Ronaldo Martins da Costa

Uma nova abordagem para reconhecimento biométrico baseado em características dinâmicas da íris humana

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Adilson Gonzaga

SÃO CARLOS 2009 AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO COMPUTACIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

	Costa, Ronaldo Martins da
C837n	Uma nova abordagem para reconhecimento biométrico
	baseado em características dinâmicas da íris humana
	/ Ronaldo Martins da Costa; orientador Prof. Dr.
	Adilson Gonzaga São Carlos, 2009.
	Tese (Doutorado-Programa de Pós-Graduação em
	Engenharia Elétrica. Área de Concentração em
	Processamento de Sinais e Instrumentação) Escola
	de Engenharia de São Carlos da Universidade de São
	Paulo, 2009.
	1. Reconheciemnto de Íris 2. Reflexo Consensual
	3. Características Dinâmicas 4. Biometria. I Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato(a): Analista de Sistemas RONALDO MARTINS DA COSTA.

Tese defendida e julgada em 19/02/2010 perante a Comissão Julgadora:

Prof. Associado ADILSON GONZAGA (Orientador) (Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADO

Aprovado Prof. Dr. APARECIDO NILCEU MARANA (Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho"/UNESP/Campus de Bauru)

APPOVADO

Prof. Dr. JOÃO DO ESPÍRITO SANTO BATISTA NETO (Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/USP)

stub

Aprovado

DROVADO

Prof^a. Associada **LILIANE VENTURA SCHIABEL** (Escola de Engenharia de São Carjos/USP)

utout

Prof. Dr. EVANDRO LUÍS LINHARI RODRIGUES (Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

Prof. Titular GERALDO ROBERTO MARTINS DA COSTA Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Presidente da Comissão de Pós-Graduação

Dedico...

A Deus, meu pai amoroso que sempre me iluminou e conduziu neste trabalho. Aos meus pais, Antônio e Lourdes, que em vida me ensinaram o reto caminho. Ao amor da minha vida Eliana, por todo apoio neste percurso. Às pérolas de minha vida, Lucas e Letícia, que enchem meu coração de alegria.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, "Em quem todos os tesouros da sabedoria e do conhecimento estão ocultos." (Colossenses 2:3). Por me amparar, iluminar e auxiliar em todos os passos deste trabalho, concedendo-me forças e paz interior para sempre prosseguir amparado pelo Seu eterno cuidado amoroso.

Ao meu amigo e orientador, Prof. Dr. Adilson Gonzaga, pelo acompanhamento durante todo o trabalho com seus importantíssimos conselhos e orientações e por ter conduzido de forma sábia todo o desenvolvimento do trabalho. Obrigado professor!

À meu pai Antônio Martins da Costa e minha mãe Maria de Lourdes Santos da Costa, de quem ainda hoje tenho muita saudade e sofro com suas ausências, que enquanto vivos me ensinaram o reto e justo caminho, concedendo-me o dom da vida e orientando na formação de meu caráter e educação.

À minha amada esposa Eliana S. Matsuno da Costa, por todo seu companherismo, encorajamento, entusiasmo e incentivo, mesmo frente aos mais difíceis obstáculos sempre me apoiou e forneceu um porto seguro repleto de afeto, amor, carinho e compreensão.

Às pérolas de minha vida, Lucas Matsuno da Costa e Letícia Matsuno da Costa, que enchem meu coração de alegria, força e coragem para prosseguir e enfrentar as adversidades. Que mesmo nos momentos de minha ausência sempre me compreendem e retribuem com afeto e carinho.

Ao meu sogro, meu segundo pai, Eduardo e minha sogra, minha segunda mãe, Elisa, que me confiaram o maior bem de suas vidas, minha esposa Eliana, por todo seu apoio e força, sempre oferecendo proteção abrigo nos momentos difíceis.

Aos amados e queridos irmãos João Pelizário, Mário Sérgio Salgueiro, Silvio Padim e respectivas famílias, que com toda a sapiência que lhes foi concedida, numa comunhão em 1994, ajudaram-me a encontrar um norte para minha vida, orientando-me neste caminho. Muito obrigado amados irmãos, vocês têm participação na conclusão de mais esta importantíssima etapa de minha vida.

Ao meu irmão Silas, e sua família, por ser um modelo de caráter, determinação, onde sempre pude encontrar um exemplo a ser seguido.

À minha irmã Raquel, e sua família, por seu carinho incentivo e palavras de entusiasmo sendo sempre um modelo de caráter a ser seguido.

Aos meus cunhados e cunhadas Jorge, Elza, Eder e Marcia que compõem esta família maravilhosa com a qual Deus me presenteou.

Aos amados jovens da igreja em Bauru, companheiros de fé na batalha, nos quais sempre encontro encorajamento.

Aos amados irmãos da igreja em Bauru, pelo amor fraternal, palavras de sobriedade e encorajamento, pelos exemplos de vida e cuidado amoroso que me forneceram.

A todos os amigos que voluntariamente colaboraram com as filmagens capturando imagens dinâmicas das íris possibilitando a realização deste trabalho.

A todos os professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica pelo ensinamento compartilhado e auxílio nas tarefas burocráticas e excelente convivência em todos estes anos.

A todas as pessoas que me ajudaram de alguma maneira para realização deste trabalho e de maneira injusta não foram aqui citadas peço perdão e ofereço um muito obrigado de todo o meu coração.

RESUMO

A identificação pessoal através da análise da textura da íris é um método de identificação biométrico de grande eficiência. Algoritmos e técnicas foram desenvolvidos levando-se em consideração as características de textura da imagem da íris do olho humano. No entanto, essas características por serem estáticas são também susceptíveis a fraudes, ou seja, uma foto pode substituir a íris em análise. Por isso, este trabalho propõe um método para extrair as características de textura da íris durante a contração e dilatação da pupila, além das próprias características dinâmicas de contração e dilatação. Para isso foi desenvolvido um novo sistema de aquisição da imagem utilizando iluminação NIR(Near Infra-Red) e levando-se em conta o Reflexo Consensual dos olhos. As características são medidas de acordo com um padrão dinâmico de iluminação controlado pelo programa. Com isso, é possível aumentar a segurança de dispositivos de reconhecimento biométrico de pessoas através da íris, pois, somente íris vivas podem ser utilizadas. Os resultados mostram um índice de precisão significativo na capacidade de discriminação destas características.

Palavras-chave: reconhecimento de íris, reflexo consensual, características dinâmicas, biometria.

ABSTRACT

The personal identification by iris texture analysis is a highly effective biometric identification method. Some algorithms and techniques were developed, taking into consideration the texture features of the iris image in the human eye. Nonetheless, such features, due to the fact that they are static, are also susceptible to fraud. That is, a picture can replace the iris in an analysis. For that reason, this work proposes a method for extracting texture features of the iris during the pupil contraction and dilation, in addition to the dynamic contraction and dilation features themselves. Therefore, it was developed a new image acquisition system through NIR (Near Infra-Red) illumination, considering the Consensual Reflex of the eyes. Features are measured according to a dynamic illumination standard controlled by the software and are afterwards selected by means of data mining. Then it is possible to increase the safety in the biometric recognition devices of people through their iris, since only living irises can be utilized. Results show a significant precision index in determining such features.

Key-words: Iris recognition, consensual reflex, consensual reaction, dynamic features, biometry.

LISTA DE FIGURAS

7
8
9
10
11
12
14
15
16
19
21
21
22
23
23
24
25
27
28
29
38
39
39
41
41
42
43

Figura 4.8 – Exemplo da imagem de um <i>frame</i> gerado pelo dispositivo de captura.	44
Figura 4.9 – Estímulos de Luz durante a aquisição das seqüências de vídeos.	45
Figura 4.10 – Exemplos de <i>frames</i> com problemas.	47
Figura 4.11 – Imagem original e equalizada.	48
Figura 4.12 – Imagem com a demonstração das sementes distribuídas.	50
Figura 4.13 - Exemplos de frame com a região central em destaque onde a pupila	
deve estar localizada.	50
Figura 4.14 - Exemplo de frames ideais para o processamento com movimentos de	
contração e dilatação da pupila.	51
Figura 4.15 – (a) Extração do contorno da pupila. (b) Eixo maior e Eixo menor de	
uma pupila.	51
Figura 4.16 – Exemplo de um <i>frame</i> segmentado.	52
Figura 4.17 – Circularidade – 5 indivíduos(a). Circularidade média – 5 indivíduos(b).	56
Figura 4.18 – Variação do diâmetro da pupila de um indivíduo.	57
Figura 4.19 – Diâmetro de 5 indivíduos (a). Diâmetro média de 5 indivíduos (b).	58
Figura 4.20 – Média de 5 indivíduos.	61
Figura 4.21 – Desvio Padrão de 5 indivíduos.	62
Figura 4.22 – Coeficiente de Variação de 5 indivíduos.	63
Figura 4.23 – Correlação de 5 indivíduos.	66
Figura 4.24 – Segundo Momento Angular de 5 indivíduos.	67
Figura 4.25 – Entropia de 5 indivíduos.	68
Figura 4.26 – Contraste de 5 indivíduos.	69
Figura 4.27 – Momento da Diferença Inverso de 5 indivíduos.	70
Figura 5.1 – Tela do software Weka que apresenta a sugestão das 17 características	
que melhor classificam as imagens de íris viva.	80
Figura 5.2 – Curva Recall x Precision utilizando distância Euclidiana.	81
Figura 5.3 – Curva Recall x Precision utilizando distância de Hamming.	81
Figura 5.4 – Curva CMS utilizando distância Euclidiana.	82
Figura 5.5 – Curva CMS utilizando distância de Hamming.	82
Figura 5.6 – Redução dos períodos avaliados.	83
Figura 5.7 – Curva Recall x Precision – distância Euclidiana – dois intervalos.	85
Figura 5.8 – Curva Recall x Precision – distância de Hamming – dois intervalos.	85
Figura 5.9 – Curva CMS utilizando distância Euclidiana com dois intervalos.	86
Figura 5.10 – Curva CMS utilizando distância de Hamming com dois intervalos.	86
Figura 5.11 – Curva Recall x Precision utilizando distância Euclidiana para 5	
períodos e 2 períodos após a seleção de características.	87
Figura 5.12 – Curva CMS utilizando distância euclidiana com o vetor completo e o	
vetor reduzido ambos após a seleção de características.	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Precisão dos principais métodos de identificação	32
Tabela 3.2 – Possibilidade de falsos positivos no método de Daugman	34
Tabela 4.1 – Características da câmera	43
Tabela 4.2 – Operação do Led de luz visível	45
Tabela 4.3 – Características utilizadas	53
Tabela 4.4 – Vetor de Características de uma seqüência de vídeo	71
Tabela 4.5 – Disatância de Hamming	72
Tabela 4.6 – Exemplo da conversão de um vetor para binário	73
Tabela 5.1 – Características Dinâmicas selecionadas por <i>Data Mining</i> .	79
Tabela 5.2 – Valores de precisão para as curvas da Figura 5.3	82
Tabela 5.3 – Valores de precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.4	83
Tabela 5.4 – Nova distribuição dos períodos	83
Tabela 5.5 – Novo vetor de características de uma seqüência de vídeo.	84
Tabela 5.6 – Novas Características Dinâmicas selecionadas por Data Mining.	84
Tabela 5.7 – Valores de Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.8	86
Tabela 5.8 – Valores de Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.9	87
Tabela 5.9 – Valores de Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.10	87
Tabela 5.10 – Valores Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.11.	88

SUMÁRIO

1. Introdução	1
1.1. Considerações Iniciais	1
1.2. Justificativa e hipótese	2
1.3. Objetivos	3
1.4. Contribuições deste trabalho	3
1.5. Organização do trabalho	4
2. Biometria e identificação pessoal	5
2.1. Introdução	5
2.2. Métodos biométricos mais comuns	6
2.2.1. Biometria da retina	6
2.2.2. Reconhecimento da face	9
2.2.3. Identificação da Impressão digital	11
2.2.4. Reconhecimento da voz	12
2.2.5. Geometria da mão	14
2.2.6. Reconhecimento da assinatura	15
2.3. Considerações finais	16
3. Identificação pessoal pela Íris	17
3.1. Introdução	18
3.2. A íris	18
3.3. Etapas para identificação biométrica pela íris	19
3.3.1. Captura da imagem	20
3.3.2. Pré-processamento dos dados capturados	25
3.3.2.1. Segmentação da íris	26
3.3.2.2. Extração de características próprias do usuário – Codificação do padrão da Íris	30
3.3.3. Verificação das características extraídas – Reconhecimento da íris.	33
3.4. Considerações finais	35
4. Material e Métodos	37
4.1. Introdução	37
4.2. Material	41
4.2.1. Dispositivo para captura das seqüências de imagens da íris	41
4.2.2. Geração das seqüências de imagens no tempo	45
4.2.3. Processamento das imagens	46
4.2.3.1. Pré-processamento	46
4.2.3.2. Extração das características	52
4.2.3.2.1. Características de movimento da pupila	54
4.2.3.2.2. Características estatísticas de primeira ordem	60

U,	r	1
v		J
	v	V

4.2.3.2.3. Características estatísticas de segunda ordem	63
4.2.3.3. Vetor de Características	70
4.2.4. Método de identificação de similaridade	71
4.3. Considerações finais	73
5. Resultados e Conclusões	75
5.1. Introdução	75
5.2. Seleção de características por Mineração de Dados (Data Mining)	75
5.2.1. Localização de Padrões	76
5.2.2. O Software WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis)	77
5.2.3. Resultados obtidos cmo a mineração de dados realizada pelo Weka	78
5.3. Conclusões	88
Contribuições	91
Trabalhos Publicados	93
Referências Bibliográficas	95

CAPÍTULO 1 Introdução

1.1. Considerações Iniciais

Os métodos de análise da íris humana em sua grande maioria têm sido aplicados para identificação biométrica. Não apenas a identificação biométrica pela íris, como a identificação por impressão digital ou faces, procuram identificar um indivíduo através de informações biométricas pessoais (o que ele é) e não através de informações que o indivíduo sabe (senhas) ou possui (cartões e outros tipos de chaves) (JIANG et al., 2000).

Em 1936 um oftalmologista chamado Frank Burch sugeriu que as características da textura da íris humana poderiam ser utilizadas como método de identificação pessoal. Esta teoria foi documentada por James Daggarts em 1949. Mas apenas em 1987 dois oftalmologistas, Aran Safir e Leonard Flom patentearam a idéia de identificar de forma automática um indivíduo através das características da íris (NAROTE et al., 2007).

John Daugman, pesquisador do laboratório de computação da Universidade de Cambridge (UK) desenvolveu com sucesso um algoritmo computacional capaz de realizar o reconhecimento de um indivíduo através das características de textura da íris. Seu método baseado na transformada wavelet e filtro de Gabor foi patenteado em 1993 e consistia de uma seqüência de 256 bytes denominado "íris code" (NAROTE et al., 2007)(DAUGMAN, 2002).

Wildes et al. (1994) desenvolveram o protótipo de um sistema baseado em pirâmide laplaciana para identificação através das características de textura da íris.

Boles e Boachash (1998) propuseram um sistema de identificação baseado em transformada wavelet, segmentando a íris em vários círculos concêntricos (NAROTE et al., 2007).

Desde então diversos métodos para reconhecimento baseado nas características da íris foram desenvolvidos, sendo a maior parte dos sistemas baseados no algoritmo criado por Daugman (DAUGMAN, 2002).

As técnicas de identificação são extremamente precisas, realizando o processo completo em frações de segundo. Todos os métodos conhecidos na literatura são realizados sobre imagens estáticas. O reconhecimento é realizado a partir de uma imagem obtida em condições especiais de iluminação *Near Infra-Red* (NIR). Este processo é rápido e oferece boa precisão para identificar uma pessoa.

1.2. Justificativa e hipótese

Existem diversos trabalhos publicados e até métodos patenteados que demonstram a identificação de pessoas através da íris, entretanto todos os métodos até hoje pesquisados levam em consideração uma única imagem estática da íris.

No entanto, possuindo a íris em sua estrutura músculos capazes de alterar sua forma pressupõe-se que suas características possam se alterar de maneira diferente a cada indivíduo, ou mesmo que a avaliação dos padrões de movimentação da pupila possa contribuir para o reconhecimento biométrico. Na literatura científica consultada até o presente momento, não foi encontrado nenhum trabalho que levantasse tal hipótese.

Observando-se os métodos atuais pode-se constatar que eles não garantem que o indivíduo avaliado esteja realmente presente ou se a imagem capturada é uma fotografia, prótese ou até mesmo uma foto que de alguma forma possa ser acoplada ao dispositivo de captura tentando burlar o sistema de reconhecimento biométrico.

Além do fator segurança, pelo fato de todos os métodos se basearem em imagens estáticas, se a qualidade da mesma estiver comprometida, possuindo oclusão ou outros problemas, o processo de reconhecimento pode ser prejudicado. Portanto, não se tem conhecimento na literatura científica, de qualquer método que tenha avaliado as características da íris durante os movimentos realizados pelo olho devido a alterações de iluminação.

1.3. Objetivos

Frente às crescentes necessidades de segurança é proposta, neste trabalho, uma nova abordagem para reconhecimento biométrico através da íris humana. A abordagem proposta permite avaliar as características estáticas da íris, ou seja, as características de textura, observadas durante os movimentos da pupila, movimentos estes involuntários de contração e dilatação devido a alterações de iluminação. Foi observado que estas características apresentam padrões de comportamentos que variam de indivíduo para indivíduo quando o olho é submetido a pulsos de iluminação. Dessa maneira, este trabalho pretende demonstrar que outras características, aqui denominadas de dinâmicas, podem ser utilizadas com boa eficiência no reconhecimento biométrico através da íris humana e com grande desempenho relativamente à sua resistência a fraudes. No entanto, não é objetivo deste trabalho, aplicar os testes que comprovam esta resistência, mas demonstrar a possibilidade de uso destas características dinâmicas para o reconhecimento biométrico.

1.4. Contribuições deste trabalho

Este trabalho gera as seguintes contribuições:

- Nova frente de investigação de características dinâmicas do olho humano para o reconhecimento biométrico.
- Novo equipamento para digitalização das seqüências de vídeo visando assegurar a existência de uma íris viva no processo de reconhecimento.
- iii) Nova frente de investigação de aplicações do equipamento desenvolvido na área médica, tais como em oftalmologia e/ou neurologia.

1.5. Organização do trabalho

Este trabalho está dividido em 5 capítulos, incluindo a presente introdução. Os temas estão distribuídos na seguinte forma:

Capítulo 2: Biometria e identificação pessoal; Neste capítulo são abordados conceitos sobre biometria e identificação pessoal.

Capítulo 3: Identificação através da íris; neste capítulo são discutidas técnicas de algoritmos para captura de imagens e reconhecimento da íris a partir de imagens estáticas baseadas no levantamento da revisão bibliográfica.

Capítulo 4: Material e métodos; neste capítulo é discutida a abordagem proposta, seu desenvolvimento e as implementações necessárias para utilização das características dinâmicas da íris no reconhecimento biométrico.

Capítulo 5: Resultados e conclusões; neste capítulo são apresentados neste capítulo resultados obtidos com a nova abordagem, bem como a comparação com técnicas já conhecidas para imagens estáticas da íris em conjunto com os padrões de movimentação e alterações obtidos através de imagens dinâmicas da íris e as conclusões obtidas.

CAPÍTULO 2 Biometria e identificação pessoal

2.1. Introdução

De todas as novas tecnologias surgidas nos últimos anos para aumentar a margem de segurança de sistemas de controle de acesso, a biometria tem se tornado a mais efetiva e forte candidata a fazer parte do futuro de todos os usuários que necessitam de autenticação em sistemas de informação ou para o acesso em locais físicos.

O significado da palavra biometria, segundo o dicionário Aurélio é "a ciência que estuda a mensuração dos seres vivos". Na tecnologia da informação, a palavra biometria está ligada à verificação da identidade de uma pessoa por meio de uma característica única a essa pessoa. A característica única pode ser obtida de uma impressão digital, da íris, da voz, da caligrafia, da face, ou de qualquer outra parte do corpo humano. A dificuldade de fraude existente em métodos de identificação pessoal deve tornar o uso da biometria bastante difundido nos próximos anos.

A biometria pode ser empregada em diversas áreas, como exemplo em aeroportos, para identificação de pessoas. Cartões de crédito podem se tornar mais seguros, assim como as senhas de acesso a bancos pela internet ou mesmo o acesso a cofres e locais de segurança podem ser muito mais eficazes com o emprego de verificação biométrica. Atualmente, até notebooks já são equipados com dispositivos de leitura biométrica que podem ser configurados para permitir a utilização do usuário apenas após a verificação, como é o caso de alguns modelos da HP que possuem um leitor de impressão digital para configurar permissão de acesso ao equipamento.

O mecanismo de autenticação por biometria funciona baseado no registro e na verificação. Para o uso inicial da biometria, cada usuário deve ser registrado em um sistema, que armazena uma característica biológica ou comportamental (impressão digital, imagem da íris, da face, gravação da voz, etc.), para ser usada, posteriormente, na verificação da identidade do usuário.

Quando o usuário solicita a autenticação, sua característica biológica ou comportamental é capturada. A representação digital da característica biológica é, então, comparada com o modelo biométrico armazenado.

Existem comercialmente diversos equipamentos que utilizam biometria de identificação por meio de imagens de íris, de impressão digital, de face, de retina, da geometria da mão, do reconhecimento de voz, etc. (VIGLIAZZI, 2006).

2.2. Métodos biométricos mais comuns

2.2.1. Biometria da retina

A retina é uma fina camada de tecido que está localizada no interior do olho humano, conforme apresentado na Figura 2.1. Esta camada é seguida pela coróide e pela esclera (parte branca do olho), e desempenha uma importante função na visão, pois é na retina que se encontram as células conhecidas como fotoreceptoras, e que recebem a imagem que será levada ao cérebro para nos dar a sensação da visão.



Figura 2.1 – Imagem do olho humano. Fonte: Disponível em <http://www.topnews.in/healthcare/sites/default/files/retina.jpg>

A vascularização da retina fornece o meio biométrico para autenticação. Esta possibilidade de reconhecimento foi proposta em 1935 pelos oftalmologistas Carleton Simon e Isodore Goldstein. Os padrões dos vasos sanguíneos podem ser obtidos através da reflexão da luz causada por eles. Em 1950 experimentos comparando os padrões para cada olho demonstraram que os vasos sanguíneos da retina se distinguem mesmo entre gêmeos, possibilitando um alto grau de confiabilidade a tecnologia desde que utilizada de forma adequada.

Entretanto, a retina é uma parte do organismo humano que pode sofrer alterações em virtude de algumas anomalias como diabetes, pressão alta, catarata, miopia ou hipermetropia entre outras, afetando o escaneamento da retina.

O efeito de opacidade produzido pela catarata na lente do cristalino impede que a luz chegue em quantidade suficiente à retina para que seja refletida produzindo um bom resultado para o escaneamento. A miopia faz com que a imagem se forme antes da retina, desta forma a pessoa não enxergue bem objetos distantes e o contrário ocorre para a hipermetropia em que a pessoa apresenta dificuldades em focalizar objetos próximos. Ambas, miopia e hipermetropia, quando em graus elevados, podem prejudicar o escaneamento realizado para o reconhecimento de retina (KOLB, 2003).

Para realizar a identificação é avaliada a imagem formada pelos vasos sangüíneos no fundo dos olhos. Os analisadores de retina medem os padrões de vasos sanguíneos usando um laser de baixa intensidade e uma câmera. A Figura 2.2 apresenta imagens de retina (também denominada imagem de fundo de olho) e algumas operações executadas sobre a imagem, além de um aparelho comercial utilizado para captura de imagens de retina.



Figura 2.2 – Imagem de fundo de olho (retina). a) imagem original capturada com câmera colorida; b) imagem com contraste em tons de cinza; c) imagem com segmentação dos vasos sangüíneos; d) aparelho para captura de imagens de retina – retinógrafo. Fonte: (KOLB, 2003)

Para que a tecnologia de reconhecimento de retina possa ser utilizada assegurando bons resultados na autenticação existem diversos passos a serem seguidos. Isso faz com que seja necessário certo treinamento para utilizar o equipamento de reconhecimento de retina. Esse é um dos fatores que dificultam a popularização desse meio de autenticação. Além disso, para que a autenticação seja possível é necessária a cooperação do indivíduo a ser identificado, pois não há como realizar esse tipo de autenticação sem a colaboração do indivíduo.

O reconhecimento de retina, assim como outras tecnologias, possui pontos fortes e pontos fracos. Algumas das vantagens que podem ser ressaltadas para este método de identificação biométrica são:

- ✓ Método extremamente seguro.
- ✓ Dificuldade em fraudes em função da complexidade da retina.
- ✓ Pequeno tamanho do modelo gerado, facilitando sua rápida manipulação. Em modelos como o *EyeDentify* (apresentado na Figura 2.2), são usados 48 bytes para cada olho

As principais desvantagens do reconhecimento de retina são:

- Um número significativo de pessoas não é capaz de realizar o reconhecimento com eficiência, por terem problemas visuais ou pela dificuldade em manipular os aparelhos existentes no mercado.
- ✓ Alto custo do equipamento, o que poderia ser evitado caso existisse maior aceitação do público, fazendo com que a tecnologia possa ganhar escala.
- ✓ Possui seu desempenho reduzido em ambientes onde os olhos estão expostos a grande quantidade de luz, o que contrai a pupila, fazendo com que menor quantidade de luz vinda do "scanner" chegue à retina e retorne ao sensor

✓ Complexidade em obter as imagens devido a necessidade de aplicação de contrastes e dilatação da pupila (KOLB, 2003).

A necessidade de aplicar contrastes e colírio para dilatar a pupila dificulta a implementação de um sistema biométrico baseado na retina.

2.2.2. Reconhecimento da face

O reconhecimento biométrico através da face pode ser realizado por meio de pontos identificadores e delimitadores da face. São calculadas distâncias, tamanhos e formas de cada componente do rosto de um ser humano como exemplo, nariz, olhos e orelhas. Os dados da imagem são comparados com as imagens registradas no banco de dados previamente armazenado.

O grande inconveniente desta solução está no fato de ocorrerem transformações faciais durante a vida de um ser humano (adolescência, fase adulta, terceira idade, intervenções cirúrgicas, etc.) que podem prejudicar a validação do usuário. Além disso, óculos de sol, bigode, barba e expressões faciais podem dificultar o processo de reconhecimento.

A Figura 2.3 apresenta imagens em um sistema de reconhecimento facial por meio de pontos e medidas geométricas. Variações na apresentação da mesma face podem prejudicar a identificação (JIANG et al., 2000)(GAO, 2003).



Figura 2.3 – Imagens utilizadas no reconhecimento: a) imagens geradas por software que utiliza pontos para o reconhecimento; b) variações que podem prejudicar a identificação. Fonte: (JIANG et al., 2000).

Este método de reconhecimento tem grande aceitação, principalmente por se tratar de um método não intrusivo. Sua implementação é considerada de baixo custo, pois não exige equipamentos sofisticados.

Contudo, apresenta algumas dificuldades e limitações em sua aplicação:

✓ Diferentes expressões faciais como expressão de alegria, tristeza, raiva ou choro podem dificultar o reconhecimento.

- ✓ Alterações faciais, óculos escuros ou de grau, maquiagem ou pinturas, mudança de cabelo ou penteados e ainda presença ou não de barba e bigode também podem atrapalhar o reconhecimento.
- ✓ Outros fatores como iluminação e ângulo do rosto são variáveis que dificultam o processo de recenhecimento.
- ✓ Dificuldade em diferenciar gêmeos, o que torna a técnica insegura.

A Figura 2.4 apresenta um exemplo de imagem com diferentes expressões faciais e angulações.



Figura 2.4 – Exemplos de faces para um processo de reconhecimento. Fonte: Disponivel em <http://www.inf.ufsc.br/~visao/2001/luciene/index.html>

2.2.3. Identificação da Impressão digital

A individualidade da impressão digital é amplamente reconhecida, e tem sido usada desde o final do século XIX. É uma das tecnologias mais difundidas no mundo da biometria, necessitando de um dispositivo capaz de capturar, com um bom grau de precisão, os traços que definem a impressão dos dedos. As imagens capturadas exigem um sistema que transforme essas imagens em informações para, em seguida, serem utilizadas no reconhecimento.

Na verificação de uma impressão digital, muitos sistemas analisam a posição de detalhes chamados de *minutiae (pontos de interesse em uma impressão digital)*, tais como terminações e bifurcações. Sistemas modernos também verificam outras características para identificação única, tais como arcos e voltas que aparecem na impressão.

Uma desvantagem no uso da impressão digital existe quando o usuário possui pequenos ferimentos no dedo (causado por acidente, por exemplo), sujeira ou ressecamento da pele.

O reconhecimento por impressão digital tem sido bastante utilizado em várias aplicações (controle de acesso, caixas automáticos de bancos, etc.). Duas das principais vantagens são a rapidez e a confiança, aliada ao baixo custo e ao pequeno tamanho dos leitores óticos. Muitos usuários consideram dentre todos os tipos de biometria, a impressão digital a menos intrusiva, entretanto, em virtude de filmes e programas de televisão alguns usuário relacionam a impressão digital com a ficha criminal da pessoa, causando certo desconforto.

A Figura 2.5 apresenta uma impressão digital e a marcação de pontos de referência (*minutiae*) (UCHIDA, 2003).



Figura 2.5 – Impressão digital e pontos de referência (*minutiae*). Fonte: (UCHIDA, 2003)

Contudo, esta forma de identificação já não é mais considerada completamente segura, face as técnicas hoje divulgadas na internet para "copiar" uma impressão digital. A sequência de imagens da Figura 2.6 apresenta a sequencia de passos para tal utilizando apenas uma câmera, uma impressora, um software de edição de imagens e cola de madeira ou gelatina.

Hoje existem *blogs* e vídeos disponíveis na internet onde são divulgadas diferentes formas de se "copiar" uma impressão digital e burlar sistemas que utilizam esta técnica como meio de acesso.



Figura 2.6 – Impressão digital artificial. Fone: Disponível em <http://www.ccc.de/biometrie/fingerabdruck_kopieren.xml?language=en>

2.2.4. Reconhecimento da voz

A tecnologia de reconhecimento de voz dentre as tecnologias existentes, é considerada menos intrusiva pelos usuários. Apesar disso, ainda é pouco utilizada por não ser totalmente confiável. O reconhecimento de voz hoje é muito mais utilizado para portais de voz na internet ou para realizar o atendimento telefônico eletrônico e outros software.

É importante distinguir entre biometria e softwares que reconhecem palavras e executam certos comandos. Um software de reconhecimento de voz pode reconhecer palavras ou automatizar instruções. Entretanto, isto não é tecnologia biométrica. Em geral

se utiliza o termo reconhecimento da fala, verificação da fala ou identificação da fala quando se trata de biometria. E quando se trata de aplicativos baseados na voz, o termo utilizado é "voz" no lugar de "fala".

A identificação é feita pela análise dos padrões harmônicos da voz e não através de uma simples comparação entre reproduções de uma mesma fala.

O som da voz é produzido pela ressonância na região vocal, baseado no comprimento e no formato da boca e das cavidades nasais. A captura do som da voz é realizada com o usuário colocando-se em frente a um aparelho receptor (um microfone, por exemplo) e, em seguida, o usuário pronuncia uma frase previamente selecionada. Este processo é repetido diversas vezes para a construção de um modelo. Deve-se tomar cuidado visando garantir que o usuário fale em um tempo apropriado e em voz clara.

Os padrões da fala são gerados por combinação de fatores físicos e comportamentais. Recomenda-se que o usuário que terá sua voz gravada não esteja sofrendo de nenhuma anomalia (faringite, gripes e resfriados) e estados emocionais alterados. Qualquer mudança na voz por mais simples que seja pode causar problemas no reconhecimento (autenticação) do usuário.

A forma da onda das frases é medida usando-se análises de Fourier para encontrar o espectro de freqüências que amostram as características da voz.

Uma das vantagens que este tipo de biometria apresenta em relação a outros métodos é o fato dele não ser invasivo e ter grande aceitação. E ainda, pode ser feito de forma remota, através da internet ou de um telefone. Além disso, o método mostra-se bastante econômico, quando comparado a outros métodos, uma vez que não necessita de dispositivos especiais, podendo fazer uso de um telefone ou um microfone conectado a um computador apenas.

No entanto, sistemas implementados para uso em biometria de voz possuem desvantagens como a sensibilidade ao ruído, variações de canal e variações comportamentais humanas, como variações na maneira de falar devido a condições emocionais extremas ou mesmo devido a um simples resfriado.

Finalmente o fator segurança pode ser determinante, pois através de um "grampo" telefônico ou mesmo uma gravação, pode-se colocar em dúvida todo o sistema (EVANS GROUP, 2008).

2.2.5. Geometria da mão

A geometria da mão foi escolhida nos jogos olímpicos de 1996 para identificar e autenticar os atletas que participaram das provas. Devido ao grande sucesso alcançado, em Sydney a estratégia se repetiu e todos os 42 mil atletas, técnicos, funcionários, patrocinadores e pessoal de imprensa tiveram diferentes níveis de acesso.

Esta tecnologia é baseada na premissa básica que existem diferenças entre as mãos de duas pessoas distintas, considerando-se uma população reduzida. Por meios de imagens capturadas, definição de alguns pontos e cálculos, são definidas as dimensões de determinadas medidas geométricas da mão que serão usadas para permitir ou restringir o acesso de um usuário.

As dimensões da mão (tamanho dos dedos, largura da mão, etc.) são as principais características usadas nas análises. O usuário coloca sua mão no leitor e um dispositivo posicionado sobre a mão captura a imagem.

Muitos especialistas em segurança consideram a geometria da mão um método pouco seguro. Outro fator negativo deve-se ao fato que a geometria da mão sofre alterações durante a vida de um ser humano (a idade, perda ou ganho de peso, etc.). A Figura 2.7 apresenta a determinação de pontos de referência para coleta de imagem da mão e um equipamento para captura da imagem (ULUDAG; ROSS; JAIN, 2003) (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 2003).



Figura 2.7 – Imagem da mão e equipamento para captura e identificação de usuário. Fonte: (ULUDAG; ROSS; JAIN, 2003).

A Figura 2.8 apresenta aparelhos para reconhecimento biométrico através da geometria da mão. Apesar de existirem sistemas comercialmente desenvolvidos que utilizam este tipo de biometria ele ainda é considerado inseguro. Pois guardadas as proporções, assim como ocorre com a impressão digital, a mão humana é um órgão que pode ser reproduzido para burlar um sistema (ULUDAG; ROSS; JAIN, 2003) (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 2003).



Figura 2.8 – Imagem da mão e equipamento para captura e identificação de usuário. Fonte: Disponível em <http://www.datelka.pt/index.php?ToDo=Produtos&page=Produtos&sub_categoria=3>

2.2.6. Reconhecimento da assinatura

Um sistema baseado no reconhecimento da assinatura manuscrita do usuário é capaz de capturar características como a pressão exercida na caneta bem como a velocidade de escrita, os movimentos exercidos no ar e os pontos em que a caneta não se encontra no papel. É uma técnica utilizada por instituições financeiras para verificar a autenticidade dos cheques emitidos pelos seus clientes.

Outra forma avalia a dinâmica da assinatura, o ritmo de escrita e a semelhança entre duas assinaturas do mesmo indivíduo.

Um problema com esta técnica biométrica está relacionado ao fato que a assinatura pode variar suas características de acordo com o ambiente, papel, caneta, etc. Alguns usuários conseguem ser consistentes em sua assinatura enquanto outros são extremamente irregulares, dificultando o reconhecimento.

Uma vantagem neste modelo de biometria é que a assinatura é um dos modos mais aceitos para validação de identidade existente, até mesmo por legado histórico. A assinatura é universalmente utilizada para vincular um indivíduo a um contrato ou título. Estes fatores tornaram a assinatura um método de identificação pessoal muito aceito. Em contrapartida, a grande desvantagem deste modelo é que é relativamente fácil encontrar uma assinatura de uma pessoa e falsificá-la, exceto em sistemas em tempo real para coleta da assinatura, como demonstrado na Figura 2.9 (VIGLIAZZI, 2006).



Figura 2.9 – Sistema para coleta de assinatura. Fonte: Disponível em <http://informatica.hsw.uol.com.br/biometria.htm>

2.3. Considerações finais

Todos os métodos biométricos existentes apresentam vantagens e desvantagens. As principais características procuradas em um sistema de reconhecimento biométrico são: a) Aceitabilidade: a característica biométrica deve ser o menos intrusiva possível, para que

tenha boa aceitação do usuário a ser identificado.

b) Precisão: Uma característica biométrica deve ser capaz de identificar inequivocamente um usuário, na aplicação a que se destina.

c) Rapidez: O reconhecimento deve ser realizado no menor tempo possível.

d) Segurança: O reconhecimento deve ser resistente a fraudes.

As técnicas citadas neste capítulo, juntamente a tantas outras encontradas na literatura, como o reconhecimento por meio da caminhada, pela orelha, palma da mão, "footprint", etc, não atendem a todas essas necessidades. O reconhecimento através da íris, que é tratado no próximo capítulo, tem sido considerado o mais preciso, mas todos os métodos são susceptíveis a fraudes.

Portanto, a investigação de metodologias mais resistentes à falsificação de resultados deve ser incentivada.

CAPÍTULO 3 Identificação pessoal pela Íris

3.1. Introdução

Os recentes avanços da tecnologia de informação e o crescimento dos requisitos de segurança têm impulsionado o desenvolvimento de novas pesquisas para a identificação de usuários através de características biométricas (DAUGMAN, 2007). Todas as características biométricas têm sido amplamente estudadas, e dentre elas, o estudo e reconhecimento pela íris tem se destacado em virtude da precisão que a metodologia alcança (MANSFIELD et al., 2008). Em virtude de suas características, a íris oferece meios de identificar cada indivíduo de forma única em uma grande população de indivíduos (ADLER, 1965).

Desde 1936 sabe-se que as características da textura da íris humana poderiam ser utilizadas como método de identificação pessoal. Em 1987 a idéia de identificar de forma automática um indivíduo através das características da íris foi patenteada (NAROTE et al., 2007).

Adler (1965) desenvolveu trabalhos de identificação pela íris nos anos 60, mas os primeiros resultados utilizando ferramentas computacionais surgiram em 1992, quando John Daugman em conjunto com Leonard Flom e Aran Sarif, desenvolveu o primeiro software de reconhecimento da íris (DAUGMAN, 2002). Desde então algoritmos têm surgido, com propostas para avaliação e identificação, como os algoritmos de Wildes (1997) e Boles e Boashash (1998).

Se comparado a outros métodos de identificação biométrica, a identificação através da íris apresenta taxas de acerto, precisão e segurança muito melhores. Um exemplo disso é visto em Phillips et al., (1997) e Pentland e Choudhury (2000) que desenvolveram algoritmos para reconhecimento pela face que apresentavam taxas de acerto variando entre 40% e 50%. Entretanto, em 1993 Daugman já havia patenteado seu método de identificação pela íris que apresentava taxas de acerto próximas de 100%.

Diferente dos demais métodos, a identificação pessoal pela íris é uma alternativa interessante especialmente quando é necessária uma taxa pequena de "falsos positivos" e a base de dados para pesquisa é grande dadas suas complexas características e dificuldade de reprodução (MA et al., 2003).

3.2. A íris

A íris é um tecido pigmentado (uma rede de trabéculas, rede de filamentos cruzados que existem na íris, formada no 8° mês de gestação) que fica entre a córnea e o cristalino, conforme apresentado na Figura 3.1. Ela tem uma superfície relativamente plana, protegida de agentes externos pela córnea e com um orifício central denominado pupila. A íris possui no seu estroma (trama de tecido localizado em sua circunferência interna) os músculos dilatadores, que servem para contrair e dilatar a pupila. Assim, a função principal da íris é controlar, através da pupila, a quantidade de luz que entra no olho, da mesma forma que o diafragma de uma máquina fotográfica.


Figura 3.1 – Anatomia do olho humano. Fonte: http://profs.ccems.pt/PaulaFrota/olho.htm

A íris possui uma estrutura complexa e única em cada pessoa, havendo diferença inclusive entre íris direita e esquerda. A possibilidade de existirem íris iguais em pessoas diferentes é praticamente nula, por este motivo é considerado um dos métodos mais seguros de identificação. A anatomia do olho humano, em especial a formação da íris, conferem a este órgão um alto potencial para aplicações de identificação pessoal, tais como:

- Estabilidade a alterações externas em função da proteção oferecida pela córnea.
- Método de captura não invasivo.
- A tentativa de intervenção cirúrgica para alterações da íris poderia cegar.

O reconhecimento da íris é baseado em qualidades visíveis como anéis, estrias, manchas, coroas, etc. Basicamente, os algoritmos procuram converter estas características visíveis em um código que será o padrão armazenado para futura verificação (NEGIN et al., 2000).

3.3. Etapas para identificação biométrica pela íris

Segundo Reíllo (2008), um sistema de identificação biométrica é composto de quatro etapas principais:

- Captura da Imagem (etapa que envolve a captura dos dados biológicos ou de comportamento);
- 2. Pré-processamento dos dados capturados;
- 3. Extração de características próprias do usuário;

4. Verificação das características extraídas com o padrão armazenado.

3.3.1. Captura da imagem

A captura da imagem exerce grande influência sobre o desenvolvimento das próximas etapas da identificação. A captura de uma imagem de qualidade ruim prejudica e pode inclusive invalidar todo o processo de identificação, devido as características do globo ocular, em especial os reflexos que a anatomia do globo ocular causa. Neste sentido, diversos sistemas têm sido desenvolvidos na tentativa de aperfeiçoar a forma de capturar e melhorar a qualidade das imagens (REÍLLO, 2008); proporcionando um aumento na eficiência dos algoritmos, devido a melhora nas imagens que serão processadas.

O sistema elaborado por John Daugman, conforme apresentado na Figura 3.2 utiliza iluminação na faixa do infravermelho e câmeras que captam este tipo de luz, invisível aos olhos humanos e que oferece boas imagens da textura da íris, diferentemente da iluminação no espectro da luz visível que dificulta a extração da textura. Tal sistema despreza informações de cores, irrelevantes ao processamento. Um *display* de cristal líquido ajuda o usuário a se posicionar corretamente, possibilitando uma melhor captura da imagem.

Já Wildes (1997) propôs um sistema de captura que utilizava luz difusa polarizada em conjunto com uma câmera sensível a luzes de baixa intensidade. A luz difusa polarizada elimina a reflexão, não incomodando o usuário e permitindo a captura de mais detalhes da textura da íris. A Figura 3.3 demonstra o diagrama do sistema de captura proposto por Richard P. Wildes.



Figura 3.2 – Diagrama esquemático do sistema de aquisição de John Daugman. Fonte: (WILDES, 1997).

Enquanto no sistema proposto por John Daugman, o usuário se posiciona corretamente para a captura, observando a imagem gerada através de um *display* de cristal líquido, no sistema proposto por Richard P. Wildes o usuário observa dois quadrados posicionados de forma centralizada em torno da câmera. Quando o usuário se posiciona corretamente, passa a ver apenas um quadrado.



Figura 3.3 – Diagrama esquemático do sistema de aquisição de Richard P. Wildes Fonte: (WILDES, 1997).

Morimoto, Santos e Muniz (2005) utilizaram em seu trabalho um sistema de captura com iluminação infravermelho e câmera que opera nesta faixa de freqüência. A imagem gerada é visível na tela de um microcomputador. Dessa forma, o usuário pode posicionarse corretamente, conforme pode ser observado na Figura 3.4. Diferente dos equipamentos propostos por John Daugman e Richard P. Wildes que tinham a finalidade de construir métodos de reconhecimento através da íris, o objetivo de Morimoto era a construção de um dispositivo com uma câmera móvel para acompanhar o movimento da face baseado na identificação dos olhos.

Como o sistema de Morimoto não tinha o objetivo de realizar a identificação, foi utilizado um monitor para orientar o usuário que está sendo filmado. É claro que um sistema que utiliza o monitor para que o usuário se posicione corretamente também provocará reflexos que podem prejudicar uma tarefa de identificação, sendo inviável para aplicações de reconhecimento.

A Figura 3.5 apresenta o equipamento de captura criado por Zhong et al., (2005). Foi utilizado um equipamento com zoom automático acoplado no interior de uma caixa com dimensões 40x40x60 que captura imagens a uma distância entre 12 a 42 cm. Apesar deste equipamento ter como objetivo produzir imagens para reconhecimento, o artigo de Zhong não apresenta maiores especificações.



Figura 3.4 - Sistema de aquisição proposto por (MORIMOTO; SANTOS; MUNIZ, 2005).



Figura 3.5 – Sistema de aquisição proposto por (ZHONG et al., 2005).

Boyce et al. (2006) em seu trabalho propôs um equipamento de captura que permite obter imagens com a utilização de iluminação infravermelho e luz visível. A Figura 3.6 apresenta o equipamento criado.



Figura 3.6 - Sistema de aquisição proposto por (BOYCE et al., 2006).

O dispositivo de captura proposto é equipado com uma câmera que permite capturar imagens com luz visível e iluminação NIR. As imagens capturadas possuem resolução de 1350 x 1040.

O dispositivo de Boyce et al. (2006) difere das demais formas de captura apresentadas por trabalhar com luz natural e NIR. A proposta do autor é construir um modelo baseado no espectro de cores e na imagem gerada em NIR para identificação do indivíduo.

Ko, Gil e Yoo (2006), com princípios bastante simples, utilizaram uma câmera com circuito CCD e iluminação infravermelho para capturar imagens com resolução de 320 x 240 pixels onde o diâmetro da íris apresenta aproximadamente um raio de 170 pixels, como pode ser observado na Figura 3.7. Com um equipamento de baixo custo, atingiu o objetivo de obter imagens adequadas para a identificação.



Figura 3.7 - Imagem adquirida pelo equipamento de (KO; GIL; YOO, 2006).

Além dos equipamentos encontrados na literatura para captura de imagens de íris, existem equipamentos comerciais desenvolvidos por empresas que investem na tecnologia de reconhecimento pela íris. Um exemplo pode ser encontrado no site da empresa LG que oferece diversos equipamentos de diferentes gerações para realizar a identificação pela íris. A Figura 3.8 apresenta um equipamento comercializado pela empresa.



Figura 3.8 – IrisAccess 4000 Fonte: Disponível em <http://www.lgiris.com/ps/products/irisaccess4000.htm>

Pode-se observar que existem diversos equipamentos de captura de imagens da íris, sendo importante ressaltar que a qualidade da imagem capturada exerce grande influência nas próximas etapas do processamento, podendo se tornar um facilitador ou um complicador.

Os diversos equipamentos encontrados na literatura foram desenvolvidos com a finalidade de capturar a imagem da íris com uma qualidade adequada para o processamento. Cada um dos equipamentos aqui apresentados possui peculiaridades, visto a captura da íris se tratar de uma atividade bem diferente de uma simples captura de imagem da face ou qualquer outra imagem.

No entanto, a maioria dos autores não detalha as especificações de seus equipamentos, visto que o objetivo principal do trabalho é o reconhecimento (na maioria dos casos) e não a proposta do equipamento.

3.3.2. Pré-processamento dos dados capturados

Um processo de identificação biométrica possui como segunda etapa a segmentação da região de interesse (Region of Interest-ROI).

3.3.2.1. Segmentação da íris

A complexidade na localização da íris é proporcional à qualidade e característica da imagem capturada. Para as próximas etapas da identificação é necessário segmentar apenas a íris e excluir outras regiões como cílios e pálpebras.

Para a localização da íris podem ser utilizados algoritmos que detectem círculos como a Transformada de Hough Circular ou também o operador integro-diferencial de Daugman (DAUGMAN, 2002), conforme apresentado na equação 3.1.

$$\max_{(\mathbf{r},\mathbf{x}0,\mathbf{y}0)} \left| G_{\sigma}(\mathbf{r}) * \frac{\partial}{\partial \mathbf{r}} \oint_{\mathbf{r},\mathbf{x},0,\mathbf{y},0} \frac{I(\mathbf{x},\mathbf{y})}{2\pi \mathbf{r}} ds \right|$$
(3.1)

Onde,

- I(x,y) é uma imagem, tal como a vista na Figura 3.9. O algoritmo percorre o domínio da imagem determinado por (x,y) procurando o raio máximo r ao longo de um raio circular ds de raio r e centro (x0,y0). O operador procura pelo caminho circular onde exista a maior mudança nos valores dos *pixels*, através da variação do raio e das posições x e y do centro. A integral em ds representa um arco circular de raio r e coordenadas de centro (x0,y0).
- $G_{\sigma}(r)$ é uma função de suavização gaussiana de escala σ definida por $(1/\sqrt{2\pi\sigma})e^{((r-r_0)^2/2\sigma^2)}$. O operador é aplicado iterativamente com o nível de suavização progressivamente sendo reduzido até se obter uma localização precisa.



Figura 3.9 – Exemplo de uma íris capturada por câmera monocromática a uma distância de 35 cm. As linhas brancas mostram o resultado da localização da íris e pupila e extração de cílios e pálpebras. Fonte: (DAUGMAN, 2002).

O método proposto por Daugman (2002) foi utilizado por Yuan e Shi (2005), Ko, Gil e Yoo (2006) e Narote et al. (2007).

Wildes et al. (1994) realizaram a localização da íris através da transformada de Hough circular. A transformada de Hough é um algoritmo comum de visão computacional que pode ser usado para determinar parâmetros de objetos geométricos simples, como linhas e círculos, presentes em uma imagem. A primeira etapa de seu algoritmo é a geração de um mapa de bordas calculando as primeiras derivadas dos valores de intensidades em uma imagem de olho e então aplicando um *threshold* ao resultado. Com o mapa de bordas, os maiores valores no espaço de Hough são transformados para os parâmetros dos círculos passando através de cada ponto de borda. Esses parâmetros são as coordenadas do centro e o raio r.

O ponto máximo do espaço de Hough irá corresponder às coordenadas do raio e do centro do círculo melhor definido pelos pontos de borda. Wildes et al. (1994) também fazem uso da transformada parabólica de Hough para detectar pálpebras, aproximando os limites superiores e inferiores das pálpebras com arcos parabólicos através da polarização das derivadas na direção horizontal para detecção das pálpebras e na direção vertical para a detecção dos limites circulares da íris. A motivação para tal vem do fato de as pálpebras serem normalmente alinhadas horizontalmente, e também o mapa de bordas das pálpebras irão corromper o mapa de bordas dos limites circulares da íris se usados todos os dados do gradiente. Somente com os gradientes verticais para localização dos limites da íris, reduz-se a influência das pálpebras quando realizada a transformada circular de Hough. A Transformada circular de Hough também foi utilizada para segmentar a íris por Gonzaga e Moreno (2005).

Boles e Boachash (1998) propuseram a localização da íris partindo da localização da pupila. Inicialmente é detectada a borda da pupila através de um detector de bordas convencional. Após a detecção das bordas da pupila são determinados os pontos de centro e então são feitos cortes radiais conforme é mostrado na Figura 3.10. Estes cortes radiais geram circunferências virtuais e os níveis de cinza destas circunferências virtuais são armazenados e posteriormente comparados. Com base na comparação destes níveis de cinza das circunferências virtuais, é localizada a íris.



Figura 3.10 - Localização da íris pelo algoritmo de Boles e Boachash (1998).

Costa, Gonzaga e Rodrigues (2005) propõem utilizar a transformada da distância euclidiana (DE) para a localização e segmentação da íris. O algoritmo consiste em localizar o centro da pupila por DE e a partir desta localização, calcular raios para segmentar a íris. Os testes foram realizados sobre o banco de imagens (CASIA Iris Image Database, 2009), que contém 786 imagens. O algoritmo obteve 79,5% de êxito na segmentação completa com um tempo médio de 1,09 segundos para segmentação por imagem. Os testes foram executados em um equipamento com processador AMD 1050 Mhz, 132 Mb de memória RAM, sistema operacional Windows XP.

Diversos outros trabalhos apresentam métodos híbridos que utilizam uma combinação de t*hreshold*, detectores de bordas (Canny, Sobel, etc.) e transformada circular de Hough, (PAN; XIE, 2005) (TIAN; ZHENGGUANG; ZHIYI, 2006) (MENG; XU, 2006) (WANG; HE, 2007). Castelano e Gonzaga (2006) em seu trabalho construíram um

método baseado em algoritmo de sementes para segmentar íris do banco de imagens (CASIA Iris Image Database, 2009).

Daugman (2007) propôs um método baseado em "contorno ativo" para segmentar a íris. O método é baseado na expansão da série de Fourier discreta, onde ele menciona um ganho significativo em relação ao seu próprio método patenteado. A Figura 3.11 apresenta uma imagem com realce na identificação da pupila e da íris. Pode-se observar na região inferior da pupila a adequação da linha em relação à forma da pupila.



Figura 3.11 - Segmentação da íris utilizando "Contorno Ativo" proposto por (DAUGMAN, 2007).

Analisando-se as metodologias utilizadas, pode-se observar que da mesma maneira que Richard P. Wildes em 1994 e John Daugman em 2002 a maioria dos autores desenvolveram algoritmos de segmentação baseados em localização de circunferências (transformada de Hough circular, operador integro-diferencial, etc.) em torno da pupila ou de toda a íris como base para a segmentação.

Contudo, como apresentado por John Daugman em 2007, a pupila não é uma circunferência perfeita. Dessa forma, um método que se apóia em circunferências para realizar a segmentação pode omitir detalhes importantes que podem comprometer a precisão em um processo de identificação.

3.3.2.2. Extração de características próprias do usuário – Codificação do padrão da Íris

Diferentes abordagens são utilizadas para a codificação da íris segmentada. Pode-se dizer que é nesta etapa que se concentram as maiores diferenças entre os métodos encontrados na literatura.

Apesar do processo de extração de características ser dependente dos processos realizados nas etapas anteriores, é nesta etapa que os métodos se diferenciam. O ato de transformar os padrões de uma íris em um código capaz de identificar de forma única um indivíduo é realizado nesta etapa.

Daugman (2002) propõe codificar o padrão da íris em um código que ele batizou de *IrisCode* e que possui 256 *bytes*, através de demodulação e filtro Gabor 2D, as quais representam as texturas pelos fasores no plano complexo. Cada ângulo fasor é quantizado no plano complexo ao qual pertence conforme pode ser observado na equação 3.2.

$$h\{\operatorname{Re},\operatorname{Im}\} = \operatorname{sgn}_{\{\operatorname{Re},\operatorname{Im}\}} \iint_{\rho \phi} I(\rho,\phi) e^{-iw(\theta \circ -\phi)} e^{-(r \circ -\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta \circ -\phi)^2/\beta^2} \rho d\rho d\phi \quad (3.2)$$

Na qual,

- *b*{Re,Im} é um bit que representa um valor complexo, real ou imaginário pertencente ao conjunto (0, 1, -1), dependendo do sinal da integral.
- $I(\rho, \phi)$ é a imagem no sistema de coordenadas pseudo-polar
- α e β são parâmetros da *wavelet* 2D multi-escala e
- *w* é a freqüência da *wavelet*.

Embora sejam computados 2048 bits de fase em cada íris, nas novas implementações do algoritmo de Daugman, um número igual de bits de máscara é computado. Esses bits servem para identificar partes da íris cobertas pelas pálpebras, cílios, reflexão especular, bordas de lentes de contato, ruídos, etc., para que essas regiões da íris sejam ignoradas na checagem de compatibilidade feita na fase de reconhecimento. No reconhecimento de íris, só é usada informação de fase, uma vez que a informação de amplitude não é suficientemente discriminatória e depende de fatores como contraste, iluminação, e ganho da câmera.

Outra abordagem para a codificação da íris é apresentada por Wildes et al. (1994) que propõe uma técnica de *registro de imagem*. Essa técnica faz o alinhamento da imagem $I_a(x,y)$ com uma imagem selecionada do banco de dados $I_d(x,y)$, usando uma função de mapeamento (u(x,y), v(x,y)) tal que, para todos os pares (x,y), a intensidade da imagem em (x,y) - (u(x,y), v(x,y)) em I_a é fechada para aquela em (x,y) em I_d . A função (u,v) é minimizada pela integral apresentada na equação 3.3, enquanto captura uma transformação similar de coordenadas de imagem (x, y) para (x', y') apresentada na equação 3.4,

$$\iint_{x \ y} (I_d(x, y) - I_a(x - u, y - v))^2 \, dx \, dy \tag{3.3}$$

$$\begin{pmatrix} x'\\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x\\ y \end{pmatrix} - sR(\phi) \begin{pmatrix} x\\ y \end{pmatrix}$$
(3.4)

sendo, *s* o fator de escala e $R(\Phi)$ a matriz representando a rotação por Φ . Em suma, dado um par de imagens I_a e I_d os parâmetros de apontamento *s* e Φ são calculados, usando um procedimento de minimização interativo da integral dupla da equação 3.3.

O padrão da íris é então codificado usando uma composição isotrópica, derivada da aplicação do laplaciano de filtros gaussianos na imagem da íris.

A imagem filtrada ou codificada é constituída como uma pirâmide laplaciana, uma cascata de pequenos filtros do tipo gaussiano.

Essa codificação mantém mais informações da textura da íris que a usada por Daugman, mas não é tão compacta.

O tamanho da imagem codificada é derivado do tamanho da imagem original. Como retém mais informações da textura da íris, a codificação é capaz de diferenciar a íris levando em conta mais detalhes.

Boles e Boachash (1998) propuseram gerar uma representação do cruzamento em zero, a partir da assinatura da íris normalizada, usando a transformada *dyadic wavelet*.

Uma vez que a assinatura normalizada representa um anel fechado, é periódica com período *N*, a representação do cruzamento em zero vai também ser periódica, desde que os coeficientes da *wavelet* sejam periódicos.

A representação é independente do ponto inicial nos círculos virtuais, ou seja, invariante à rotação. A transformada *dyadic wavelet* decompõe o sinal da íris num conjunto de sinais em diferentes níveis de resolução. Para minimizar o problema de ruídos nesses sinais, são escolhidas apenas algumas das escalas mais baixas. Vale lembrar que a íris codificada usando-se esse algoritmo é uma assinatura unidimensional, ao passo que Wildes e Daugman usam assinaturas bidimensionais.

Diversos outros autores utilizam variações da Transformada *Wavelet* para realizar a extração de características da íris (GRABOWSKI et al., 2006) (MENG; XU, 2006) (WANG; XIE, 2006) (HUANG; HU; MA, 2007) (NAROTE et al., 2007) (PRICE et al., 2007).

Outros métodos para extrair características da íris são encontrados na literatura, tais como a Transformada do Coseno Rakshit e Monro (2007), o modelo de Markov Wang e He (2007), o Cumulative SUN baseado na análise de alterações Ko, Gil e Yoo (2006), a convolução de um *template* de pesos pré-determinados sobre uma Região de Interesse (ROI), chamado detector *Zero-Crossing* Tian, Zhengguang e Zhiyi (2006), um algoritmo baseado em *Scale Invariant Feature Transform(SIFT)* Zhu, Yang e Wu (2006) e *Direct Linear Discriminant Analysis(DLDA)* Liu e Xie (2006).

Os métodos apresentados foram testados em equipamentos e condições diferentes pelos autores, dificultando uma análise comparativa de performace dos mesmos.

Quanto ao nível de precisão a Tabela 3.1 trás os índices apresentados pelos autores dos principais métodos utilizados para identificação da íris. Nem todos os métodos aqui discutidos têm a finalidade de reconhecimento biométrico ou foram aplicados sobre a mesma base de imagens, como por exemplo, o de Rakshit e Monro (2007) que avalia o efeito de doenças no processo de identificação.

Autor/Método	Precisão do Método
(DAUGMAN, 2002)	99,90%
(WILDES, 1997)	99,50%
(MA et al., 2003)	98,00%
(BOLES; BOASHASH 1998)	92,64%
AVILA (VATSA, SINGH, GUPTA; 2006)	97,89%
(WANG; XIE, 2006)	97,74%
TISSE (VATSA, SINGH, GUPTA; 2006)	89,37%
(CASTELANO; GONZAGA, 2006)	81,51%

Tabela 3.1 - Precisão dos principais métodos de identificação

3.3.3. Verificação das características extraídas - Reconhecimento da íris

A etapa de verificação das características conclui o reconhecimento de uma íris. O processamento anteriormente realizado tem por objetivo a criação de uma codificação/chave válida para identificar (aceitar ou recusar) uma íris. Assim como nas etapas anteriores, diferentes abordagens são utilizadas.

Daugman (2002) implementou o reconhecimento utilizando um teste com operações booleanas XOR, aplicadas aos 2048 bits, mascarados (usando operação binária AND) por seus correspondentes bits de máscara. O operador XOR detecta discordância entre os pares de bits, enquanto o operador AND retira do teste os bits corrompidos. Ele então computa as distâncias de Hamming como medida de dissimilaridade entre duas íris, cujos códigos de fase são denotados por códigoA, códigoB, e os vetores de máscara por máscaraA, máscaraB conforme pode ser visto na equação 3.5.

$$HD = \frac{\|(c \acute{o} digoA \otimes c \acute{o} digoB) \cap m \acute{a} scaraA \cap m \acute{a} scaraB\|}{\|m \acute{a} scaraA \cap m \acute{a} scaraB\|}$$
(3.5)

Quanto menor o valor de HD, maior a similaridade entre as duas íris. Do ponto de vista de desempenho, uma máquina comum de 32 bits, pode fazer uma operação XOR entre inteiros, no intervalo de 0 a 4 bilhões, numa única instrução de máquina. A implementação do teste em CPU de 300 MHz permite comparações a uma taxa de 100.000 íris/segundo, o que o torna ideal para buscas em grandes bancos de dados. Fazendo uma breve análise estatística: cada bit, no código de fase tem chance igual de ser 0 ou 1 e não há correlação entre códigos de fase de íris diferentes.

A Tabela 3.2 apresenta as possibilidades de falsos positivos em relação ao valor obtido para HD.

Valor de HD	Chance de falso positivo
0,26	$1 \text{ em } 10^{13}$
0,27	$1 \text{ em } 10^{12}$
0,28	1 em 84 bilhões
0,29	1 em 8,6 bilhões
0,30	1 em 1 bilhão
0,31	1 em 127 milhões
0,32	1 em 18 milhões
0,33	1 em 2,9 milhões
0,34	1 em 527.000
0,35	1 em 105.000

Tabela 3.2 - Possibilidades de falsos positivos no método de Daugman

Wildes et al. (1994) desenvolveu o reconhecimento através do grau de compatibilidade entre duas íris, seu trabalho baseia-se na correlação normalizada entre as mesmas. Para a decisão se duas íris são compatíveis Wildes utilizou discriminante linear de Fisher.

Boles e Boachash (1998) realizaram o processo de reconhecimento em duas fases: aprendizado e classificação.

Durante o aprendizado o sistema constrói um modelo representativo, baseado em imagens sem ruídos da íris.

A classificação é a representação de uma íris desconhecida. A íris é construída e verifica-se a compatibilidade com o modelo representativo. O grau de similaridade entre as representações é calculado, usando funções de dissimilaridade.

Ko, Gil e Yoo (2006) desenvolveram um método que divide a íris em células. Para cada célula é calculado um código baseado em cumulative SUM. Após o calculo para cada uma das células é gerado um valor máximo e mínimo. Assim, a verificação é feita comparando uma nova entrada com os valores máximos e mínimos do banco de dados utilizando distância de Hamming.

Tian, Zhengguang e Zhiyi (2006) utilizaram máxima verosimilhança entre duas íris para realizar o processo de verificação. Para tanto foi utilizada uma matriz bidimensional com as características da íris.

Rakshit e Monro (2007) conduziram um trabalho para verificar o efeito da catarata no processo de identificação através da íris. Em seu trabalho, Rakshit e Monro (2007) utilizaram distância de Hamming para verificar a similaridade das íris.

Já Wang e He (2007) desenvolveram um trabalho que realiza a verificação da íris independente do ângulo de orientação dos olhos. Para tal foi utilizado Modelos Ocultos de Markov (*Hidden Markov Models-HMM*). O processo de verificação é realizado comparando-

se o valor de HMM encontrado com o existente no banco de dados. Os resultados apresentados por Wang e He (2007) indicam que ele obteve índices de acerto na casa dos 99%.

3.4. Considerações finais

Cada um dos métodos encontrados na literatura busca atender aos objetivos especificados pelos autores, como avaliar a influência da iluminação no processo de identificação, avaliar a influência de doenças como a catarata no processo ou mesmo realizar a identificação biométrica.

Diferente dos métodos que avaliam fatores como iluminação ou doenças, os métodos construídos para a identificação biométrica procuram aperfeiçoar o processo tornando-o cada vez mais rápido e eficiente, minimizando a possibilidade de erro na identificação.

Os métodos de identificação biométrica por meio da íris avaliam imagens estáticas. Contudo, na maioria das pessoas a íris é dotada de movimentos e reflexos a estímulos externos de iluminação. Apesar da maioria dos métodos utilizarem iluminação NIR para solucionar as diferenças que a iluminação pode causar no espectro de cores, não se tem conhecimento de algum estudo que avalie as diferenças que o movimento de contração e dilatação da pupila podem causar na variação das características da íris.

E ainda, um método que utilize estes movimentos e avalie as alterações resultantes da aplicação de estímulos luminosos, pode contribuir para a criação de um método menos sucetível a falhas, obrigando a presença do indivíduo avaliado, durante o processo de reconhecimento biométrico.

O próximo capítulo descreve uma proposta que realiza a identificação biométrica avaliando as características aqui definidas como dinâmicas.

CAPÍTULO 4 Material e Métodos

4.1. Introdução

Frente às crescentes necessidades de segurança é proposta, neste trabalho, uma nova abordagem para reconhecimento biométrico através da íris humana. A abordagem permite avaliar as características estáticas da íris, ou seja, as características de textura, observadas durante os movimentos da pupila, movimentos estes involuntários de contração e dilatação devido a alterações de iluminação. Foi observado, durante o desenvolvimento deste trabalho, que estas características apresentam padrões de comportamentos que variam de indivíduo para indivíduo quando o olho é submetido a pulsos de iluminação. Dessa maneira, este trabalho demonstra que outras características, aqui denominadas de "Características Dinâmicas", podem ser utilizadas com boa eficiência no reconhecimento biométrico através da íris humana e com grande desempenho relativamente à sua resistência a fraudes.

O olho humano é sensível à luz visível, isto é, desde os cones e bastonetes até a esclera que é a parte branca externa, a luz na faixa de freqüência do violeta ao vermelho causa algum tipo de reação. Por exemplo, a pupila se contrai e se dilata sob efeito da luz visível e a íris e a esclera refletem excepcionalmente nesta faixa. Portanto, para se capturar

uma imagem da íris humana utilizando-se de luz visível um problema aparece: como evitar que os reflexos naturais sobre a superfície do globo ocular, íris e esclera, não afetem a qualidade da imagem digitalizada? Diversas técnicas são empregadas por fotógrafos profissionais para desviar o feixe de luz posicionando convenientemente a câmera. Porém, para aquisição de imagens da íris com boa resolução, que permita a extração de características visando o reconhecimento biométrico, as técnicas de fotografia não podem ser utilizadas, pois, em geral a câmera deve estar posicionada frontalmente à íris e a pequena distância. Exemplos de íris com reflexo de luz visível podem ser vistos na Figura 4.1. Estas imagens não oferecem qualidade suficiente a um reconhecimento biométrico confiável.



Figura 4.1 - Reflexos da luz visível na íris.

A Figura 4.2 apresenta uma imagem capturada com um aparelho oftalmológico (Lâmpada de Fenda) especialmente adaptado com uma câmera acoplada ao mesmo e iluminação com luz visível. Pode-se observar que as informações de textura da íris estão comprometidas para realizar o reconhecimento.



Figura 4.2 – Imagem dos olhos capturada com "luz visível" em um equipamento oftalmológico (Lâmpada de Fenda).

Os sistemas para aquisição de imagem da íris humana, visando o reconhecimento, têm contornado este problema utilizando-se de imagens obtidas com luz infravermelha (NIR), pois o olho humano não é sensível nesta faixa do espectro eletromagnético. Ilumina-se, assim, frontalmente o olho com *leds* que operem na faixa de infravermelho-próximo digitalizando-se a imagem com câmera sensível à luz infravermelha, obtendo-se uma imagem em nível de cinza conforme mostra a Figura 4.3.(Takeo, 2005)



Figura 4.3 - Imagem com iluminação NIR (DAUGMAN, 2007).

A iluminação NIR gera imagem com boa resolução e definição, entretanto, por não ser "visível" ao olho humano não permite o estímulo necessário para que a pupila realize movimentos de contração e dilatação. A "luz visível" oferece o estímulo necessário, contudo a qualidade da imagem fica comprometida dificultando a extração de características.

Algumas bases de imagens de íris, utilizadas na literatura de Biometria, como a CASIA do Instituto de Automação e Academia Chinesa de Ciências (CASIA Iris Image Database, 2009) e a Base UBIRIS do SOCIA Lab. da Universidade de Beira Interior – Portugal (UBIris, 2008) são de imagens estáticas e registram fotos de indivíduos em momentos diferentes utilizando iluminação NIR.

O problema então assim se resume: como capturar imagens sem reflexos da luz visível, mas controlando a contração e a dilatação da pupila? Ou melhor, como capturar imagens com iluminação NIR utilizando-se luz visível para contrair e dilatar a pupila, sem que esta luz cause reflexos na íris, e assim extrair as características dinâmicas?

A resposta está na anatomia do sistema óptico humano (WALSH, 1994)(KIBBLE, 2009)(PRITCHARD, 1999)(LONGSTAFF, 2005)(SNELL, 2009)(STURGES, 2005) (LANA-PEIXOTO, 2008)(KANSKI, 2007).

O olho captura através dos cones e bastonetes os estímulos luminosos que são levados ao cérebro pelo nervo óptico para o processamento da visão.

Na transmissão dos estímulos pelo nervo óptico, estes passam por uma região denominada quiasma óptico conforme mostrado na Figura 4.4. No quiasma óptico ocorre o cruzamento das fibras médias dos nervos ópticos, de tal forma que fibras do nervo óptico direito passam para o nervo óptico esquerdo e vice-versa. Isso faz com que os olhos estejam "conectados", e os reflexos a estímulos aplicados em um dos olhos sejam apresentados também no outro. Esta função fisiológica é denominada de "Reflexo Consensual" (KANSKI, 2007).

O Reflexo Consensual é responsável por "sincronizar" os movimentos de ambos os olhos, desta forma, se a pupila de um dos olhos contrai ou dilata, a pupila do outro olho vai realizar o mesmo movimento sincronamente.



Figura 4.4 – Sistema Óptico humano. Detalhe da região do quiasma óptico. Fonte: (Adaptado de STURGES, 2005)

4.2. Material

4.2.1. Dispositivo para captura das seqüências de imagens da íris

Baseado, então, no "Reflexo Consensual" foi proposto e construído o dispositivo para aquisição das imagens de íris, apresentado na Figura 4.5.

O dispositivo realiza tarefas diferentes e independentes em cada um dos olhos. O olho direito recebe estímulos de luz visível (branca) em períodos de tempo determinados, controlados pelo programa desenvolvido, enquanto a imagem do olho esquerdo é digitalizada em uma seqüência de vídeo, sob iluminação NIR.



Figura 4.5 - Dispositivo proposto para captura das imagens de íris.

O dispositivo de aquisição, conectado a um microcomputador permite que o programa controle a iluminação sobre um olho, aplicada em determinados períodos de tempo, enquanto a imagem do outro olho é digitalizada, formando uma seqüência de vídeo. Esta seqüência de vídeo, portanto, obtida com iluminação NIR, é sincronizada com os

pulsos de "luz visível" (Led branco) aplicados no outro olho. Assim, é possível extrair as características de *frames* durante a contração ou dilatação da pupila sem a interferência dos reflexos luminosos na íris, pupila e esclera. Estes movimentos são produzidos pelo estímulo controlado do outro olho e acompanhados, ou melhor, repetidos pelo olho cuja imagem está sendo digitalizada, devido ao Reflexo Consensual, sem a interferência dos reflexos da luz visível

Um protótipo para aquisição das seqüências de vídeos foi construído e é apresentado na Figura 4.6. O protótipo é parecido com um binóculo, realizando tarefas diferentes e independentes em cada um dos olhos. O olho direito recebe estímulos de luz visível em tempos determinados controlados pelo programa no microcomputador.



Figura 4.6 – (a) (b) Dispositivo para captura dos vídeos. (c) Interface com o computador.

O dispositivo construído é composto por uma câmera sensível à radiação infravermelho - Tec Voz modelo CDIR cujas características são apresentadas na Tabela 4.1.

Descrição	NTSC	PAL
- Resolução (Número de pixels)	510 x 492	500 x 582
– Sistema de varredura	515 linhas,	625 linhas,
	60 quadros/seg	50 quadros/seg
-Comprimento de onda	850 nm	850 nm
- Resolução horizontal	420 linhas	420 linhas
– Iluminação mínima	0 Lux (leds IR ligados)	0 Lux (leds IR ligados)
	(com leds infravermelhos)	(com leds infravermelhos)
- Lente	12 mm	12 mm

Tabela 4.1 - Características da câmera

A câmera possui um conjunto de Leds que operam na faixa de infravermelho instalados em torno da lente e paralelos à mesma, gerando iluminação NIR frontalmente ao olho cuja imagem está sendo digitalizada. A Figura 4.7 apresenta o gráfico que demonstra o espectro de emissão do led.



Figura 4.7 – Gráfico do espectro de emissão do Led.

Para digitalização das seqüências de vídeos é utilizada uma placa de captura externa com interface USB 2.0 da PixelView, cujas características são:

- Entrada de video RCA fêmea

- Módulo tuner NTSC, PAL-M, PAL-N
- Suporte a vídeo composto e S-vídeo.
- Resolução de 704 x 480 pixels a 30 frames/segundo

Uma estrutura montada com tubos de pvc isolam a iluminação externa garantindo que a imagem de vídeo não apresente reflexos que possam prejudicar o processamento e dão suporte à câmera e à iluminação. Em um dos tubos é instalada a câmera e no outro um *led* para emissão de luz visível (*Led* branco). Um cabo é conectado ao computador na interface paralela. A função dele é permitir que o programa controle a emissão de luz pelo *led* em períodos pré-estabelecidos.

A Figura 4.8 apresenta um exemplo da imagem de um *frame* gerada pelo dispositivo. Os pontos brancos e cinza na pupila são os reflexos dos *leds* infra-vermelhos utilizados para iluminar o olho e permitir a captura do vídeo. Estes reflexos não comprometem a avaliação, pois o dispositivo foi projetado para que eles estejam sempre no centro da pupila, mesmo com sua máxima contração. A informação importante sobre a pupila é seu diâmetro e circularidade, não importando os reflexos em seu interior. É possível, também, observar que a íris não apresenta reflexos que possam prejudicar sua segmentação ou extração de características.



Figura 4.8 - Exemplo da imagem de um *frame* gerado pelo dispositivo de captura.

4.2.2. Geração das seqüências de imagens no tempo

Durante a captura de cada seqüência de imagens, um pulso de luz visível é aplicado no olho que não está sendo digitalizado por meio do *Led* branco, enquanto a câmera digitaliza a seqüência de imagens do outro olho iluminado na banda de infravermelhopróximo. A Figura 4.9 mostra os intervalos de tempo determinados pela metodologia para medida das características dinâmicas da íris. Estes intervalos foram definidos empiricamente e podem ser alterados para quaisquer outros ensaios. Mas, todos os resultados aqui descritos referem-se aos intervalos previamente estabelecidos na Figura 4.9.

A Tabela 4.2 mostra a operação controlada do *Led* de luz visível iluminando o olho direito nos intervalos de tempo pré-estabelecidos.



Figura 4.9 - Estímulos de luz durante a aquisição das seqüências de vídeos.

Frames	Operação do Led	Tempo (segundos)
	Olho Direito	30 frames por seg.
1 a 209	desligado	6,96
210 a 419	ligado	6,96
420 a 629	desligado	6,96
630 a 839	ligado	6,96
840 a 1000	desligado	5,33

Tabela 4.2 - Operação do Led de luz visível

Para validação do método proposto, foram capturados vídeos de 111 pessoas, sendo 5 vídeos de cada uma, totalizando 555 vídeos e cada seqüência de vídeo contendo 1.000 *frames*.

4.2.3. Processamento das imagens

Para realizar a captura, pré-processamento dos vídeos e extração das características foi utilizada a biblioteca OpenCV (KAEHLER, 2008).

OpenCV é uma plataforma aberta desenvolvida pela Intel, que visa o desenvolvimento de aplicações na área de visão computacional. Compatível com *Intel Image Processing Library* (IPL – biblioteca de programação de alta performance desenvolvida pela Intel para processamento de imagens) (INTEL, 2008). A biblioteca possui uma coleção de funções em linguagem C e classes em linguagem C++ que implementam vários algoritmos conhecidos de visão computacional e processamento de imagens. Sejam imagens estáticas ou em vídeos, a biblioteca oferece recursos para identificação de objetos, reconhecimento facial, reconhecimento de gestos, captura de movimentos, etc.

Uma das principais características da biblioteca é a utilização de estruturas de dados flexíveis (*Dynamic Data Structures*) e estruturas de dados IPL. Utiliza também assembly para implementar algumas rotinas, oferecendo assim um bom desempenho em arquitetura *Single Instruction Multiple Data* (SIMD).

4.2.3.1. Pré-processamento

Diferente de bases de imagens estáticas, que são capturadas em ambientes controlados, a captura em tempo real, ou tempo de vídeo, apresenta maiores problemas. Os movimentos involuntários, ou não, são constantes, exigindo que a tarefa de préprocessamento seja bastante específica para descartar *frames* que possam comprometer o método e selecionar apenas *frames* que sejam adequados (GONZAGA; MORENO, 2005).

Em um mesmo vídeo podem existir *frames* adequados para o processamento, bem como *frames* inadequados. O algoritmo deve descartar apenas os *frames* inadequados e utilizar os demais. Nos métodos existentes, a captura de uma nova imagem é uma ação relativamente simples se comparada a captura de um vídeo da íris. Capturar uma única imagem é uma ação que demanda uma fração de segundo. Já no método proposto capturar um novo vídeo demanda um tempo maior de captura, o que significa uma exposição maior do indivíduo avaliado, podendo gerar incômodo.

Para evitar maiores incômodos ao usuário na etapa de captura, o método deve desconsiderar apenas os *frames* com problemas e utilizar os *frames* adequados para processamento.

Em linhas gerais, os problemas que podem levar um *frame* a ser desconsiderado podem ser observados na Figura 4.10 e são:

- olhos "serrados" (a).
- olhos fechados (b).
- olhos "desviados", angulação inadequada do olhar (c).
- imagem desfocada (d).



(a) olhos "serrados"

(b) olhos fechados



(c) olhos desviados(d) imagem desfocadaFigura 4.10 – Exemplos de *frames* com problemas.

Para descartar *frames* inadequados nossa abordagem executa a equalização da do frame, a eliminação de frames desfocados, a distribuição de sementes, a localização de fronteiras entre a pupila e íris e a localização de fronteiras entre íris, pálpebra e esclera.

1) Equalização da imagem

A equalização da imagem realça os contrastes auxiliando no processo de detecção necessário. A Figura 4.11 apresenta exemplo de uma imagem antes e depois de ser equalizada. É possível notar a diferença de contraste que o processo de equalização proporciona. Através dos histogramas das imagens a diferença da distribuição dos tons de cinza entre as imagens pode ser observada.



Figura 4.11 – Imagem original e equalizada.

2) Eliminação de imagens desfocadas

Mesmo aplicando a equalização, a imagem de entrada pode estar borrada ou desfocada, o que pode comprometer as características extraídas. Para diminuir a influência destes erros são analisadas duas porções da imagem, na região da íris, de dimensão 22 x 22 *pixels*. Para cada porção é calculado o espectro de Fourier 2D que resulta em duas matrizes bidimensionais de 22 x 22. Com base nas matrizes é calculado um indicador de qualidade apresentado na equação 4.0 (MA et al., 2003).

$$Q = \left[F1; \frac{F2}{(F1+F3)}\right] \tag{4.0}$$

Sendo:

$$Fi = \sum \sum |DE(u, v)|$$

е,

u e *v* são as coordenadas das matrizes

Segundo Gonzaga e Moreno (2005), valores ideais para Q encontram-se abaixo de 6,8 e 0,425. Desta maneira, frames que apresentam indicador de qualidade Q superiores a [6,8; 0,425] são descartados.

3) Distribuição de sementes

A próxima etapa localiza a pupila através de crescimento de região com a distribuição sistemática de "sementes" na imagem. Para realizar tal processo, a imagem equalizada deve ser binarizada com limiar de *threshold* de 50. Este limiar foi encontrado empiricamente após realização de diversos testes, considerando-se a iluminação NIR utilizada. As características de iluminação e níveis dos tons de cinza das imagems indicaram este limiar como o mais adequado. A Figura 4.12 apresenta uma imagem com as sementes distribuídas. As sementes são distribuídas em uma região central da imagem formando um *grid* com distância entre as sementes de 80 *pixel*, onde deve estar localizada a pupila para que o processo funcione. Caso a pupila não esteja localizada na região do *grid* o frame é descartado.

Em cada semente é executado um algoritmo de crescimento de região que cresce segmentando toda região onde o nível de cinza for inferior a 30.

Após a execução do crescimento de região nas sementes é aplicado detector de circunferências Hough circular, para identificar o possível centro da pupila. Novamente é executado o crescimento de região, mas agora apenas a partir da "semente" mais próxima ao centro identificado, preparando as fronteiras para o próximo passo no processo de segmentação.

4) Localização de fronteiras entre pupila e íris

É necessário que a pupila esteja localizada na região central do frame. A localização da pupila fora dos limites apresentados na Figura 4.13 indica olhos "desviados", uma angulação inadequada do olhar prejudicando o processo. Caso a pupila seja localizada fora

dos limites apresentados o *frame* é descartado. A fronteira entre pupila e íris é localizada aplicando transformada de Hough para detecção de círculos, que indicará a posição aproximada do centro da pseudo-circunferência da pupila.

Um algoritmo que percorre a imagem a partir do centro localizado vai indicar a fronteira entre íris e pupila através de comparação entre níveis de cinza.

Após a realização destes passos, os *frames* inadequados para processamento são descartados, restando apenas os mais adequados para o processamento.



Figura 4.12 – Imagem com a demonstração das sementes distribuídas.



Figura 4.13 – Exemplos de *frame* com a região central em destaque onde a pupila deve estar localizada.

Quando o *frame* está em condição ideal para processamento, os movimentos da pupila oferecem detalhes para avaliação do comportamento do olho. A Figura 4.14 apresenta exemplos de *frames* ideais para o processamento. É possível notar os diferentes tamanhos da pupila nas imagens (a), (b) e (c).



Figura 4.14 – Exemplo de *frames* ideais para o processamento com movimentos de contração e dilatação da pupila.

A Figura 4.15 mostra um exemplo de como a pupila não forma uma circunferência perfeita e também realça a identificação do eixo-maior e eixo-menor. O eixo maior é igual ao maior eixo interno da pseudo-circunferência. Caso a pupila formasse uma circunferência perfeita, seria equivalente ao diâmetro. Já o eixo menor é igual ao eixo perpendicular ao eixo maior encontrado.



Figura 4.15 – (a) Extração do contorno da pupila. (b) Eixo maior e Eixo menor de uma pupila.

5) Localização das fronteiras entre íris, pálpebra e esclera

O anel correspondente à íris é segmentado para análise das informações de textura. A parte superior e inferior do *frame* é descartada a partir do topo e do ponto inferior da pupila. As laterais esquerda e direita do *frame* são descartadas através de um fator de multiplicação (*fm*) sobre o raio da pupila dado pela equação 4.1.

$$fm = raio_pupila \times 1.7$$
 (4.1)

Estas regiões são descartadas por conter informações que podem comprometer a avaliação da imagem, como cílios, pálpebra e esclera. O valor de 1.7 foi identificado empiricamente após diversos testes realizados sobre as imagens.

O resultado é uma imagem da íris segmentada conforme apresentada na Figura 4.16. Para facilitar a referência, cada uma das partes da imagem segmentada foi denominada "Setor A" e "Setor B". Destes dois setores são extraídas medidas que irão compor o vetor de características.



Figura 4.16 – Exemplo de um *frame* segmentado.

4.2.3.2. Extração das características

Um desafio na construção deste novo método se concentra na extração de características dinâmicas discriminantes. Em todos os métodos existentes na literatura as características são estáticas. Os métodos aplicam determinada técnica para avaliação de textura sobre a região da íris.

Contudo a proposta deste método deve avaliar as características dinâmicas, não avaliar apenas a textura, mas como ela se comporta mediante as alterações existentes de contração e dilatação. E ainda, avaliar outras características que se alteram mediante estes estímulos. Sendo assim, quais características devem ser observadas e como avaliar suas alterações?

O principal movimento que ocorre no globo ocular com a alteração de iluminação é o movimento de contração e dilatação da pupila. A função da pupila de trabalhar de maneira análoga ao diafragma de uma máquina fotográfica controlando a quantidade de luz que adentra o olho é bastante conhecida. Mas além desta função, a pupila também tem a função de regular a profundidade de foco.

Para focalizar objetos distantes o seu diâmetro diminui, e para objetos próximos o diâmetro aumenta, de maneira involuntária. No entanto, para construção do método é considerado apenas o movimento que ocorre com alterações na iluminação. Assim, para definir quais características utilizar no método duas propriedades são levadas em consideração:

- 1. Propriedades relacionadas ao movimento de contração e dilatação.
- Propriedades da textura da íris durante os movimentos de contração e dilatação.

São escolhidas 12 (doze) diferentes características anotadas na Tabela 4.3. Estas características foram ensaiadas individualmente e demonstraram potencial de discriminação entre diferentes íris segmentadas. Algumas destas características foram utilizadas com sucesso para identificação de íris estáticas por Gonzaga e Moreno (2005), outras características foram escolhidas por seu potencial de discriminação demonstrado nos testes realizados.

As 4 (quatro) primeiras características estão diretamente relacionadas ao movimento de contração e dilatação da pupila e as demais estão diretamente relacionadas às propriedades de textura da região da íris.

Nº	Característica
1)	Circularidade da pupila
2)	Diâmetro da pupila
3)	Tempo para contração/dilatação da pupila
4)	Taxa de contração/dilatação da pupila
5)	Média dos níveis de cinza da íris segmentada
6)	Desvio padrão dos níveis de cinza da íris segmentada
7)	Coeficiente de variação dos níveis de cinza da íris segmentada
8)	Correlação (0°, 45°, 90° e 135°)
9)	Segundo Momento Angular (SMA) (0°, 45°, 90° e 135°)
10)	Entropia (0°, 45°, 90° e 135°)
11)	Contraste (0°, 45°, 90° e 135°)
12)	Momento da Diferença Inverso (MDI) (0°, 45°, 90° e 135°)

As propriedades destas 12 (doze) características devem ser analisadas durante os movimentos de contração e dilatação, mas como visto na etapa anterior, nem todos os *frames* são adequados ao processamento.

Conforme apresentado na Figura 4.9, cada vídeo possui 1000 *frames* com períodos e estímulos pré-determinados para validação do método. Dessa forma para uma correta avaliação do comportamento das características são estabelecidos 5 (cinco) períodos para serem analisados, sendo o primeiro período composto por todos os *frames* adequados do vídeo e os demais definidos de forma a se obter exatamente o período de transição da iluminação, capturando as alterações que ocorrem nesta transição. Assim, os períodos compreendem os *frames* a seguir:

1º período - média geral de todos os 1000 frames;

2º período - média entre os frames 210 a 220;

3º período - média entre os frames 420 a 430;

4º período - média entre os frames 630 a 640;

5º período - média entre os frames 840 a 850;

Para cada uma das 12 características escolhidas é calculada a média em cada período (cinco períodos).

Os períodos 2 a 5 foram escolhidos por refletirem todas as alterações que ocorrem na íris no exato momento em que um estímulo é aplicado. Uma avaliação fora dos momentos de transição de iluminação refletem uma avaliação estática da íris, similar aos métodos existentes de avaliação de íris, o que não é o objetivo deste trabalho, o intuito é capturar as alterações que a íris apresenta mediante alterações de iluminação.

Para capturar o impacto desta alteração de iluminação foi definido um intervalo de 10 *frames*, após este intervalo a íris/olho humano tende a acomodar-se à nova situação de iluminação, estabilizando as alterações na íris, novamente refletindo uma situação estática sem grandes alterações e que calculada junto com o período de transição (10 *frames*) pode influenciar o resultado. Assim os 10 *frames* formam um período indicado para capturar as alterações que ocorrem.

Observando-se um vídeo de uma íris, a primeira característica que chama a atenção por sua alteração é o diâmetro da pupila. Mas o diâmetro é uma característica discriminante?

É possível notar que as medidas de diâmetros diferem entre os indivíduos. Para um exame mais cuidadoso a Figura 4.19 apresenta o diâmetro medido para 5 diferentes indivíduos nos trechos de vídeo delimitados pelo estímulo aplicado conforme apresentado na Tabela 4.2.

4.2.3.2.1. Características de movimento da pupila

A descrição de cada uma das características de movimento relacionadas com a contração e dilatação são descritas a seguir:
• Diâmetro

A pupila na maioria dos casos não é uma circunferência perfeita. Por se tratar de um órgão formado por músculos (trabéculos) (WALSH, 1994)(KIBBLE, 2009)(PRITCHARD, 1999)(LONGSTAFF, 2005)(SNELL, 2009)(STURGES, 2005) (LANA-PEIXOTO, 2008)(KANSKI, 2007), o movimento de contração e dilatação pode distorcer ainda mais esta pseudo-circunferência. O índice de circularidade é encontrado calculando a razão entre eixo maior e eixo menor. Tanto o diâmetro na contração/dilatação como a circularidade medidas no tempo, são características que diferem de pessoa a pessoa.

Para verificar o potencial de discriminação da circularidade entre os indivíduos foi realizado um ensaio desta propriedade para 5 pessoas que pode ser observado na Figura 4.17 (a) e (b).

A Figura 4.17 (a) apresenta o valor da circularidade *frame* a *frame* e a (b) apresenta a média por intervalo de alteração de iluminação descrito na Tabela 4.2. Através do gráfico da Figura 4.17 (b) é possível observar a diferença entre as circularidades dos indivíduos.



Figura 4.17 – Circularidade – 5 indivíduos(a). Circularidade média – 5 indivíduos(b).

A circularidade da pupila pode ser determinada pela equação 4.2.

$$iC = \frac{Em}{Ep}$$
(4.2)

Na qual:*iC* representa o índice de circularidade.*Em* representa o eixo maior interno da pupila.*Ep* representa o eixo perpendicular ao centro de *Em*.

A circularidade é uma característica dinâmica relacionada ao movimento da pupila. Através do "Reflexo Consensual", quando se aplica um pulso de luz no espectro visível (neste caso, luz branca) no olho direito, as duas pupilas contraem-se e quando a luz é retirada, as duas pupilas dilatam-se. A circularidade da pupila sofre alteração durante o tempo de contração e de dilatação que é medida frame a frame durante os períodos em questão (do 2° ao 5°).

A circularidade gera 5 características para o vetor de características. Foi utilizada a média geral de todos os *frames* e as quatro médias do 2º ao 5º períodos.

• Diâmetro

O diâmetro da pupila é outra característica dinâmica considerada. O diâmetro da pupila pode ser expresso pela medida do eixo maior.

A Figura 4.18 apresenta um gráfico da variação do diâmetro da pupila de um indivíduo. Como pode ser observado no destaque a pupila contrai mais no primeiro pulso de luz, entre os *frames* 210 e 220 (2° período), do que entre os *frames* 630 e 640 (4° período) onde ocorre o segundo pulso de luz. As médias individuais desta variação são utilizadas como característica de identificação.

Da mesma maneira que a circularidade, também foi realizado um ensaio com o diâmetro de 5 indivíduos. É possível verificar através da Figura 4.19 (a) e (b) que os valores do diâmetro diferem entre os indivíduos.

Avaliando o diâmetro da pupila, é possível extrair características relevantes para identificação como o tempo para contrair ou dilatar e a taxa de contração e dilatação da pupila mediante os estímulos aplicados.

Desta forma, a medição do diâmetro gera 13 características para o vetor de características, são elas:

- A média geral do diâmetro de todos os frames 1 característica;
- ➢ Médias do diâmetro nos períodos 2º ao 5º − 4 características;
- ➢ A taxa de contração da pupila nos períodos 2º e 4º − 2 características;
- ➢ A taxa de dilatação da pupila nos períodos 3º e 5º − 2 características;
- ➢ O tempo para contração da pupila nos períodos 2º e 4º − 2 características;
- ➢ O tempo para dilatação da pupila nos períodos 3º e 5º − 2 características.







Figura 4.19 – (a) Diâmetro de 5 indivíduos. (b) Diâmetro médio de 5 indivíduos.

Taxa de Contração e Dilatação da Pupila

A taxa de contração e de dilatação da pupila é diferente entre os indivíduos.

A taxa de contração (equação 4.3) ou dilatação (equação 4.4) da pupila é calculada como a derivada da variação do diâmetro dentro do período considerado, entre um valor mínimo e um valor máximo. São geradas 4 características para o Vetor de Características medidas na transição dos intervalos. Conforme a Tabela 4.2, na transição do intervalo 1 para o 2 e do intervalo 3 para o 4 o led é acionado e a pupila se contrai, neste momento são geradas as duas taxas de contração. E na transição do intervalo 2 para o 3 e do intervalo 4 para o 5 o led é desligado fazendo com que a pupila dilate, gerando as duas taxas de dilatação.

$$\Delta c = \frac{\partial D^{-}}{\partial t} \tag{4.3}$$

$$\Delta d = \frac{\partial D^+}{\partial t} \tag{4.4}$$

Nas quais,

 Δc é a Taxa de Compressão, ou seja, quando o diâmetro reduz no tempo, indicado por D^* Δd é a Taxa de Dilatação, ou seja, quando o diâmetro aumenta no tempo, indicado por D^*

• Tempo de Contração e Dilatação da Pupila

Após um determinado tempo de aplicação do pulso de iluminação o diâmetro da pupila chega a sua contração máxima e após o desligamento da iluminação, o diâmetro atinge a dilatação máxima e então se estabiliza. A região destacada no gráfico da Figura 4.18 mostra a alteração do diâmetro na região de transição (pulso de luz aplicado no frame 210), o diâmetro mínimo atingido (contração máxima) e depois o retorno gradual ao valor médio estabilizado.

O tempo para contração ou dilatação é calculado em número de *frames*, pois a taxa de aquisição da câmera de vídeo é constante (30 *frames* por segundo).

A quantidade de *frames* necessários para atingir o valor mínimo ou máximo fornece o tempo para contração ou dilatação do diâmetro da pupila.

Foi estabelecida a quantidade de 50 *frames* como limite máximo para avaliação, evitando-se assim erros gerados durante a fase de aquisição devido à reação da pessoa à luz

branca, tendo em vista que o tempo médio para estabilizar a pupila entre os indivíduos avaliados foi de 16 frames (0,53 segundos).

São geradas com esta medida mais 4 características para formar o Vetor de Características, tomadas na transição dos intervalos. De acordo com a Tabela 4.2, na transição do intervalo 1 para o 2 e do intervalo 3 para o 4 o led é acionado e a pupila se contrai, gerando-se os dois tempos de contração. E na transição do intervalo 2 para o 3 e do intervalo 4 para o 5 onde o led é desligado, dilatando a pupila, os dois tempos de dilatação são obtidos.

4.2.3.2.2. Características estatísticas de primeira ordem

As características dos níveis de cinza da íris são as medidas estatísticas de primeira ordem.

Média dos níveis de cinza

A média aritmética representa o valor médio dos níveis de cinza da íris nos setores e períodos selecionados. Embora a viariação entre os níveis de cinza de pessoas diferentes possa ser insignificante, em conjunto com as demais características pode auxiliar no processo de discriminação. É importante salientar que os níveis de cinza não sofrem influência da iluminação, pois, a imagem é adquirida com luz infravermelha não causando reflexos e nem reações da pupila. Assim mesmo é possível observar através da Figura 4.20 que não apenas os níveis de cinza são diferentes entre os indivíduos como em um mesmo indivíduo a média do nível de cinza muda de um intervalo do vídeo para o outro. Os dados apresentados na Figura 4.20 são o resultado de um ensaio com 5 indivíduos.

A média dos níveis de cinza gera dez características que compõem o vetor:

- Média dos níveis de cinza do setor A (ver Figura 4.16) nos 1000 frames (1° período) 1 característica;
- Média dos níveis de cinza do setor B (ver Figura 4.16) nos 1000 frames (1° período) 1 característica;
- Média dos níveis de cinza do setor A nos 10 frames (períodos 2º ao 5º) 4 características;
- Média dos níveis de cinza do setor B nos 10 frames (períodos 2º ao 5º) 4 características;

A média dos níveis de cinza é calculada pela equação 4.4.1:

$$\overline{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n} \tag{4.4.1}$$

Na qual:

 x_i é o nível de cinza;



Figura 4.20 - Média de 5 indivíduos.

• Desvio Padrão dos níveis de cinza

O desvio padrão é o desvio dos níveis de cinza da íris em torno da média, nos setores e períodos estabelecidos.

O desvio padrão gera dez características que compõem o vetor:

- Desvio Padrão dos níveis de cinza do setor A (ver Figura 4.16) nos 1000 frames (1º período) – 1 característica;
- Desvio Padrão dos níveis de cinza do setor B (ver Figura 4.16) nos 1000 frames (1º período) – 1 característica;
- Desvio Padrão dos níveis de cinza do setor A nos 10 frames (períodos 2º ao 5º) – 4 características;
- Desvio Padrão dos níveis de cinza do setor B nos 10 frames (períodos 2º ao 5º) – 4 características;

Assim como para a média, o desvio padrão mostra que os valores são diferentes para os indivíduos e também diferentes entre os intervalos de iluminação de um mesmo indivíduo conforme pode ser observado na Figura 4.21.

O desvio padrão é calculado pela equação 4.4.2.

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$
(4.4.2)

Sendo:

 x_i o nível de cinza;

 \overline{x} a média;



Figura 4.21 - Desvio Padrão de 5 indivíduos.

• Coeficiente de Variação dos níveis de cinza

O coeficiente de variação (*cv*) é dado pela equação 4.5 e retrata o coeficiente de variação dos níveis de cinza da íris nos setores e períodos selecionados.

$$cv = \frac{S}{\overline{x}} \tag{4.5}$$

e,

S é o desvio padrão; \overline{x} é a média;

62

- O coeficiente de variação gera dez características que compõem o vetor:
- Coeficiente de Variação dos níveis de cinza do setor A (ver Figura 4.16) nos 1000 frames (1º período) – 1 característica;
- Coeficiente de Variação dos níveis de cinza do setor B (ver Figura 4.16) nos 1000 frames (1º período) – 1 característica;
- Coeficiente de Variação dos níveis de cinza do setor A nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) – 4 características;
- Coeficiente de Variação dos níveis de cinza do setor B nos 10 frames (períodos 2º ao 5º) – 4 características;

Assim como para as características anteriores o ensaio realizado com 5 indivíduos demonstrou a potencialidade do coeficiente de variação ser utilizado como característica discriminante, como pode ser observado na Figura 4.22.



Figura 4.22 - Coeficiente de Variação de 5 indivíduos.

4.2.3.2.3. Carcterísticas estatísticas de segunda ordem

As características de textura da íris são extraídas utilizando a metodologia de Haralick (HARALICK; SHANMUGAN, 1973). São as medidas estatísticas de segunda ordem:

- ✓ Correlação;
- ✓ Segundo Momento Angular (SMA);
- ✓ Entropia;
- ✓ Contraste;

Momento da Diferença Inverso (MDI);

A textura da íris tem sido utilizada tradicionalmente na identificação com imagens estáticas (GONZAGA; MORENO, 2005), (DAUGMAN, 2002)). Muitas estruturas encontradas na textura das imagens de íris fornecem informações importantes para identificação ou classificação das mesmas.

As medidas estatísticas de primeira ordem são limitadas como descritores de textura, pois não leva em consideração a posição relativa dos níveis de cinza em uma imagem. Estatísticas de segunda ordem tratam tal problema, pois levam em consideração a posição relativa dos *pixels* em uma imagem.

As medidas estatísticas de segunda ordem são realizadas em distribuições de probabilidades de segunda ordem (PRAT*T, 1991), ou matrizes de co-ocorrência. Ao analisar uma imagem, um dipolo r é posicionado sobre a imagem, com tamanho e orientação determinados. Quando dois *pixels* de intensidade x_0 coincidem com as extremidades do dipolo, um contador de ocorrências de pares de *pixels* de intensidade x_0 incrementado. Para calcular a probabilidade de ocorrência dos *pixels* x_{00} na imagem, o número de ocorrências é dividido pelo número máximo de ocorrências possíveis, sob as condições impostas pelo tamanho e orientação do dipolo r (ANDRADE, 1998). Portanto, se a distribuição de níveis de cinza em duas imagens for diferente, a probabilidade do dipolo, p(r), tocar dois pontos em cada imagem é diferente.

(HARALICK; SHANMUGAN, 1973) descreveram uma metodologia de classificação de imagens utilizando estatísticas de segunda ordem, definindo características através do cálculo de matrizes de co-ocorrência. Estas matrizes contam as ocorrências de níveis de cinza em uma imagem, levando em consideração a posição espacial dos mesmos e servem como medida para a diferenciação de texturas que não seguem um determinado padrão de repetitividade.

Correlação

A correlação mede a dependência linear entre os níveis de cinza de pares de *pixels*. Valores próximos a um implicam numa forte relação entre os níveis de cinza dos *pixels*. A medida de "correlação" não é correlacionada com o SMA, isto é, altos valores de correlação podem ser encontrados em baixos ou altos valores de energia, para a mesma área de interesse. A correlação é dada pela equação 4.6.

64

 \checkmark

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} i \cdot j \cdot p(i, j, d, \theta) - \mu i \cdot \mu j}{\sigma i \cdot \sigma j}$$
(4.6)

Onde:

 $p(i, j, d, \theta)$ é o valor da célula de linha *i*, coluna *j* distância *d* e ângulo θ .

$$\mu i = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} i \cdot p(i, j, d, \theta)$$

$$\mu j = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} j \cdot p(i, j, d, \theta)$$

$$\sigma i = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} i^{2} \cdot p(i, j, d, \theta) - \mu i^{2}}$$

$$\sigma j = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} j^{2} \cdot p(i, j, d, \theta) - \mu j}$$

As 40 características geradas pela correlação para compor o Vetor de Características são:

- Correlação do setor A nos 1000 *frames* (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 4 características;
- Correlação do setor A nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;
- Correlação do setor B nos 1000 *frames* (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 4 características;
- Correlação do setor B nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;

A correlação foi utilizada com sucesso por (GONZAGA; MORENO, 2005) para compor um vetor de características no reconhecimento de íris do banco Casia (CASIA Iris Image Database, 2009). Mas como a proposta deste trabalho é avaliar o comportamento dinâmico das características o mesmo ensaio com 5 indivíduos foi realizado e a Figura 4.23 apresenta o gráfico com o resultado. É possível observar a potencialidade da correlação como característica discriminante.



Figura 4.23 - Correlação de 5 indivíduos.

• Segundo Momento Angular (SMA)

Esta medida avalia a uniformidade textural, que é a repetição de pares de níveis de cinza. Quando a área de interesse apresenta textura uniforme (valores de níveis de cinza próximos) o valor de energia tende para 1. Caso a área não seja uniforme o valor da energia tende a 0 (zero). O SMA é dado pela equação 4.7.

$$SMA = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \left(p(i, j, d, \theta) \right)^{2}$$
(4.7)

sendo:

 $p(i, j, d, \theta)$ o valor da célula de linha *i*, coluna *j* distância *d* e ângulo θ .

As 40 características geradas pelo SMA para compor o Vetor de Características são:

- SMA do setor A nos 1000 frames (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) – 4 características;
- SMA do setor A nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;
- SMA do setor B nos 1000 *frames* (1° período) nas 4 direções (0°, 45°, 90° e 135°) - 4 características;
- SMA do setor B nos 10 *frames* (períodos 2° ao 5°) nas 4 direções (0°, 45°, 90° e 135°) 16 características;

O Segundo Momento Angular (SMA) também foi utilizado por (GONZAGA; MORENO, 2005) para compor o vetor de características em imagens estáticas. E assim como foi realizado o ensaio para a correlação, o mesmo foi realizado para o SMA como apresentado na Figura 4.24 em que é possível observar sua potencialidade como característica discriminante.



Figura 4.24 - Segundo Momento Angular de 5 indivíduos.

Entropia

A entropia mede a desordem em uma imagem. Quando a imagem apresenta textura uniforme, os valores da entropia tendem a ser muito baixos. A entropia alcança seu valor máximo quando os *pixels* na área de interesse apresentam níveis de cinza com valores aleatórios. A entropia apresenta uma correlação linear negativa com o SMA e não é correlacionada com a medida de correlação. A entropia é dada pela equação 4.8.

$$ENT = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} p(i, j, d, \theta) \cdot \log(p(i, j, d, \theta))$$

$$(4.8)$$

Onde:

 $p(i, j, d, \theta)$ é o valor da célula de linha *i*, coluna *j* distância *d* e ângulo θ .

As 40 características geradas pela entropia para compor o Vetor de Características são:

- Entropia do setor A nos 1000 *frames* (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 4 características;
- Entropia do setor A nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;
- Entropia do setor B nos 1000 *frames* (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 4 características;
- Entropia do setor B nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;

O mesmo ensaio com 5 indivíduos foi realizado e a Figura 4.25 apresenta seu resultado.



Figura 4.25 – Entropia de 5 indivíduos.

• Contraste

Haralick e Shanmugan (1973) definem que o contraste mede a presença de transição abrupta de níveis de cinza. O contraste é dado pela equação 4.9.

$$CON = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} (i-j)^2 \cdot p(i,j,d,\theta)$$
(4.9)

Onde:

 $p(i, j, d, \theta)$ é o valor da célula de linha *i*, coluna *j* distância *d* e ângulo θ .

As 40 características do Vetor de Características devidas ao contraste são:

- Contraste do setor A nos 1000 frames (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 4 características;
- Contraste do setor A nos 10 frames (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;
- Contraste do setor B nos 1000 frames (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 4 características;
- Contraste do setor B nos 10 *frames* (períodos 2° ao 5°) nas 4 direções (0°, 45°, 90° e 135°) 16 características;

Os dados do ensaio com 5 indivíduos são apresentados Figura 4.26.



Figura 4.26 - Contraste de 5 indivíduos.

• Momento da Diferença Inverso (MDI)

(MARTINS, 2005) explica que quando a concentração dos valores na diagonal da matriz de co-ocorrência for máxima, o MDI atinge o valor máximo. A equação 4.10 fornece o valor do Momento da Diferença Inverso (MDI).

$$MDI = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{1 + (i - j)^2} \cdot p(i, j, d, \theta)$$
(4.10)

Onde:

 $p(i, j, d, \theta)$ é o valor da célula de linha *i*, coluna *j* distância *d* e ângulo θ .

As 40 características geradas pelo MDI para compor o Vetor de Características são:

- MDI do setor A nos 1000 frames (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) – 4 características;
- MDI do setor A nos 10 *frames* (períodos 2º ao 5º) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) 16 características;
- MDI do setor B nos 1000 frames (1º período) nas 4 direções (0º, 45º, 90º e 135º) – 4 características;
- MDI do setor B nos 10 *frames* (períodos 2° ao 5°) nas 4 direções (0°, 45°, 90° e 135°) 4 características;

Os dados do ensaio com 5 indivíduos são apresentados Figura 4.27.



Figura 4.27 - Momento da Diferença Inverso de 5 indivíduos.

4.2.3.3. Vetor de Características

(GONZAGA; MORENO, 2005) sugerem a normalização do vetor de características, tendo em vista que os valores contidos no vetor são de grandezas diferentes, o que resultaria em um peso maior para uma medida em relação à outra. Dessa forma, cada medida é normalizada pelo seu máximo dentro do vetor de acordo com a equação 4.11.

$$z_i = \frac{x_i}{x_m} \tag{4.11}$$

Onde,

 z_i é a característica normalizada

 x_i é a característica extraída

 x_m é o valor máximo da característica extraída

A normalização é aplicada para todas as 12 características que compõe o vetor, colocando-as em um intervalo entre zero e 1.

Considerando-se todos os períodos da seqüência de vídeos, o Vetor de Características é gerado com 248 elementos, ordenadas de acordo com a Tabela 4.4.

Número da	Característica	Número de
Característica		Elementos
		no Vetor
1	Circularidade da Pupila	5
2	Diâmetro da Pupila	5
3	Tempo para contração/dilatação da Pupila	4
4	Taxa para contração/dilatação da Pupila	4
5	Média dos níveis de cinza da íris segmentada	10
6	Desvio padrão dos níveis de cinza da íris	10
	segmentada	
7	Coeficiente de variação dos níveis de cinza da íris	10
	segmentada	
8	Correlação	40
9	Segundo Momento Angular	40
10	Entropia	40
11	Contraste	40
12	Momento da Diferença Inverso	40
	Total de Elementos no Vetor:	248

Tabela 4.4 - Vetor de Características de uma seqüência de vídeo.

4.2.4. Método de identificação de similaridade

Para identificação de íris similares, considerando-se as características extraídas, são utilizadas duas métricas de distâncias: a distância Euclidiana e a distância de Hamming.

Estas métricas foram utilizadas pois:

- São métricas bastante utilizadas por outros autores.
 - Daugman (2002), Ko, Gil e Yoo (2006) e Rakshit e Monro (2007) são alguns autores que utilizaram distância de Hamming na construção de seus métodos.

- São de fácil implementação.
- O custo computacional envolvido no cálculo não é elevado.

A distância euclidiana do vetor normalizado é calculada pela equação 4.12.

$$DEn(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{248} (Ai - Bi)^2}$$
(4.12)

sendo,

A o primeiro vetor B o segundo vetor *i* as posições do vetor

A distância de Hamming consiste em encontrar o número de posições em que duas seqüências de bits de mesmo tamanho diferem. Por exemplo, dadas as seqüências A = 11011101 e B = 11000101, a distância entre A e B, denotada por Hamming(A, B) será igual a 2. A Tabela 4.5 mostra o cálculo para estas duas seqüências.

Tabela 4.5 - Distância de Hamming

Observação	Valores para calculo							
Posição 🗲	1	2	3	4	5	6	7	8
Seqüência A 🗲	1	1	0	1	1	1	0	1
Seqüência B 🗲	1	1	0	0	0	1	0	1
				1	↑			

Basta verificar que os bits de A e B diferem nas posições 4 e 5 (2 posições). Sendo assim, a distância de Hamming equivale à operação lógica OU Exclusivo.

A aplicação para o vetor de características da abordagem necessita de algumas alterações. O vetor de características possui 248 posições com valores decimais que foram normalizados e estão no intervalo de 0 a 1, e não são binários como demonstrado no exemplo. É necessário converter estes valores decimais para binários, e a distância de Hamming possa ser aplicada.

Tomando-se como exemplo um vetor com 10 posições, a regra de conversão adotada foi estabelecer um limiar de arredondamento. Valores iguais ou inferiores a 0,50 são convertidos para 0 (zero) e valores iguais ou superiores a 0,51 são convertidos para 1. A Tabela 4.6 apresenta um vetor de 10 posições e o equivalente binário utilizando-se a regra descrita.

Tipo	Valores do vetor									
Original:	0,01	0,50	0,98	1,00	0,12	0,75	0,57	0,33	0,51	0,77
Binário:	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1

Tabela 4.6 - Exemplo da conversão de um vetor para binário

Após realizada esta conversão é possível aplicar a métrica de distância de Hamming aos Vetores de Características.

4.3. Considerações finais

Neste capítulo foi apresentada a metodologia proposta para o desenvolvimento deste trabalho.

Avaliando-se a questão de segurança e precisão dos sistemas biométricos, observase que a Biometria da íris é a mais precisa. No entanto, sua resistência contra fraudes não é garantida, pois a mesma lida com imagens estáticas, ou seja, não leva em conta a existência de uma íris viva.

Digitalizando-se uma íris viva e inserindo no processo características dinâmicas para seu reconhecimento, ou seja, características que se alteram no tempo de maneira uniforme para um determinado indivíduo e de maneira diferente para outro, pode-se discriminar entre dois diferentes indivíduos e aumentar a segurança do sistema biométrico.

Para isso foi proposto um equipamento baseado no Reflexo Consensual dos olhos, permitindo-se obter seqüências com iluminação controlada por um programa de computador que ilumina um olho com luz visível enquanto digitaliza o outro com iluminação NIR, em períodos pré-estabelecidos.

Exemplificando: para se fraudar nossa abordagem, o indivíduo a ser identificado deveria utilizar uma seqüência de vídeo com os períodos de tempo entre contração e dilatação da pupila, sincronizados com a digitalização das imagens.

Como a definição do número de intervalos de tempos bem como o início e fim de cada um é completamente determinístico, pode-se gerar sistemas de reconhecimento

biométrico que somente operarão na presença de uma "íris viva", ou seja, se o indivíduo a ser reconhecido responder aos estímulos de iluminação aplicados

O dispositivo de aquisição das imagens e a metodologia proposta para a extração das características são completamente inovadores.

CAPÍTULO 5

Resultados e Conclusões

5.1. Introdução

Os resultados apresentados consideram 111 pessoas, sendo 5 vídeos de cada uma, totalizando 555 vídeos tendo cada seqüência de vídeo 1.000 *frames*.

Para validação dos resultados foi utilizado *cross validation k-fold* com k=5. Desta forma, o subconjunto 1 não possui o vídeo 1 de todos os indivíduos, o subconjunto 2 não possui o vídeo 2 de todos os indivíduos, e assim sucessivamente.

Espera-se que entre íris de uma mesma pessoa a distância entre os vetores de características seja pequena, enquanto que entre íris de pessoas diferentes, a distância deve ser maior.

No processo de verificação, foi utilizada a distância Euclidiana e a distância de Hamming, apresentando resultados distintos em cada uma das métricas.

5.2. Seleção de características por Mineração de Dados (Data Mining)

Mineração de Dados ou *Data Mining* consiste em um processo analítico projetado para explorar grandes quantidades de dados, na busca de padrões consistentes ou relacionamentos sistemáticos entre variáveis e então validá-los aplicando padrões detectados. O processo consiste basicamente nas etapas: exploração, definição do padrão e validação.

O conceito de *Data Mining* está se tornando cada vez mais conhecido como uma ferramenta de pesquisa de informações, que devem revelar estruturas de conhecimento, que possam guiar decisões em condições de certeza limitada.

Data Mining é parte de um processo maior de conhecimento denominado *Knowledge Discovery in Database* (KDD). KDD consiste fundamentalmente, na estruturação do banco de dados, seleção, preparação e pré-processamento dos dados, na transformação e adequação da dimensionalidade dos dados e nas análises e interpretações do conhecimento extraído do banco de dados, através do processo de *Data Mining* (WITTEN; FRANK, 2005).

5.2.1. Localização de Padrões

Padrões são unidades de informação que se repetem, ou então são sequências de informações que dispõe de uma estrutura que se repete. O cérebro humano utiliza processos similares ao *Data Mining*, pois muito do conhecimento na mente humana, de certa forma, utiliza um processo que depende da localização de padrões. Observando-se a sequência de caracteres a seguir:

ABCXYABCZKABDKCABCTUABEWLABCWO

Existe uma sequência de letras que se repete. As sequências "AB" e "ABC" e observa-se que elas ocorrem com frequência superior à das outras sequências.

Determinadas as sequências "ABC" e "AB", verifica-se que elas "segmentam" o padrão original em diversas unidades independentes:

"ABCXY"
"ABCZK"
"ABDKC"
"ABCTU"
"ABEWL"
"ABCWO"

Realizando-se as seguintes induções, que geram algumas representações genéricas dessas unidades:

Onde "?" representa qualquer letra.

Desta forma, toda a sequência original foi substituída por regras genéricas indutivas que simplificam a informação original a algumas expressões simples. Estes são os princípios essenciais de *Data Mining*.

Contudo, mais importante que simplesmente obter essa redução de informação, esse processo permite gerar formas de predizer futuras ocorrências de padrões. Este é exatamente o ponto onde este processo começa a mostrar o seu valor (WITTEN; FRANK, 2005).

5.2.2. O Software WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis)

O pacote de software Weka (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) é formando por um conjunto de implementações de algoritmos que possui diversas técnicas de Mineração de Dados.

O Weka está implementado na linguagem Java, que tem como principal característica ser portável, desta forma pode ser executado nas mais variadas plataformas e aproveitando os benefícios de uma linguagem orientada a objetos como modularidade, polimorfismo, encapsulamento, reutilização de código dentre outros conceitos estudados em programação orientada a objetos. Além disso, é um software de domínio público estando disponível para *download* e utilização no endereço: http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/.

Alguns dos recursos disponíveis no software são:

- aprendizado baseado em instância
- árvores de decisão induzida
- comitê de perceptrons
- geradores de árvores modelo
- perceptron
- perceptron multicamada
- regras de aprendizagem
- regressão linear
- regressão local de pesos
- regressão lógica
- tabelas de decisão

O aplicativo Weka também permite a geração de regras de associação para mineração de dados através da construção de um arquivo com formato Weka, que apresenta a extensão ARFF.

Este arquivo é basicamente dividido em duas partes. A primeira contém uma lista de todos os atributos, onde se deve definir o tipo dos atributos ou os valores que eles podem representar.

Ao utilizar valores, os mesmos devem estar entre "{ }" separados por vírgulas. A segunda parte consiste das instâncias com os registros a serem "minerados" e os respectivos valores de atributos para cada instância separados por vírgulas.

No apêndice B é apresentado alguns trechos de uma arquivo exemplo que acompanha a instalação do aplicativo Weka. O apêndice C apresenta parte do arquivo .ARFF gerado com dados das íris para realizar a mineração dos dados.

5.2.3. Resultados obtidos com a mineração de dados realizada pelo Weka

Foi gerado um arquivo com todas as informações contidas no banco de dados para processamento pelo sofware Weka. Para seleção de atributos foram selecionadas as opções **CfsSubsetEval** e **BestFirst –D 1 –N 5**. O software indicou que dentre as 248 características dinâmicas propostas para o Vetor de Características, para cada vídeo, apenas 17 devem ser utilizadas para identificação por serem as mais discriminantes.

As 17 características apontadas pelo software Weka sãoas listadas na Tabela 5.1.

Característica	Descrição
Dilat420	Tempo para dilatação da pupila no intervalo entre os frames 420 a
	430
Taxa630	Taxa de contração/dilatação da pupila no intervalo entre os frames
	630 a 640
Taxa840	Taxa de contração/dilatação da pupila no intervalo entre os <i>frames</i> 840 a 850
Mediastb	Média dos níveis de cinza do setor B da íris segmentada para
	todos os 1.000 <i>frames</i> do vídeo
Mediastb420	Média dos níveis de cinza do setor B da íris segmentada no
	intervalo entre os frames 420 a 430
Mediastb630	Média dos níveis de cinza do setor B da íris segmentada no
	intervalo entre os frames 630 a 640
Correlacaosta90	Correlação do setor A no ângulo 90° da matriz de co-ocorrência
	para todos os 1.000 frames do vídeo
Correlacaostb0210	Correlação do setor B no ângulo 0º da matriz de co-ocorrência no
	intervalo entre os frames 210 a 220
Correlacaostb90630	Correlação do setor B no ângulo 90° da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os frames 630 a 640
Correlacaostb135840	Correlação do setor B no ângulo 135º da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os frames 840 a 850
Smasta0630	SMA do setor A no ângulo 0º da matriz de co-ocorrência no
	intervalo entre os frames 630 a 640
Smasta90630	SMA do setor A no ângulo 90° da matriz de co-ocorrência no
	intervalo entre os frames 630 a 640
Smastb135840	SMA do setor B no ângulo 135° da matriz de co-ocorrência no
	intervalo entre os frames 840 a 850
Entropiasta135	Entropia do setor A no ângulo 135º da matriz de co-ocorrência
	para todos os 1.000 frames do vídeo
Contrastesta45840	Contraste do setor A no ângulo 45° da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os frames 840 a 850
Contrastestb45210	Contraste do setor B no ângulo 45° da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os frames 210 a 220
Contrastestb45630	Contraste do setor B no ângulo 45° da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os <i>frames</i> 630 a 640

Tabela 5.1 - Características Dinâmicas selecionadas por Data Mining.

A Figura 5.1 apresenta a tela do software Weka com a sugestão das 17 características que melhor classificam as imagens de íris obtidas com a metodologia proposta.

🧇 Weka Exp	lorer		
Preprocess 0	Classify Cluster Associate	Select attributes Visualize	
Attribute Eva	luator		
Choose	CfsSubsetEval		
Search Metho	bd		
Choose	BestFirst -D 1 -N 5		
Attribute Sele	ection Mode	Attribute selection output	
Q Use full t	training set	Dear Dec. no accessor	*
	dama mili la	Search direction: forward	
Cross-va	aldation Poids 10	Stale search after 5 hode expansions	
	Seed 1	Marit of hest subset found: 0.854	
-			
(Nom) class	•	Attribute Subset Evaluator (supervised, Class (nominal): 249 class):	
-	10	CFS Subset Evaluator	
Start	Stop	Including locally predictive attributes	
Result list (rig	pht-click for options)		
07:59:05 - Be	estFirst + CfsSubsetEval	Selected attributes: 12,17,18,20,24,26,59,70,82,88,92,102,128,144,178,195,197 : 17	
		dilat420	-
		taxa630	
		taxa840	
		mediargb	
		mediargb420	
		mediargb630	
		correlacaorga90	
		correlacaorgb0210	
		correlaceorgo90630	
		correlacaorgb135840	-
		STATUSU030	
		Smargasu630	
		antroniareal 35	
		contrasterga45840	
		contrasterob45210	
		contrastergb45630	
		• • • • • • • • • • • • • • • • • • •	
			•
Status			
OK			Log 💉 ×0

Figura 5.1 – Tela do software Weka que apresenta a sugestão das 17 características que melhor classificam as imagens de íris viva.

Os cálculos de distância euclidiana e distância de Hamming foram refeitos, mas agora, utilizando-se um novo vetor de características com as 17 características sugeridas pelo software Weka.

A Figura 5.2 apresenta a curva Recall x Precision utilizando métrica de distância Euclidiana. Foram realizados os testes com o vetor de características completo (248 características) e com o vetor que contém apenas as características selecionadas (17 características) na mineração de dados.



Figura 5.2 – Curva Recall x Precision utilizando distância Euclidiana.

A Figura 5.3 apresenta a mesma avaliação apresentada na Figura 5.2, entretanto utilizando métrica de Distância Hamming para calcular a similaridade dos vetores.



Também foi calculada a curva *Cumulative Match Score* (CMS) antes de aplicar a seleção de características e após a seleção de características tanto para distância Euclidiana como para distância de Hamming. Estas curvas podem ser vistas nas Figuras 5.4 e 5.5.



Figura 5.4 – Curva CMS utilizando distância Euclidiana.

A Tabela 5.2 mostra os valores de precisão em cada rank.

Гabela 5.2 – Valores de precisão para as curvas da Figura 5.4					
	Após a Seleção				
Rank	de Características	de Características			
1	50,43 %	69,29 %			
2	77,94 %	88,29 %			
3	89,29 %	95,88 %			
4	95,28 %	99,33 %			
5	100,00 %	100,00 %			



Figura 5.5 – Curva CMS utilizando distância de Hamming.

A Tabela 5.3 mostra os valores de precisão em cada rank.

Tabela 5.3 – Valores de precisão para as curvas apresentadas na Figura						
_		Antes da Seleção	Após a Seleção			
_	Rank	de Características	de Características			
	1	25,95 %	62,57 %			
	2	46,26 %	81,97 %			
	3	68,40 %	91,18 %			
	4	86,45 %	95,62 %			
	5	100,00 %	100,00 %			

Tabela 5.	3 – Valore	es de precisão para as cu	urvas apresentadas na Figura 5.5
-	Rank	Antes da Seleção de Características	Após a Seleção de Características
-	1	25,95 %	62,57 %
	2	16 26 %	81 07 %

Os resultados obtidos demonstraram um excelente poder de discriminação das Características Dinâmicas propostas neste trabalho. Entretanto, para o protótipo desenvolvido com câmera/placa digitalizadora operando a 30 frames por segundo (FPS), capturando um vídeo com 1.000 frames, significa um tempo de exposição do indivíduo de 33,33 segundos.

Este tempo pode significar um incomodo para os indivíduos, podendo até mesmo comprometer a qualidade dos vídeos, além de ser praticamente inviável para o reconhecimento de pessoas.

Considerando-se o primeiro intervalo de acomodação (frames 1 a 209) como equivalente aos períodos 3 e 5 (sem estímulo luminoso) e o período 2 equivalente ao período 4 (com estímulo luminoso), foi implementada uma alternativa para reduzir o tempo de exposição utilizando apenas os intervalos 1 e 2 para avaliação, como apresentado na Figura 5.6 e na Tabela 5.4. O vetor de características para a alternativa reduzida contem as informações da transição de iluminação que ocorrem entre os frames 210 a 220 e entre os frames 420 a 430.

	10	10	6		
8	210	4209	630	010	1000
Figur	a 5.6 – R	educão	dos pe	ríodos ava	iliados.

Tabela 5.4 – Nova distribuição dos períodos					
Frames	Operação do Led do Olho Direito				
1 a 209	desligado				
210 a 419	ligado				
420 a 629	desligado				
630 a 839	ligado				
840 a 1000	desligado				

Com esta redução nos períodos, o novo tempo de exposição passa a ser de 14 segundos, uma redução significativa em relação ao modelo anterior de 1.000 frames.

O número de elementos no vetor de características também é reduzido, em função da análise ser realizada apenas nos 2 períodos iniciais dos vídeos. A Tabela 5.5 apresenta a distribuição de características reduzidas.

Nimoro do		Número de
Numero da	Característica	Elementos por
Característica		Característica
1	Circularidade da Pupila	2
2	Diâmetro da Pupila	2
3	Tempo para contração/dilatação da Pupila	2
4	Taxa para contração/dilatação da Pupila	2
5	Média dos níveis de cinza da íris segmentada	4
6	Desvio padrão dos níveis de cinza da íris	4
	segmentada	
7	Coeficiente de variação dos níveis de cinza da	4
	íris segmentada	
8	Correlação	16
9	Segundo Momento Angular	16
10	Entropia	16
11	Contraste	16
12	Momento da Diferença Inverso	16
	Total de Elementos no Vetor:	100

l'abela 5.5 – Novo vetor de características de uma seqüência de vídeo.	
--	--

Da mesma maneira, foram realizados testes aplicando mineração de dados, resultando em uma redução de 100 para apenas 5 características mais discriminantes, mostradas na Tabela 5.6.

Característica	Descrição
Dilat420	Tempo para dilatação da pupila no intervalo entre os frames 420 a
	430
Mediastb420	Média dos níveis de cinza do setor B da íris segmentada no
	intervalo entre os frames 420 a 430
Correlacaostb0210	Correlação do setor B no ângulo 0º da matriz de co-ocorrência no
	intervalo entre os frames 210 a 220
Contrastestb45210	Contraste do setor B no ângulo 45° da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os <i>frames</i> 210 a 220
Contrastestb45420	Contraste do setor B no ângulo 45° da matriz de co-ocorrência
	no intervalo entre os <i>frames</i> 420 a 430

Tabela 5.6 - Novas Características Dinâmicas selecionadas por Data Mining.

A Figura 5.7 apresenta a curva Recall x Precision utilizando métrica de distância Euclidiana para o vetor de características considerando apenas dois intervalos de vídeo, antes e após realizar a seleção de características por Data Mining.



Figura 5.7 – Curva Recall x Precision – distância Euclidiana – dois intervalos.

A Figura 5.8 apresenta a mesma avaliação apresentada na Figura 5.7, entretanto utilizando métrica de distância de Hamming para calcular a similaridade dos vetores reduzidos.



Figura 5.8 - Curva Recall x Precision - distância de Hamming - dois intervalos.

O desempenho do método utilizando dois intervalos de vídeo também foi avaliado através da curva *Cumulative Match Score* (CMS) antes de aplicar a seleção de características e após a seleção de características tanto para distância Euclidiana como para distância de Hamming. Estas curvas podem ser observadas nas Figuras 5.9 e 5.10.



Figura 5.9 – Curva CMS utilizando distância Euclidiana com dois intervalos.

Os valores do gráfico da Figura 5.9 são apresentados na Tabela 5.7.

	Antes da Seleção	Após a Seleção
Rank	de Características	de Características
1	46,35 %	47,52 %
2	70,98 %	77,24 %
3	88,27 %	95,91 %
4	95,21 %	99,48 %
5	100,00 %	100,00 %

Tabela 5.7 – Valores de Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.9



Figura 5.10 - Curva CMS utilizando distância de Hamming com dois intervalos.

Os valores do gráfico da Figura 5.10 são apresentados na Tabela 5.8.

_		Antes da Seleção	Após a Seleção
_	Rank	de Características	de Características
	1	16,35 %	41,94 %
	2	35,94 %	72,07 %
	3	69,17 %	91,14 %
	4	93,87 %	97,28 %
	5	100,00 %	100,00 %

Tabela 5.8 - Valores de Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.10				
	Rank	Antes da Seleção de Características	Após a Seleção de Características	
	1	16,35 %	41,94 %	
	0	25 04 0/		

Os resultados obtidos neste trabalho referem-se a duas análises realizadas:

- uma sobre os vídeos completos, com 1000 frames equivalente a 5 períodos e 4 mudanças de iluminação e

- outra análise realizada sobre os vídeos reduzidos, com 420 frames equivalente a 2 períodos e apenas 1 (uma) mudança de iluminação.

Para ambas as análises os melhores resultados foram obtidos utilizando a métrica de distância Euclidiana aplicada sobre os vetores após a seleção de características. A Figura 5.11 apresenta os melhores resultados através da curva Recall x Precision e a Tabela 5.9 apresenta os valores numéricos da precisão.



Figura 5.11 - Curva Recall x Precision utilizando distância Euclidiana para 5 períodos e 2 períodos após a seleção de características.

		reelous pura as carvas	apresentadas na riga
Search	Recall	Vídeo Completo	Vídeo Reduzido
1	0,167	99,1 %	99,1 %
2	0,243	92,6 %	91,5 %
3	0,257	90,6 %	89,8 %
4	0,264	87,6 %	87,1 %
5	0.269	65 3 %	64 2 %

Tabela 5.9 – Valores de Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.11

A Figura 5.12 apresenta os melhores resultados através da curva CMS e a Tabela 5.10 apresenta os valores da precisão.



Figura 5.12 – Curva CMS utilizando distância euclidiana com o vetor completo e o vetor reduzido ambos após a seleção de características.

Rank	Vídeo Completo	Vídeo Reduzido
1	69,29 %	47,52 %
2	88,29 %	77,24 %
3	95,88 %	95,91 %
4	99,33 %	99,48 %
5	100,00 %	100,00 %

Tabela 5.10 – Valores Precisão para as curvas apresentadas na Figura 5.12.

5.3. Conclusões

Os resultados apresentados monstram que a diferença de precisão entre a análise realizada com o vídeo completo ou com o vídeo reduzido é mínima, especialmente na avaliação através da curva Recall x Precision.

Qual seria o menor tempo de vídeo necessário para que se possa reconhecer um indivíduo?

Os resultados demonstram que apenas dois intervalos de vídeo, com uma alteração de iluminação, são suficientes. E qual deveria ser o tempo ideal para cada intervalo? Provavelmente os intervalos possam ser diferentes entre indivíduos. Uma das características dinâmicas que pode limitar é o tempo para contração/dilatação da pupila após a alteração da iluminação. Na avaliação dos 111 indivíduos o tempo médio para a estabilização da contração/dilatação da pupila é em torno de 50 *frames*, ou seja, de 2 a 3 segundos. Isso significa que é possível realizar o reconhecimento com um vídeo com pouco mais de 5 segundos (100 *frames*) com uma alteração de iluminação neste intervalo.

Os métodos de reconhecimento de íris existentes operam com imagens estáticas e apresentam alta precisão de acertos. A comparação com da abordagem, no entanto, é praticamente impossível dada as diferenças entre as metodologias. Além disso, neste trabalho foi usado um mecanismo simples de verificação de similaridade entre duas íris, a distância Euclidiana e a distância de Hamming.

Os resultados demonstram que as características dinâmicas da íris, propostas por nossa metodologia, são discriminantes e podem ser utilizadas para a identificação pessoal. Além disso, a possibilidade de extrair características dinâmicas de íris vivas aumenta a resistência de nossa abordagem à tentativa de fraudes.

Os testes monstraram que além de permitir a identificação de uma pessoa, o método proposto permite validar certos atributos que os métodos tradicionais de imagens estáticas não são capazes. Como por exemplo, constatar se a imagem de entrada que está sendo analisada é realmente de uma "íris viva" ou não, se o indivíduo a ser validado responde aos estímulos de iluminação aplicados ou se trata de uma montagem artificial tentando burlar a identificação.

Além da identificação pessoal, a metodologia proposta também permite avaliar o comportamento da íris em diferentes momentos com estímulos de iluminação diferentes.

O dispositivo construído, concebido para esta metodologia, apresenta idéias originais e inéditas e pode abrir um novo campo de investigação, pois, possibilita também a avaliação do comportamento da íris, os tempos de resposta aos estímulos e alterações decorrentes. Ou seja, sua aplicação poderá ser investigada também para as áreas de oftalmologia, como por exemplo, a detecção de doenças do nervo óptico, na segurança pública, como por exemplo na deteção de embriagues, e outras.
Contribuições

1) Concepção e desenvolvimento de dispositivo original de captura de imagens de íris viva baseado no Reflexo Consensual.

2) Metodologia inovadora de extração de características dinâmicas de seqüências de vídeos de íris humana para identificação biométrica.

Trabalhos Publicados

COSTA, R. M.; GONZAGA, A. Nova abordagem para reconhecimento biométrico baseado em características dinâmicas da íris humana. In: **IV Workshop de Visão Computacional**, 2008, Bauru. Anais do WVC 2008, 2008. v. 1. p. 7p-7p.

COSTA, R. M.; GONZAGA, A. Extraction and selection of dynamic features of the human iris. In: **Sibigrapi 2009**, 2009, Rio de Janeiro.

COSTA, R. M. ; GONZAGA, A. Dynamic Features for Iris Recognition. **Computer Vision and Image Understading. ELSEVIER**.(Submetido)

Referências Bibliográficas

ADLER, F. H. Physiology of the Eye: Clinical Applicationt. 4 ed. LONDON: THE C.V. MOSBY COMPANY, 1965. 889 p.

ANDRADE, M.G. Caracterização de placas de madeira para fabricação de lápis, quanto à densidade aparente a o método de desdobro. São Carlos: EESC-USP, 1998. 90 p.

BOLES, W. W.; BOASHASH, B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. **IEEE Transactions on Signal Processing.** v. 46, n. 4, p. 1185–1198, Apr. 1998.

BOYCE, C.; ROSS, A.; MONACO, M.; HORNAK, L.; XIN, L. Multispectral Iris Analysis: A Preliminary Study. **Computer Vision and Patter Recognition Workshop**, p. 17-22, June 2006.

CASIA Iris Image Database. Disponibilizado pelo Laboratório Nacional de Reconhecimento de Padrões (NLPR), Instituto de automação e Academia Chinesa de Ciências. Disponível em <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/Databases.asp> Acesso em: 05 de Jan. 2009.

CASTELANO, C. R.; GONZAGA, A. Estudo comparativo da trasformada de wavelet no reconhecimento de padrões da íris humana. São Carlos: EESC-USP, 2006. 134 p.

COSTA, R.M.; GONZAGA, A.; RODRIGUES, E. B. Um método eficiente de segmentação de íris baseado na Transformada da Distância Euclidiana. **I Workshop de visão computacional**, USP-UNIMEP, v. 1, p. 72-75, 2005.

DAUGMAN, J. How iris recognition works. International Conference on Image Processing, v. 1, p. 33-36, 2002.

_____. New Methods in Iris Recognition. In: IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. v. 37, n. 5, p. 1167-1175, Out. 2007.

EVANS GROUP. Aplicações de Reconhecimento de Voz, Disponível em: <http://www.malima.com.br/article_read.asp?id=175>. Acesso em: 10 set. 2008.

GAO, Y. Efficiently comparing face images using a modified hausdorff distance. **IEE Proc. – Vis. Image Signal Process.** v. 46, n. 6, Dec. 2003

GONZAGA, A.; MORENO, R. P. Extração de características de textura de haralick em imagens de íris aplicada à identificação pessoal. São Carlos: EESC-USP, 2005. 113 p.

GRABOWSKI, K.; SANKOWSKI, W.; NAPIERALSKA, M.; ZUBERT, M.; NAPIERALSKI, A. Íris Recognition Algorithm Optimized for Hardware Implementation. **Computer Intelligence and Bioinformatics and Computational Biology**, p. 1-5, Sept. 2006.

HARALICK, R.M.; SHANMUGAN, M.K. Computer classification of reservoir sandstones. **IEEE Transactions on Geoscience Electronics**, v.11, n. 4, p.171-177, Oct. 1973. HUANG, H.; HU, G.; MA, L. A PC-Based System for Automated Iris Recognition under Open Environment. Second International Conference on Innovative Computing, Information and Control. v. 7, p. 596-596, Sept. 2007.

INTEL C. Intel Image Processing Library: Reference Manual. Disponível em <http://www.intel.com/cd/software/products/asmo-na/eng/perflib/ipp/238656.htm>. Acesso em: 9 apr. 2008.

JAIN, A.; BOLLE, R.; PANKANTI, S. Biometrics: Personal identification in a networked society. USA: Springer. 2006, 411 p.

JIANG, X.; BINKERT, M.; ACHERMANN, B.; BUNKE, H. Towards Detection of Glasses in Facial Images. **Pattern Analysis & Applications**, v. 3, n. 1, p. 9-18, Fev. 2000.

KAEHLER, A. Learning OpenCV. Oreilly & Associates Inc. Oct. 2008. 555 p.

KANSKI, J. J. Clinical Ophthalmology: A Systematic Approach 6th ed. Butter-worth-Heinemann. 2007. 952 p.

KIBBLE, J. D.; HALSEY, C. R. Medical Physiology: The Big Picture. The MacGraw-Hill Companies, 2009. 448 p.

KO, J.; GIL Y.; YOO J. Iris Recognition Using Cumulative Sum Based Change Analysis. International Signal Processing and Communications, p. 275-278, Dec. 2006.

KOLB, H. How the Retina Works, **The Scientific Research Society**, v. 91, p. 28-35, Feb. 2003.

LANA-PEIXOTO, M. A. Neuro-Oftalmologia. Sistema Sensorial – Parte II. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0004-27492002000200020>. Acesso em: 2 jan. 2008. LIU, C.; XIE, M., Iris Recognition Based on DLDA. **18° International Conference on Pattern Recognition 2006**; v. 4; p. 489-492, 2006.

LONGSTAFF, A. Instant Notes in Neuroscience. Taylor & Francis Group, New York, USA, 2005. 436 p.

MA, L.; TAN, T.; WANG, Y.; ZHANG, D. Personal Identification Based on Iris Texture Analysis. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machini Intelligence**, v. 25, n. 12, p. 1519-1533, Dec. 2003.

MANSFIELD, T.; KELLY, G.; CHANDLER, D.; KANE, J. Biometric Product Testing Final Report. Disponível em: http://scgwww.epfl.ch/courses/Biometrics-Lectures-2006-2007/12-Biometric%20Test%20Report%20pt1.pdf>. Acesso em: Feb. 2008.

MARTINS, S. P. **Classificação de imagens textural de imagens radarsat-1 para discriminação de alvos agrícolas**. São José dos Campos: INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2005. 142 p.

MENG, H.; XU C. Iris Recognition Algorithms Based on Gabor Wavelet Transform. **IEEE International Conference on Mechatronics and Automation**, p. 1785-1789, June 2006.

MORIMOTO, C. H.; SANTOS, T. T.; MUNIZ, A. S. Automatic Iris Segmentation Using Active Near Infra Red Lighting. **Sibgrapi 2005. Proceedings of the Sibigrapi 2005.** v. 1. p. 1-10, 2005.

NAROTE, S. P.; NAROTE, A. S.; WAGHMARE, L. M.; KOKARE, M.B.; GAIKWAD, A. N., An Iris Recognition Based on Dual Tree Complex Wavelet Transform. **Tencon 2007 – IEEE Region 10 Conference**; p. 1-4, Oct. 2007.

NEGIN, M.; CHMIELEWSKI, T. A.; SALGANICOFF, M.; CAMUS, T. A.; CAHN VON SEELEN, U. M.; VENETIANER, P. L., ZHANG, G. G. An Iris Biometric System for Public and Personal Use. **Computer IEEE Press**, v. 33, n° 2, p. 70-75, Feb. 2000. PAN, L.; XIE, M. Research on Iris Image Preprocessing Algorithm. **IEEE International Symposium on Communications and Information Technology**, v. 1, n. 14, p. 161-164, Oct. 2005.

PENTLAND, A.; CHOUDHURY, T. Face recognition for smart environments. **IEEE Computer**. v. 33, n. 2, p. 50-55, Feb. 2000.

PHILLIPS, P.J., MOON, H., RIZVI, S.A., RAUSS, P. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms. **IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. p. 137-143, June 1997.

PRATT, W.K. Digital Image Processing. John Wiley & Sons, 1991. 720 p.

PRICE, J. R.; GEE, T. F.; PAQUIT, V.; TOBIN, K.W., On the Efficacy of Correcting for Refractive Effects in Iris Recognition. **IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**; p. 17-22, June 2007.

PRITCHARD, T. C.; ALLOWAY, K. D. Medical neuroscience. Fence Creek Publishing, Connecticut, USA, 1999. 448 p.

RAKSHIT, S.; MONRO, D. M. Medical Conditions: Effect on Iris Recognition. IEEE 9° Workshop on Multimedia Signal Processing 2007. p. 357-360. Oct. 2007.

REÍLLO, S. R.. Identificación biométrica y su union con las tarjetas inteligentes. Disponível em < http://www.revistasic.com/revista39/pdf_39/SIC_39_agora.PDF > Acesso em: June 2008.

SNELL, R. S. Clinical neuroanatomy: a review with questions and explanations, 7th edition, Wolters Kluwer, Philadelphia, 2009. 304 p.

STURGES, B. K. Neuro-ophthalmology: The Visible Nervous System, **2nd Annual Veterinary Neurology Symposium**, University of California, Davis – USA, 10p., 2005.

TAKEO, K.; ANIL, J.; NALINI, R. K. Audio-and-Video-Based Biometric Person Authentication, Springer 1^a edição, 2005, 374 p. TIAN, Q.; ZHENGGUANG, L.; ZHIYI, S., A Pratical Iris Recognition Algorithm. **IEEE** International Conference on Robotics and Biomimetics, p. 392-395. Dec. 2006.

UBIris. A Noisy Iris Image Database. Disponível em <http://iris.di.ubi.pt/> Acesso em: 05 jan. 2008.

UCHIDA, K. Multiple Fingerprint Set Classification for large-scale Personal Identification. **IEICE Trans. Inf. & Syst.**, v. E86-D, n. 8, p. 1426-1435, Aug. 2003.

ULUDAG, U.; ROSS, A.; JAIN, A. Biometric template selection and update: a case study in fingerprints. **Pattern Recognition**, p. 1-10, Nov. 2003.

VATSA, M.; SINGH, R.; GUPTA, P. Comparasion of iris recognition algorithms. International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing, 2004., p. 354-358, 2006.

VIGLIAZZI, D. **Biometria, Medidas de segurança**. 2 ed. Visual Books, 2 ed. 2006. 80 p.

WALSH, M.; CRUMBIE, A.; REVELEY, S. Nurse Practitioners: Clinical Skills and Professional Issues. Elsevier, Edinburgh, England, 1994. 320 p.

WANG, J.; XIE, M. Iris Feature Extraction Based on Wavelet Packet Analysis. International Conference Communications, Circuits and Systems Proceedings, 2006. v. 1, p 31-34, June 2006.

WANG, T.; HE, P. A Hidden Markov Model For Iris Recognition Method. **IEEE** International Conference on Control and Automation, p. 1791-1794, June 2007.

WILDES, R.; ASMUTH, J.; GREEN, G.; HSU, S.; KOLEZYNSKY, R; MATEY, J.;
MCBRIDE, S. (1994). A system for automated iris recognition. Proceeding IEEE
Workshop on Aplications of Computer Vision. p. 121-128, Dec. 1994.

WILDES, R. P. Automated iris recognition: An emerging biometric technology. **Proceedings of the IEEE**, v. 85, n. 9, p 1348–1363, Sept. 1997.

WITTEN, I. H.; FRANK, E. Data Mining Pratical Machine Learning Tools and Techniques. Elsevier, 2° ed., 2005. 525 p.

YUAN, X.; SHI, P. Iris feature extraction using 2D phase congruency. **Third International Information Technology and Applications ICITA 2005**, v. 2, p. 437-441, July 2005.

ZHONG, B. Z.; MA L. S.; ZUO P.; MA J. Fast Iris Detection and Localization Algorithm Based on Adaboost Algorithm and Neural Networks. **International Conference on Neural Networks and Brain, 2005**, p. 1085-1088, Oct. 2005.

ZHU, R.; YANG, J.; WU, R. Iris Recognition Based on Local Feature Point Matching. International Symposium on Communication and Information Technologies, p. 451-454, Oct. 2006.