



COPPE/UFRJ

RECONHECIMENTO DE ÍRIS USANDO TRANSFORMADA WAVELET E
ZERO-CROSSING

Edmundo Daniel Hoyle Delgado

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores: Antonio Petraglia

Raul Queiroz Feitosa

Rio de Janeiro

Agosto de 2009

RECONHECIMENTO DE ÍRIS USANDO TRANSFORMADA WAVELET E
ZERO-CROSSING

Edmundo Daniel Hoyle Delgado

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO
ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE
ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE
JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA
ELÉTRICA.

Aprovada por:

Prof. Antonio Petraglia, Ph.D.

Prof. Raul Queiroz Feitosa, D.Sc.

Prof. José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes, Ph.D.

Prof. Antonio Alberto Fernandes de Oliveira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

AGOSTO DE 2009

Hoyle Delgado, Edmundo Daniel

Reconhecimento de íris usando transformada wavelet e zero-crossing/Edmundo Daniel Hoyle Delgado. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2009.

XIII, 46 p.: il.; 29, 7cm.

Orientadores: Antonio Petraglia

Raul Queiroz Feitosa

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2009.

Referências Bibliográficas: p. 43 – 46.

1. Biometria. 2. Reconhecimento. 3. Zero-crossing.
I. Petraglia, Antonio *et al.*. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*A meus pais Edmundo e Carmen,
a minha filha Ana Paula*

Agradecimentos

A minha esposa Vanessa, pelo amor, apoio e companhia nos momentos difíceis.

Ao prof. Raul Feitosa, pela orientação e introdução ao mundo da biometria.

Ao prof. Antonio Petraglia pela orientação e a oportunidade de terminar minha pesquisa, seu apoio foi fundamental para terminar meu trabalho.

Ao programa Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES pelo financiamento nesses anos de estudo e pesquisa.

Aos meus amigos do meu pensionato franco - peruano - brasileiro, especialmente à família deBaysen, pelos anos convivência.

Aos meus companheiros de estudo e amigos do Laboratório de Processamento Analógico e Digital de Sinais - PADS, não dou nomes para não cometer o erro de esquecer alguém.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

RECONHECIMENTO DE ÍRIS USANDO TRANSFORMADA WAVELET E ZERO-CROSSING

Edmundo Daniel Hoyle Delgado

Agosto/2009

Orientadores: Antonio Petraglia

Raul Queiroz Feitosa

Programa: Engenharia Elétrica

A biometria tem sido utilizada amplamente em segurança de sistemas automatizados. Neste trabalho propõe-se uma extensão de um método de identificação de pessoas baseado na biometria de íris, de forma a torná-lo robusto à oclusão da íris causada pelas pálpebras. A escolha da íris se baseia no fato de que ela fornece uma das mais precisas formas de biometria. Para isso foram desenvolvidos algoritmos que possuem pouca perda de informação, e que foram testados com uma quantidade significativa de imagens para a identificação adequada da íris e das pálpebras.

Os resultados encontrados mostram uma superioridade notória das técnicas propostas em comparação com o método original. Os algoritmos desenvolvidos reduziram substancialmente a complexidade computacional sem comprometer significativamente a exatidão dos resultados. Os testes também indicaram que os detalhes concentrados em apenas uma metade da íris são suficientes para representá-la completamente.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

IRIS RECOGNITION USING WAVELET TRANSFORM AND
ZERO-CROSSING

Edmundo Daniel Hoyle Delgado

August/2009

Advisors: Antonio Petraglia

Raul Queiroz Feitosa

Department: Electrical Engineering

Biometry has been widely employed in automated security systems. In this work an extension of an identification method for humans based on the iris biometry is proposed, with the purpose of making it robust to occlusion caused by the eyelids. The choice of the iris is based on the fact that it is one the most accurate biometry techniques. To achieve this goal, algorithms that lead to low information loss, and that were extensively tested with a significantly large number of images for the adequate identification of the iris and eyelids were developed.

The results show a clear superiority of the proposed techniques in comparison with the original method. The developed algorithms reduced substantially the computational complexity without compromising accuracy. The tests also indicated that the details concentrated in only half of the iris contained enough information to represent it completely.

Sumário

Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Objetivo	3
1.2 Organização	4
2 Funcionamento do sistema	5
2.1 Captura da imagem	6
2.2 Segmentação da Pupila e da Iris	7
2.2.1 Localização do centro dos leds	9
2.2.2 Segmentação da pupila pelo círculo	9
2.2.3 Segmentação da pupila pelo contorno	12
2.2.4 Segmentação da íris	13
2.2.5 Normalização	14
2.2.6 Detecção das pálpebras	17
3 Extensão do método de Boles	19
3.1 O Método de Boles	19
3.1.1 Representação	19
3.1.2 Reconhecimento	21
3.2 A Extensão do Método de Boles	21
4 Análises e Resultados	25
4.1 Segmentação da pupila, íris e detecção de pálpebras	25
4.1.1 Segmentação da pupila	25

4.1.2	Segmentação da íris	26
4.1.3	Detecção das pálpebras	26
4.2	Avaliação do método proposto para o reconhecimento	27
4.2.1	Teste 1	29
4.2.2	Teste 2	31
4.2.3	Teste 3	32
4.2.4	Teste 4	32
4.2.5	Teste 5	34
4.2.6	Teste 6	36
4.2.7	Teste 7	38
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	41
5.1	Conclusões	41
5.2	Trabalhos Futuros	42
	Referências Bibliográficas	43

Lista de Figuras

2.1	Imagens de exemplo do banco de Casia versão 1.	6
2.2	Imagens de exemplo do banco de Casia versão 2.	7
2.3	Imagens de exemplo do banco de Casia versão 3.	8
2.4	Dispositivo de captura BM-ET330 da LG.	8
2.5	Dispositivo de captura iCam4100 da Panasonic.	9
2.6	Imagem do olho do banco de CASIA.	10
2.7	Ponto central dos leds refletidos na pupila.	10
2.8	Imagem binária resultante da aplicação do filtro de Canny.	11
2.9	Janela contendo somente os pontos das bordas que tenham a mesma direção com o centro dos leds.	11
2.10	Imagem da segmentação da pupila pela aproximação do círculo fazendo uso da transformada de Hough.	12
2.11	Imagem binária resultante da limiarização.	13
2.12	Resultado das operações morfológicas aplicadas à imagem binária resultante da limiarização.	13
2.13	Imagem do olho com a pupila segmentada pelo contorno.	14
2.14	Máscaras usadas na segmentação da íris.	15
2.15	Pontos que contêm a mesma direção com o ponto central da pupila.	15
2.16	Resultado depois de serem aplicadas as máscaras.	16
2.17	Imagem do olho com a íris segmentada.	16
2.18	Íris normalizada.	17
2.19	O procedimento da detecção das pálpebras.	18
2.20	Imagem da íris normalizada com a área das pálpebras zeradas.	18
3.1	Íris normalizada realçada.	20

3.2	Iris normalizada reduzida a 16 linhas e 512 colunas.	20
3.3	Transformada de wavelets e seu representação zero crossing.	20
3.4	Olhos da mesma pessoa, com inclinação diferente do usuario no momento da captura.	22
3.5	Iris normalizada reduzida a 16 linhas e 512 colunas e com a parte da pálpebra zerada.	22
3.6	Zero crossing.	23
4.1	Exemplos de imagens onde não foi possível encontrar o centro dos leds infravermelhos	27
4.2	Exemplos de imagens onde a pupila não tem a forma de um círculo.	27
4.3	Exemplos de imagens com erros na segmentação da pupila pelo contorno.	28
4.4	Exemplos de imagens com erros na segmentação da íris.	28
4.5	Exemplos de imagens normalizadas da íris com erros na detecção das pálpebras.	29
4.6	Histogramas de positivos e negativos do método de Boles e do proposto.	30
4.7	Curvas ROC do método de Boles e do proposto.	30
4.8	Histograma de positivos e negativos com as duas formas de segmentação da pupila.	31
4.9	Curvas ROC com as duas formas de segmentação da pupila.	32
4.10	Histograma de positivos e negativos usando diferentes combinações de 3 níveis de <i>wavelets</i>	33
4.11	Curvas ROC usando diferentes combinações de 3 níveis de <i>wavelets</i>	33
4.12	Histograma de positivos e negativos usando diferentes combinações de 2 níveis de <i>wavelets</i>	34
4.13	Curvas ROC usando diferentes combinações de 2 níveis de <i>wavelets</i>	34
4.14	Histogramas de positivos e negativos usando apenas um nível de <i>wavelet</i>	35
4.15	Curvas ROC usando apenas um nível de <i>wavelet</i>	36
4.16	Histogramas de positivos e negativos usando informação total ou parcial da íris.	37
4.17	Curvas ROC usando informação total ou parcial da íris.	37

4.18	Exemplos de imagens normalizadas da íris com detalhes fortes con- centrados perto da pupila.	38
4.19	Exemplos de imagens onde a pupila tem uma dilatação forte.	39
4.20	Histograma de positivos e negativos reduzindo o número de linhas da imagem normalizada.	39
4.21	Curva ROC reduzindo o número de linhas da imagem normalizada. . .	40

Lista de Tabelas

4.1	Valores EER resultantes do método de Boles e do proposto.	31
4.2	Valores EER resultantes com as duas formas de segmentação da pupila.	31
4.3	Valores EER usando diferentes combinações de 3 níveis de <i>wavelets</i> .	32
4.4	Valores EER usando diferentes combinações de 2 níveis de <i>wavelets</i> . .	35
4.5	Valores do EER usando apenas um nível de <i>wavelet</i>	35
4.6	Valores do EER usando informação parcial da íris.	38
4.7	Valores do EER reduzindo o número de linhas da imagem normalizada.	39

Capítulo 1

Introdução

A segurança dos sistemas e serviços é um dos temas mais discutidos hoje em dia por causa de fraudes, falsificação de documentos, patentes e terrorismo. Isto motivou a investigação de sistemas de identificação pessoal baseada em características biométricas. Esses métodos têm a vantagem sobre os meios tradicionais de identificação de não poderem ser esquecidos nem roubados ou forjados.

Garantir sistemas e serviços seguros é um dos grandes problemas encontrados por governos, indústrias e organizações de maneira geral. Essa preocupação vai desde evitar fraudes e falsificações em documentos até, por exemplo, garantir segredos industriais envolvendo patentes. O uso de características biológicas para identificação se mostra como uma idéia viável, porque cada pessoa possui características biométricas diferentes das outras.

Até os dias de hoje, uma das formas de identificação mais usadas é a aplicação de senhas. Por exemplo, o acesso a um site de banco requer que o usuário informe o número de sua agência, o número de sua conta e uma senha. Dependendo da operação a ser feita, outra senha pode ser requerida. Há também o uso de cartões com chips ou com dispositivos magnéticos que permitem a identificação de um indivíduo através de uma simples leitura. Isso é comum, por exemplo, em crachás ou em lugares cujas portas só se abrem se o cartão lido tiver privilégios para tal.

Muitas tecnologias biométricas têm sido propostas com base em características físicas, tais como impressões digitais, tom de voz, rosto, mão, íris e retina, cada um com seus pontos fortes e fracos [1]. Nesse cenário, os sistemas baseados na estrutura da íris vêm ganhando destaque em relação a outros métodos. A íris contém detalhes

que a tornam umas das estruturas biométricas mais seguras para a identificação. Trata-se de um órgão interno que faz parte do globo ocular protegido pela córnea do olho, sendo colorida e cuja função é controlar os níveis de luz assim como faz o diafragma de uma câmera fotográfica. A pupila é a abertura para a entrada de luz que é controlada pela íris [2], que é formada no início da gravidez durante os três primeiros meses de gestação. Sua estrutura é completada aos oito meses e após esse tempo ocorrem algumas mudanças de textura. Aos dois ou três anos de idade ela deixa de mudar [3]. Por ser claramente visível sua captura é mais imediata que a da retina, que fica dificultada devido ao fato de que a retina não é visível [4]. A desvantagem é que partes da imagem da íris são ocultas geralmente pelos cílios e pelas pálpebras [5].

Hoje em dia, há muitas técnicas na literatura sobre sistemas de identificação baseados na análise de estrutura da íris, que podem ser divididas em três categorias:

- baseado na análise de variações locais com métodos da representação da fase;
- baseado na representação do *zero-crossing*;
- baseado na análise da textura.

John Daugman [6] foi o pioneiro ao desenvolver algoritmos matemáticos que permitiram que a imagem das íris fosse codificada digitalmente. Seu trabalho, patenteado em 1994, é o mais reconhecido sobre reconhecimento da íris.

Junto com o modelo de Daugman, os métodos propostos por Wildes [7], Boles [8], [9] e Ma [10], [11] são os mais mencionados na literatura. Os métodos de Wildes [7] e Boles [8], entretanto, têm determinadas limitações. O método do Wildes trabalha somente na modalidade de verificação, e o método de Boles não leva em consideração a ocultação da íris (dita “oclusão”). Ma [10] propôs um método que usa a textura da íris que foi posteriormente melhorado [11].

Em outros trabalhos na literatura, Sanchez-Avila e Sanchez-Reillo deram continuidade ao trabalho de Boles desenvolvendo um sistema que utiliza a representação *zero-crossing* da transformada wavelet para se construir em templates da íris. A inovação em relação ao trabalho de Boles foi a introdução de técnicas baseadas em métricas de distância como a Euclidiana e a distância de Hamming para os processos de verificação e decisão [12], [13]. Monro [14] introduziu um método da codificação

da íris baseado em diferenças dos coeficientes da transformada discreta do cosseno (DCT) das alterações angulares sobre as imagens normalizadas da íris. Roy [15] trabalhou em um esquema da seleção de características baseado no algoritmo genético de múltiplos objetivos (MOGA) para melhorar a exatidão do reconhecimento. Poursaberi [16] usou um classificador resultante da combinação de classificadores da distância média de harmônicos e de Hamming. Noh [17] propôs um novo método para se representar as características da íris, baseado em *multiresolution independent component analysis* (M-ICA). ICA é um algoritmo não supervisionado usado para redução de dimensionalidade que faz uso de estatísticas de alta ordem e o M-ICA é um novo método para extração de características, introduzido pelos autores. O autor apresentou comparações com técnicas baseadas em wavelets de Gabor, Haar e Daubechies juntamente com o método proposto. O discriminante de Fisher foi adotado como ferramenta de classificação. Yu [18] aplicou filtros multi-canaís de Gabor em 2-D para capturar a textura da íris, extraiu os pontos que poderiam representar a textura local e usou a distância Euclideana para o reconhecimento das características da íris.

Um estudo realizado [19] mostrou que o método proposto por Boles [8] tem uma performance similar ao método proposto por Daugman [6], para imagens com uma pequena quantidade de oclusão. Entretanto, o desempenho piora consideravelmente na proporção em que a imagem da íris é sujeita aos aumentos da oclusão.

1.1 Objetivo

O propósito deste trabalho é desenvolver os algoritmos de um sistema biométrico de identificação e reconhecimento de pessoas através da íris. Para isso foram traçados os seguintes objetivos:

1. Criação de algoritmos para a segmentação da pupila e da íris.
2. Fornecer um método para a detecção da oclusão na íris, feita pelas pálpebras.
3. Implementar uma extensão do método proposto por Boles [8] que leve em consideração a oclusão.

1.2 Organização

O conteúdo deste texto está dividido da seguinte forma:

- O segundo capítulo apresenta de uma maneira geral o funcionamento de cada etapa de um processo de reconhecimento biométrico usando íris e descreve os métodos usados para segmentação da pupila e da íris, detecção da oclusão e normalização da íris;
- o quarto capítulo aponta os aspectos do método de representação e reconhecimento proposto por Boles [8], e apresenta a extensão do mesmo para garantir a robustez do método contra a oclusão;
- o quinto capítulo apresenta os resultados dos métodos para segmentação da pupila e da íris, dos algoritmos para a detecção da oclusão e da proposta da extensão do método de Boles [8];
- o capítulo final apresenta conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Funcionamento do sistema

O processo baseado na identificação da íris está dividida nas seguintes etapas:

1. captura da imagem
2. segmentação da pupila e da íris
3. normalização
4. detecção das pálpebras
5. representação
6. reconhecimento

Na literatura existem diversos métodos para segmentar a pupila, íris, e detetar a oclusão feita pelas pálpebras e cílios, como pode ser visto em [20], [21], [22] e [23]. Neste trabalho vamos desenvolver métodos para segmentar a pupila, a íris e para detectar as pálpebras. Para isso vão ser usadas imagens de olhos do banco de Casia [24]. Este banco de imagens contém 3 versões. Na primeira versão as imagens se encontram processadas para apagar os leds infravermelhos, escurecendo ainda mais a região da pupila (ver Figura 2.1), que facilita a segmentação da mesma. Este banco é utilizado em muitos trabalhos (ver [25], [26], [27], [28] e [29]). Na segunda versão (ver Figura 2.2) não existe manipulação de imagens, mas nossa pesquisa não encontrou trabalhos que façam referências. A terceira versão que é usada neste trabalho, é a que contém mais imagens, e está dividida em 3 bancos diferentes: o primeiro contém 2655 imagens, capturadas em duas sessões com um intervalo de um mês para cada

usuário; o segundo contém 16213 imagens, capturadas em uma sessão somente; o terceiro banco contém 3183 imagens capturadas de pessoas gêmeas. Utilizamos o segundo banco (ver Figura 2.3), por ter a maior quantidade de imagens, e poder no futuro utilizar o banco todo para testar os algoritmos desenvolvidos nesta pesquisa.

Neste Capítulo vão a ser tratadas as etapas de 1 a 4. As etapas de representação e reconhecimento serão descritas no capítulo seguinte.

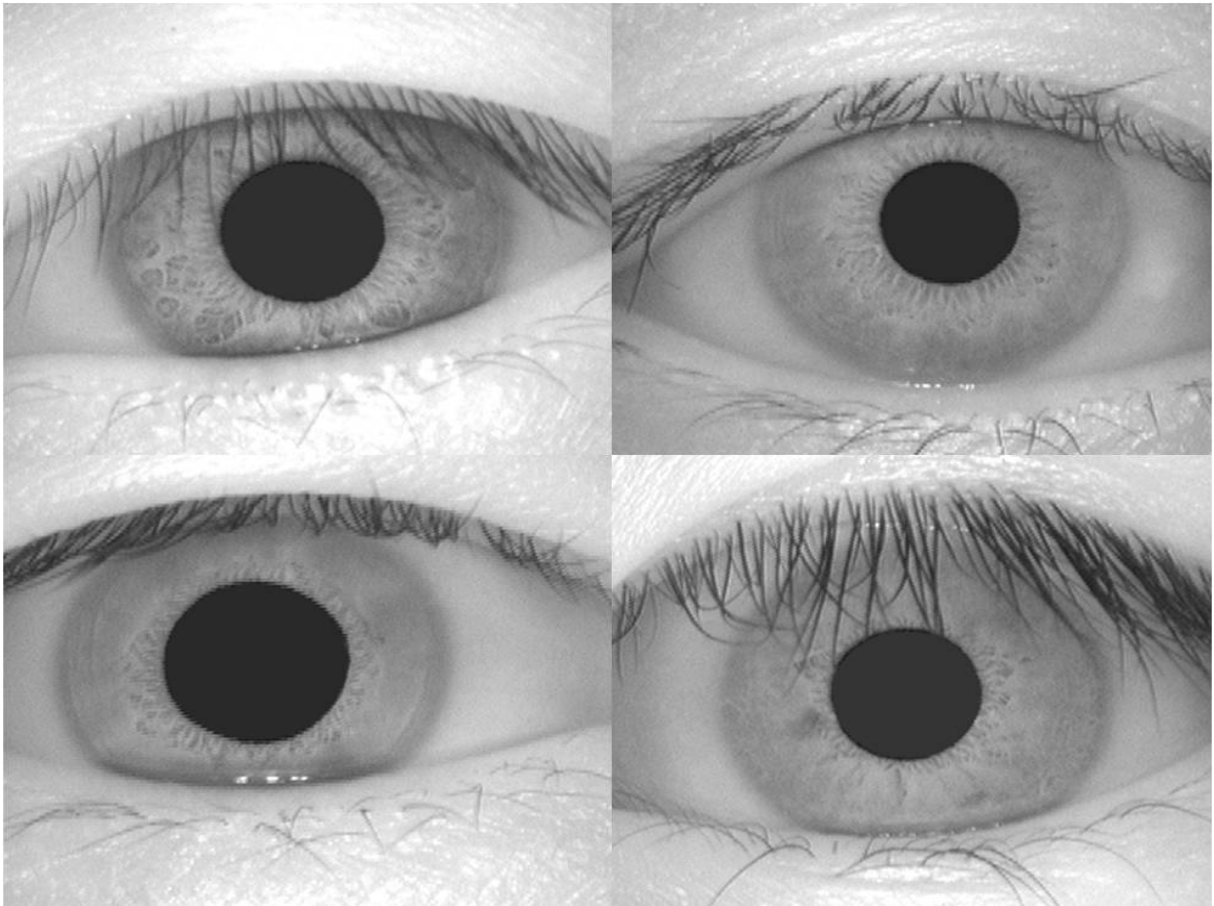


Figura 2.1: Imagens de exemplo do banco de Casia versão 1.

2.1 Captura da imagem

Esta primeira etapa corresponde à aquisição da imagem do olho. A qualidade desta será vital para a performance das etapas 2, 4 e 6. É preferível que a captura seja com luz infravermelha, a fim de revelar até mesmo detalhes que não podem ser vistos apenas com luz visível. O comprimento de onda considerada segura pela Academia Americana de Oftalmologia está na faixa de 700 a 900 nanômetros.

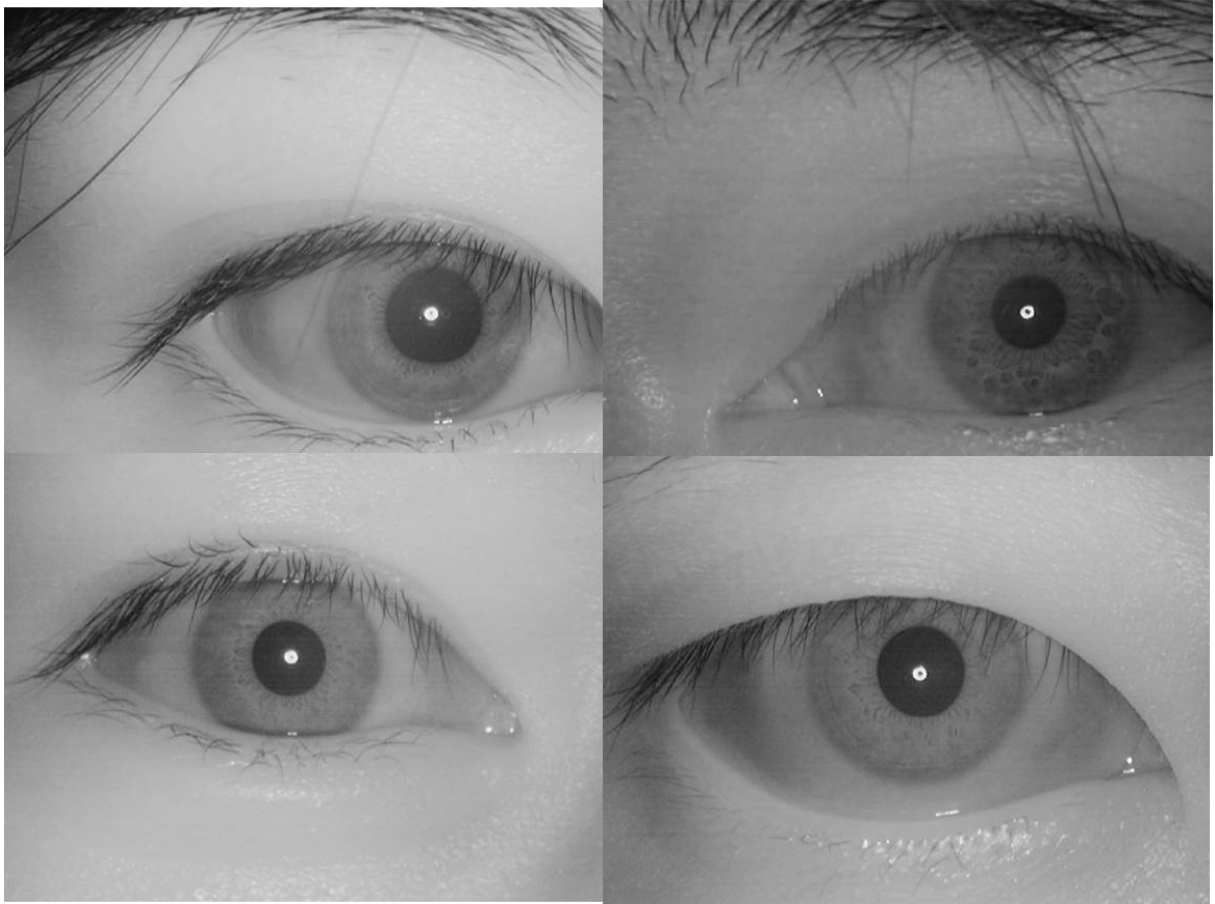


Figura 2.2: Imagens de exemplo do banco de Casia versão 2.

No mercado atual existem diversos dispositivos comerciais como o BM-ET330 da *Panasonic* (Figura 2.5) e iCam4100 da *LG IRIS* (Figura 2.4), mas esses dispositivos são vendidos em conjunto com o sistema de reconhecimento. Nossa pesquisa não encontrou nenhum dispositivo de captura que seja vendido separadamente. As companhias criam dispositivos que tendem a fazer a captura do olho o mais confortavelmente possível para o usuário, fazendo o sistema o menos invasivo possível, usando câmeras com *autofocus* e sistemas que evitam que o usuário esteja a uma altura ou distância fixas.

2.2 Segmentação da Pupila e da Iris

Para a segmentação da pupila foram implementados dois métodos. Na primeira implementação a pupila foi segmentada pela aproximação de um círculo, na segunda implementação a pupila é segmentada pelo contorno.

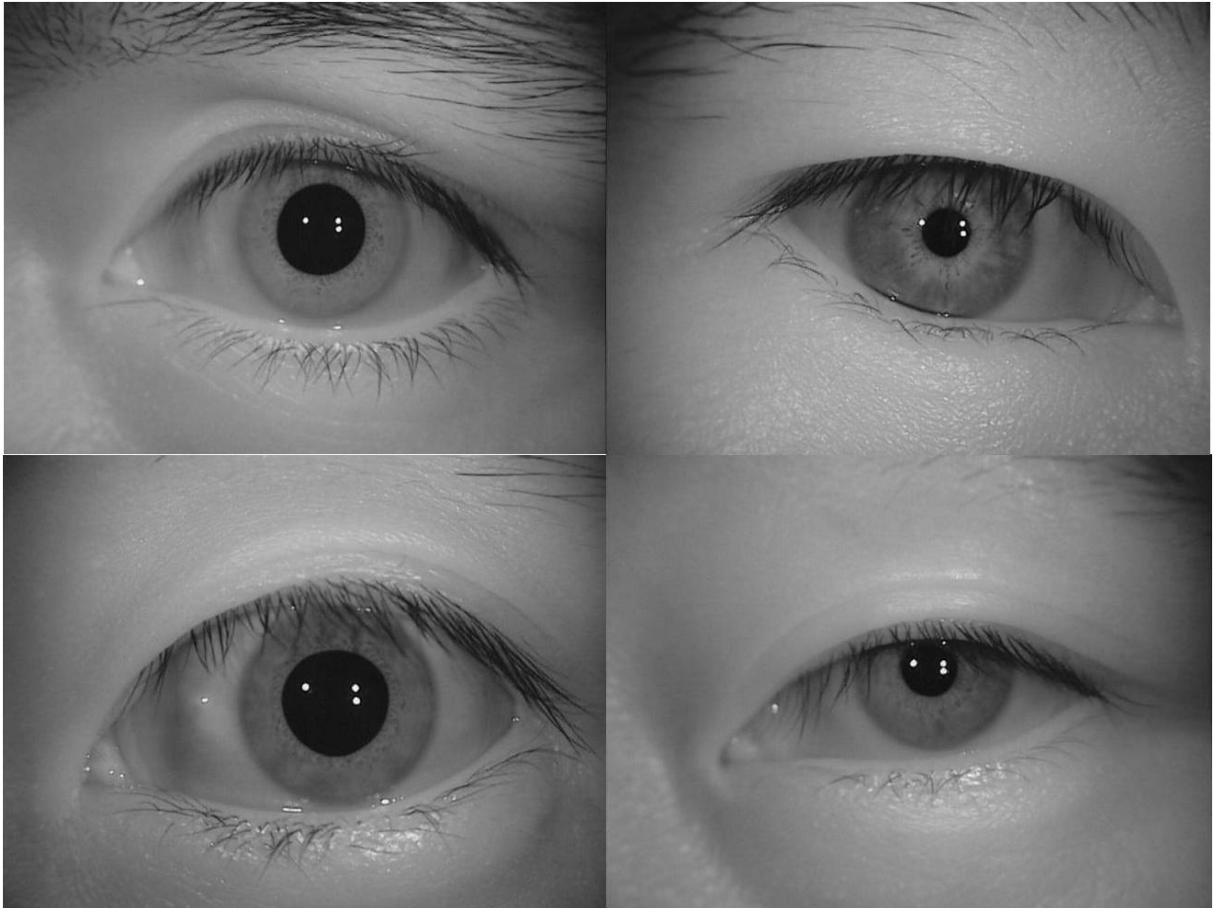


Figura 2.3: Imagens de exemplo do banco de Casia versão 3.



Figura 2.4: Dispositivo de captura BM-ET330 da LG.

O algoritmo para detecção da pupila desenvolvido neste trabalho explora uma característica das imagens produzidas pelos dispositivos de captura que utilizam leds infravermelhos na borda da lente da câmera. Nestas imagens capturadas, a



Figura 2.5: Dispositivo de captura iCam4100 da Panasonic.

pupila sempre aparece em forma quase circular e escura com os leds refletidos nela, enquanto a íris aparece comparativamente muito mais clara e maior em diâmetro circular. Este fenômeno ocorre mesmo para pessoas com olhos castanho-escuros ou pretos, como consequência da utilização de um dispositivo de captura sensível apenas à radiação infra-vermelha. De fato, encontrar o centro desta região será o primeiro passo para encontrar a melhor circunferência que represente a pupila. Partindo desta observação, foi desenvolvido um algoritmo de segmentação da pupila que consiste de dois passos principais:

- localização do centro dos leds,
- detecção das bordas da pupila.

2.2.1 Localização do centro dos leds

Para encontrar o centro de coordenadas dos leds percorre-se a imagem da Figura 2.6 na procura de um ponto escuro, que esteja na mesma distância de 3 pontos bem claros. A Figura 2.7 mostra a idéia com maior clareza.

2.2.2 Segmentação da pupila pelo círculo

Nesta etapa aplicou-se primeiro um operador para detectar bordas na imagem do olho. Neste trabalho utilizamos o operador de Canny [30]. A Figura 2.8 apresenta o resultado obtido depois de aplicar o filtro na imagem da Figura 2.6.



Figura 2.6: Imagem do olho do banco de CASIA.

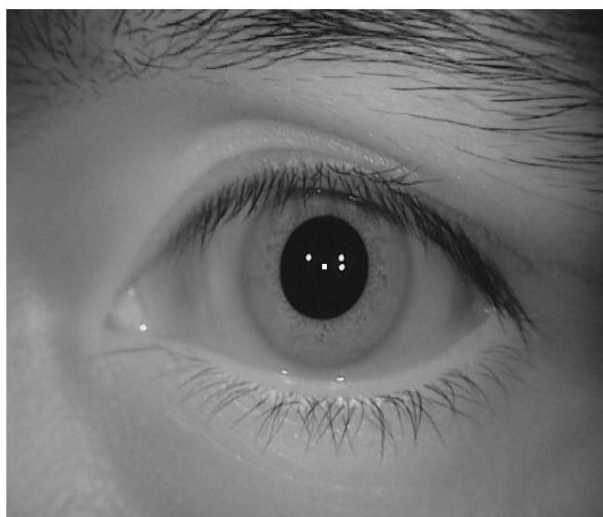


Figura 2.7: Ponto central dos leds refletidos na pupila.

Com este resultado obtêm-se as bordas da pupila além de outras regiões. Para discriminar as bordas de nosso interesse, foi calculado o gradiente da imagem do olho da Figura 2.6. Ao final só os pontos que contêm a mesma direção (ou com uma diferença entre duas direções não maior que 10 graus) com o ponto central dos leds permaneceram. Para acelerar o processo, trabalhou-se com uma janela de 100x100 pixels, com ponto central sendo o centro dos leds, como é mostrado na Figura 2.9.

Com os pontos obtidos do resultado anterior utilizou-se a transformada de Hough [31] para achar o melhor círculo que represente a pupila, como é mostrado na Figura 2.10.

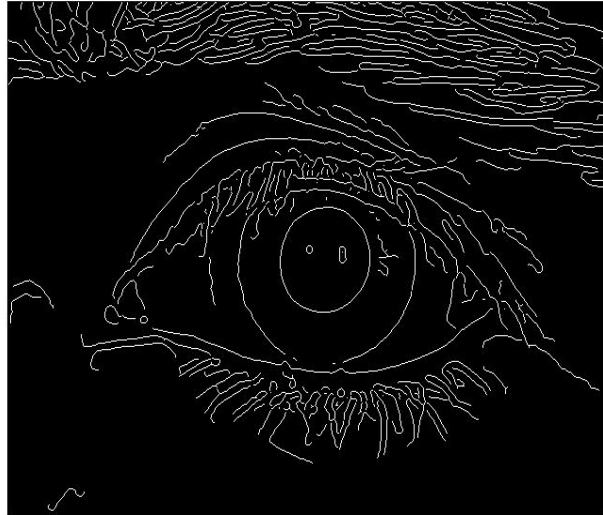


Figura 2.8: Imagem binária resultante da aplicação do filtro de Canny.

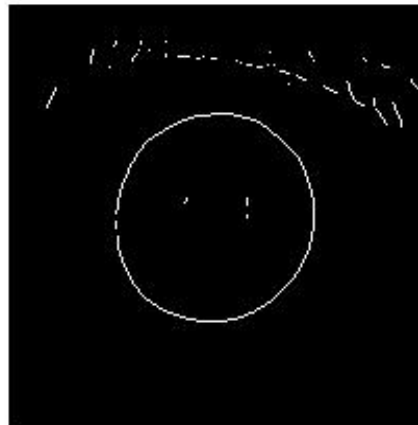


Figura 2.9: Janela contendo somente os pontos das bordas que tenham a mesma direção com o centro dos leds.

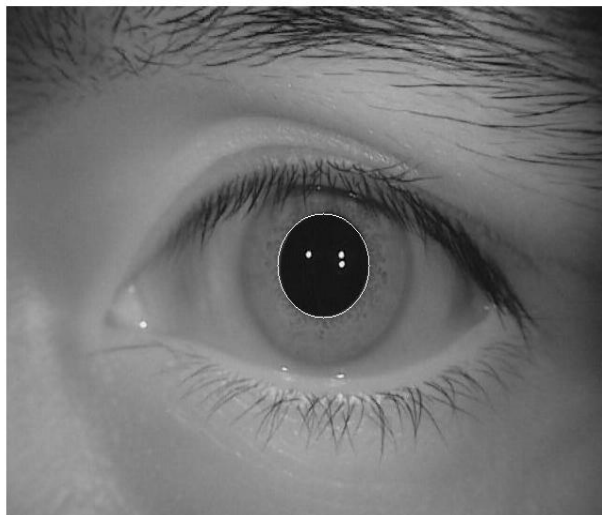


Figura 2.10: Imagem da segmentação da pupila pela aproximação do círculo fazendo uso da transformada de Hough.

2.2.3 Segmentação da pupila pelo contorno

Para segmentar a pupila pelo contorno, tomamos como referência o círculo do resultado da segmentação pelo círculo e fazemos as seguintes operações:

- A região de interesse é o círculo da pupila, mas com o raio aumentado em 5%. Com isso garantimos que a pupila esteja no interior da região de interesse.
- Na região de interesse, a pupila é a parte mais escura, e por isso limiarizamos a região para obter uma imagem binária que representa a pupila, como é mostrado na Figura 2.11.
- Aplica-se uma operação morfológica de fechamento (dilatação seguida de erosão) que preenche buracos da região da pupila, decorrentes de eventuais reflexos dos leds infravermelhos.
- Obtém-se o contorno da pupila por meio de uma operação morfológica que inicialmente dilata a pupila com um elemento estrutural do tipo box de 3x3 e subtrai do resultado a imagem original. O resultado deste processo é mostrado na Figura 2.12, e a pupila segmentada pelo contorno é mostrada na Figura 2.13.

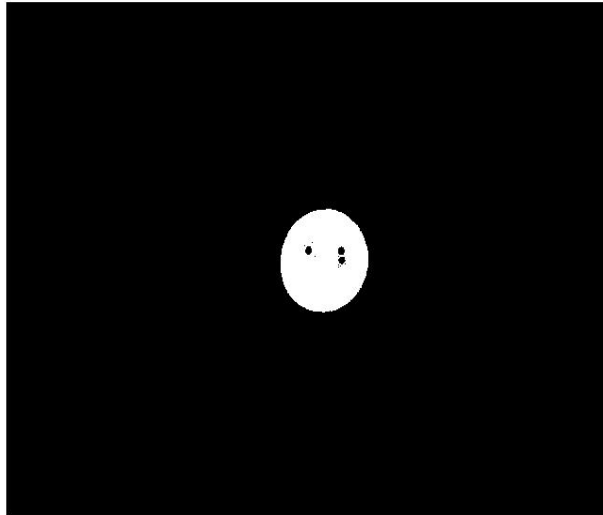


Figura 2.11: Imagem binária resultante da limiarização.

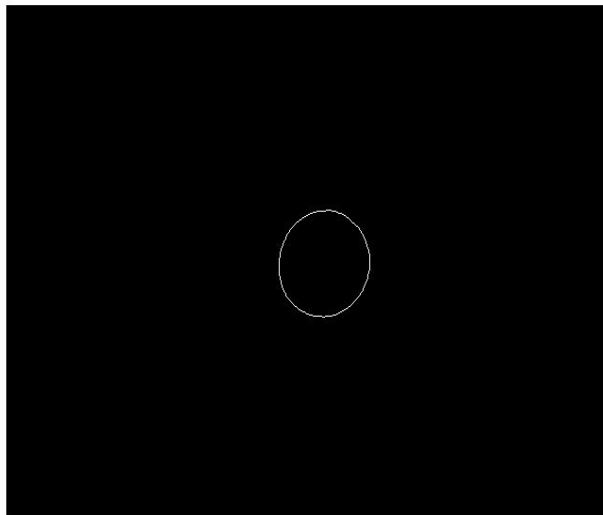


Figura 2.12: Resultado das operações morfológicas aplicadas à imagem binária resultante da limiarização.

2.2.4 Segmentação da íris

O ponto de partida para a segmentação da íris será o ponto central da pupila. O procedimento é detalhado abaixo:

1. Como foi feito para a pupila, é usada a informação do gradiente da imagem

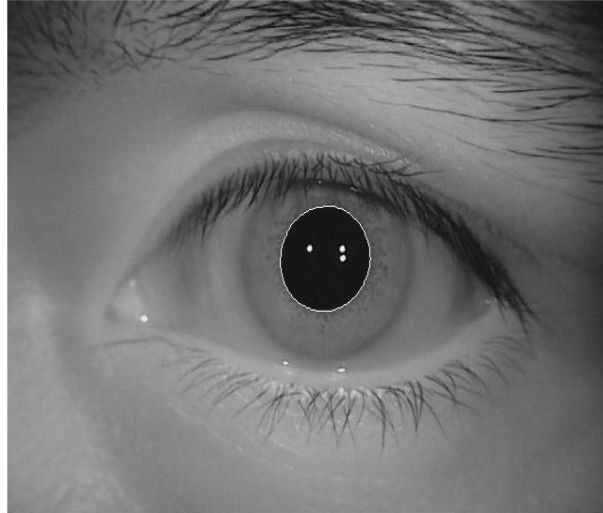


Figura 2.13: Imagem do olho com a pupila segmentada pelo contorno.

do olho da Figura 2.6. Ao final somente os pontos detectados pelo operador de Canny (ver Figura 2.8) que contêm a mesma direção com a coordenada do ponto central da pupila (usando a informação do gradiente da imagem). O resultado pode ser visto na Figura 2.15.

2. Para discriminar ainda mais pontos achados no passo anterior, são usadas máscaras, como mostradas na Figura 2.14. Em cada máscara se faz a contagem dos pontos e ao final ficaram as que têm a maior quantidade de pontos. Na Figura 2.16 pode-se ver a melhora depois de ser aplicada a máscara.
3. Finalmente usa-se a transformada de Hough para achar o melhor círculo que represente a íris, como é mostrado na Figura 2.17

2.2.5 Normalização

O procedimento de normalização tem o objetivo de compensar em primeiro lugar as variações de distância entre o indivíduo e a câmera no momento da captura e, em segundo lugar, as contrações da pupila devido à iluminação. A normalização transforma o anel que corresponde à pupila na imagem de entrada num retângulo de dimensões fixas. Neste trabalho foi usada a normalização proposta por Daugman

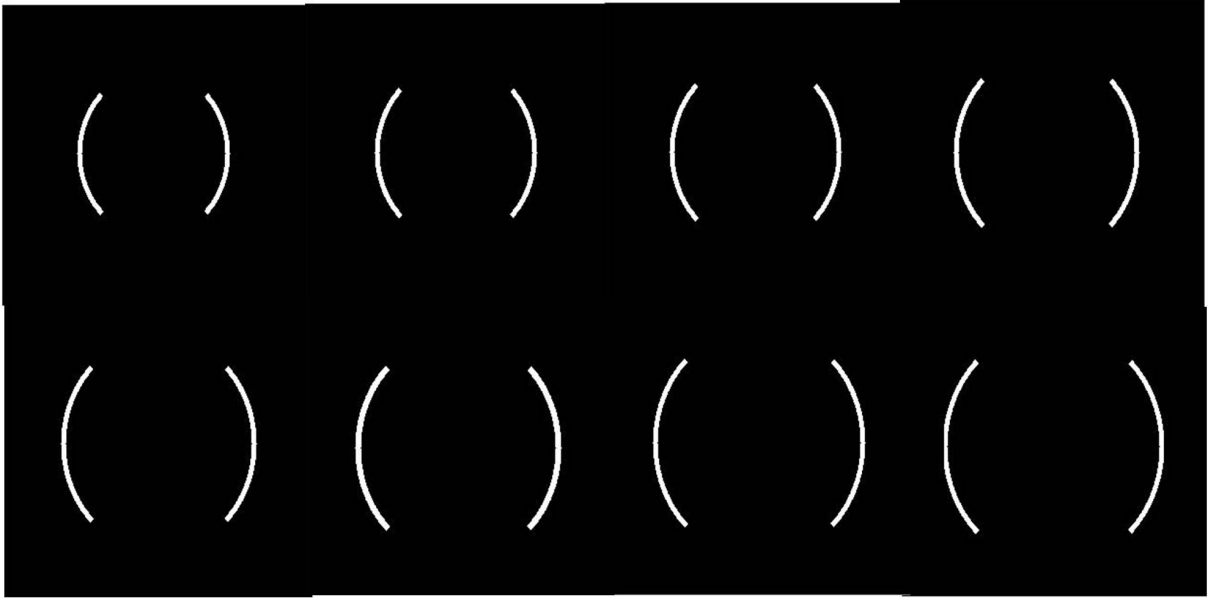


Figura 2.14: Máscaras usadas na segmentação da íris.



Figura 2.15: Pontos que contêm a mesma direção com o ponto central da pupila.

[6],[32]. A imagem original $I(x, y)$ em coordenadas cartesianas é representada agora em um sistema de coordenadas polares na forma $I(r, \theta)$, cuja origem está no centro da íris. Esta transformação geométrica é descrita pelas Eqs. (2.1), (2.2) e (2.3).

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (2.1)$$

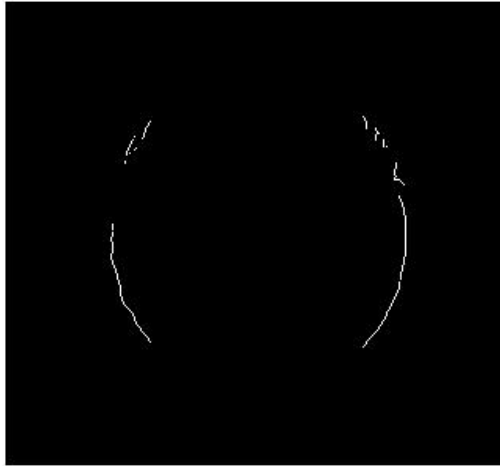


Figura 2.16: Resultado depois de serem aplicadas as máscaras.

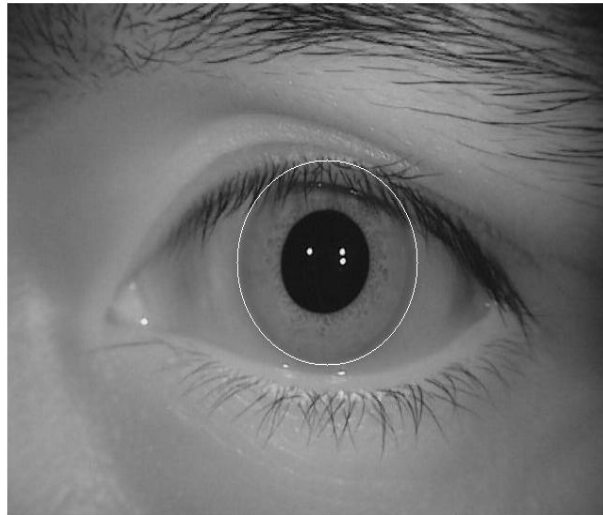


Figura 2.17: Imagem do olho com a íris segmentada.

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (2.2)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (2.3)$$

onde $x_p(\theta)$, $y_p(\theta)$, $x_s(\theta)$ e $y_s(\theta)$ são, respectivamente, as coordenadas cartesianas do contorno da pupila e da esclera correspondentes ao ângulo θ . Nestas equações r pertence ao intervalo $[0, 1]$ e θ pertence ao intervalo $[0, 2\pi]$. Todas as íris foram normalizadas em imagens de 64 linhas por 512 colunas. O resultado desta transformação está ilustrado na Figura 2.18.

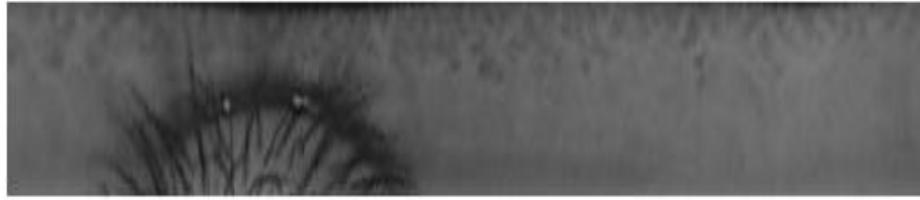


Figura 2.18: Iris normalizada.

2.2.6 Detecção das pálpebras

A operação de detecção das pálpebras é realizada na imagem normalizada da íris (Figura 2.18). As pálpebras são tratadas como parábolas. Para facilitar a detecção, a imagem normalizada é seccionada pela metade. Com isso conseguimos numa seção a pálpebra superior e na outra a pálpebra inferior. A divisão foi feita devido ao fato de que os cílios podem dificultar a detecção da pálpebra superior, mas não a da pálpebra inferior.

Como foi feito para a segmentação da pupila da íris, a transformada de Hough é usada para a detecção e segmentação das pálpebras, a partir das arestas obtidas pelo operador de Canny aplicado a cada imagem resultante da divisão da imagem normalizada. A ordem do filtro Gaussiano do operador de Canny aplicado na imagem contendo a pálpebra superior é maior com a intenção de apagar os cílios.

Como as imagens normalizadas podem não conter as pálpebras faz-se o seguinte: cada vez que é aplicada a transformada de Hough e obtida a parábola que represente melhor uma pálpebra, o número de pontos coincidentes com as bordas detectadas

pelo operador de Canny e a parábola obtida, é comparado com um determinado limiar (em nosso caso o limiar usado foi 15), se for maior a parábola encontrada é tomada como uma pálpebra existente. O procedimento pode ser visualizado na Figura 2.19. Finalmente uma vez detectadas e segmentadas as pálpebras, a imagem da íris normalizada vai ser zerada onde existem as mesmas, como é mostrado na Figura 2.20.

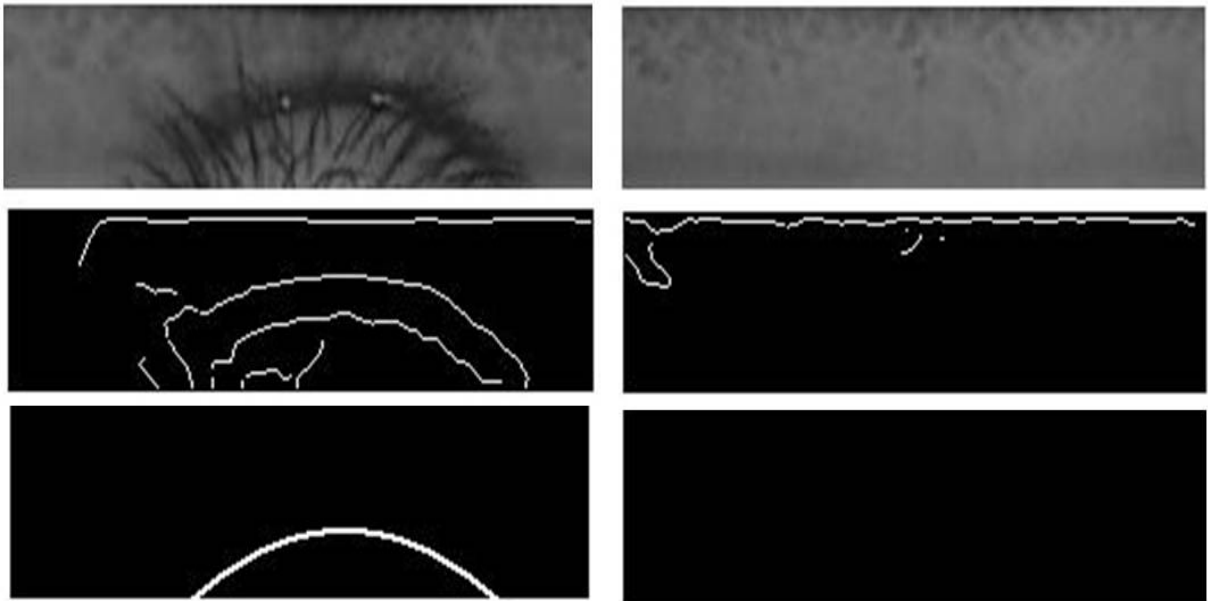


Figura 2.19: O procedimento da detecção das pálpebras.

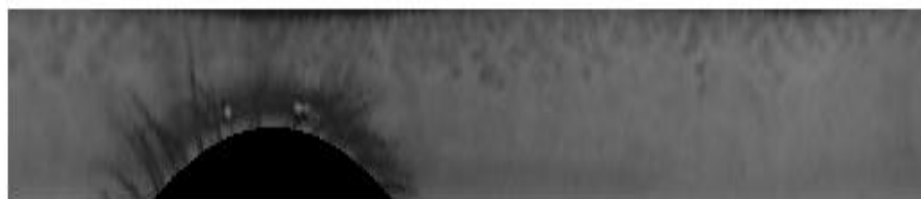


Figura 2.20: Imagem da íris normalizada com a área das pálpebras zeradas.

Capítulo 3

Extensão do método de Boles

Neste capítulo descreve-se brevemente como a representação e o reconhecimento é efetuado de acordo com o método proposto por Boles [8], e depois mostra-se a extensão do método [33], [34].

3.1 O Método de Boles

3.1.1 Representação

O ponto de partida para a representação da íris é a informação das intensidades dos pixels da imagem da íris normalizada (ver Figura 2.18), realçada pela equalização de histograma (ver Figura 3.1) e reduzida para 16 linhas e 512 colunas, como mostrado na Figura 3.2. Cada linha da imagem é normalizada na forma de um vector, que é depois tratada como um único período de uma amostra unidimensional de um sinal periódico.

A transformada wavelet diádica [35], [36] é aplicada a cada vector, decompondo em diferentes níveis de wavelets. O autor conclui experimentalmente que o quarto, quinto e sexto níveis são suficientes para gerar uma boa representação.

Os *zero-crossings* da transformada wavelet diádica do vector são determinados para cada um dos 3 níveis acima mencionados. Os pontos de *zero-crossing* ocorrem quando existe uma abrupta mudança na amplitude do sinal. A Figura 3.3 mostra um exemplo da representação do *zero-crossing* da transformada wavelet de uma determinada linha de uma imagem normalizada.

Depois que os *zero-crossings* foram localizados, o valor médio entre dois pontos

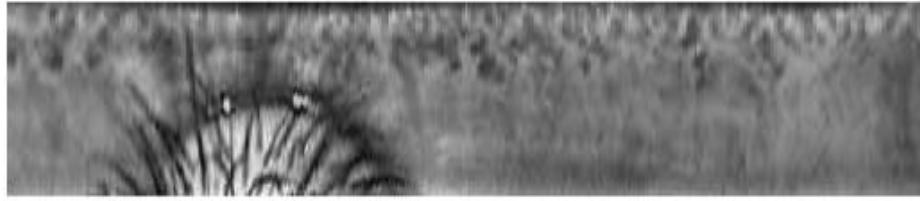


Figura 3.1: Iris normalizada realçada.



Figura 3.2: Iris normalizada reduzida a 16 linhas e 512 colunas.

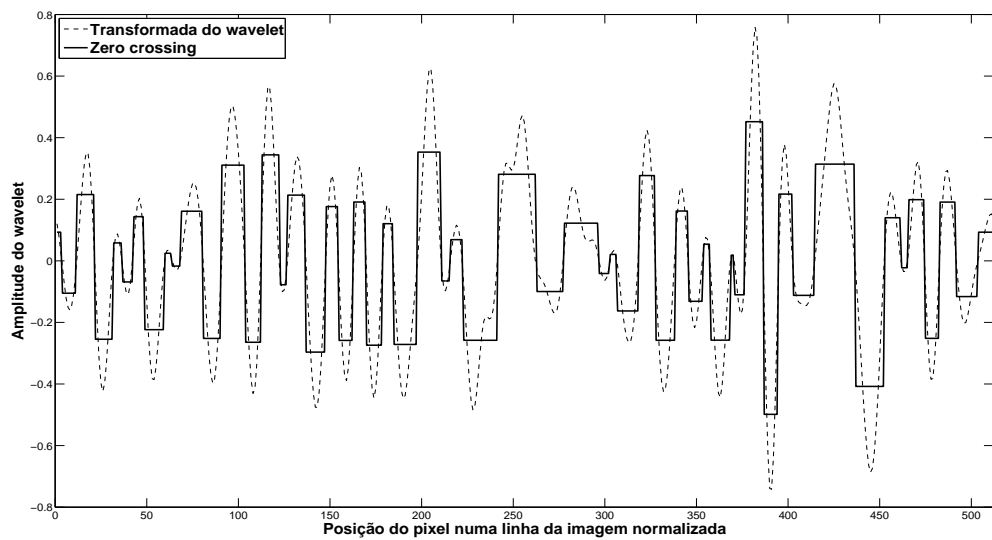


Figura 3.3: Transformada de wavelets e sua representação zero crossing.

de cruzamento consecutivos do wavelet é computado. Na representação proposta em [8] a íris é representada por uma matriz de 48 linhas e 256 colunas, Neste trabalho,

por outro lado, a íris é representada por uma matriz de 48 linhas e 512 colunas.

3.1.2 Reconhecimento

Para calcular a dissimilaridade entre duas íris, as representações *zero-crossing* são comparadas. Boles propõe quatro funções para medir a desigualdade entre os sinais, neste trabalho só vai ser usada a dissimilaridade definida pela Equação 3.1 com a qual obteve-se o melhor desempenho nos experimentos realizados.

$$d_{jm}(f, g) = 1 - \frac{\sum_{n=0}^{N-1} Z_j f(n) \cdot Z_j g(n+m)}{\|Z_j f\| \|Z_j g\|} \quad (3.1)$$

Na equação acima, $d_{jm}(f, g)$ representa a dissimilaridade entre duas íris, f e g , associadas à j -ésima linha da representação matricial para um deslocamento m , onde vetores $Z_j f$ e $Z_j g$ são a j -ésima linha da representação do *zero-crossings* das íris f e g , respectivamente, N é o número dos elementos de $Z_j f$ e $Z_j g$, e $m, n \in [0, N-1]$. O símbolo “ $\| \ \|$ ” denota a norma do vetor. Note que $d_{jm}(f, g)$ é igual a 1 menos o coeficiente de correlação entre $Z_j f(n)$ e $Z_j g(n)$. Assim, a dissimilaridade $d_{jm}(f, g)$ pode ter valores entre 0 e 2, em que 0 corresponde a uma representação perfeita.

A Equação (3.1) é calculada para cada linha da matriz de representação, para imagens normalizadas com 16 linhas e usando 3 níveis wavelets, que retornarão 48 valores, cuja média é tomada como a dissimilaridade (D_m) entre as íris f e g , para um determinado valor de m . É importante notar que m representa o deslocamento do segundo sinal. Este deslocamento é devido ao fato de que o usuário pode ter-se inclinado no momento da captura da imagem do olho, como ilustrado na Figura 3.4. Finalmente a dissimilaridade entre duas íris f e g , é dada por:

$$D = \underbrace{\min}_m(D_m) \quad (3.2)$$

3.2 A Extensão do Método de Boles

Esta secção descreve nossa proposta para estender o método de Boles, que vai permitir lidar com a oclusão feita pelas pálpebras e cílios. Assume-se que as áreas de oclusão foram localizadas, as imagens foram normalizadas, e o valor zero foi

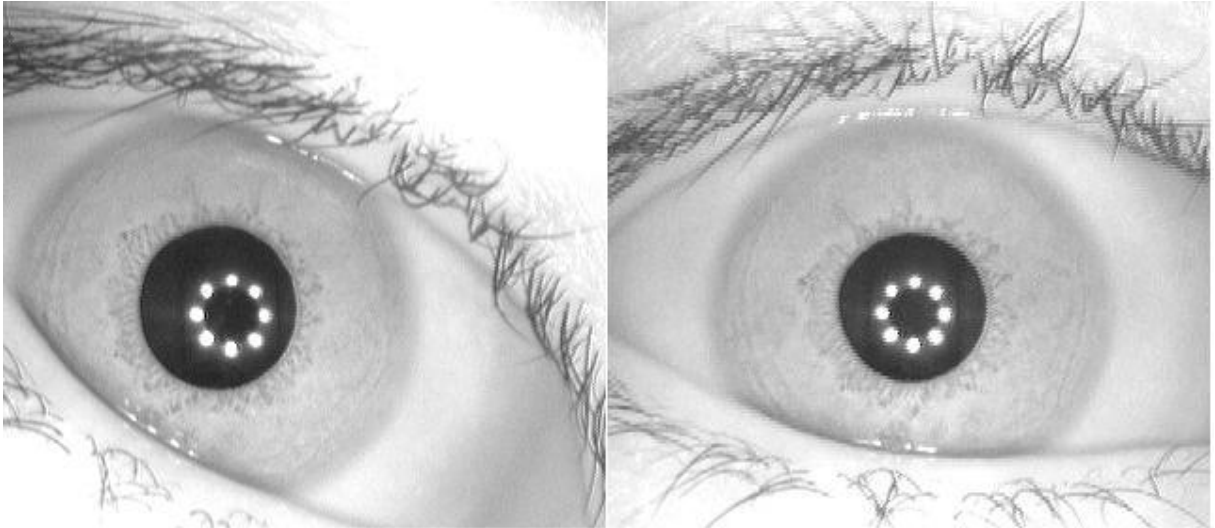


Figura 3.4: Olhos da mesma pessoa, com inclinação diferente do usuário no momento da captura.

atribuído aos correspondentes pixels. A Figura 3.5 mostra a imagem da íris normalizada, realçada e reduzida a 16 linhas e 512 colunas.



Figura 3.5: Iris normalizada reduzida a 16 linhas e 512 colunas e com a parte da pálpebra zerada.

A ideia básica consiste em restringir o cálculo da dissimilaridade para os valores do *zero-crossing* não influenciados pela oclusão, devido ao fato de que a transformada wavelet é uma operação de vizinhança, e é afetada pela oclusão sobre uma faixa que vai além dos pixels que contêm a oclusão. Isso influencia diretamente os valores do *zero-crossing* que não contem oclusão.

A aproximação pode melhor ser compreendida considerando a imagem da Figura 3.2, que mostra a mesma imagem da Figura 3.5 onde as regiões da oclusão

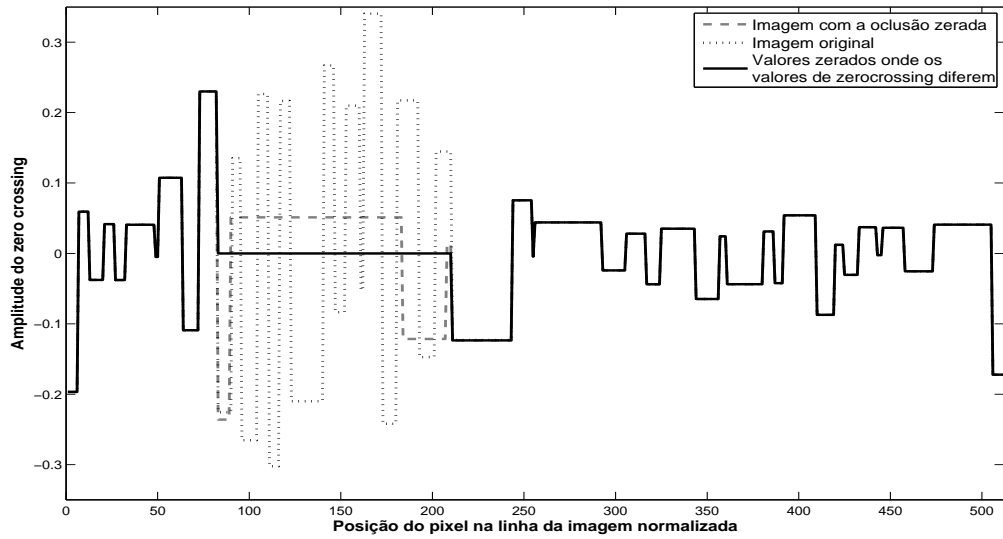


Figura 3.6: Zero crossing.

são ajustadas a zero (preto). Claramente, para um método que localize a oclusão corretamente, as imagens das Figuras 3.2 e 3.5 devem ser equivalentes. Agora tomamos a linha j -ésima de ambas imagens e obtemos seu zero crossing. Na Figura 3.6 são mostradas as filas das imagens das Figuras 2.18 e 2.20 pelas linhas pontilhada e tracejada, respectivamente. Os valores de zero crossing diferem somente na região afetada pela oclusão. Uma terceira curva, mostrada pela linha contínua na Figura 3.6, é produzida zerando pontos onde os valores *zero-crossing* diferem. Então, para ignorar pixels com oclusão, a análise da dissimilaridade deve ser limitada aos valores não zerados desta terceira curva. Esta idéia é explicada em termos mais formais como segue.

Sejam $Z_j f$ e $Z_j g$ as representações *zero-crossing* produzidas pela transformada wavelet da j -ésima linha de uma imagem normalizada, tal como é mostrada na Figura 2.18. Similarmente $Z'_j f$ e $Z'_j g$ são as representações *zero-crossing* da mesma linha mas com os pixels que contem a oclusão zerados, ver Figura 2.20. Além disso, definimos os vetores $Z_j^* f$ e $Z_j^* g$ como

$$Z_j^* f(n) = \begin{cases} Z_j f(n) & \forall Z_j f(n) = Z'_j f(n), \\ 0 & \forall Z_j f(n) \neq Z'_j f(n). \end{cases} \quad (3.3)$$

$$Z_j^*g(n) = \begin{cases} Z_jg(n) & \forall Z_jg(n) = Z_j'g(n), \\ 0 & \forall Z_jg(n) \neq Z_j'g(n). \end{cases} \quad (3.4)$$

Então, Z_j^*f e Z_j^*g derivam-se de Z_jf e de Z_jg com os elementos afetados pela oclusão zerados. Agora podemos escrever a função de dissimilaridade substituindo os valores Z_jf e de Z_jg pelos valores Z_j^*f e Z_j^*g , respectivamente, ou seja,

$$d_{jm}(f, g) = 1 - \frac{\sum_{n=0}^{N-1} Z_j^*f(n) \cdot Z_j^*g(n+m)}{\|Z_j^*f\| \|Z_j^*g\|} \quad (3.5)$$

A dissimilaridade de duas íris f e g é dada no método de Boles pelo valor medio dos 48 valores produzidos pela aplicação da Eq. (3.1) em cada linha das matrizes de representação do zero crossing. Este trabalho propõe o uso de uma média ponderada, em vez do valor médio simple, os pesos na média ponderada são dados pelo número de valores não zerados em $Z_j^*f(n)$ e $Z_j^*g(n)$, de acordo com

$$D_m = \frac{\sum_{j=1}^M d_{jm}(f, g) \times k_j}{\sum_{j=1}^M k_j} \quad (3.6)$$

onde M corresponde ao número total de linhas da imagem normalizada multiplicado pela a quantidade de níveis da wavelets usados. Neste trabalho foram usadas 16 linhas e tres níveis da wavelets. Por tanto então $M = 48$, $d_{jm}(f, g)$ é dada pela Eq. (3.5), e k_j é o numero total de valores não zerados da j -ésima linha da matriz com os valores da representação *zero-crossing*.

Capítulo 4

Análises e Resultados

Este capítulo está dividido em duas partes, a primeira analisa os resultados da segmentação da pupila, íris e a detecção de pálpebras. Na segunda parte são analisados os resultados dos diferentes testes, através dos quais o método proposto por Boles e a nossa extensão do mesmo desenvolvida neste trabalho. Para isso usaram-se 2300 imagens do banco de Casia versão 3.

4.1 Segmentação da pupila, íris e detecção de pálpebras

4.1.1 Segmentação da pupila

Para segmentar a pupila, o primeiro passo é a localização do centro dos leds infravermelhos, como foi explicado no Capítulo 2. Nesta etapa em 17 imagens (0,8%) do banco de Casia não foi possível achar o centro dos leds infravermelhos. Isto ocorreu devido ao fato que em algumas imagens os leds ficaram fora da pupila, em outros casos um dos leds não foi refletido pela pupila ou a reflexão foi mínima. Na Figura 4.1 são mostrados alguns exemplos com imagens do banco em que não foi possível encontrar o centro dos leds.

Na segmentação da pupila pelo círculo alguns erros ocorreram devido a considerações de que a forma da pupila foi escolhida como círculo. Na Figura 4.2 mostram-se imagens com pupilas que não têm a forma de um círculo.

Fazendo a segmentação da pupila pelo contorno, ocorreu 31 erros (1,35%). Os

erros foram obtidos devido ao limiar usado não ter sido adequado. Em alguns casos o limiar permitiu a inclusão de partes dos cílios, em outros não incluiu pupila inteira. Outro problema ocorre quando o led fica próximo na fronteira da pupila com a íris. A Figura 4.3 contém exemplos dos problemas encontrados na segmentação da pupila pelo contorno.

4.1.2 Segmentação da íris

Nesta parte do processo houve erros (1,39%) na segmentação da íris. Os erros foram produzidos porque o número de pontos detectados dos cílios como borda da íris, foi maior do que o número de pontos da borda da íris. Exemplos de erros na segmentação da pupila são mostrados na Figura 4.4.

4.1.3 Detecção das pálpebras

Como foi explicado no Capítulo 2, o processo de detecção das pálpebras foi feito na imagem normalizada da íris. Devido a isso, a imagem normalizada pode não conter as pálpebras, com isso vai se ter 3 tipos de erros:

- quando a pálpebra não é detectada (falso negativo),
- quando a pálpebra é detectada sem que ela exista (falso positivo),
- e quando a pálpebra é segmentada de forma incorreta.

Ao final houve 125 (5,43%) falsos negativos, 115 (5%) falsos positivos e 45 (1,95%) pálpebras mal segmentadas. Os dois primeiros tipos de erros são causados por um limiar inadequado para aceitação ou rejeição da pálpebra. O ajuste do limiar é complicado pelo fato que as pálpebras podem ter um tamanho pequeno, mediano ou grande. Os erros de segmentação aconteceram porque às vezes a pálpebra não tem exatamente a forma de uma parábola. Na Figura 4.5 podem-se apreciar exemplos com erros na segmentação das pálpebras.



Figura 4.1: Exemplos de imagens onde não foi possível encontrar o centro dos leds infravermelhos



Figura 4.2: Exemplos de imagens onde a pupila não tem a forma de um círculo.

4.2 Avaliação do método proposto para o reconhecimento

Os testes de avaliação foram realizados no modo de verificação (correspondência de um para um). Neste modo, o *Receiver Operating Characteristic* (ROC) e o *Equal*

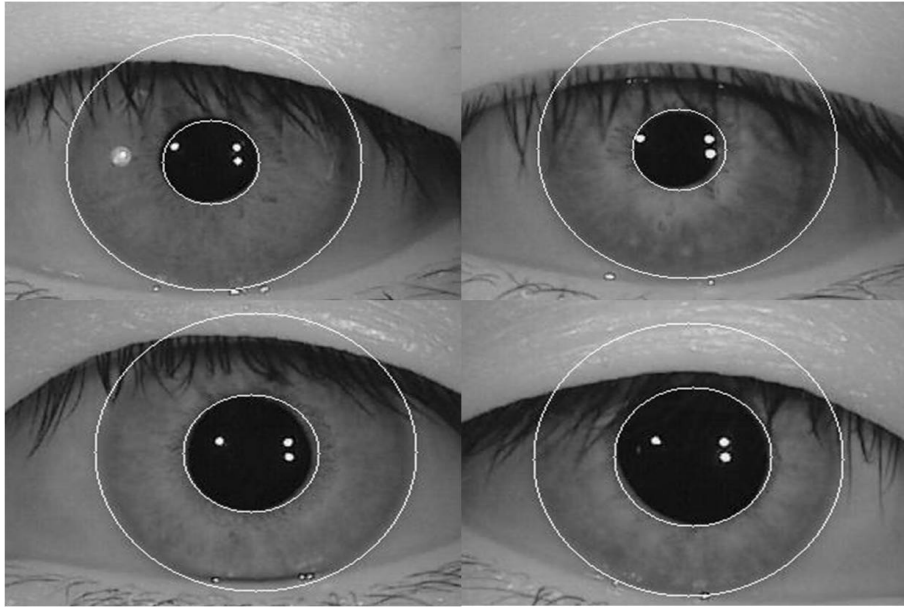


Figura 4.3: Exemplos de imagens com erros na segmentação da pupila pelo contorno.

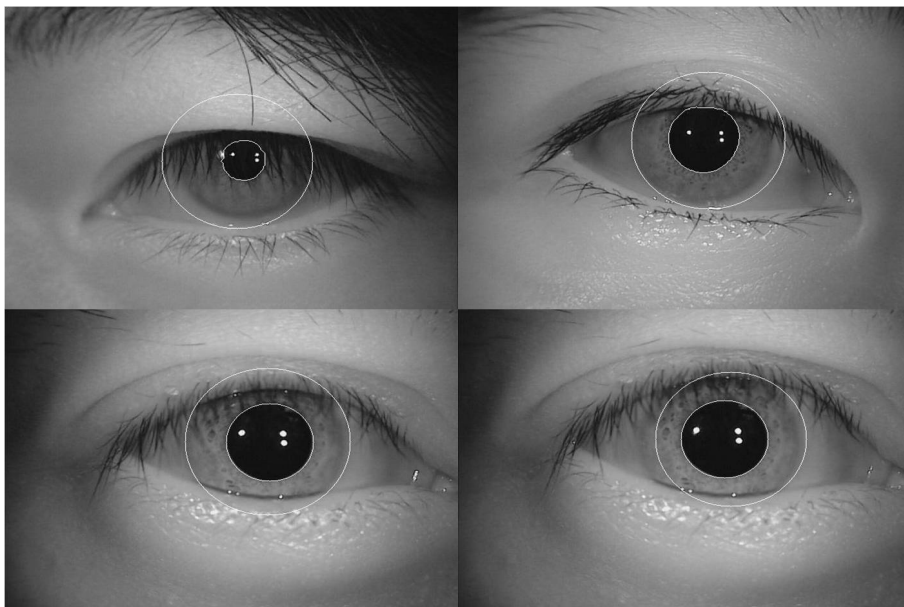


Figura 4.4: Exemplos de imagens com erros na segmentação da íris.

Error Rate (EER) são utilizados nas avaliações de desempenho. A curva ROC é um falso positivo ou *False Match Rate* (FMR) versus a curva dos falsos negativos ou *False Non-Match Rate* (FNMR) [37], [38], que mede a exatidão do processo de correspondência e mostra o desempenho geral de um algoritmo. A FMR é a probabilidade de aceitar um impostor e a FNMR é a probabilidade de que um usuário autorizado seja rejeitado. O EER é o ponto onde as taxas de falsos positivos

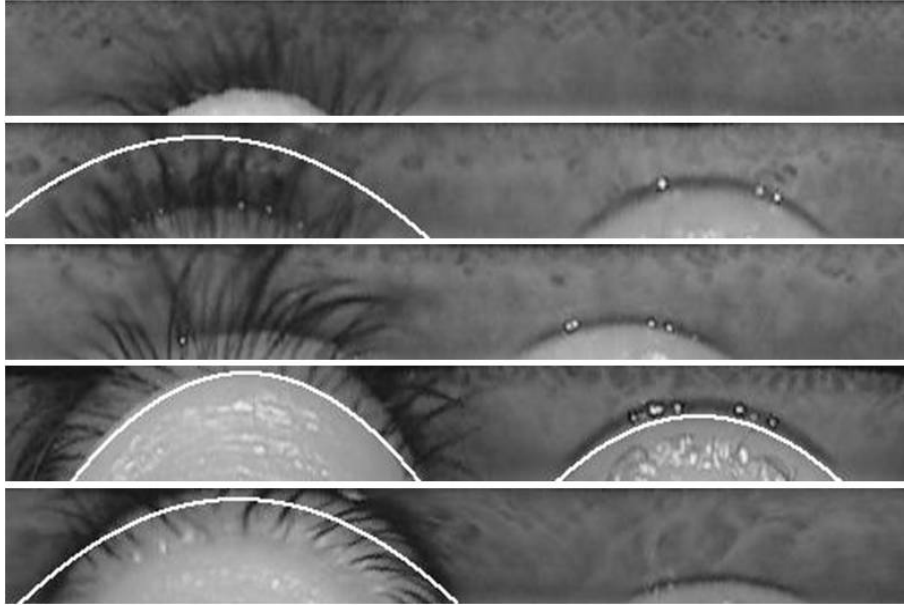


Figura 4.5: Exemplos de imagens normalizadas da íris com erros na detecção das pálpebras.

e falsos negativos são iguais em valor. Quanto menor o EER melhor o algoritmo. Para a avaliação do método proposto foram utilizadas somente as imagens para as quais a pupila e íris foram corretamente segmentadas. Os erros na detecção da oclusão foram mantidos.

Um total de 2220 imagens foram usadas para medir a performance da extensão do método de Boles proposta neste trabalho, fazendo um total de 2463090 comparações. Foram realizados diferentes testes para encontrar a melhor performance no sentido de exatidão e de se obter o menor tempo computacional.

Nas próximas seções são detalhados os testes realizados e os resultados obtidos.

4.2.1 Teste 1

O primeiro teste foi usado para avaliar o método proposto versus o método de Boles [9]. Cabe indicar que nas imagens usadas neste teste, a pupila foi segmentada usando a aproximação de um círculo. Pode-se apreciar nas curvas do histograma dos positivos e negativos (ver Figura 4.6) e na Curva ROC (ver Figura 4.7) a superioridade de nossa proposta. A Tabela 4.1 mostra os EER de cada método, e confirma a melhor performance do método proposto, além do valor EER obtido no método

proposto por Boles ser quase 40% menor que o valor obtido por Ma [11] no mesmo método.

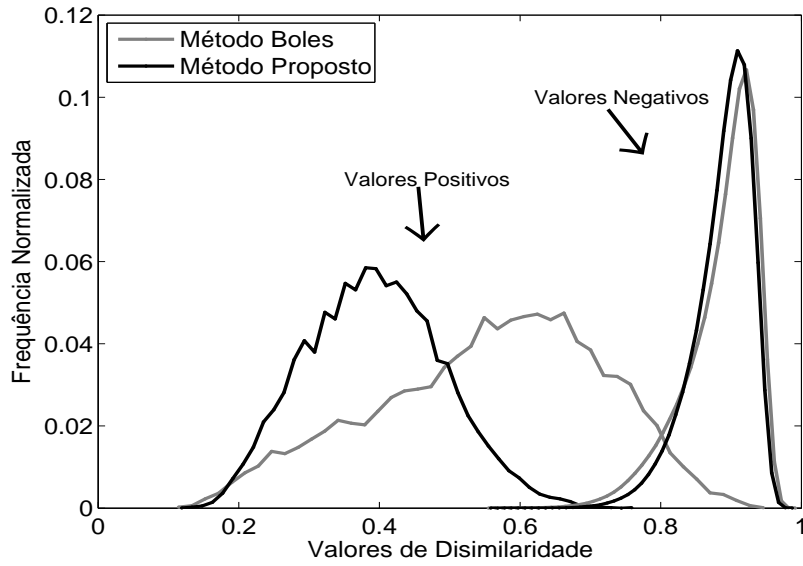


Figura 4.6: Histogramas de positivos e negativos do método de Boles e do proposto.

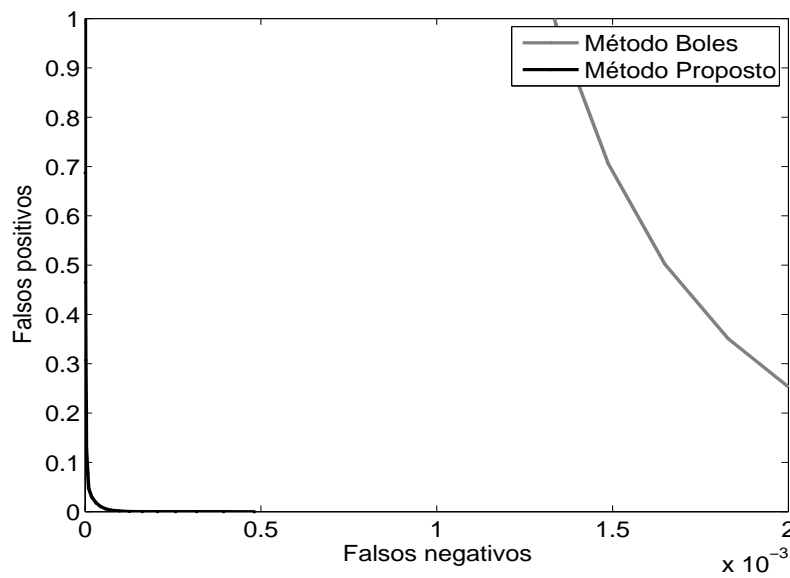


Figura 4.7: Curvas ROC do método de Boles e do proposto.

Tabela 4.1: Valores EER resultantes do método de Boles e do proposto.

Método	Boles	Proposto
EER (%)	5,7347	0,078279

4.2.2 Teste 2

Neste teste foi avaliada a performance do método proposto com as duas formas de segmentação da pupila explicadas no Capítulo 2. Os resultados mostrados nas Figuras 4.8 e 4.9 e na Tabela 4.2, indicam que a segmentação da pupila pelo contorno tem um melhor desempenho em termos de exatidão. Em todos os testes seguintes a segmentação da pupila foi realizada pelo contorno.

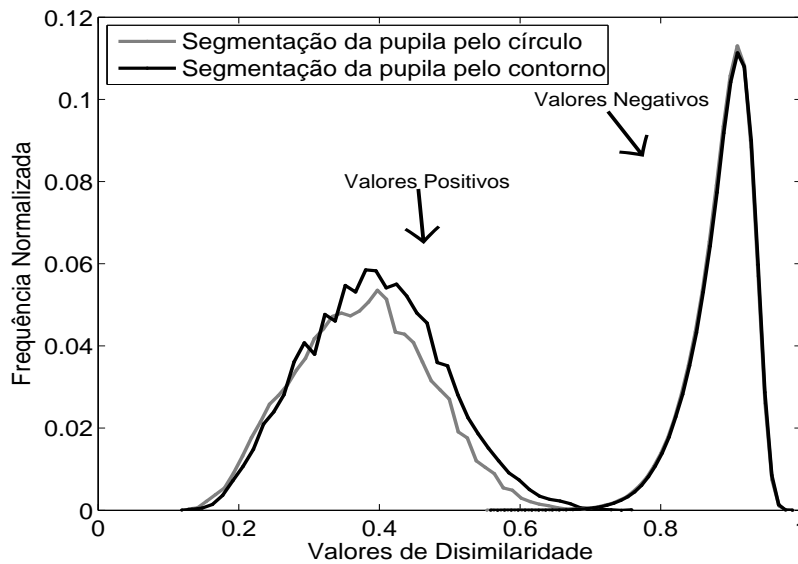


Figura 4.8: Histograma de positivos e negativos com as duas formas de segmentação da pupila.

Tabela 4.2: Valores EER resultantes com as duas formas de segmentação da pupila.

Seg. da pupila	Contorno	Círculo
EER%	0,044051	0,078279

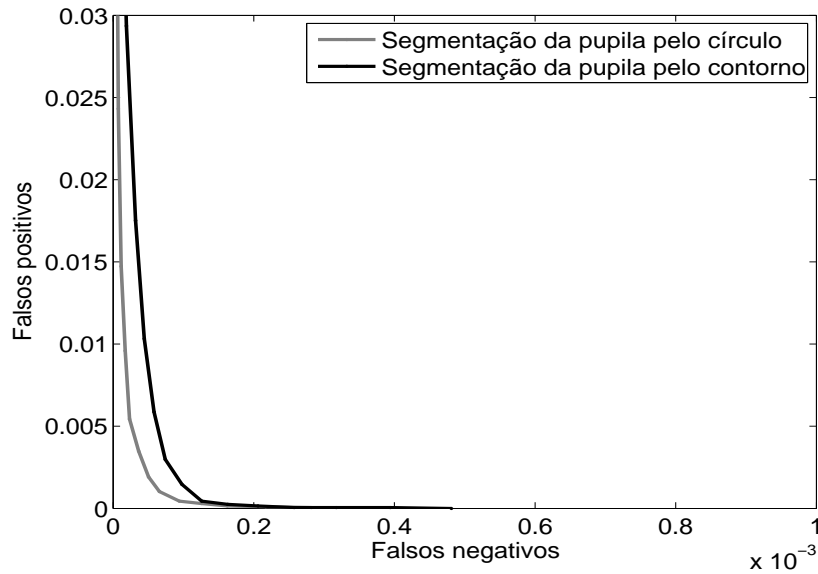


Figura 4.9: Curvas ROC com as duas formas de segmentação da pupila.

4.2.3 Teste 3

Neste terceiro teste foram avaliados os níveis de *wavelets* 4, 5 e 6 indicados por Boles, como os níveis com melhor resultado em seu experimento, versus os níveis *wavelets* 3, 4 e 5, e os níveis 2, 4 e 6. O teste mostrou que os níveis 3, 4 e 5 forneceram os melhores resultados. Este resultado pode ser observado melhor nos valores de EER da Tabela 4.3 e nas curvas de ROC da Figura 4.11, devido à proximidade dos histogramas mostrados na Figura 4.10.

Tabela 4.3: Valores EER usando diferentes combinações de 3 níveis de *wavelets*.

Níveis de <i>Wavelets</i>	2,4,6	3,4,5	4,5,6
EER%	0,023101	0,022507	0,044051

4.2.4 Teste 4

O quarto teste considerou apenas as combinações de dois níveis de *wavelets*, as combinações usadas são: níveis 3 e 4, níveis 4 e 5, e níveis 3 e 5. Ao final nossa matriz resultante no processo de representação teve uma dimensão de 32x512, 16 linhas a menos das matrizes usando 3 níveis, o que representa uma diminuição de

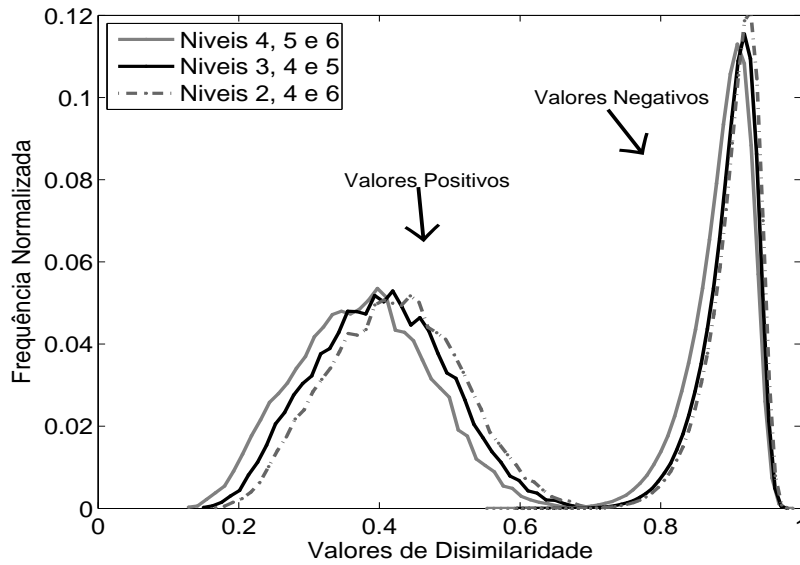


Figura 4.10: Histograma de positivos e negativos usando diferentes combinações de 3 níveis de *wavelets*.

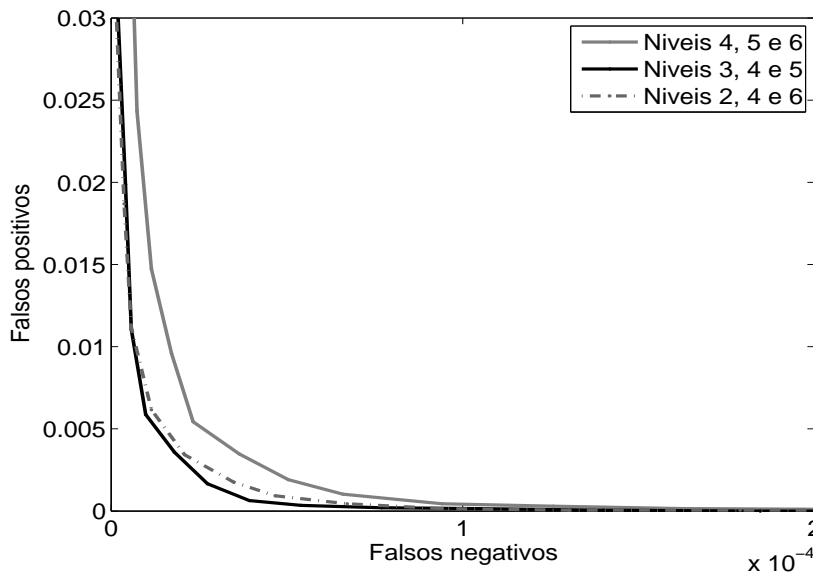


Figura 4.11: Curvas ROC usando diferentes combinações de 3 níveis de *wavelets*.

33.33% na quantidade de dados a ser usados no processo de reconhecimento. Os resultados mostraram que a diferença entre o melhor resultado do EER usando 3 níveis (ver Tabela 4.3) de *wavelets*, e o melhor resultado usando só 2 níveis (ver Tabela 4.4), não tem uma diferença significativa. Os histogramas e as curvas ROC são mostrados nas Figuras 4.12 e 4.13, respectivamente.

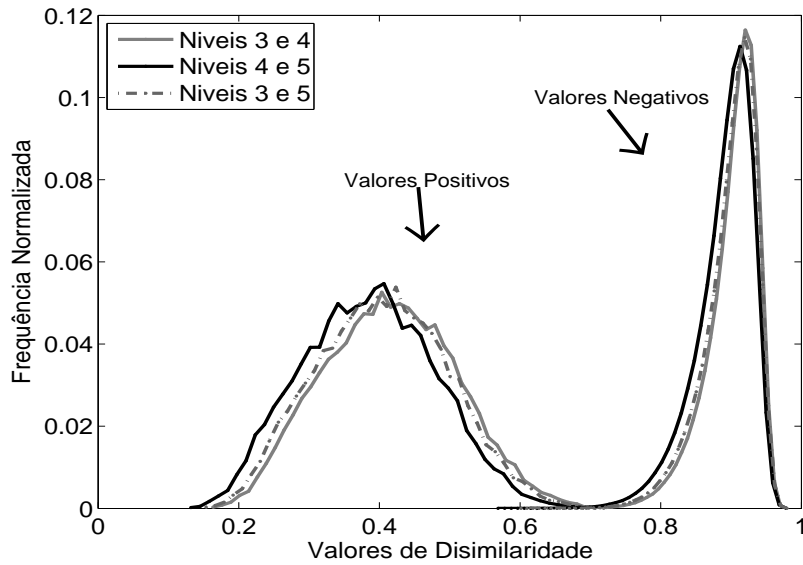


Figura 4.12: Histograma de positivos e negativos usando diferentes combinações de 2 níveis de *wavelets*.

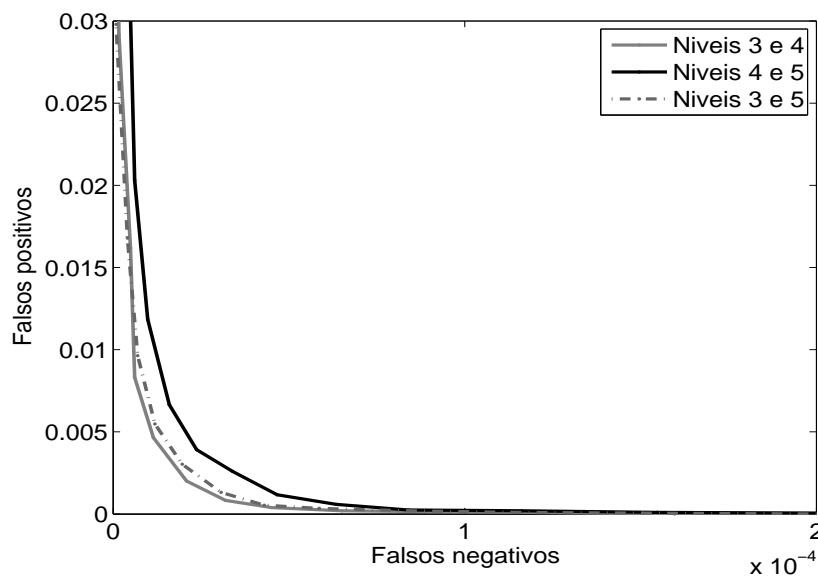


Figura 4.13: Curvas ROC usando diferentes combinações de 2 níveis de *wavelets*.

4.2.5 Teste 5

Neste teste, o método proposto foi avaliado só com 1 nível de *wavelet*. Foi testado o nível 3 versus o nível 4, e versus o nível 5. O menor EER foi 0,029293% usando o nível 4 de *wavelet* (ver Tabela 4.5), 30% maior que o menor EER obtidos nos testes

Tabela 4.4: Valores EER usando diferentes combinações de 2 níveis de *wavelets*.

Níveis de <i>Wavelets</i>	3 e 4	4 e 5	3 e 5
EER%	0,024206	0,030214	0,022651

anteriores (ver Tabela 4.3). Este resultado, apesar de ser maior do que o melhor resultado obtido no teste 3, o valor não ficou ruim se comparamos com resultados obtidos em outros trabalhos, com EERs em torno de 0,10% (ver [11], [15]), mas houve um ganho computacional de 66,67% devido ao uso de apenas só um nível de *wavelet*. Esse ganho foi obtido graças à reduzida dimensão de 16x512.

Pode-se ver nas Figuras 4.14 e 4.15, e na Tabela 4.5 que os resultados obtidos como os níveis 3 e 4, ficaram quase iguais. O nível 5 forneceu resultados piores.

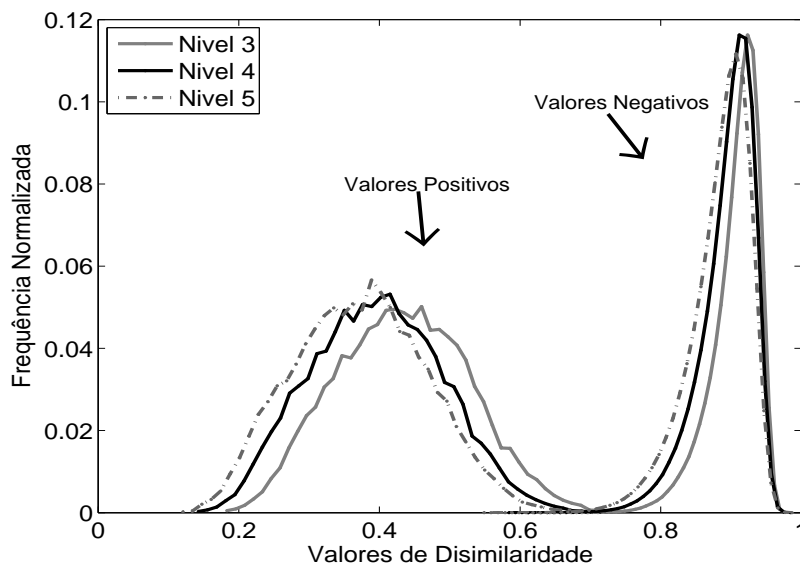


Figura 4.14: Histogramas de positivos e negativos usando apenas um nível de *wavelet*.

Tabela 4.5: Valores do EER usando apenas um nível de *wavelet*.

Níveis de Wavelets	3	4	5
EER%	0,029293	0,029273	0,047819

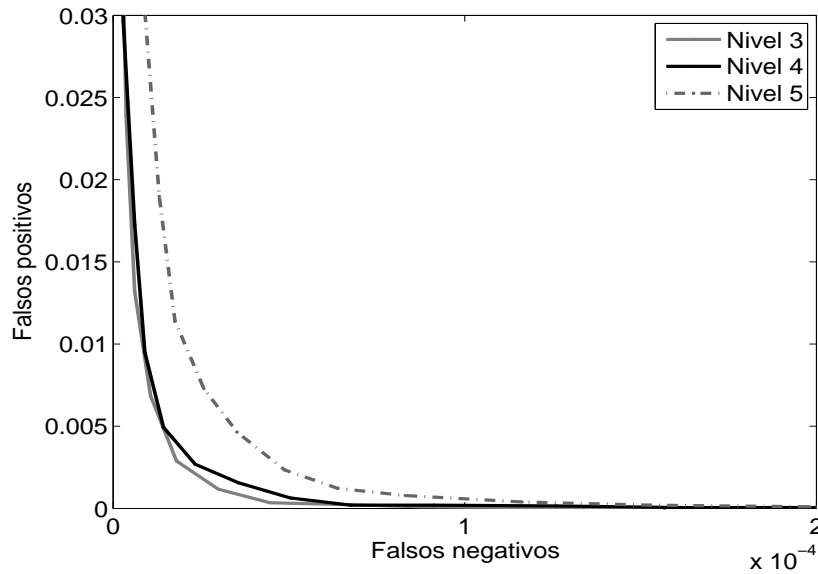


Figura 4.15: Curvas ROC usando apenas um nível de *wavelet*.

4.2.6 Teste 6

O sexto teste avaliou o método proposto usando apenas o nível 4 de *wavelet*, versus o mesmo nível mas usando só a metade da informação da íris normalizada, versus o mesmo nível usando só a terceira parte da íris normalizada. Em outras palavras, como foi explicado no Capítulo 2, a íris é normalizada em uma matriz de 64x512. Para trabalhar com a metade da íris, usaram-se as primeiras 32 linhas da matriz, e para trabalhar com a terceira parte da íris foram usadas as 22 primeiras linhas.

O resultado do teste mostrou que usando apenas a metade e a terceira parte da informação da íris, os valores de EER encontrados ficaram menores do que os obtidos com a íris completa. Com este resultado pode-se entender que a informação dos detalhes relevantes da íris estão em maioria concentrados nessa área. A Figura 4.18 mostra alguns exemplos nos quais acontece essa concentração. Ao comparar o resultado do EER obtido usando a metade da íris (ver Tabela 4.6) com os trabalhos encontrados nesta pesquisa, só Monro [14] consegue melhor resultado (EER de 0%) usando também o banco de Casia. O fato de não conseguir melhores resultados foi devido ao método proposto ter dificuldade quando existe uma dilatação forte da pupila. Esta dilatação faz que a área da íris diminua e com isso também os detalhes relevantes da íris. Na Figura 4.19 são mostradas imagens de olhos com a pupila

dilatada.

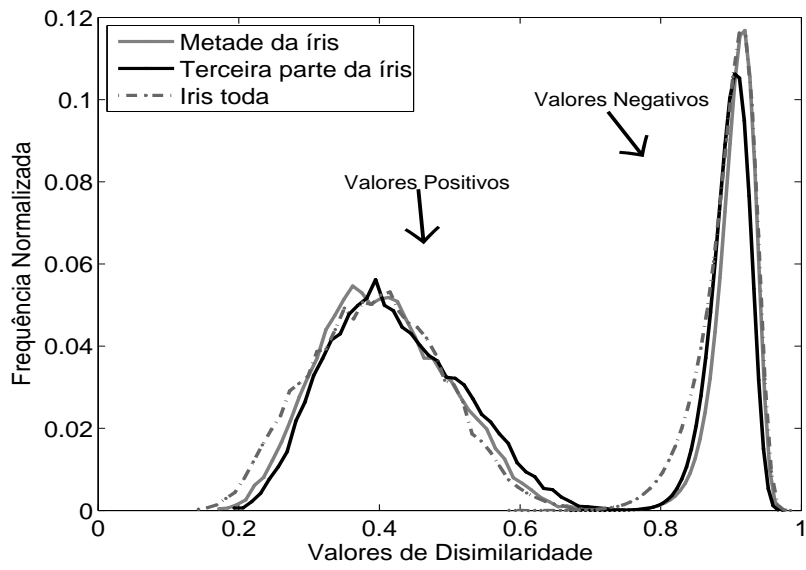


Figura 4.16: Histogramas de positivos e negativos usando informação total ou parcial da íris.

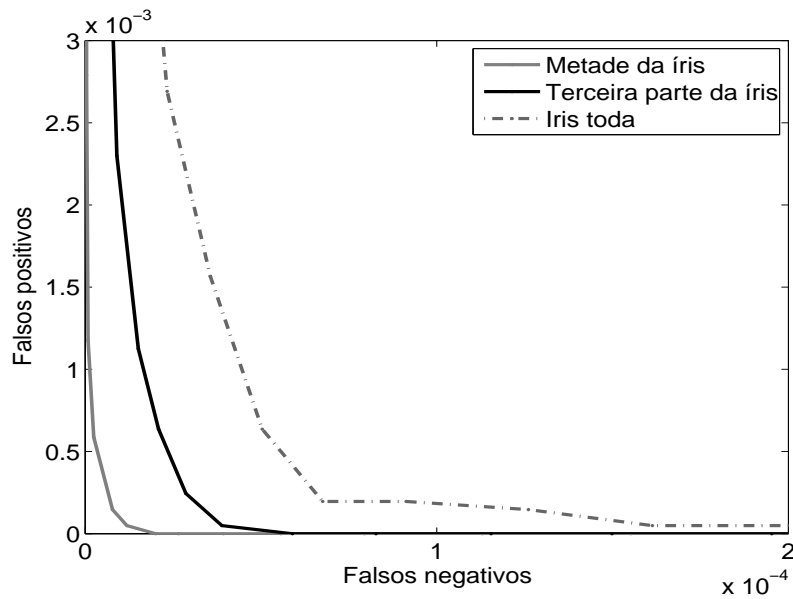


Figura 4.17: Curvas ROC usando informação total ou parcial da íris.

Tabela 4.6: Valores do EER usando informação parcial da íris.

Informação da íris usada	Toda	Metade	Terceira parte
EER%	0,029293	0,004923	0,015035

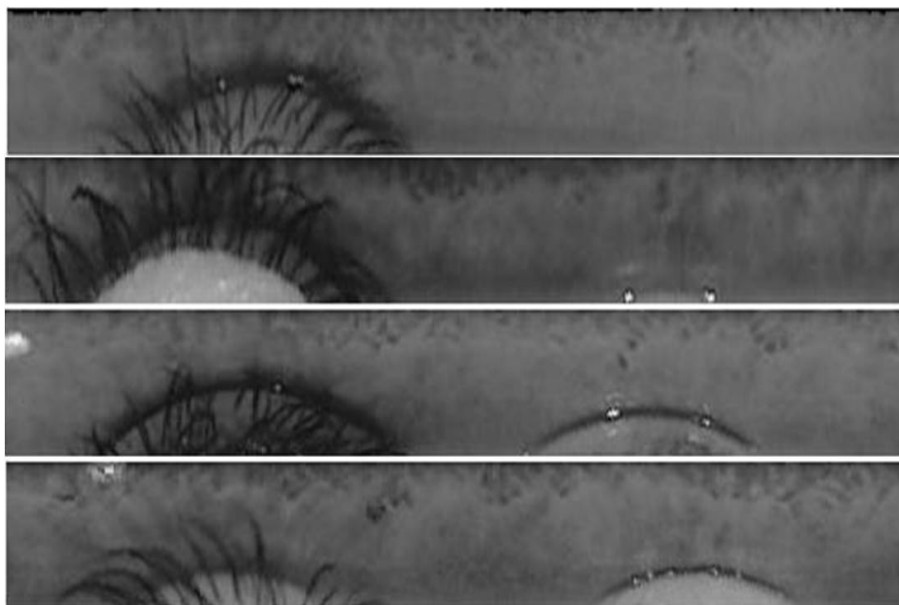


Figura 4.18: Exemplos de imagens normalizadas da íris com detalhes fortes concentrados perto da pupila.

4.2.7 Teste 7

No último teste o algoritmo proposto usando só o nível de wavelet 4 e metade da íris foi comparado com o uso da imagem normalizada reduzida para 8 linhas, e depois para redução a 4 linhas. Como descrito no Capítulo 2, a imagem normalizada da íris é sempre reduzida a 16 linhas por 512 colunas. Os valores EER aumentaram como mostra a Tabela 4.7, mas o valor resultante com 4 linhas pode ser considerado bom, além de produzir um ganho computacional de 87,5%. Os histogramas e as curvas ROC são mostradas nas Figuras 4.20 e 4.21. Não são citados os resultados dos testes com 2 linhas e 1 linha, porque os valores EER ficaram relativamente elevados (em torno de 1% ou maior). Estes valores não podem ser considerados bons, se comparados com resultados encontrados na literatura.



Figura 4.19: Exemplos de imagens onde a pupila tem uma dilatação forte.

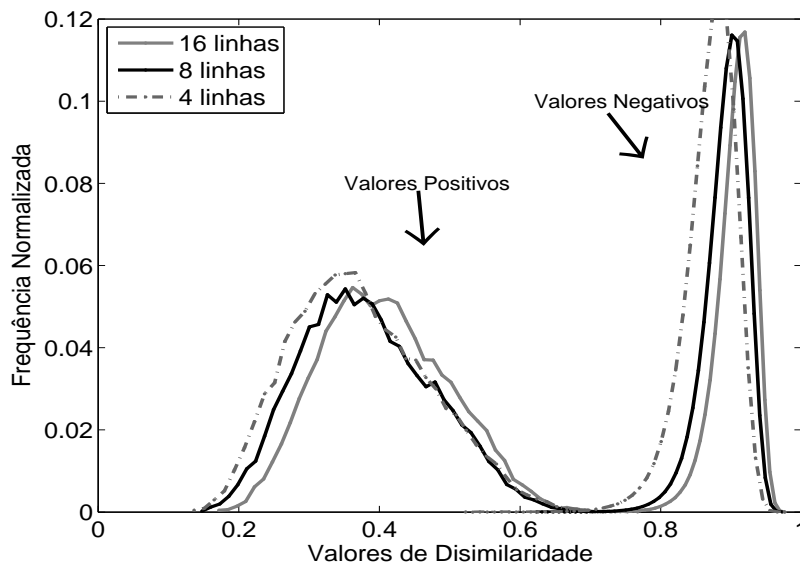


Figura 4.20: Histograma de positivos e negativos reduzindo o número de linhas da imagem normalizada.

Tabela 4.7: Valores do EER reduzindo o número de linhas da imagem normalizada.

Redução da imagem normalizada	16 linhas	8 linhas	4 linhas
EER%	0,004923	0,010150	0,091779

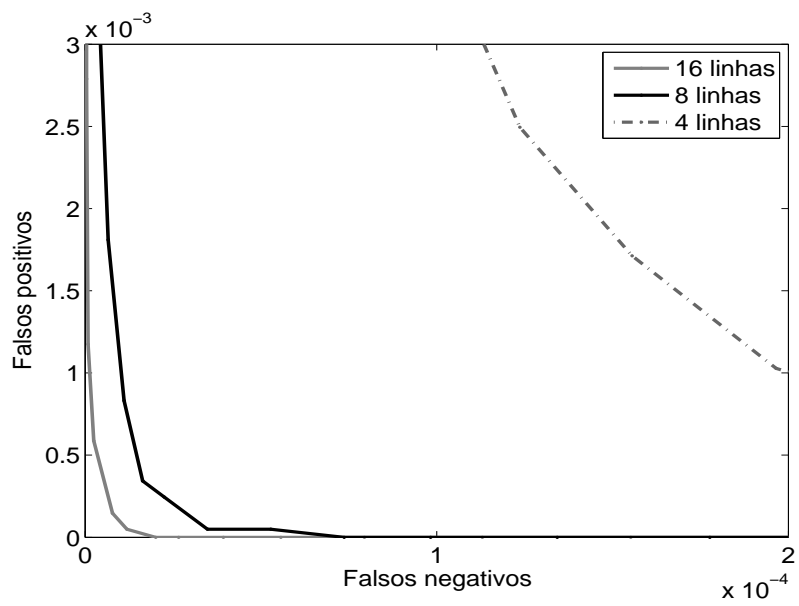


Figura 4.21: Curva ROC reduzindo o número de linhas da imagem normalizada.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

5.1 Conclusões

A pesquisa realizada neste trabalho procurou investigar alguns dos aspectos técnicos de um sistema biométrico de identificação de pessoas, baseado em imagens de íris. Como parte do trabalho, foram desenvolvidos algoritmos para segmentar a íris, pupila, pálpebras e para criar uma extensão do método de Boles para tratar o problema da oclusão da íris provocada pelo fechamento das pálpebras. A extensão proposta foi testada com duas formas de segmentação da pupila. Também foi testada a quantidade da informação da íris necessária para se ter uma boa representação sem comprometer a exatidão do resultado. Além de procurar o melhor resultado em termos de exatidão na etapa de reconhecimento, a pesquisa focalizou a minimização da complexidade computacional para conseguir um menor tempo de processamento. Para isso foram usadas 2300 imagens do banco Casia. A seguir são descritas as etapas da pesquisa realizada:

- Os algoritmos para segmentação da pupila e da íris produziram resultados com uma alta exatidão. A técnica proposta para esta etapa mostrou-se robusta.
- Na parte da detecção e segmentação das pálpebras, apesar do resultado não ter alcançado a robustez obtida com a segmentação da pupila e íris, os avanços obtidos são promissores.
- Os resultados da proposta da extensão do método do Boles se mostraram superiores aos do método original, produzindo um EER bem menor.

- Foi demonstrado com os resultados de dois procedimentos de segmentar pupila, que devido ao fato da pupila não ter sempre a forma circular, ela tem que ser segmentada por seu contorno.
- Os testes demonstraram que os detalhes relevantes da íris estão em sua maioria concentrados em regiões próximas à pupila. Conseqüentemente, a íris pode ser representada por sua metade mais próxima da pupila, sem afetar a exatidão do método.
- A complexidade computacional foi reduzida usando menor quantidade de níveis da wavelets, sem comprometer a exatidão do método proposto. Ótimos resultados foram alcançados com apenas 1 nível da wavelet. Isso produz um algoritmo muito mais rápido que o proposto no método original de Boles.

5.2 Trabalhos Futuros

Dentre os trabalhos futuros revelados por esta pesquisa, destacamos os seguintes:

- Criar uma base de dados de imagens de íris utilizando-se dispositivos e parâmetros próprios procurando imitar as bases de dados já existentes.
- Melhorar a detecção e a segmentação das pálpebras. Esta melhora pode ser feita usando a imagem original do olho, ao invés da imagem normalizada da íris. Com isso pode-se garantir a existência das pálpebras, evitando assim o uso de um limiar que avalie a existência das mesmas.
- Desenvolver um novo método de normalização da íris, pois o método proposto por Daugman [6] possui um custo computacional elevado. A nova normalização poderia utilizar círculos concêntricos à pupila. Esta normalização tem que ser sensível à dilatação da pupila.

Referências Bibliográficas

- [1] NANAVATI, R., THIEME, M., NANAVATI, S., *Biometrics: Identity Verification In a Networked World*. 2002.
- [2] ERICKSON, M., *Eye Anatomy*, Tech. rep., St. Luke's Cataract & Laser Institute, 1996.
- [3] *The Gross Anatomy and Embryology of the Eye, The Eye*. Ed. London: Academic, 1968.
- [4] BORGES, H., BOURS, P., WOLTHUSEN, S., “Visible-Spectrum Biometric Retina Recognition”. pp. 1056–1062, Aug. 2008.
- [5] PROENCA, H., ALEXANDRE, L., “A Method for the Identification of Noisy Regions in Normalized Iris Images”, *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on*, v. 4, pp. 405–408, 2006.
- [6] DAUGMAN, J., “How iris recognition works”, *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, v. 14, n. 1, pp. 21–30, Jan. 2004.
- [7] WILDES, R., “Iris recognition: an emerging biometric technology”, *Proceedings of the IEEE*, v. 85, n. 9, pp. 1348–1363, Sep 1997.
- [8] BOLES, W., “A security system based on human iris identification using wavelet transform”, *Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, 1997. KES '97. Proceedings., 1997 First International Conference on*, v. 2, pp. 533–541 vol.2, May 1997.
- [9] BOLES, W., BOASHASH, B., “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform”, *Signal Processing, IEEE Transactions on*, v. 46, n. 4, pp. 1185–1188, Apr 1998.

- [10] MA, L., TAN, T., WANG, Y., et al., “Personal identification based on iris texture analysis”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, v. 25, n. 12, pp. 1519–1533, Dec. 2003.
- [11] MA, L., TAN, T., WANG, Y., et al., “Efficient iris recognition by characterizing key local variations”, *Image Processing, IEEE Transactions on*, v. 13, n. 6, pp. 739–750, June 2004.
- [12] SANCHEZ-AVILA, C., SANCHEZ-REILLO, R., DE MARTIN-ROCHE, D., “Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform”, *Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE*, v. 17, n. 10, pp. 3–6, Oct 2002.
- [13] SANCHEZ-REILO, C. S. R., “Multiscale Analysys for Iris Biometrics”. In: *36th Annual 2002 International Carnahan Conference on Security Technology*.
- [14] MONRO, D., RAKSHIT, S., ZHANG, D., “DCT-Based Iris Recognition”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, v. 29, n. 4, pp. 586–595, April 2007.
- [15] ROY, K., BHATTACHARYA, P., “Optimal features subset selection and classification for iris recognition”, *J. Image Video Process.*, v. 2008, n. 3, pp. 1–20, 2008.
- [16] POURSABERI, A., ARAABI, B. N., “Iris recognition for partially occluded images: methodology and sensitivity analysis”, *EURASIP J. Appl. Signal Process.*, v. 2007, n. 1, pp. 20–20, 2007.
- [17] NOH, S., PAE, K., LEE, C., et al., “Multiresolution Independent Component Analysis for Iris Identification”. In: *In Proc. of the International Conference on Circuits/Systems Computers and Communications*.
- [18] YU, L., ZHANG, D., WANG, K., “The relative distance of key point based iris recognition”, *Pattern Recogn.*, v. 40, n. 2, pp. 423–430, 2007.
- [19] NASCIMENTO, R. C., *Identification System based on the Iris Structure (in portuguese)*, Master’s Thesis, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2005.

- [20] HUANG, J., WANG, Y., TAN, T., et al., “A New Iris Segmentation Method for Recognition”. pp. 554–557, 2004.
- [21] KONG, W., ZHANG, D., “Accurate iris segmentation based on novel reflection and eyelash detection model”. pp. 263–266, 2001.
- [22] KANG, B. J., PARK, K. R., “A robust eyelash detection based on iris focus assessment”, *Pattern Recogn. Lett.*, v. 28, n. 13, pp. 1630–1639, 2007.
- [23] XU, G., ZHANG, Z., MA, Y., “Improving the Performance of Iris Recognition System Using Eyelids and Eyelashes Detection and Iris Image Enhancement”. v. 2, pp. 871–876, July 2006.
- [24] “CASIA Iris Database, Center for Biometrics and Security Research”, <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>, Março 2008.
- [25] ZIAUDDIN, S., DAILEY, M., “Iris recognition performance enhancement using weighted majority voting”. pp. 277–280, Oct. 2008.
- [26] WANG, Z., HAN, Q., NIU, X., et al., “A Novel Template Protection Algorithm for Iris Recognition”. v. 2, pp. 340–345, Nov. 2008.
- [27] CHU, C. T., CHEN, C.-H., “High performance iris recognition based on LDA and LPCC”. pp. 5 pp.–421, Nov. 2005.
- [28] FATT, N. R. Y., HAUR, T. Y., MING, M. K., “A review of iris recognition algorithms”. v. 2, pp. 1–7, Aug. 2008.
- [29] LARICO CHAVEZ, R. F., *Uma Proposta para Melhoria na Eficiência de um Sistema de Reconhecimento de Íris Humana*, Master’s Thesis, Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 2007.
- [30] CANNY, J., “A computational approach to edge detection”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, v. 8, n. 6, pp. 679–698, 1986.
- [31] BALLARD, D. H., “Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes”, *Pattern Recognition*, v. 13, n. 2, pp. 111 – 122, 1981.

- [32] DAUGMAN, J., “High confidence recognition of persons by iris patterns”. pp. 254–263, Oct 2001.
- [33] HOYLE, E., FEITOSA, R., PETRAGLIA, A., “Iris Recognition Using One-Dimensional Signal Analysis”. In: *In Proc. 8º Seminário Internacional de Metrologia Elétrica*, Jun. 2009.
- [34] HOYLE, E., LEITE, P., FEITOSA, R., “An Extension To Boles Method To Cope With Occlusion”. In: *In Proc. III Workshop de Visão Computacional*, Oct. 2007.
- [35] ANTONINI, M., BARLAUD, M., MATHIEU, P., et al., “Image coding using wavelet transform”, *Image Processing, IEEE Transactions on*, v. 1, n. 2, pp. 205–220, Apr 1992.
- [36] DAUBECHIES, I., “Where do wavelets come from? A personal point of view”, *Proceedings of the IEEE*, v. 84, n. 4, pp. 510–513, Apr 1996.
- [37] T., M., G., K., CHANDLER D.AND KANE, J., *Biometric product testing final report*, Tech. rep., Nat. Physical Lab., 2001.
- [38] MANSFIELD, A., W. J., *Best practice standards for testing and reporting on biometric device performance*, Tech. rep., Nat. Physical Lab., 2002.