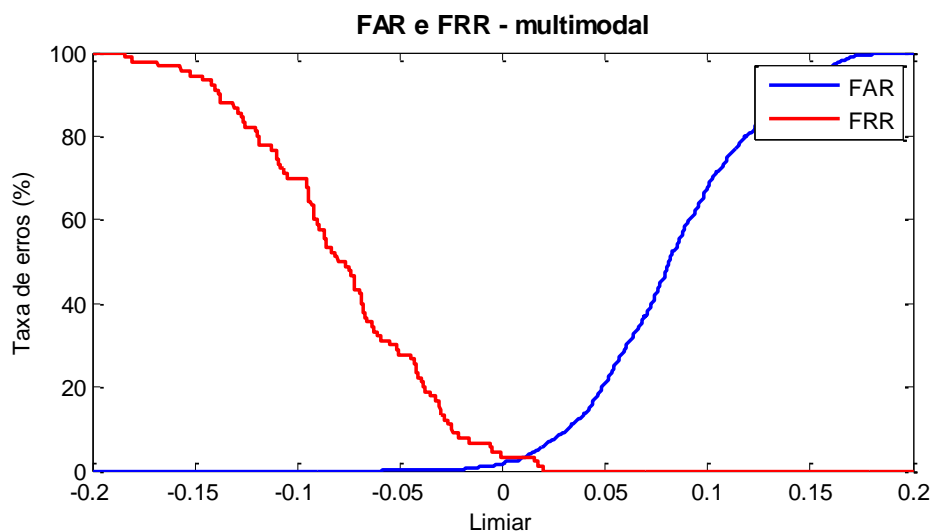


Figura 69 – Curvas FAR e FRR para autenticação multimodal
Fonte: elaborado pelo autor.

A Tabela 4 apresenta as taxas de erros iguais para os experimentos realizados nos três casos.

Tabela 4 – EER para o sistema proposto

Modalidade	Taxa de erros iguais
Dinâmica (reflexo pupilar)	13,88%
Estática (textura da íris)	5,47%
Multimodal (fusão)	2,44%

Fonte: elaborado pelo autor.

5.4. DISCUSSÃO

Os resultados encontrados mostraram que, embora as características do reflexo pupilar apresentem um grau de variabilidade baixo para uma identificação confiável isoladamente (EER = 13,88%), sua fusão com as características da íris pode aumentar o desempenho de um sistema de autenticação por agregar mais informações biométricas. A taxa de erros iguais experimental do classificador final para as bases de dados usadas (EER = 2,44%) foi mais baixa que a de ambos os métodos isolados.

As taxas de erros encontradas nos testes do sistema proposto ainda são superiores às dos métodos de identificação pela íris, como os propostos por Daugman (2004) e Wildes et al (1997), que apresentam EER = 0%, porém como os resultados correspondem à aplicação de cada método em bases de dados distintas, não é possível compará-los diretamente apenas por este valor.

Além disso, é importante ressaltar que o desempenho medido através dessas taxas não leva em consideração erros por falhas de amostragem nem a autenticação de íris falsas, reproduzidas em fotografias, por exemplo.

No sistema de Daugman (2004), qualquer imagem que tenha pelo menos 50% da textura da íris obstruída por pálpebras, cílios ou reflexos especulares é considerada inválida e descartada. No sistema multimodal proposto por este trabalho, apenas 25% da íris precisa estar visível e, ainda que haja alguma perda de informação nessa região, as características do reflexo pupilar podem compensar em alguns casos.

O uso conjunto do reflexo pupilar e da textura da íris também impede que uma imagem de olho “sem vida” seja identificado como autêntico em qualquer situação. O sistema de Wildes et al (1997) não prevê nenhum tipo de medida para evitar esse tipo de falha. Versões mais recentes do método de Daugman (2004) propõem a medição da *hippus* para teste de vitalidade, porém isso não pode garantir que não seja apresentado um vídeo ou mesmo uma pessoa usando lentes de contato diante da câmera.

O sistema proposto por este trabalho pode também não ser capaz de reconhecer um indivíduo apenas através de seu reflexo pupilar, mas pode rejeitar um impostor, com mais de 97% de acerto, mesmo em casos de uso de lentes de contato reproduzindo uma íris autêntica.

O sistema de identificação por reflexos humanos propostos por Nishigaki e Arai (2008) também apresenta taxas de erro de 0%, mas deve-se considerar que esse valor é alcançado pela repetição de um teste de 15 a 20 vezes (Seção 3.2.1), aceitando ou rejeitando um indivíduo de acordo com a maioria dos resultados. Pode ser considerado um sistema multiapresentação com fusão por voto majoritário.

A proposta de Costa (2009) é semelhante à deste trabalho, porém a fusão é realizada em nível de primitivas. O fato de trabalhar apenas com medidas estatísticas sobre as intensidades de cinza da textura da íris agrega pouca variabilidade às características dinâmicas da pupila. O método de aquisição dos vídeos mantém iluminação branca direta sobre um dos olhos por cerca de 14 segundos. Não há informação sobre riscos à visão do indivíduo devido a este procedimento.

Assim como no sistema de Costa (2009), na proposta deste trabalho, o fato de todas as características serem amostradas através do mesmo sensor facilita a realização do procedimento pelo usuário.

A aceitabilidade deste método pode não ser muito alta devido à necessidade do uso de um pupilômetro. Por questões de higiene, conforto e até medo, aproximadamente 2,5% das pessoas convidadas não aceitou participar voluntariamente da pesquisa. O tempo de acomodação de dois minutos também é inconveniente para o usuário.

Poucos casos de segmentação incorreta da pupila foram verificados. O algoritmo de detecção e correção de erros apontou 468 medições incorretas em 22.800 quadros, o que equivale a uma taxa aproximada de 97,94% de acertos, superior aos métodos propostos por Yuan, Xu e Lin (2008) e por Chavez (2007) quando aplicados em vídeos para pupilometria dinâmica.

Ambos os métodos, além do proposto, foram implementados e executados sobre as mesmas bases de dados em um computador com processador Intel® Core™ i5 64-bit 2.27GHz, 4GB de memória RAM e sistema operacional Microsoft® Windows™ 7 Home Premium. A Tabela 5 mostra a taxa de acertos de cada método e o tempo de processamento médio por quadro.

Tabela 5 – Taxa de acertos de métodos de segmentação da pupila

Método	Taxa de acertos	Tempo médio de processamento por quadro (ms)
Chavez (2007)	93,55%	53,65
Yuan; Xu; Lin (2008)	90,67%	74,72
Proposto	97,94%	38,30

Fonte: elaborado pelo autor.

Além de mais exato, o algoritmo desenvolvido também se mostrou mais rápido ao ser aplicado nas bases de dados adquiridas. O tempo de processamento foi aproximadamente 29% mais baixo que o de Chavez (2007), o que representa um ganho ao considerar sua aplicação em vídeos.

A Tabela 6 relaciona o tempo gasto em cada etapa do sistema pelo método desenvolvido.

Tabela 6 – Tempos de processamento

Etapa	Tempo (ms)
Localização dos artefatos	11,90
Filtro mediano	23,60
Determinação do raio da pupila	2,80
Codificação da íris	28,00
Correção de erros e extração de primitivas do reflexo pupilar	0,50
Comparação entre vetores de primitivas do reflexo pupilar	0,05
Comparação entre vetores da íris	0,14

Fonte: elaborado pelo autor.

Como a codificação da íris é realizada uma única vez no vídeo, a duração total do processamento por quadro é de 38,3 ms. Embora ainda mais alta que o tempo de amostragem de cada imagem nos vídeos utilizados (16,67 ms), poderia ser reduzido significativamente pelo uso de imagens de menor resolução.

Verificou-se que a FAR e a FRR obtidas para as primitivas do reflexo pupilar utilizando vídeos com uma resolução de 640 x 480 pixels a uma taxa de 60 quadros por segundo foram muito próximas das observadas nos estudos preliminares, usando sequências de 320 x 240 pixels a 30 quadros por segundo, o que sugere que o uso de maior resolução de imagem e maior taxa de amostragem não agrega maior quantidade de informação significativa aos sinais obtidos.

6. CONCLUSÃO

Não há uma forma de identificação biométrica que resolva todos os problemas de acesso. Nesta dissertação foi proposto um sistema biométrico multimodal de verificação de identidade, combinando primitivas da textura da íris com características do reflexo pupilar à luz.

Ainda que as taxas de erro encontradas sejam relativamente baixas, o procedimento seguido neste estudo ainda não é conveniente para uso em casos reais, principalmente devido ao tempo de acomodação do usuário.

No entanto, os resultados mostraram que as características dinâmicas da pupila possuem um grau de singularidade que aumenta significativamente a segurança de um sistema biométrico. Os valores de FAR, FRR e EER usados para a avaliação do desempenho de um sistema não consideram fraudes em nível da característica biométrica, ou seja, ainda que os métodos tradicionais de reconhecimento pela íris apresentem altas taxas de acertos (aproximadamente 100%), não há dados sobre a aceitabilidade de íris artificiais.

O uso de medidas biométricas do reflexo pupilar permite não apenas que se garanta que a íris pertence a uma pessoa viva, mas também pode associar a forma da contração a uma identidade.

Algumas das principais contribuições deste trabalho foram:

- Desenvolvimento de um novo método de segmentação da pupila e da íris para pupilometria dinâmica;
- Proposta de um método simplificado para codificação da íris;
- Montagem de uma base de dados de variação intraclasse e interclasse do reflexo pupilar à luz;
- Proposta de técnica de fusão e classificação de traços biométricos estáticos e dinâmicos do olho humano.

6.1. TRABALHOS FUTUROS

Algumas das potenciais melhorias que ainda devem ser exploradas são:

- Testes do sistema proposto com outras bases de dados, a fim de confirmar as taxas de acertos. Nesta pesquisa, foi ajustado um critério de classificação para otimizar os resultados com as bases de dados

utilizada, sendo necessário aplicá-lo a outras amostras a fim de obter taxas mais exatas.

- Extração de características fisiológicas do indivíduo a partir do sinal do reflexo pupilar, através de ajuste de um modelo. Isto pode permitir diferenciar características com maior grau de permanência daquelas que definem uma maior variabilidade intraclasse.
- Estudo da variação do reflexo pupilar em ambientes não controlados, isto é, sem a necessidade de acomodação ou controle de iluminação. Através de uma medição da iluminação ambiente, pode-se normalizar diferentes amostras, ou pode-se trabalhar com características fisiológicas independentes da luminosidade, como a elasticidade e viscosidade dos músculos da íris.
- Uso de características morfológicas da pupila, isto é, da forma de seu contorno. Uma rápida inspeção visual dos vídeos da base de dados permite observar que a pupila não é perfeitamente circular e que sua forma é diferente em cada pessoa. O método de segmentação utilizado nesta dissertação permite a obtenção da região da área pupilar e, conseqüentemente, destas características geométricas.
- Redução de reflexos especulares sobre a imagem do olho. No sistema proposto, o maior tempo de processamento dos quadros foi gasto no tratamento dos artefatos. Uma forma diferente de iluminação, como iluminação ambiente difusa, ou o uso de filtros polarizadores ópticos pode tornar desnecessária esta etapa.
- Implementação de um sistema biométrico multimodal embarcado. O baixo tempo de processamento dos dados, sobretudo se eliminada a etapa de pré-processamento das imagens, permite que a análise seja realizada quase em tempo real. A simplicidade do sistema de estimulação e as dimensões do dispositivo de gravação permitem que o pupilômetro seja reduzido a um aparelho portátil, bastando adaptar o sistema biométrico.

6.2. PUBLICAÇÕES

Abaixo são listadas as publicações geradas por esta pesquisa:

1. IBANEZ, Vicente B. L.; YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro. Automatic Pupil Size Measurement Based on Region Growth. In: IEEE BIOSIGNALS AND BIROBOTICS CONFERENCE, 3., Manaus, 2012. **BRC2012 Full Papers**. Manaus: UFAM, 2012.
2. YANO, Vitor; FERRARI, Giselle; ZIMMER, Alessandro. Using the Pupillar Reflex as a Diabetes Occurrence Screening Aid Tool through Neural Networks. In: KAMEL, Mohamed; CAMPILHO, Aurélio (Org.). **Image Analysis and Recognition**. Heidelberg: Springer, 2011. v. 6754, p. 40-47.
3. YANO, Vitor A. N.; ZIMMER, Alessandro; FERRARI, Giselle. Utilização de Pupilometria Dinâmica para Identificação Pessoal Baseada em Reflexos Humanos. **Learning and NonLinear Models**, v. 9, n. 2, p. 120-129, 2011.
4. IBANEZ, Vicente B. L.; YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro. Algoritmo para Pupilometria Dinâmica Baseado em Crescimento de Regiões. In: CONGRESSO LATINOAMERICANO DE INGENIERÍA BIOMÉDICA, V., 2011, Havana. **IFMBE Proceedings**. Heidelberg: Springer, 2011. v. 33.
5. YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro. Aplicação de Redes Neurais Artificiais no Auxílio à Determinação de Diabetes Através de Pupilometria Dinâmica. In: CONGRESSO LATINOAMERICANO DE INGENIERÍA BIOMÉDICA, V., 2011, Havana. **IFMBE Proceedings**. Heidelberg: Springer, 2011. v. 33.
6. YANO, Vitor; FERRARI, Giselle L.; ZIMMER, Alessandro. Análise da Variação do Reflexo Pupilar entre Pacientes Diabéticos para Aplicação em Sistema Biométrico. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA, XXII., 2010, Tiradentes. **Anais do XXII CBEB**. São João del-Rei: UFSJ, 2010. p. 592-595.
7. YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro; FERRARI, Giselle. Utilização de Pupilometria Dinâmica para Identificação Pessoal Baseada em Reflexos Humanos. In: WORKSHOP DE VISÃO COMPUTACIONAL, VI., 2010, Presidente Prudente. **Anais do VI WVC**. São Paulo: UNESP, 2010. p. 78-83.
8. YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro. Remoção de Artefatos de Imagens da Íris. In: CONGRESSO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E PÓS-GRADUAÇÃO - SUL BRASIL, I., 2010, Florianópolis. **Anais I CICPG e 20 SIC**. Florianópolis, UDESC, 2010. p. 7-9.
9. YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro. Detecção e Eliminação de Erros na Aquisição de Sinais de Pupilometria Dinâmica. In: CONGRESSO REGIONAL DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA EM ENGENHARIA, XXIV., 2010, Rio Grande. **Anais do XXIV CRICTE**. Rio Grande: FURG, 2010.

10. IBANEZ, Vicente B. L.; YANO, Vitor; ZIMMER, Alessandro. Novo Método de Segmentação da Íris para Pupilometria Dinâmica Baseado em Crescimento de Regiões. In: CONGRESSO REGIONAL DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA EM ENGENHARIA, XXIV., 2010, Rio Grande. **Anais do XXIV CRICTE**. Rio Grande: FURG, 2010.

REFERÊNCIAS

- ALARIS INC. **SignHear: Origin**. 2011. Disponível em: <<http://www.alaris-us.com/signhear-technology/development>>. Acesso em: 05 set. 2011.
- ARANDJELOVIC, Ognjen; HAMMOUD, Riad; CIPOLLA, Roberto. Multi-sensory face biometric fusion (for personal identification). In: CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION WORKSHOP, 2006, New York. **Proceedings of the CVPRW'06**, Piscataway: IEEE Publishing, 2006. p. 128-135.
- BALLARD, Dana H.; BROWN, Christopher M. **Computer Vision**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1982.
- BASLER VISION TECHNOLOGIES. **Basler acA640-100gm**: Camera Specification. Ahrensburg, 2010. Disponível em: <http://www.baslerweb.com/downloads/32697/BD00054701_Basler_acA640-100gm_EMVA_Standard_1288.pdf>. Acesso em: 25 out. 2011.
- BERGAMIN, Oliver; KARDON, Randy H. Latency of the Pupil Light Reflex: Sample Rate, Stimulus Intensity, and Variation in Normal Subjects. **Investigative Ophthalmology & Visual Science**, v. 44, n. 4, p. 1546-1554, Apr. 2003.
- BOLES, Wageeh W. A security system based on human iris identification using wavelet transform. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 11, n. 1, p. 77-85, Feb. 1998.
- BOLLE, R. M.; CONNELL, J. H.; PANKANTI, S.; RATHA, N. K.; SENIOR, A. W. The relation between the ROC curve and the CMC. In: IEEE WORKSHOP ON AUTOMATIC IDENTIFICATION ADVANCED TECHNOLOGIES, 4., 2005, Buffalo. **Proceedings of the Autoid 2005**. Piscataway: IEEE Publishing, 2005. p. 15-20.
- BOREKI, Guilherme; ZIMMER, Alessandro. Hand geometry: a new approach for feature extraction. In: IEEE WORKSHOP ON AUTOMATIC IDENTIFICATION ADVANCED TECHNOLOGIES, 4., 2005, Buffalo. **Proceedings of the Autoid 2005**. Piscataway: IEEE Publishing, 2005. p. 149-154.
- BOYD, Michael; CARMACIU, Dragos; GIANNAROS, Francis; PAYNE, Thomas; SNELL, William. **Iris Recognition**. 2010. 34 f. Group Project (Master in Computing Science) – Imperial College London, London, Mar. 2010.
- BRADSKI, Gary. The OpenCV Library. **Dr. Dobb's Journal of Software Tools**, v. 25, n. 11, p. 122-125, Nov. 2000.
- BROMBA, Manfred U. A. **Biometrics FAQ**. 24 Dec. 2010. Disponível em: <<http://www.bromba.com/faq/biofaq.htm>>. Acesso em: 26 ago. 2011.
- BUBECK, Uwe. **Multibiometric authentication**: an overview of recent developments, San Diego, Spring 2003. Disponível em: <<http://www.thuktun.org/cs574/papers/multibiometrics.pdf>>. Acesso em: 11 set. 2011.

CAMPBELL JR., Joseph P. Speaker Recognition. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 165-189.

CANNY, John. A computational approach to edge detection. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 8, n. 6, p. 679-698, Nov. 1986.

CHAVEZ, Roger F. L.; **Uma proposta para melhoria na eficiência de um sistema de reconhecimento de íris humana**. 2007. 116 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 28 fev. 2007.

CHEN, Hong; VALIZADEGAN, Hamed; JACKSON, Carrie; SOLTYSIAK, Shannon; JAIN, Anil K. Fake hands: spoofing hand geometry systems. In: THE BIOMETRIC CONSORTIUM CONFERENCE, 2005, Arlington. [**Research Symposium Poster Topics**]. Gaithersburg: The Biometric Consortium, 2005. Disponível em: <<http://www.biometrics.org/bc2005/Presentations/Conference/1%20Monday%20September%2019/Poster%20Session/fakehands2BC2005.pdf>>. Acesso em: 20 jul. 2011.

CLARKE, Roger. Human identification in information systems: management challenges and public policy issues. **Information Technology & People**, v. 7, n. 4, p. 6-37, 1994.

CONTI, Vincenzo; MILITELLO, Carmelo; SORBELLO, Filippo; VITABILE, Salvatore. A frequency-based approach for features fusion in fingerprint and iris multimodal biometric identification systems. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part C: Applications and Reviews**, v. 40, n. 4, p. 384-395, July 2010.

COSTA, Ronaldo M. **Uma nova abordagem para reconhecimento biométrico baseado em características dinâmicas da íris humana**. 2009. 119 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade de São Paulo, São Carlos, 19 fev. 2010.

DANGELO, José G.; FATTINI, Carlo A. **Anatomia Humana Básica**. 2. ed. Rio de Janeiro: Atheneu, 2002.

DAUGMAN, John. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 15, n. 11, p. 1148-1161, Nov. 1993.

_____. Recognizing persons by their iris patterns: countermeasures against subterfuge. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 103-121.

_____. Demodulation by complex-valued wavelets for stochastic pattern recognition. **International Journal of Wavelets, Multi-resolution and Information Processing**, v. 1, n. 1, p. 1-17, Mar. 2003.

_____. How iris recognition works. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, v. 14, n. 1, p. 21-30, Jan. 2004.

_____. Probing the uniqueness and randomness of iriscodes: results from 200 billion iris pair comparisons. **Proceedings of the IEEE**, v. 94, n. 11, p. 1927-1935, Nov. 2006.

_____. **Advantages and disadvantages of the iris for identification**. [2006a?]. Disponível em: <<http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/addisadvans.html>>. Acesso em: 22 jul. 2011.

_____. **Combining multiple biometrics**. [2006b?]. Disponível em: <<http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/combine/combine.html>>. Acesso em: 08 set. 2011.

DAUGMAN, John; DOWNING, Cathryn. Epigenetic randomness, complexity, and singularity of human iris patterns. **Proceedings of the Royal Society of London Series B-Biological Sciences**, v. 268, n. 1477, p. 1737-1740, Aug. 2001.

DAVIES, Simon G. Touching big brother: how biometric technology will fuse flesh and machine. **Information Technology & People**, v. 7, n. 4, p. 38-47, 1994.

DAVIS, John. The Holy Grail of information security. **State of Security**, 27 abr. 2011. Disponível em: <<http://stateofsecurity.com/?p=1528>>. Acesso em 14 jul. 2011.

DAVIS-SILBERMAN, Noa; ASHERY-PADAN, Ruth. Iris development in vertebrates; genetic and molecular considerations. **Brain Research**, v. 1192, p. 17-28, Mar. 2007.

DUDA, Richard O.; HART, Peter E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. **Communications of the ACM**, v. 15, n. 1, p. 11-15, Jan. 1972.

DUDA, Richard O.; HART, Peter E.; STORK, David G. **Pattern classification**. 2nd ed. New York: Wiley, 2001.

DUNSTONE, Ted; POULTON, Geoff. Vulnerability assessment. **Biometric Technology Today**, v. 2011, n. 5, p. 5-7, May 2011.

FAN, Xiaofei; YAO, Gang. Modeling transient pupillary light reflex induced by a short light flash. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 58, n. 1, p. 36-42, Jan. 2011.

FAN, Xiaofei; MILES, Judith H.; TAKAHASHI, Nicole; YAO, Gang. Abnormal transient pupillary light reflex in individuals with autism spectrum disorders. **Journal of Autism and Developmental Disorders**, v. 39, n. 11, p. 1499-1508, June 2009.

FEIJÓ, Bruno Vieira. Todo mundo tem impressões digitais? **Superinteressante**, São Paulo, n. 238, p. 52, abr. 2007

FERRARI, Giselle L. **Pupilometria dinâmica: aplicação na detecção e avaliação da neuropatia autonômica diabética e estudo da correlação entre a resposta temporal da pupila ao estímulo visual e a glicemia**. 2008. 102 f. Tese (Doutorado em Ciências – Engenharia Biomédica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 29 fev. 2008.

FOTIOU, Fotis; FOUNTOULAKIS, Konstantinos N.; GOULAS, Apostolos; ALEXOPOULOS, Leonidas; PALIKARAS, Achilles., Automated standardized pupillometry with optical method for purposes of clinical practice and research. **Clinical Physiology**, v. 20, n. 5, p. 336-347, Sep. 2000.

GAMLIN, Paul D. R.; MCDOUGAL, David H. Pupil, In: DART, Darlene A.; BESHARSE, Joseph C.; DANA, Reza. (Ed.). **Encyclopedia of the Eye**, Oxford: Academic Press, 2010. v. 4, p. 549-555.

GOLDSCHMIDT, Ronaldo R.; PASSOS, Emanuel L. **Data Mining: um guia prático**. 1. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2005.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Digital Image Processing**. 2nd ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2001.

HE, Yuqing; CUI, Jiali; TAN, Tieniu; WANG, Yangsheng. Key Techniques and Methods for Imaging Iris in Focus. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION, 18., 2006, Hong Kong. **Proceedings of the ICPR 2006**. Piscataway: IEEE Publishing, 2006. p. 557-561.

HELLER, Philip H.; PERRY, Franklin; JEWETT, Don L.; LEVINE, Jon D. Autonomic components of the human pupillary light reflex. **Investigative Ophthalmology & Visual Science**, v. 31, n. 1, p. 156-162, Jan. 1990.

HICKLIN, Austin; ULERY, Brad; WATSON, Craig. **A brief introduction to biometric fusion**. Falls Church: Noblis, 16 June 2006. Disponível em: <http://www.noblis.org/MissionAreas/nsi/ThoughtLeadership/IdentityDiscovery_Management/Documents/IntroFusion_2006-06-16.pdf>. Acesso em: 08 set. 2011.

HONG, Lin; JAIN, Anil K. Multimodal Biometrics. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 327-344.

INTERNATIONAL BIOMETRIC GROUP. **BMIR 2009-2014**. [2008]. Disponível em: <<http://www.ibgweb.com/products/reports/bmir-2009-2014>>. Acesso em 21 jul. 2011.

INTERNATIONAL BIOMETRICS & IDENTIFICATION ASSOCIATION. **Glossary of terms**. 2011. Disponível em: <<http://www.ibia.org/biometrics/glossary.php>>. Acesso em 19 jul. 2011.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO/IEC TR 24722: Information technology: biometrics: multimodal and other multibiometric fusion**. Geneva, 2007.

IOANNOU, Dimitrios; HUDA, Walter; LAINE, Andrew F. Circle recognition through a 2D Hough Transform and radius histogramming. **Image and Vision Computing**, v. 17, n. 1, p. 15-26, Jan. 1999.

JÄHNE, Bernd. **Digital Image Processing**. 6th ed. Heidelberg: Springer, 2005.

JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. Introduction to biometrics. In: _____ (Ed.). **Biometrics**: personal identification in networked society. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 1-41.

JAIN, Anil K.; NANDAKUMAR, Karthik; ROSS, Arun. Score normalization in multimodal biometric systems. **Pattern Recognition**, v. 38, n. 12, p. 2270-2285, Dec. 2005.

KENT, Jonathan. Malaysia car thieves steal finger. **BBC News**, Kuala Lumpur, 31 mar. 2005. Disponível em: <<http://news.bbc.co.uk/2/hi/asia-pacific/4396831.stm>>. Acesso em: 03 ago. 2011.

KOLB, Helga. Gross anatomy of the eye, 01 May 2007. In: KOLB, Helga; NELSON, Ralph; FERNANDEZ, Eduardo; JONES, Bryan. **Webvision**: the organization of the retina and visual system. Salt Lake City: University of Utah, 2011. Disponível em: <<http://webvision.med.utah.edu/book/part-i-foundations/gross-anatomy-of-the-ey/>>. Acesso em: 11 ago. 2011.

KUNCHEVA, Ludmila I. **Combining pattern classifiers**: methods and algorithms. Hoboken: John Wiley & Sons, 2005.

LIM, Shinyoung; LEE, Kwanyong; BYEON, Okhwan; KIM, Taiyun. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier. **ETRI Journal**, v. 23, n. 2, p. 61-70, June 2001.

MA, Li; TAN, Tieniu; WANG, Yunhong; ZHANG, Dexin. Efficient iris recognition by characterizing key local variations. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 13, n. 6, p. 739-750, June 2004.

MALLAT, Stephane G. Zero-crossings of a wavelet transform. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 37, n. 4, p. 1019-1033, July 1991.

MARCIALIS, Gian L.; ROLI, Fabio. Fingerprint verification by decision-level fusion of optical and capacitive sensors. **Pattern Recognition Letters**, v. 25, n. 22, p. 1315-1322, Aug. 2004.

MATSUMOTO, Tsutomu; MATSUMOTO, Hiroyuki; YAMADA, Koji; HOSHINO, Satoshi. Impact of Artificial "Gummy" Fingers on Fingerprint Systems. In: OPTICAL SECURITY AND COUNTERFEIT DETERRENCE TECHNIQUES, IV., 2002, San Jose. **Proceedings**... Bellingham: SPIE, 2002. p. 275-289.

MEEKER, Michele; DU, Rose; BACCHETTI, Peter; PRIVITERA, Claudio M.; LARSON, Merlin D.; HOLLAND, Martin C.; MANLEY, Geoffrey. Pupil examination: validity and clinical utility of an automated pupillometer. **Journal of Neuroscience Nursing**, v. 37, n. 1, p. 34-40, Feb. 2005.

MITCHELL, Britann. Cutting edge "spoof proof" biometrics. **It's Evident**, Gulfport, Jan. 2009. Disponível em: <<http://www.ncstl.org/evident/Jan09%20Mitchell%20ResearchFocus>>. Acesso em: 22 jul. 2011.

- MONTGOMERY, Ted. **The iris**. [2008]. Disponível em: <http://www.tedmontgomery.com/the_eye/iris.html>. Acesso em: 15 ago. 2011.
- NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL SUBCOMMITTEE ON BIOMETRICS. **Biometrics history**. 7 Aug. 2006. Disponível em: <<http://www.biometrics.gov/Documents/BioHistory.pdf>>. Acesso em 20 ago. 2011.
- NISHIGAKI, Masakatsu; ARAI, Daisuke. A user authentication based on human reflexes using blind spot and saccade response. **International Journal of Biometrics**. v. 1, n. 2, p. 173-190, Aug. 2008.
- NIXON, Kristin A; AIMALE, Valerio; ROWE, Robert K. Spoof Detection Schemes. In: JAIN, Anil K.; FLYNN, Patrick J.; ROSS, Arun A. (Ed.). **Handbook of Biometrics**, Heidelberg: Springer, 2007. p. 403-424.
- O'GORMAN, Lawrence. Fingerprint Verification. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 42-64.
- OSRAM OPTO SEMICONDUCTORS. **SFH 4550**: High Power Infrared Emitter (850 nm). Regensburg, 2010. Disponível em: <<http://catalog.osram-os.com/catalogue/catalogue.do;jsessionid=B7B84A7873F16EA0D6267B14F97226FE?act=downloadFile&favOid=020000030000cb8a000100b6>>. Acesso em: 25 out. 2011.
- PACUT, Andrzej; CZAJKA, Adam. Aliveness detection for iris biometrics. In: ANNUAL IEEE INTERNATIONAL CARNAHAN CONFERENCES SECURITY TECHNOLOGY, 40., 2006, Lexington. **Proceedings of the ICCST 2006**. Piscataway: IEEE Publishing, 2006. p. 122-129.
- PAMPLONA, Vitor; OLIVEIRA, Manuel M.; BARANOSKI, Gladimir V. G.; photorealistic models for pupil light reflex and iridal pattern deformation. **ACM Transactions on Graphics**, v. 28, n. 4, art. 106, Aug. 2009. 12 p.
- PHILLIPS, P. J.; MOON, Hyeonjoon; RIZVI, Syed A.; RAUSS, Patrick J. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 10, p. 1090-1104, Oct. 2000.
- PIKE, John. Biometrics. **Global Security**, 13 jul. 2011. Disponível em: <<http://www.globalsecurity.org/security/systems/biometrics.htm>>. Acesso em 19 jul. 2011.
- PODIO, Fernando L.; DUNN, Jeffrey. S. **Biometric authentication technology: from the movies to your desktop**, 07 ago. 2001. Disponível em: <http://www.nist.gov/customcf/get_pdf.cfm?pub_id=151524>. Acesso em: 19 jul. 2011.
- REID, Paul. **Biometrics for network security**. Upper Saddle River: Prentice Hall Professional, 2004.
- ROBERTS, Chris. Biometric attack vectors and defences. **Computers & Security**, v. 26, n. 1, p. 14-25, Feb. 2007.

RODRIGUES-ALVES, Carlos A. Pupila Neuro-Oftalmológica. **Revista Sinopse de Oftalmologia**, São Paulo, v.1, n. 2, nov. 1999. Disponível em: <http://www.moreirajr.com.br/revistas.asp?fase=r003&id_materia=1249>. Acesso em: 16 ago. 2011.

ROSS, Arun; JAIN, Anil K. Multimodal biometrics: an overview. In: EUROPEAN SIGNAL PROCESSING CONFERENCE, 12., 2004, Vienna. **EUSIPCO-2004 Proceedings**, Vienna: Technische Universität Wien, 2004, p. 1221-1224.

SANCHEZ-AVILA, C.; SANCHEZ-REILO, R. Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, v. 17, n. 10, p. 3-6, Oct. 2002.

SCHARR, Hanno. Optimal Filters for Extended Optical Flow. In: JÄHNE, Bernd; MESTER, Rudolf; BARTH, Erhardt; SCHARR, Hanno. (Ed.). **Complex Motion**. Heidelberg: Springer, 2007. p. 14-29.

SHAHIN, M. K.; BADAWI, A. M.; RASMY, E. A multimodal hand vein, hand geometry, and fingerprint prototype design for high security biometrics. In: CAIRO INTERNATIONAL BIOMEDICAL ENGINEERING CONFERENCE, 4., 2008, Cairo. **Proceedings of the CIBEC 2008**. Piscataway: IEEE Publishing, 2008. p. 1-6.

SHAPIRO, Linda G.; STOCKMAN, George C. **Computer Vision**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2001.

SRIDHARAN, Prabhu. Security within your eyes: iris recognition technology. **Syntesis Journal**, Singapore, n. 9, p. 109-119, 2008. Disponível em: <http://www.itsc.org.sg/pdf/synthesis08/Four_Iris.pdf>. Acesso em: 22 ago. 2011.

THALHEIM, Lisa; KRISLER, Jan; ZIEGLER, Peter-Michael. Biometrische Zugangssicherungen auf die Probe gestellt. **c't Magazin für Computertechnik**, Hannover, n. 11, p. 114-123, 31 Mai 2002.

THE BIOMETRIC CONSORTIUM. **Introduction to biometrics**. [2008?]. Disponível em: <<http://www.biometrics.org/introduction.php>>. Acesso em 19 jul. 2011.

THE INTERNATIONAL BIOMETRIC SOCIETY. **Definition of biometrics**. [2007?]. Disponível em: <<http://www.tibs.org/interior.aspx?id=290>>. Acesso em 19 jul. 2011.

TOTH, Bori. Biometric Liveness Detection. **Information Security Bulletin**, v. 10, n. 8, p. 291-297, Oct. 2005.

TRIBUNAL SUPERIOR ELEITORAL. Mais de um milhão de eleitores serão identificados pela impressão digital nestas eleições. **Biometria & Urna Eletrônica**, Brasília, 23 jul. 2010. Disponível em: <http://www.tse.gov.br/hotSites/urnaEletronica/noticias/eleitores_identificados_impressao_digital.html>. Acesso em: 05 set. 2011.

TURK, Mattew; PENTLAND, Alex. Eigenfaces for recognition. **Journal of Cognitive Neuroscience**, v. 3, n. 1, p. 71-86, Winter 1991.

UHL, Andreas; WILD, Peter. Single-sensor multi-instance fingerprint and eigenfinger recognition using (weighted) score combination methods. **International Journal on Biometrics**, v. 1, n. 4, p. 442-462, July 2009. Special Issue on Multimodal Biometric and Biometric Fusion.

UNITED STATES GENERAL ACCOUNTING OFFICE. **GAO-03-174**: technology assessment: using biometrics for border security. Washington, 2002. Disponível em: <<http://www.gao.gov/new.items/d03174.pdf>>. Acesso em: 19 jul. 2011.

VON SEELEN, Ulf C. Countermeasures Against Iris Spoofing with Contact Lenses. In: THE BIOMETRIC CONSORTIUM CONFERENCE, 2005, Arlington. [**Security of Biometrics**]. Gaithersburg: The Biometric Consortium, 2005. Disponível em: <http://www.biometrics.org/bc2005/Presentations/Conference/Wednesday%20September%2021/Wed_Ballroom%20B/CahnvonSeelen.pdf>. Acesso em: 22 jul. 2011.

WADDELL, John R. **Eyescapes**. [2007]. 20 fotografias, color. Disponível em: <<http://www.art-dept.com/artists/rankin/portfolio/specialprojects/eyescapes/portfolio.html>>. Acesso em: 15 ago. 2011.

WANG, Fenghua; YAO, Xianghua; HAN, Jiuqiang. Improving iris recognition performance via multi-instance fusion at the score level. **Chinese Optics Letters**, v. 6, n. 11, p. 824-826, Nov. 2008.

WAYMAN, James L. A path forward for multi-biometrics. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ACOUSTICS, SPEECH AND SIGNAL PROCESSING, 31., 2006, Toulouse. **ICASSP 2006 Proceedings**. Piscataway: IEEE Publishing, 2006. p. 1069-1072.

_____. Technical testing and evaluation of biometric identification devices. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 345-367.

WENG, John G.; SWETS, Daniel L. Face recognition. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 65-87.

WILDES, Richard P. Iris recognition: an emerging biometric technology. **Proceedings of the IEEE**, v. 85, n. 9, p. 1348-1363, Sep. 1997.

WILDES, Richard P.; ASMUTH, Jane C.; GREEN, Gilbert L.; HSU, Steven C.; KOLCZYNSKI, Raymond J.; MATEY, James R.; MCBRIDE, Sterling E. A system for automated iris recognition. In: IEEE WORKSHOP ON APPLICATIONS OF COMPUTER VISION, 2., 1994, Sarasota. **Proceedings of WACV'94**. Piscataway: IEEE Publishing, 1994. p. 121-128.

_____. A machine-vision system for iris recognition. **Machine Vision and Applications**, v. 9, n. 1, p. 1-8, Jan. 1996.

WILSON, Orville. Privacy & identity - security and usability: the viability of passwords & biometrics. In: CENTER FOR INTELLECTUAL PROPERTY LAW AND

INFORMATION TECHNOLOGY SYMPOSIUM, 5., 2004, Chicago. **Contributed papers**, Chicago: DePaul University, 2004. Disponível em: <http://facweb.cs.depaul.edu/research/vc/ciplit2004/ppt/Orville_Wilson.ppt>. Acesso em: 19 jul. 2011.

XIAO, Qinghan. Biometrics – technology, application, challenge, and computational intelligence solutions. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, v. 2, n. 2, p. 5-25, May 2007.

_____; Using fuzzy adaptive fusion in face detection. In: IEEE WORKSHOP ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE IN BIOMETRICS AND IDENTITY MANAGEMENT, 2011, Paris. **Proceedings of CIBIM 2011**, Piscataway: IEEE Publishing, 2011. p. 157-162

YASUKOUCHI, Akira; HAZAMA, Tadaaki; KOZAKI, Tomoaki. Variations in the light-induced suppression of nocturnal melatonin with special reference to variations in the pupillary light reflex in humans. **Journal of Physiological Anthropology**. v. 26, n. 2, p. 113-121, Mar. 2007.

YUAN, Weiqi; XU, Lu; LIN, Zhonghua. A Novel Iris Localization Algorithm Based on the Gray Distributions of Eye Images. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 27., 2005, Shanghai. **Proceedings of the EMBC 2005**. Piscataway: IEEE Publishing, 2005. p. 6504-6507.

YUEN, H. K.; PRINCEN, J.; ILLINGWORTH, J.; KITTLER, J. Comparative study of Hough transform methods for circle finding. **Image and Vision Computing**. v. 8, n. 1, p. 71-77, Feb. 1990.

ZHANG, Wende; CHANG, Yao-Jen; CHEN, Tsuhan. Optimal thresholding for key generation based on biometrics. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, 5., 2004, Singapore. **Proceedings of the ICIP'04**. Piscataway: IEEE Publishing, 2004. p. 3451-3454.

ZIMMER, Alessandro. **Sistema híbrido para verificação de assinaturas manuscritas**. 2008. 160 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, dez. 2008.

ZUNKEL, Richard L. Hand Geometry Based Verification. In: JAIN, Anil K.; BOLLE, Ruud; PANKANTI, Sharath. (Ed.). **Biometrics: personal identification in networked society**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1999. p. 87-102.

APÊNDICE A – Tecnologias de identificação biométrica

A.1. INTRODUÇÃO

Este apêndice apresenta algumas das principais características biométricas utilizadas para identificação pessoal, as tecnologias empregadas, além de vantagens e desvantagens de cada método.

A.2. FACE

Embora seja a forma mais comum e naturalmente usada para identificação por humanos, o desenvolvimento de um sistema de reconhecimento facial automático em situações não controladas apresenta grandes desafios, como a tolerância a alterações com o envelhecimento, expressões faciais, iluminação e ângulo de visão (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999; WENG; SWETS, 1999).

Dentre os critérios usados para seleção de um traço biométrico, os altos graus de universalidade e mensurabilidade representam as principais vantagens do uso da face em um sistema de identificação. Todas as pessoas a possuem, e a aquisição de características é baseada na captura de imagens à distância, procedimento não invasivo nem constrangedor, uma vez que o rosto é uma das poucas partes do corpo quase sempre visualmente expostas.

Dependendo da técnica utilizada, um sistema biométrico facial pode utilizar imagens bidimensionais, coloridas ou monocromáticas, obtidas através de iluminação visível ou infravermelha, representações tridimensionais ou uma combinação de várias formas. O ângulo de visão pode ser frontal, de perfil ou mesmo indiferente. A Figura 70 mostra algumas amostras de imagens usadas em testes de algoritmos de reconhecimento facial.

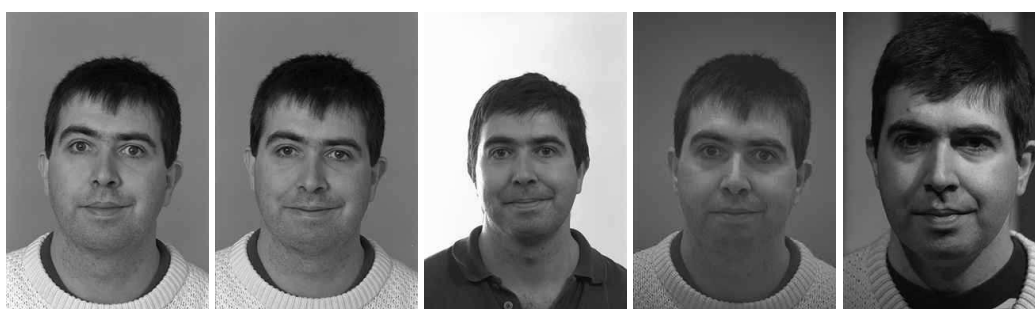


Figura 70 – Imagens faciais do banco de dados FERET
Fonte: PHILLIPS et al, 2000.

Algumas das ferramentas computacionais que costumam ser usadas incluem o processamento digital de imagens, regras de decisão estatísticas, redes neurais artificiais e algoritmos genéticos (WENG; SWETS, 1999).

Há basicamente duas abordagens que costumam ser usadas para reconhecimento facial (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999): baseada em atributos e por transformada. A primeira utiliza propriedades geométricas, como distâncias, dimensões e simetria, do rosto e de seus componentes, como olhos, nariz e boca, para composição do vetor de primitivas para comparação. Neste caso, a identificação é realizada pela análise da variação destes atributos.

Outra abordagem utiliza a representação da imagem facial através de um conjunto de vetores de base ortonormal. Uma das técnicas mais populares é a proposta por Turk e Pentland (1991). Através de uma análise de covariância em uma população de imagens de faces, obtêm-se as componentes principais, mais significativas, que compõem as chamadas *eigenfaces*. Cada rosto é caracterizado por uma soma ponderada destas características, e a comparação é realizada através dos pesos utilizados.

A.3. IMPRESSÃO DIGITAL

Outro atributo fisiológico, a impressão digital é uma das formas de biometria automática mais antigas e mais usadas atualmente. Evidências arqueológicas mostram que civilizações chinesas antigas já conheciam as propriedades de individualidade destas marcas. Estudos realizados na metade do século XIX concluíram que não há dois dedos diferentes que apresentem o mesmo padrão de vales e sulcos e, além disso, as impressões digitais não tendem a se alterar naturalmente durante a vida (O’GORMAN, 1999).

Hoje, documentos de identidade trazem informações das papilas dérmicas dos dedos e dispositivos leitores de impressão digital são vendidos integrados em computadores pessoais. Em 2010, o Tribunal Superior Eleitoral brasileiro introduziu o uso deste traço biométrico para identificação de mais de um milhão de eleitores em votações por urnas eletrônicas (TRIBUNAL SUPERIOR ELEITORAL, 2010).

Um dos maiores problemas da identificação pelas marcas dos dedos está relacionado à aceitabilidade. Desde o final do século XIX, as impressões digitais são usadas basicamente para aplicações legais e identificação forense. Os primeiros

estudos sobre automatização desta forma de biometria foram realizados pelo FBI, Bureau de Investigação Federal dos Estados Unidos (NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL SUBCOMMITTEE ON BIOMETRICS, 2006). A história do desenvolvimento desta técnica acabou gerando uma conotação criminal.

A universalidade das impressões digitais também não é um de seus atributos mais fortes. Por estarem localizadas em partes do corpo de uso intenso, as pontas dos dedos estão constantemente expostas a lesões físicas e químicas. Cortes, queimaduras, contato constante com produtos abrasivos, como ácidos de frutas cítricas, cimento ou cal, podem provocar a corrosão ou perda temporária das marcas (FEIJÓ, 2007). Além disso, algumas doenças, como a síndrome de Nagali, impedem a formação das dobras cutâneas dos dedos e, por isso, seus portadores não possuem as impressões.

A captura de digitais para sistemas biométricos pode ser realizada de várias maneiras: digitalização de impressão em tinta, aquisição por dispositivos ópticos, capacitivos ou ultrassônicos (O’GORMAN, 1999). A imagem capturada é processada de modo a remover ruídos e binarizá-la, mantendo apenas 1 bit de informação por pixel, que diferencia um vale de um sulco.

As características chave usadas para comparação são determinados tipos de padrões que podem ser encontrados nas impressões digitais, denominados minúcias. Basicamente, analisam-se a quantidade, as posições e as direções de terminações de linhas e de bifurcações, ilustradas na Figura 71.

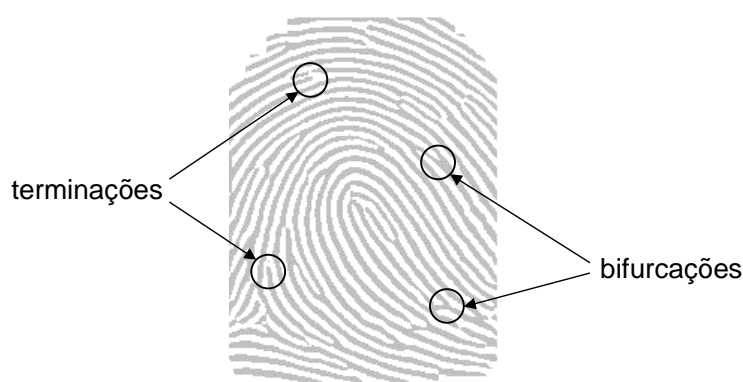


Figura 71 – Minúcias da impressão digital
Fonte: adaptado de O’GORMAN, 1999.

A.4. GEOMETRIA DA MÃO

Além das dobras da pele nas pontas dos dedos, a mão apresenta outras características únicas entre indivíduos. Larguras e comprimentos dos dedos, curvaturas e espessura são algumas das medidas usadas nos sistemas de identificação pela geometria da mão.

As imagens utilizadas nesses sistemas podem ser adquiridas através do livre posicionamento da mão sobre a superfície de um dispositivo digitalizador (BOREKI; ZIMMER, 2005), ou pela acomodação da mesma em um arranjo de pinos que garantem um alinhamento adequado para o processamento (ZUNKEL, 1999), como pode ser observado na Figura 72.



Figura 72 – Dispositivo de autenticação biométrica pela geometria da mão
Fonte: ZUNKEL, 1999.

A digitalização é feita por uma câmera monocromática, usando uma iluminação que permita um alto contraste, já que o importante é a obtenção da forma da mão. Características da pele, como cor, dobras e impressões digitais são desprezadas.

A baixa quantidade de dados representativos permite uma comparação extremamente rápida, além de baixo consumo de recursos de transmissão e armazenamento de dados, mas, ao mesmo tempo, torna esta forma de biometria inadequada para reconhecimento em larga escala por não representar um grau suficiente de singularidade, sendo mais adequado a aplicações de autenticação (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999).

A.5. ASSINATURA MANUSCRITA

Assim como as características fisiológicas, medidas biométricas comportamentais também são bastante utilizadas como forma de verificação de identidade. Entre estas, a assinatura manuscrita é atualmente a mais usada, principalmente em aplicações bancárias, legais e comerciais, como em cheques, documentos e contratos.

Embora requeira a cooperação do indivíduo para execução de uma ação específica, seu uso é bastante aceito pela sociedade de forma geral, uma vez que normalmente está associado à prova da ciência ou da autoria de documentos de interesse do signatário (ZIMMER, 2008; JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999).

Os sistemas de verificação de assinaturas podem ser agrupados em dois tipos: *off-line* e *on-line*. No primeiro caso, trabalha-se com uma imagem estática adquirida posteriormente ao ato de assinar, seguindo a maneira tradicional de análise por peritos humanos. Informações geométricas, como comprimento, distância e inclinação de traços, palavras e da assinatura, são extraídas, através de processamento da imagem, e usadas como primitivas.

Nos sistemas *on-line*, a assinatura é capturada durante sua escrita, pelo uso de uma caneta e/ou um suporte específico, como uma mesa digitalizadora. Isso permite obter, além da forma da assinatura, outras propriedades como tempo, velocidade e pressão, atributos extremamente relevantes no que se refere a um traço comportamental (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999).

Há ainda sistemas híbridos, que combinam a verificação *on-line* e *off-line* (ZIMMER, 2008), e aqueles que se baseiam na emissão sonora dos movimentos da caneta sobre o papel durante o processo de execução da assinatura (ALARIS INC, 2011).

A Figura 73 mostra exemplos de assinaturas de uma mesma pessoa obtidas por um sistema *on-line* e pela digitalização de uma amostra *off-line*.

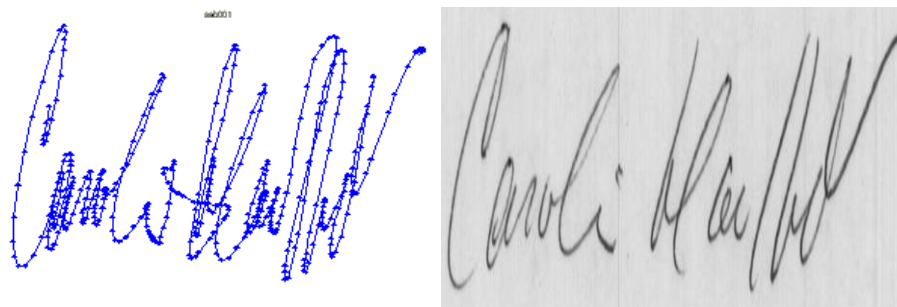


Figura 73 – Exemplos de assinaturas obtidas *on-line* e *off-line*
Fonte: ZIMMER, 2008.

Assinaturas manuscritas costumam apresentar variações entre diferentes amostras de uma mesma pessoa, devido a fatores ambientais, psicológicos e emocionais. Através de treinamento, é possível a um impostor reproduzir a forma de uma assinatura com grande semelhança.

A.6. VOZ

Outra característica comportamental bastante usada na identificação pessoal é a voz. A entonação, o estilo e a maneira como os diferentes fonemas são expressos, bem como outros atributos que caracterizam a forma de uma pessoa falar, normalmente permitem ao ser humano identificar quem está falando sem precisar ver a pessoa.

No entanto, a fala é um sinal resultante da combinação de uma série de transformações, em diferentes níveis: semântico, linguístico, articulatório e acústico (CAMPBELL JR., 1999). Enquanto uma pessoa costuma identificar naturalmente uma voz pela análise de características presentes em todos esses níveis, um sistema de identificação do locutor normalmente trabalha apenas com a análise de características apresentadas no último nível, que podem ser obtidas no domínio do tempo ou no domínio da frequência.

O uso de características vocais e da fala é bastante aceito por não envolver nenhum procedimento invasivo. Contudo, por se tratar de uma característica comportamental, assim como no caso da assinatura manuscrita, alterações de saúde, físicas e emocionais podem afetá-la.

Os sistemas de identificação por voz são usados principalmente quando não há disponível outra forma de autenticação, como no autoatendimento telefônico de bancos.

Após a locução de uma frase, que pode ser pré-determinada ou indiferente, dependendo do sistema, um microfone captura o sinal, que é transmitido e digitalizado para o processamento. A Figura 74 mostra um exemplo de um sinal de voz. O eixo vertical representa a amplitude, enquanto o eixo horizontal representa o tempo.

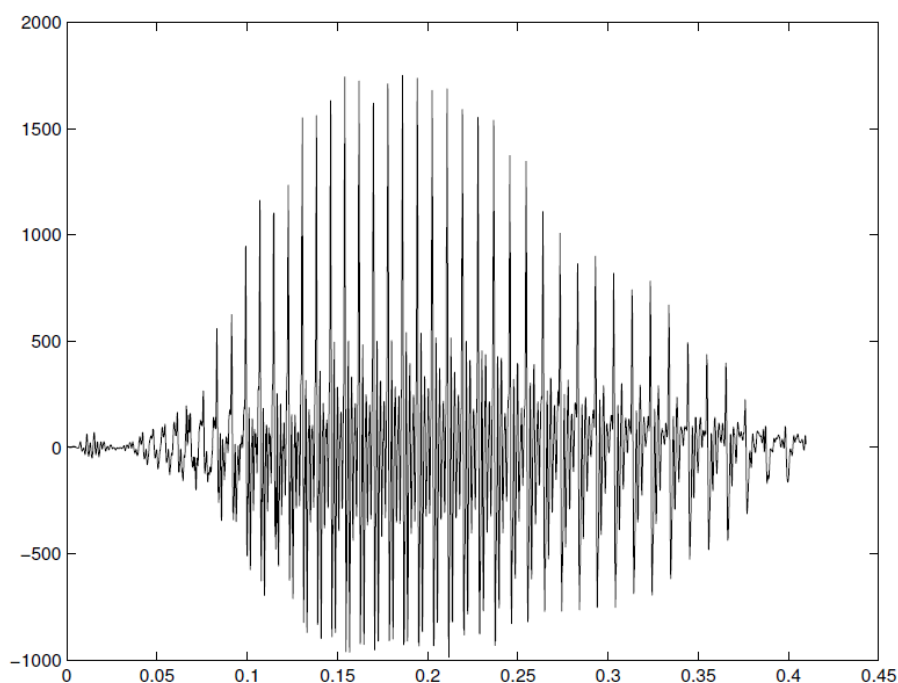


Figura 74 – Exemplo de um sinal de voz: pronúncia da palavra “seven”
Fonte: JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999.

Uma técnica bastante usada para extração de primitivas é a análise cepstral, que utiliza o logaritmo da transformada de Fourier para analisar a taxa de variação do sinal de voz em cada banda de frequência. Para a comparação, costuma-se usar abordagens baseadas em modelos ocultos de Markov, quantização vetorial e *dynamic time warping* (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 1999).

A.7. ÍRIS

A utilização dos padrões da íris para identificação pessoal foi proposta pela primeira vez pelo oftalmologista Frank Burch, em 1936. No entanto, até a metade da década de 1980, pouco se avançou nesta linha de pesquisa.

Em 1987, outros dois oftalmologistas, Aran Safir e Leonard Flom, patentearam o conceito de que não há duas íris iguais. Em seguida, solicitaram a John Daugman o desenvolvimento de um algoritmo computacional capaz de realizar

a identificação automática de pessoas através do padrão da íris (SRIDHARAN, 2008).

A textura da íris humana é determinada por eventos morfogénéticos aleatórios ocorridos durante o desenvolvimento embrionário, o que resulta em uma enorme variação interclasse. Por ser protegida pela córnea, sua forma e padrão visual não tendem a se alterar com o passar dos anos. Sua geometria quase plana permite pouca variação durante a aquisição de amostras de imagens de uma mesma pessoa.

Jain, Bolle e Pankanti (1999) classificam a biometria por íris como de alta universalidade, singularidade e permanência, e média mensurabilidade, devido à dificuldade de obtenção de uma imagem de boa qualidade, considerando aspectos como posição, contraste, foco e obstruções de pálpebras e cílios, principalmente devido a seu tamanho reduzido.

Diversos métodos para captura, codificação, e identificação pela textura da íris já foram propostos. Alguns dos mais citados na literatura são apresentados na Seção 3.1.

APÊNDICE B – Métodos de normalização de dados

B.1. INTRODUÇÃO

Quando se necessita trabalhar com conjuntos heterogêneos de dados, isto é, que representam diferentes tipos de informação, em diferentes unidades e ordens de grandeza, não se pode combiná-los ou compará-los sem uma devida adaptação, mapeando seus valores a uma mesma escala de representação. Isto é feito através de um processo de normalização.

Este apêndice descreve alguns dos principais métodos que podem ser usados para normalizar conjuntos de dados (GOLDSCHMIDT; PASSOS, 2005; INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION, 2007).

B.1.1. Min-Max

A normalização Min-max desloca o valor mínimo do conjunto de dados para zero e o máximo para um, mapeando todos os valores intermediários dentro desta faixa. É realizada pela aplicação da Equação 70, na qual $x(i)$ representa o elemento i de um conjunto de dados x e $x(i)'$ é seu valor normalizado.

$$x(i)' = \frac{x(i) - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (70)$$

B.1.2. Max

Outro método muito semelhante é a normalização Max (Equação 71), que difere por não deslocar o valor mínimo para zero. O problema destas duas primeiras técnicas é a alta sensibilidade a *outliers*, dados excessivamente afastados dos demais, que pode acabar subdimensionando os outros valores. São mais utilizados em conjuntos com variação linear.

$$x(i)' = \frac{x(i)}{\max(x)} \quad (71)$$

B.1.3. Z-Score

A técnica Z-score desloca a média do conjunto para zero e escala os valores em função do desvio padrão. É usada quando a distribuição dos dados é simétrica

em relação à média. Neste caso normalização é feita pela Equação 72, onde \bar{x} representa a média dos valores do conjunto de valores x e σ_x^2 é o desvio padrão.

$$x(i)' = \frac{x(i) - \bar{x}}{\sigma_x^2} \quad (72)$$

B.1.4. MAD

A normalização pelo desvio absoluto mediano, também conhecida como MAD, é similar à anterior, porém ao invés da média utiliza a mediana \tilde{x} dos valores do conjunto e, em vez do desvio padrão usa a mediana \tilde{m} das diferenças absolutas em relação à mediana (Equação 73).

$$x(i)' = \frac{x(i) - \tilde{x}}{\tilde{m}}, m = |x(i) - \tilde{x}| \quad (73)$$

B.1.5. Log

O método de normalização logarítmico é usado quando o conjunto de dados não apresenta valores menores ou iguais a zero e a distribuição possui assimetria positiva, isto é, os valores maiores que a média são muito distantes da mesma, enquanto valores abaixo tendem a se concentra próximos dela. A Equação 74 é usada para este tipo de normalização.

$$x(i)' = \log(x(i)) \quad (74)$$

B.1.6. Soma

Por fim, a normalização pela soma dos elementos dimensiona os dados de forma que somatório do conjunto totalize um (Equação 75).

$$x(i)' = \frac{x(i)}{\sum_{j=1}^n x(j)} \quad (75)$$

B.2. NORMALIZAÇÃO DAS PRIMITIVAS DO REFLEXO PUPILAR

A escolha do método a ser usado depende dos conjuntos de dados tratados. Neste trabalho, para normalizar as primitivas do reflexo pupilar, foram realizados

testes com cada um dos métodos descritos, de modo a verificar qual o mais adequado para os tipos de dados.

Realizando os experimentos descritos na Seção 5.3.1 usando as primitivas normalizadas pelos diferentes métodos, verificou-se que o desempenho da classificação, dado pela taxa de erros iguais (EER), foi superior ao utilizar a normalização pela soma dos elementos, como pode ser observado na Tabela 7.

Tabela 7 – EER para diferentes métodos de normalização das primitivas dinâmicas

Método	Taxa de erros iguais
Soma	13,88%
MAD	18,89%
Max	20,00%
Z-score	20,90%
Min-max	22,22%
Log	24,65%

Fonte: elaborado pelo autor.

APÊNDICE C – Montagem das bases de dados

C.1. INTRODUÇÃO

Para a realização dos experimentos com o sistema proposto, foram montadas duas bases de dados contendo vídeos do reflexo pupilar de voluntários. Este apêndice descreve os procedimentos adotados para a construção destas bases.

C.2. VOLUNTÁRIOS

Antes do início da coleta de dados, o projeto foi submetido ao Comitê de Ética em Pesquisa do Hospital de Clínicas da Universidade Federal do Paraná (CEP/HC-UFPR) sob Certificado de Apresentação para Apreciação Ética CAAE-0231.0.208.000-10 e registro 354ext031/2010-08.

Após aprovação da pesquisa (Anexo A), foram recrutados 59 voluntários sadios com idade entre 10 e 64 anos (média de 25,97 anos, desvio padrão 12,91), sendo 38 do sexo masculino e 21 do sexo feminino. Uma vez que um sistema biométrico deve ser capaz de identificar qualquer pessoa, o recrutamento foi aleatório, não havendo critérios de inclusão ou exclusão.

Todos os voluntários foram devidamente informados sobre o propósito do estudo, bem como sobre os procedimentos a serem seguidos. Todos assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (Anexo B), autorizando a realização do experimento e o uso dos dados para fins de pesquisa.

C.3. PUPILÔMETRO

O processo de gravação dos vídeos e estimulação da pupila foi realizado por meio de um pupilômetro, desenvolvido em conjunto com o Grupo PET de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná.

O equipamento, montado em MDF, foi pintado externa e internamente de preto para evitar a reflexão da luz em suas paredes. Uma máscara de solda foi adaptada para melhor posicionamento do rosto do usuário em frente à câmera, minimizando a entrada de luz ambiente. Na Figura 75 é possível observar a estrutura interna do pupilômetro e seu acabamento externo.



Figura 75 – Pupilômetro usado para captura dos dados
Fonte: elaborado pelo autor.

Para a gravação das imagens, foi usada uma câmera Basler acA640-100gm. O dispositivo possui um sensor CCD monocromático Sony ICX 618, com resolução de 659 x 494 pixels, e permite a captura de até 100 quadros por segundo através de uma interface Gigabit Ethernet.

A iluminação interna foi provida por quatro LEDs infravermelhos, o que possibilitou a aquisição das imagens sem a estimulação constante da pupila. Foram realizados testes com iluminação de dois comprimentos de onda distintos: 850nm e 940nm.

Embora apresente uma pequena incidência de componentes na faixa de luz visível, o primeiro caso foi escolhido por refletir maior riqueza de detalhes da textura da íris, conforme já demonstrado por HE et al (2006). Além disso, o sensor da câmera também apresenta maior eficiência para o menor comprimento de onda, como pode ser observado no gráfico da eficiência quântica do sensor em função do comprimento de onda da luz (Figura 76).

A Figura 77 mostra o espectro de emissão do LED infravermelho usado, com pico próximo de 850nm. As componentes próximas de 750nm permitem a visualização de pontos vermelhos no interior do dispositivo.

Embora o sensor da câmera utilizada apresente um pico de eficiência quântica para iluminação de comprimento de onda próximo de 600 nm, esta faixa

espectral não foi usada por corresponder a uma radiação visível, o que poderia manter a pupila demasiadamente contraída.

Eficiência quântica – acA640-100gm

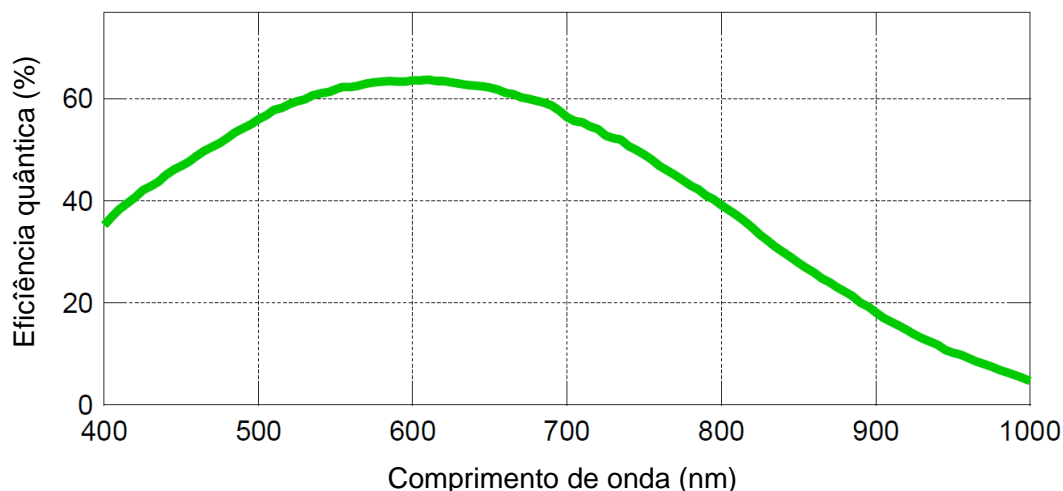


Figura 76 – Eficiência quântica da câmera em função do comprimento de onda da luz incidente
Fonte: adaptado de BASLER VISION TECHNOLOGIES, 2010.

Emissão espectral relativa – LED IR

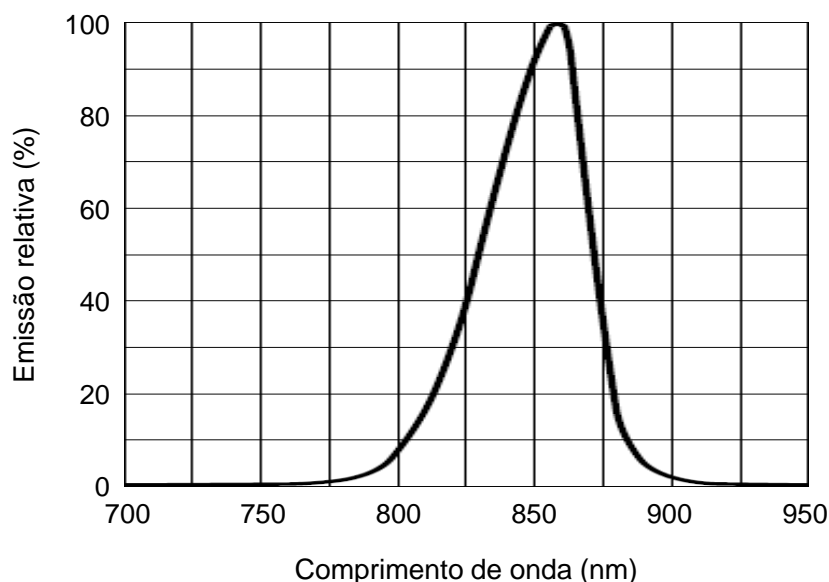


Figura 77 – Emissão espectral do LED infravermelho utilizado
Fonte: adaptado de OSRAM OPTO SEMICONDUCTORS, 2010.

Além da iluminação infravermelha, foram dispostos seis LEDs brancos próximos à lente da câmera, como ilustrado na Figura 78. Estes últimos foram usados para disparo de um pulso de luz para estimulação da pupila, com duração controlada por software.

O controle do sistema de iluminação e estimulação foi realizado por um microcontrolador PIC18F4550. Um software foi desenvolvido para operacionalização

do dispositivo através de uma interface gráfica em um computador. A comunicação com o dispositivo foi realizada através da interface USB nativa do microcontrolador.

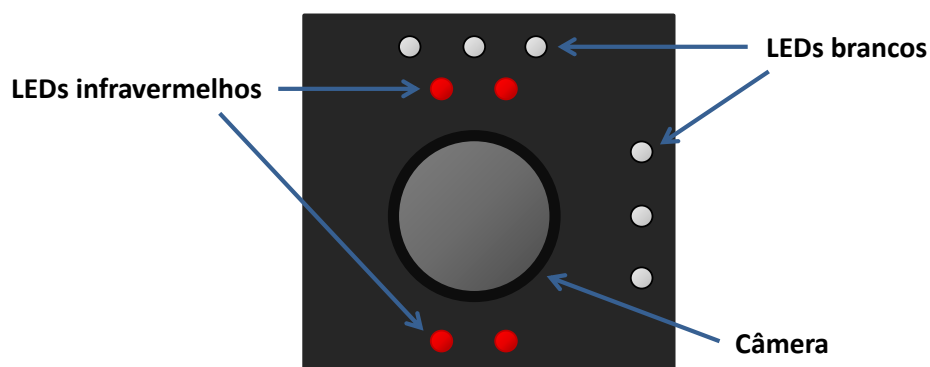


Figura 78 – Disposição dos LEDs ao redor da câmera
Fonte: elaborado pelo autor.

A Figura 79 mostra o programa de controle do pupilômetro. Pode-se observar que, além do tempo de disparo, é possível especificar um tempo de retardo e selecionar os LEDs a serem ativados. Embora o software apresente oito elementos de estimulação, apenas seis foram implementados na versão final.



Figura 79 – Software de controle do pupilômetro
Fonte: elaborado pelo autor.

C.4. AQUISIÇÃO DOS DADOS

Para a captura das amostras, foi adotado um procedimento padrão. O indivíduo mantinha o rosto posicionado em contato com a máscara do pupilômetro durante dois minutos para estabilização do raio pupilar.

Após a acomodação, iniciava-se a gravação do vídeo e o *flash* era disparado. As sequências de imagens foram registradas com uma resolução de 640

pixels de largura por 480 pixels de altura, à taxa de 60 quadros por segundo. A duração do estímulo luminoso foi de 500 μ s.

A Figura 80 mostra alguns exemplos de imagens adquiridas através deste procedimento.

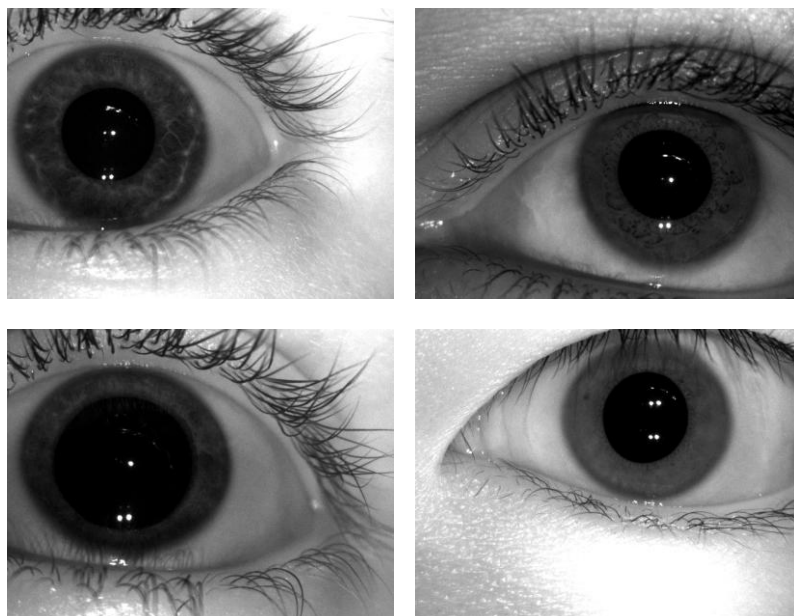


Figura 80 – Exemplos de imagens da base de dados
Fonte: elaborado pelo autor.

Para montagem das bases de dados, foram descartados todos os quadros anteriores a 1 segundo antes do disparo do *flash* e posteriores a 3 segundos após o mesmo, padronizando a duração dos vídeos em 4 segundos, ou 240 quadros.

As bases ficaram compostas da seguinte maneira:

- Base de dados 1 (variação interclasse) – 50 vídeos, correspondentes às imagens do olho esquerdo de 50 voluntários registradas durante o reflexo pupilar à luz;
- Base de dados 2 (variação intraclasse) – 45 vídeos, referentes a nove voluntários, que realizaram o procedimento cinco vezes, sendo uma por dia, sempre no período matutino (entre 8h e 12h).

Da mesma forma que nas bases usadas nos estudos preliminares, em cada uma das bases foram capturadas imagens de indivíduos diferentes, não havendo nenhuma pessoa representada em ambas.

ANEXO A – Carta de aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa

Curitiba, 15 de setembro de 2010.

Ilmo (a) Sr. (a)
Vitor Arsushi Nozaki Yano
Neste

Prezado Pesquisador:

Comunicamos que o Projeto de Pesquisa intitulado “ESTUDO DA VARIAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS DO REFLEXO PUPILAR PARA APLICAÇÃO EM SISTEMA BIOMÉTRICO DE VERIFICAÇÃO DE IDENTIDADE”, foi analisado com pendência pelo Comitê de Ética em Pesquisa em Seres Humanos, em reunião realizada no dia 31 de agosto de 2010. Após, analisadas as pendências encaminhadas pelo pesquisador, este CEP/HC, considera o projeto aprovado em 14 de setembro de 2010. O referido projeto atende aos aspectos das Resoluções CNS 196/96, e demais, sobre Diretrizes e Normas Regulamentadoras de Pesquisa Envolvendo Seres Humanos do Ministério da Saúde.

CAAE: 0231.0.208.000-10
Registro CEP: 354ext031/2010-08

Conforme a Resolução 196/96, solicitamos que sejam apresentados a este CEP, relatórios sobre o andamento da pesquisa, bem como informações relativas às modificações do protocolo, cancelamento, encerramento e destino dos conhecimentos obtidos.

Data para entrega do primeiro relatório: 15 de março de 2011.

Atenciosamente,



Renato Tambara Filho
Coordenador do Comitê de Ética em Pesquisa
em Seres Humanos do Hospital de Clínicas/UFPR

ANEXO B – Termo de consentimento informado livre e esclarecido

TERMO DE CONSENTIMENTO INFORMADO LIVRE E ESCLARECIDO

Título do Projeto: Estudo da Variação das Características do Reflexo Pupilar para Aplicação em Sistema Biométrico de Verificação de Identidade

Investigador: Vitor Atsushi Nozaki Yano

Local da Pesquisa: Universidade Federal do Paraná - UFPR

Endereço e telefone (celular): (41) 9929-4150

PROPÓSITO DA INFORMAÇÃO AO PACIENTE E DOCUMENTO DE CONSENTIMENTO

Você está sendo convidado(a) a participar de uma pesquisa, coordenada por um profissional agora denominado pesquisador. Para poder participar, é necessário que você leia este documento com atenção. Ele pode conter palavras que você não entende. Por favor, peça aos responsáveis pelo estudo para explicar qualquer palavra ou procedimento que você não entenda claramente.

O propósito deste documento é dar a você as informações sobre a pesquisa e, se assinado, dará a sua permissão para participar no estudo. O documento descreve o objetivo, procedimentos, benefícios e eventuais riscos ou desconfortos caso queira participar. Você só deve participar do estudo se você quiser. Você pode se recusar a participar ou se retirar deste estudo a qualquer momento.

INTRODUÇÃO

Entre as técnicas de identificação biométrica existentes, o reconhecimento pela íris é um dos mais confiáveis. No entanto, dificuldades de aquisição de imagens com qualidade adequada e a possibilidade de reprodução da textura ainda são alguns problemas deste método. A análise de alguns dados de pupilometria dinâmica, isto é, da análise da variação do tamanho da pupila em resposta a um estímulo luminoso, sugere a possibilidade de combinação desta característica na identificação pessoal, devido à alta variação entre indivíduos.

PROPÓSITO DO ESTUDO

Este estudo pretende avaliar, por meio de um software que analisará as imagens capturadas do olho dos voluntários, as características do reflexo pupilar, testando sua variabilidade para aplicação em um sistema biométrico de verificação de identidade.

SELEÇÃO

Os voluntários foram recrutados aleatoriamente.

PROCEDIMENTOS

Para a realização do experimento, você deverá posicionar um dos olhos de frente para o equipamento de captura de imagens, enquanto mantém o outro olho fechado, conforme as instruções passadas pelo investigador. Após a verificação do posicionamento adequado, será disparado um *flash* de luz e as imagens serão capturadas por aproximadamente 5 segundos após este momento. Evite fechar ou piscar o olho que está sendo filmado.

PARTICIPAÇÃO VOLUNTÁRIA:

Sua decisão em participar deste estudo é voluntária. Você pode decidir não participar no estudo. Uma vez que você decidiu participar do estudo, você pode retirar seu consentimento e participação a qualquer momento. Se você decidir não continuar no estudo e retirar sua participação, você não será punido ou perderá qualquer benefício ao qual você tem direito.

CUSTOS

Não haverá nenhum custo a você relacionado aos procedimentos previstos no estudo.

PAGAMENTO PELA PARTICIPAÇÃO

Sua participação é voluntária, portanto você não será pago por sua participação neste estudo.

AUTORIZAÇÃO PARA USO DE IMAGEM

Ao participar deste estudo, você autoriza a utilização das imagens de seu olho para análise das características por meio de um software desenvolvido pelo investigador, bem como a eventual divulgação em publicações e/ou eventos científicos, acadêmicos ou profissionais, mantido o anonimato.

PERMISSÃO PARA REVISÃO DE REGISTROS, CONFIDENCIALIDADE E ACESSO AOS REGISTROS:

O Investigador responsável pelo estudo e equipe irá coletar informações sobre você. Em todos esses registros um código substituirá seu nome. Todos os dados coletados serão mantidos de forma confidencial. Os dados coletados serão usados para a avaliação do estudo, membros das Autoridades de Saúde ou do Comitê de Ética, podem revisar os dados fornecidos. Os dados também podem ser usados em publicações científicas sobre o assunto pesquisado. Porém, sua identidade não será revelada em qualquer circunstância.

Você tem direito de acesso aos seus dados. Você pode discutir esta questão mais adiante com o investigador do estudo.

CONTATO PARA PERGUNTAS

Se você ou seus parentes tiver(em) alguma dúvida com relação ao estudo, direitos do paciente, ou no caso de danos relacionados ao estudo, você deve contatar o investigador do estudo (Vitor Yano: (41) 9929-4150). Se você tiver dúvidas sobre seus direitos como um paciente de pesquisa, você pode contatar Comitê de Ética em Pesquisa em Seres Humanos (CEP) do Hospital de Clínicas da Universidade Federal do Paraná, pelo telefone: (41) 3360-1896. O CEP trata-se de um grupo de indivíduos com conhecimento científicos e não científicos que realizam a revisão ética inicial e continuada do estudo de pesquisa para mantê-lo seguro e proteger seus direitos.

DECLARAÇÃO DE CONSENTIMENTO DO PACIENTE:

Eu li e discuti com o investigador responsável pelo presente estudo os detalhes descritos neste documento. Entendo que eu sou livre para aceitar ou recusar, e que eu posso interromper minha participação a qualquer momento sem dar uma razão. Eu concordo que os dados coletados para o estudo sejam usados para o propósito acima descrito.

Eu entendi a informação apresentada neste termo de consentimento. Eu tive a oportunidade para fazer perguntas e todas as minhas perguntas foram respondidas.

Eu receberei uma cópia assinada e datada deste Documento de Consentimento Informado.

NOME COMPLETO

ASSINATURA DO VOLUNTÁRIO

DATA

ASSINATURA DO INVESTIGADOR