

Ricardo Pereira de Oliveira Carreira

Concepção de um Sistema Alternativo de Reconhecimento de Íris Cooperativo



Universidade da Beira Interior

Departamento de Informática

Agosto 2009

Ricardo Pereira de Oliveira Carreira

Concepção de um Sistema Alternativo de Reconhecimento de Íris Cooperativo



*Tese submetida ao Departamento de Informática para avaliação dos requisitos
do grau de mestre em Engenharia Informática orientado pelo
Doutor Hugo Pedro Martins Carriço Proença, Professor Auxiliar no
Departamento de Informática da Universidade da Beira Interior, Covilhã, Portugal*

Universidade da Beira Interior
Departamento de Informática
Agosto 2009

Agradecimentos

Inicialmente, quero mostrar a inteira gratidão a todos os que me ajudaram, apoiaram e permitiram que o sucesso desta tese fosse possível.

Quero agradecer ao meu orientador, ao Doutor Hugo Proença, pela exposição dos seus sábios conhecimentos na área, pelos seus conselhos e encorajamento. Quero salientar o seu forte apoio e as “injecções” de confiança no decorrer da elaboração da tese, das quais me encontro inteiramente grato.

Agradeço a todos os meus colegas de trabalho do laboratório *SOCIALab*, que no decorrer do ano sempre mostraram interesse na evolução do meu trabalho. Agradeço-lhes também pelas constantes discussões que permitiram elucidar algumas das soluções para os problemas que foram surgindo. Também quero mostrar o meu apreço aqueles que, fora do laboratório, me apoiaram e ajudaram directamente.

O meu obrigado, aos responsáveis da empresa Acronym, que também acompanharam o meu trabalho e que forneceram o material de apoio necessário à realização deste trabalho.

Por fim, agradeço a todos os meus familiares, que nunca desistiram e que sempre confiaram em mim mostrando o seu apoio, amizade e carinho. O meu sincero agradecimento, à minha namorada, pela sua ajuda persistente na fase de escrita assim como pela sua espera e paciência aquando da minha ausência para a elaboração da tese.

A todos, o meu sincero obrigado.

Resumo

Nos dias de hoje, uma das mais importantes condições que está associado ao ser humano é a segurança. Cada vez mais se pretende garantir a autenticidade das pessoas evitando assim ataques e invasões maliciosas. É nesse contexto que surgem os sistemas biométricos, como forma de solucionar esses problemas. Mais concretamente, o uso da íris como medida biométrica, tem sido dos métodos mais promissores, completos e robustos existentes no mercado. As suas aplicações são vastas, desde à utilização em aeroportos, laboratórios, bancos ou prisões. Em todos estes exemplos, é necessária uma cooperação dos indivíduos que permite adquirir imagens de qualidade para o processo de reconhecimento.

Com a utilização de um sistema biométrico, independentemente da característica fisiológica utilizada, existem dois tipos de identificação: *verificar se uma boa é quem diz ser* ou *identificar a pessoa em questão* dizendo concretamente de quem se trata, caso essa seja uma das pessoas com autorização. Sendo que as características físicas funcionam como senha de acesso, os comuns problemas de esquecimento de *passwords* ou de furto de cartões de acesso deixam de fazer sentido. As pessoas são a sua própria senha.

Nesta tese, encontra-se descrito as metodologias que visam responder às várias etapas do reconhecimento da íris. No entanto, os métodos apresentados, tentam contornar a patente criada por John Daugman em 1994. É a única patente utilizada nos sistemas de reconhecimento biométrico em comercialização através da íris. Os métodos consistem inicialmente na segmentação da íris em imagens capturadas. De seguida, as imagens segmentadas passam por uma fase de normalização para um melhor manuseamento dos dados. Por fim existem métodos que determinam quais os valores mais aptos para extrair informação e criar uma assinatura biométrica. Os diversos métodos propostos encontram-se complementados com resultados, que justificam as várias decisões tomadas.

Abstract

Nowadays, one of the most relevant conditions associated to the human being is security. The preservation of people authenticity to avoid attacks and malicious invasions are increasing. The appearance of biometric systems work as a way to solve these issues. Specifically, the usage of iris as a biometric trait incorporated in a biometric system has been the most promising, complete and robust that can be offered. There are several applications like airports, laboratories, banks and prisons. In all of these examples, the subject cooperation with the devices is required allowing the capture of good quality images to the recognition process.

With the usage of a biometric system, regardless the physical feature, there are two types of identifications: *check if someone is who he says he is* or *identify the subject* by giving his own identity, if that person is considered an authorized subject. Considering that the physical traits work as an “allow permission”, the usual issues associated to the forgotten passwords or the stolen identity cards no longer make sense. People are they own password.

In this thesis are described several methodologies that respond to all of the iris recognition steps. However, the proposed methods try to circumvent the patent created by John Daugman in 1994. This patent is the only one used in the iris biometric recognition system in the market. Inicially, the proposed methods work on the iris segmentation. Then, the segmented images go to the normalization step for a better data manipulation. To conclude, there are methods to determine witch are the best settings to feature extraction to biometric signature creation. The several proposed methods are accomplished with test results that justify the token decisions.

Conteúdo

Conteúdo	ix
Lista de Figuras	xiii
Lista de Tabelas	xvii
Acrónimos	xix
1 Introdução	1
1.1 Motivação e Objectivos	3
1.2 Estrutura do Documento	4
2 Estado da Arte	7
2.1 Biometria	7
2.1.1 História da Biometria	9
2.1.2 Identificação Biométrica	10
2.1.2.1 Taxas de Fiabilidade	11
2.1.3 Medidas Biométricas	12
2.1.4 Comparação Entre as Mais Comuns Medidas Biométricas . . .	17
2.2 Leitores de Íris	19
2.3 Anatomia Ocular	21
2.3.1 Anatomia do olho	21
2.3.2 Anatomia da Íris	23
2.4 Reconhecimento da Íris	24

2.4.1	As Etapas do Reconhecimento da Íris	24
2.4.1.1	Segmentação da Íris	25
2.4.1.2	Normalização da Íris	28
2.4.1.3	Extracção de Características	29
2.4.1.4	Comparação de Características	31
2.4.2	Reconhecimento da Íris Não-Cooperativo	32
3	Método Proposto	35
3.1	Segmentação da Íris	35
3.1.1	Detecção da Fronteira Pupilar	35
3.1.1.1	Pré-processamento	36
3.1.1.2	Detector de Arestas	39
3.1.1.3	Randomized Hough Transform	40
3.1.2	Detecção da Fronteira Esclérica	42
3.2	Normalização	43
3.3	Extracção de Características	44
3.3.1	Wavelet Daubechies	45
3.3.2	Transformada Discreta de <i>Wavelet</i>	45
3.3.2.1	Banco de Filtros	46
3.4	Comparação de Características	49
3.4.1	Deslocamento Horizontal	49
3.5	Optimização	50
3.5.1	Detecção de Pálpebras e Pestanas	50
4	Resultados e Discussão	53
4.1	Base de Dados BATH	53
4.1.1	Tipos de ruído	54
4.2	Panasonic Authenticam	55
4.3	Avaliação de Resultados	55
4.3.1	Segmentação da Íris	56
4.3.2	Normalização	60

4.3.2.1	Normalização Vector Uni-dimensional	60
4.3.3	Comparação de Características	61
4.3.3.1	Usando Segmentação Ideal	62
4.3.3.2	Usando Segmentação Pelo Método Proposto	68
4.3.4	Detecção de Pálpebras e Pestanas	70
5	Conclusão	73
5.1	Trabalho Futuro	74
A	Detalhes da Implementação	75
A.1	Ambiente de Trabalho	75
A.2	RHT	75
	Referências	81

Lista de Figuras

1.1	Esquematização dos vários passos na elaboração da tese	2
2.1	Sistema biométrico genérico (adaptado de [21])	11
2.2	Modo de ajuste diante do leitor de íris (adaptado de [35])	19
2.3	Esquema do Modo de Interação (adaptado de [34])	20
2.4	Diagrama esquemático do olho humano (adaptado de [51])	22
2.5	Anatomia externa do olho humano (adaptado de [29])	22
2.6	Figura ilustrativa da íris humana (retirada de [46])	23
2.7	Etapas do reconhecimento da íris (adaptado de [38])	24
2.8	Segmentação da íris através de duas circunferências	25
2.9	Exemplo de um mapa de arestas obtido através do detector de arestas de <i>Sobel</i>	26
2.10	Ilustração do processo <i>Pulling and Pushing</i> (adaptado de [16])	28
2.11	Esquema do modelo <i>Daugman Rubber Sheet</i>	29
2.12	Exemplo de um <i>irisCode</i> (Imagem de [11])	32
3.1	Diagrama das etapas da detecção da fronteira pupilar	36
3.2	Exemplo de uma imagem capturada e o seu resultado após a aplica- ção do processamento morfológico	37
3.3	Imagens e os seus respectivos histogramas	38
3.4	Dois exemplos de <i>kernel</i> discretos que aproximam o filtro de Laplace	39
3.5	Mapa de arestas da imagem 3.3(c) através do detector de arestas Laplacian of Gaussian (LoG)	40

3.6	Exemplos de circunferências detectadas nos mapas de arestas produzidos através do método descrito em 3.1.1.2	42
3.7	A imagem original e o corte que contém a íris	43
3.8	A imagem segmentada e a normalização da íris segmentada através do método <i>Daugman Rubber Sheet</i>	44
3.9	<i>Wavelet Daubechies1 (Haar)</i>	45
3.10	Aplicação de filtros de uma dimensão	46
3.11	Encadeamento de banco de filtros	47
3.12	Diagrama da decomposição diádica de imagens através da transformada de <i>wavelet</i>	48
3.13	Exemplo de deslocamento horizontal pela direita na comparação de assinaturas biométricas binárias	49
3.14	Conjunto de imagens da íris normalizadas com ruído	50
3.15	Conjunto de imagens da íris normalizadas com detecção de pálpebras e pestanas	51
4.1	Exemplos de imagens da íris da base de dados BATH	53
4.2	Exemplos de imagens com ruído da base de dados <i>BATH</i>	55
4.3	Gráfico representativo da deslocação em píxeis em função do número de iterações	57
4.4	Gráfico representativo do tempo em função do número das iterações	58
4.5	Exemplos de imagens bem segmentadas com o método proposto	59
4.6	Exemplos de imagens mal segmentadas com o método proposto	60
4.7	Normalização para vector uni-dimensional	61
4.8	Gráfico das inter e intra classes	62
4.9	Ajuste de uma função Gaussiana às duas distribuições	63
4.10	Exemplos de imagens da íris normalizadas	64
4.11	Gráfico da distribuição das inter e intra classes consoante a dissimilaridade na comparação de assinaturas da íris	66
4.12	Ilustração das curvas que medem o desempenho para o conjunto de teste da imagem de dados BATH	67

4.13	Resultados obtidos com a utilização do vector uni-dimensional . . .	68
4.14	Gráfico da distribuição das inter e intra classes consoante a dissemelhança na comparação de assinaturas da íris segundo o método proposto de segmentação	69
4.15	Ilustração das curvas que medem o desempenho para o conjunto de teste da imagem de dados BATH com o método proposto para a segmentação da íris	69
4.16	Gráfico da distribuição das inter e intra classes para o conjunto de teste com imagens não ruidosas	70
4.17	Conjunto de imagens da íris normalizadas com detecção de ruído . .	71
4.18	Gráfico das percentagens consoante a variação do limiar	71
4.19	Gráfico da relação entre as duas curvas da figura 4.18	72
A.1	Três pontos aleatórios	76
A.2	Calculo da recta tangente a cada ponto	77
A.3	Calculo da bissectriz através do ponto médio e da intersecção das tangentes	78
A.4	Detecção do centro da circunferência	78

Lista de Tabelas

2.1	Comparação Entre as Mais Comuns Medidas Biométricas (adaptado de [4])	18
4.1	Distância euclidiana da segmentação através do método proposto para várias iterações	57
4.2	Percentagem de imagens consoante a sua distância euclidiana	59
4.3	Resultados das HD consoante as dimensões da imagem da íris normalizada rectangular	64
4.4	Resultados das HD consoante as dimensões da imagem da íris normalizada quadrada	65
4.5	Resultados das HD consoante as dimensões do filtro das <i>wavelets</i> da família Daubechies	66

Acrónimos

RHT Randomized Hough Transform

HD Hamming Distance

FAR False Acceptance Rate

FRR False Rejection Rate

FIR False Identification Rate

FTE Failure to Enroll

FTA Failure to Acquire

ROC Receiver Operating Curve

ADN Ácido Desoxirribonucleico

DET Detection Error Tradeoff

LoG Laplacian of Gaussian

Capítulo 1

Introdução

A Biometria, é uma área de reconhecimento de padrões que estuda as características dos seres vivos e das suas propriedades. Tem sido uma área em constante expansão, tendo como grande causa a necessidade de cada vez mais preservar a identidade e garantir segurança. De entre as mais variadas características fisiológicas, o uso da íris humana como meio de identificação têm provado ser um dos mais promissores métodos de segurança. A íris, sendo uma parte interna do olho, encontra-se bastante protegida evitando assim lesões que possam afectar a sua complexa estrutura. Este factor, juntamente com a estabilidade ao longo do tempo, são algumas das características que fazem da íris uma característica biométrica bastante promissora.

O uso de características biométricas para identificação mostra-se cada vez mais como uma ideia viável. Cada pessoa possui as suas próprias características e estas diferem das restantes pessoas . Exemplificando, não existe ninguém com a voz igual, com a mesma impressão digital ou com olhos exactamente idênticos. Até mesmo entre irmãos gémeos há diferenças, o que torna as medidas biométricas um excelente meio de identificação fiável.

O processo de identificação biométrica, qualquer que seja a característica a usar, segue o seguinte modelo: captura de uma amostra biométrica de dados, extracção de características e por fim a comparação. A captura consiste na aquisição de uma amostra dessa característica. A fase de extracção de características é a fase onde se faz uso das propriedades para se criar uma assinatura biométrica. Por fim é na fase da comparação que se obtém o resultado final. Esse resultado pode ser fornecido de dois modos, consoante o sistema, dando uma resposta afirmativa ou negativa

relativamente à identidade da pessoa ou simplesmente identificando-a, dizendo de quem se trata.

Mais concretamente para a fase do reconhecimento de íris, e após a captação da amostra biométrica, a imagem do olho contendo a íris é processada de modo a separar a íris da restante imagem. Essa etapa é denominada de segmentação. A íris segmentada é então normalizada, onde possui um formato mais favorável para as demais etapas. As fases de extração de características e de classificação são idênticas às mencionadas no parágrafo anterior.

Também como resultado da fase de classificação, pode-se obter um valor quantitativo de semelhança. Esse valor indica o quanto um assinatura é semelhante à que está a ser comparada.

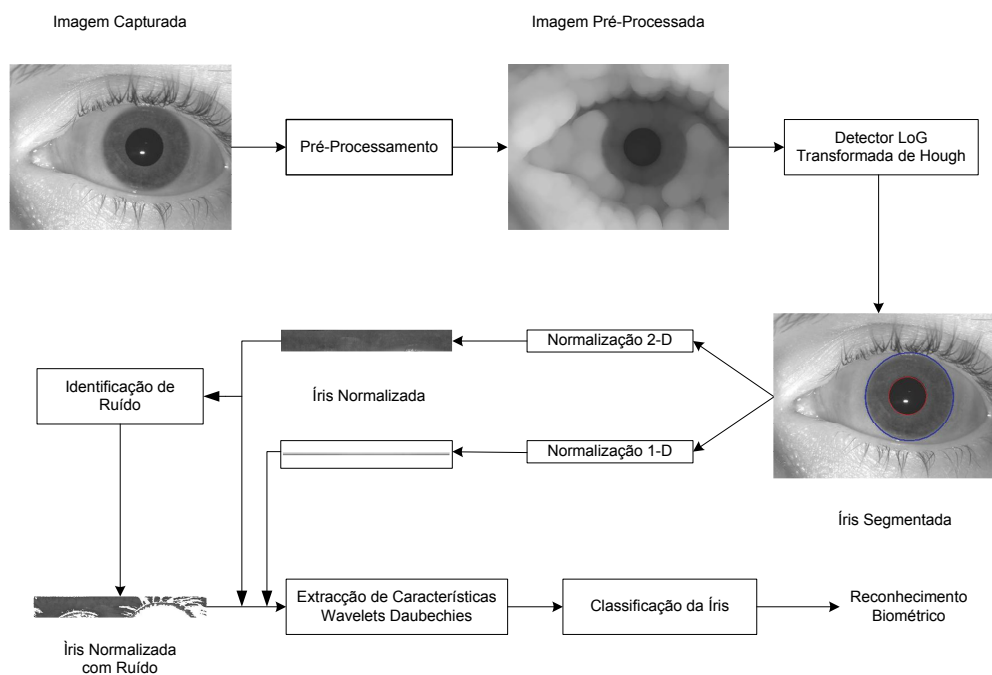


Figura 1.1: Esquematisação dos vários passos na elaboração da tese

A figura 1.1 representa o esquema base na delineação deste trabalho. Estão também identificados os vários métodos propostos. Inicialmente, as imagens capturadas são as existentes na base de dados BATH. É uma base dados variada

e completa, como descrito em 4.1. De seguida, a proposta para a segmentação da íris, que tenta segmentar a íris em qualquer tipo de imagens, inclusive imagens com ruído. O processo de normalização introduz duas vertentes distintas: a vertente a uma e a duas dimensões, que irá facilitar os processos seguintes. Estas duas vertentes são independentes. Após a normalização, é feita uma análise ao ruído existente na imagem recebida e avaliado o seu desempenho para a seguinte fase da extracção de características. Esta fase aplica-se apenas a imagens normalizadas de duas dimensões, sendo que a sua aplicação é opcional. Após a normalização, as imagens podem passar logo à fase da extracção de características. É então na fase de extracção de características, onde é proposta a utilização das *wavelets*. Esta fase termina com a criação da assinatura biométrica binária, que comparada com as restantes, irá responder à etapa de classificação da íris e consequentemente ao reconhecimento biométrico.

1.1 Motivação e Objectivos

Na actualidade, são usados como meios de identificação, as assinaturas, *passwords* ou até cartões de identificação. No entanto as *passwords* podem ser esquecidas e os cartões de identificação roubados. É deste modo que surge o interesse nos métodos biométricos, na identificação pessoal baseado nas características fisiológicas e comportamentais, sendo que os indivíduos não esquecem ou perdem as suas características físicas do mesmo modo que acontece com as *passwords* e cartões de identificação.

O espírito inovador associado ao desenvolvimento de um sistema alternativo, usando técnicas não utilizadas nos sistemas actuais patenteados, é o principal desafio para a criação de um modelo de reconhecimento de íris comercial. É neste seguimento que os métodos propostos tentam contornar a patente de Daugman, a única implementada com sucesso em produtos comerciais [12]. Fazendo sempre recurso à cooperação da pessoa que está a ser identificada, o grau de rigor dos resultados obtidos deverá ser elevado. Contrariamente, num sistema de reconhecimento não-cooperativo, não se espera uma exactidão de resultados tão elevada.

1.2 Estrutura do Documento

Findado o capítulo da introdução, os restantes capítulos encontram-se ordenados do seguinte modo:

Capítulo 2 - Neste capítulo é feita uma abordagem mais exaustiva ao tema da biometria. É iniciado com uma breve revisão histórica da evolução da biometria seguido de quais as características em uso e estudo, e as que são utilizadas em sistemas biométricos comerciais. Os leitores de íris no mercado são também mencionados neste capítulo. Por fim, após breve descrição da anatomia ocular, é apresentado um resumo dos métodos mais comuns consoante as etapas do processo de reconhecimento.

Capítulo 3 - Neste capítulo do método proposto, estão descritos os modelos de resposta a cada etapa do reconhecimento de íris, por vezes baseados na literatura existente. É feita uma descrição para os vários métodos usados, fazendo-se acompanhar de exemplos ilustrativos e explicações das opções tomadas. É neste capítulo onde é feita referência às *Wavelets de Daubechies* e às suas transformadas discretas, como forma de extracção de características.

Capítulo 4 - Após a apresentação da proposta para a implementação de um sistema alternativo de reconhecimento de íris cooperativo, é necessário a realização de experiências para obter valores quantitativos e qualitativos das metodologias. É neste capítulo que são demonstrados os testes efectuados e exibidos os resultados obtidos, novamente para cada uma das etapas e para o conjunto global. De salientar também as imagens base de dados de íris *BATH* utilizada como conjunto de imagens de teste.

Capítulo 5 - Por fim, este capítulo elucida as conclusões obtidas e descreve um breve resumo de todo o trabalho realizado, apresentando algumas melhorias e novas ideias para uma continuação futura deste trabalho.

Apêndice A - No apêndice constam os detalhes de implementação feitos, relatando alguns métodos usados. É também referenciado o material de apoio usado

para a implementação e para os testes.

Capítulo 2

Estado da Arte

Neste capítulo é abordado o conceito de biometria e um pouco da história da sua evolução, bem como as várias etapas da identificação biométrica independentemente da medida que é usada.

No âmbito do reconhecimento de íris serão descritos os vários sistemas existentes no mercado, onde os utilizadores cooperam com o sistema, e os algoritmos usados nas várias etapas do processo. Esta parte será apresentada, estando descrito em cada etapa os vários métodos existentes. Uma versão mais anatómica do olho e da íris e suas respectivas características também serão analisadas para uma melhor percepção do tema. Por fim, uma breve abordagem ao reconhecimento de íris não-cooperativo.

2.1 Biometria

Fazendo recurso a uma abordagem linguística, é possível decompor a palavra biometria através da origem das palavras gregas *bio* e *metria*. Associando o termo *bio* ao prefixo que significa “vida” e *metria* ao termo “medida”, pode-se definir então como o estudo estatístico das características físicas dos seres vivos e das suas propriedades mesuráveis. Constata-se assim que o ser humano possui inúmeras características que podem ser medidas e analisadas para efeitos de estudo, atribuindo a cada pessoa uma identidade. Cada pessoa possui características únicas, e a relevância dessas características é poderem ser usadas como mecanismos únicos de identificação. Salienta-se assim umas das principais utilidades das medidas

biométricas: a segurança da identidade pessoal [49], [7].

O exemplo mais marcante e usado há muitos anos é a impressão digital. No entanto muitas outras formas têm sido desenvolvidas e exploradas, tudo em torno de usar o ser vivo e as suas características para criar identidades únicas.

Para uma medida biológica ser considerada característica biométrica (considerado em [20]) necessita de satisfazer algumas condições, nomeadamente:

- Universalidade: cada pessoa deve possuir essa característica;
- Distinção: quaisquer duas pessoas devem ser suficientemente diferentes relativamente a essa característica;
- Inalterabilidade: a característica deve manter-se inalterável durante um longo período de tempo;
- Captura: deverá ser possível adquirir uma amostra quantitativa da característica;

Estas condições são imprescindíveis para se obter uma característica biométrica ideal. A condição *universalidade* garante que todas as pessoas devem possuir, à partida, essa característica. Com a condição *distinção* garante-se que a característica terá de ser diferente das dos outros indivíduos, isto é, a amostra capturada dessa característica não pode identificar mais que uma pessoa. No entanto é difícil provar sem falhas que tal garantia é fiável, devendo portanto ter uma relação de igualdade entre pessoas quase nula e obtendo-se assim a distinção. Garantir a *inalterabilidade* da característica é saber se com o evoluir do tempo e com as mudanças naturais corporais não existem mudanças de modo a afectar as propriedades que se deseja serem inalteráveis para a fiabilidade do sistema. Por fim, essa característica deve ser de algum modo passível de *captura* e de armazenamento de uma amostra quantitativa do indivíduo.

Contudo, para que estas características sejam viáveis, os sistemas biométricos que as utilizem devem responder aos seguintes problemas:

- Desempenho: considera-se a velocidade e a exactidão os principais atributos para o reconhecimento de uma característica, bem como as causas que poderão afectar estes atributos;

- Aceitabilidade: indica se as pessoas estão dispostas a aceitar o uso dessa característica no dia-a-dia;
- Evasão: até que ponto é possível um sistema ser penetrado por métodos fraudulentos;

Para garantir uma estabilidade ao nível do desempenho e assim certificar o bom funcionamento do sistema, este deve atender a que o processo não seja moroso. Deverá executar a tarefa em tempo aceitável, assim como precisar os resultados exibidos. É de salientar que as causas que poderão influenciar estas características também devem ser tidas em conta. Certas características podem não ser ideais para serem usadas rotineiramente, daí que o sistema biométrico tenha de garantir que o processo não viole a integridade física nem moral da pessoa, e a mesma esteja disposta a usá-la com frequência. Um sistema biométrico prático deverá também ser robusto e não ser facilmente violado por métodos fraudulentos ou algo semelhante que poderá incorrer em ataques ao sistema.

2.1.1 História da Biometria

Numa breve e simples abordagem histórica da evolução da biometria, pode-se afirmar que a primeira utilização data do século XIV, como retratou o explorador João Barros, considerado o primeiro grande historiador português [50]. Numa das suas escrituras, ele descreve que comerciantes chineses estampavam as palmas das mãos e dos pés das crianças em papel para se diferenciarem das restantes [13].

Cerca de 1890 tentou-se procurar solução ao problema de identificar criminosos condenados, passando a biometria a ser uma possibilidade a esse problema e iniciado o processo de estudo. Foi então que o senhor Alphonse Bertillon, um antropólogo e polícia Francês, desenvolveu um conjunto de medições corporais. Mas essa solução rapidamente fracassou quando se descobriu que existiam pessoas que partilhavam as mesmas medidas e conseqüentemente, analisando apenas essas medidas, ocorria ambigüidade na identificação do indivíduo. Após esse fracasso a polícia começou a usar impressões digitais, método desenvolvido por Richard Edward Henry, tal como acontecera nos métodos chineses anos antes [13].

Mais recentemente, na biometria deixou-se de usar apenas sistemas baseados na impressão digital e investiu-se em outros que já se encontram em prática,

existindo também muitos outros em caso de estudo. Inúmeras empresas continuam a apostar no estudo de novas soluções biométricas à medida que a tecnologia avança. Do mesmo modo que se verifica o avanço da indústria, verifica-se também uma acentuada preocupação com as questões legais e direitos de privacidade, sendo legisladas novas leis e regulamentos [3], [13].

2.1.2 Identificação Biométrica

O modelo genérico de identificação biométrica, representado em 2.1, ilustra as várias etapas, independentemente da medida biométrica que esteja a ser usada. Existem dois procedimentos distintos: registar uma pessoa na base de dados através de uma nova identidade e identificar um indivíduo comparando-o com os demais existentes na base de dados.

No procedimento de registar uma nova identidade é capturada uma representação biométrica digital através de um sensor, que varia consoante a característica biométrica que se extrai. Segue-se então a fase de extracção de características, uma das mais relevantes em todo o processo. Para facilitar a identificação e o armazenamento na base de dados, é criada uma assinatura biométrica a partir da representação digital que é representativa unicamente da pessoa que fez o registo.

No caso da identificação, isto é, reconhecimento de uma pessoa que já tenha um registo prévio na base de dados, o processo inicial da captura e da extracção de características é idêntico ao do registo. Difere do registo porque ao invés de ser armazenado na base de dados, a assinatura biométrica é envolvida na fase do comparador e vai ser comparada com outras assinaturas. O resultado proveniente dessa comparação é o grau de similaridade das assinaturas que indica a identidade do indivíduo.

Na fase do reconhecimento biométrico, a etapa da comparação pode ser classificada consoante o número de verificações. Uma pessoa pode afirmar-se como sendo a personagem *X*, sendo que o comparador fará recurso à base de dados e aí fará a comparação da medida biométrica capturada com a medida biométrica da pessoa que se diz ser quem é. Este modo é também denominado como *reconhecimento positivo*, pois apenas verifica se uma pessoa é quem diz que é. O outro modo é o de tentar identificar quem é a pessoa, comparando a assinatura obtida com todas as existentes na base de dados, dando uma resposta da identidade ou simplesmente

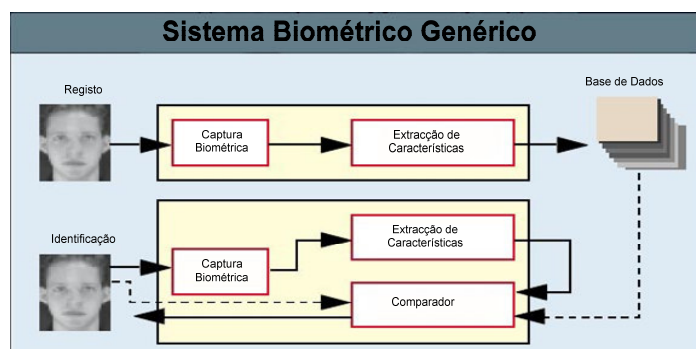


Figura 2.1: Sistema biométrico genérico (adaptado de [21])

informar que essa pessoas não existe na base de dados.

2.1.2.1 Taxas de Fiabilidade

No que consiste à identificação biométrica, existe muito mais para analisar do que o simples “sim” ou “não” devolvido pelo sistema. É importante também estudar e avaliar os possíveis erros que se poderão obter e consequentes falhas na identificação. Numa primeira análise, conclui-se que é preferível rejeitar a autorização de alguém que tem acesso do que permitir um intruso. Analogamente consegue-se obter a taxa de falsos positivos, do inglês False Acception Rate (FAR), através da expressão 2.1.

$$FAR = \frac{\text{Permissões Maliciosas Aceites}}{\text{Nº Total de Processos}} \quad (2.1)$$

Maioritariamente este é o valor que se pretende que seja o mais seguro possível através de um valor mínimo, isto é, quanto menor o valor do FAR, menor o número de intrusos que tiveram permissão de acesso. O inverso, de nome falsos negativos, False Rejection Rate (FRR), indica a taxa de validações erroneamente rejeitadas. A expressão 2.2 referencia o método para calcular o valor desse erro.

$$FRR = \frac{\text{Permissões Válidas Rejeitadas}}{\text{Nº Total de Processos}} \quad (2.2)$$

Tanto o *FAR* como o *FRR* medem o grau de probabilidade de um sistema permitir o acesso indevido a um intruso ou rejeitar um acesso autorizado, respectivamente. Sendo estas as duas taxas mais comuns e importantes nos sistemas biométricos, existem outras que os podem complementar. No que respeita a tentativas fallhadas

no processo de identificação, a medida responsável é a False Identification Rate (FIR), que como nas restantes é a divisão do número de ocorrências falhadas sobre o número total de ocorrências. Contudo, mesmo antes de se iniciar o processo podem existir erros, como por exemplo falha na aquisição dos dados biométricos indicado pelo Failure to Enroll (FTE), na fase do registo. Por sua vez, Failure to Acquire (FTA), é idêntico ao FTE mas durante a fase de identificação.

Como é de esperar todos estes valores estão compreendidos entre 0 e 1, o que significa que multiplicados por 100 obtém-se valores percentuais .

2.1.3 Medidas Biométricas

Nesta secção, abordar-se-à quais as características biológicas mais comuns e plausíveis para sistemas biométricos. As medidas apresentadas de seguida encontram-se seguidas de uma breve descrição. Das apresentadas, existem algumas que já fazem parte de sistemas biométricos e são também sistemas comercializados para os mais variados fins. Desde à simples utilização caseira até à banca, sistemas militares e governamentais, prisões e aeroportos. Estão também listados nesta vasta lista algumas medidas biométricas que ainda integram objectos de estudo. Deste modo e quando referido o termo sistema biométrico, far-se-à referência a sistemas experimentais ou ainda pouco desenvolvidos no âmbito comercial.

- Impressão Digital

As impressões digitais são um conjunto de detalhes, nomeadamente arcos, voltas e bifurcações, existentes na ponta dos dedos. O seu uso é feito através da criação de uma marca do dedo com tinta numa superfície plana de forma a ficarem legíveis as imperfeições da pele. Sistemas mais modernos captam a imagem através de um sensor, passando o dedo pela parte de leitura do sensor. O seu desempenho, facilidade de uso e precisão fazem da impressão digital uma das mais usadas e fiáveis medidas a implementar num sistema biométrico. Ferimentos, sujidade e problemas de pele são desvantagens para uma boa leitura da impressão digital [3].

- Assinatura Manuscrita

Embora um falsificador possa ser capaz de imitar o desenho de uma assinatura com perfeição, é quase impossível que consiga repetir a dinâmica com que ela

é feita. O ritmo da escrita, a pressão exercida sobre o papel, a velocidade, a aceleração, os movimentos exercidos no ar e o ângulo de inclinação da caneta, são exemplos que tornam o acto não-reproduzível [3].

A assinatura digital é bastante comum. A maioria dos documentos são finalizados com uma assinatura, qualquer que seja a finalidade desse documento. Outra vantagem do uso desta medida é a possibilidade de ser alterada. No que respeita aos inconvenientes, esta medida requer estabilidade física dos membros para uma assinatura fiável. Existe também a possibilidade da assinatura sofrer alterações com o passar do tempo, bem como ser afectada pelas condições físicas e emocionais dos indivíduos [38].

- **Formato do Rosto**

É ao olhar para o rosto de alguém que se consegue identificar pessoas. Essa identificação é feita consoante os traços e as curvas que cada rosto apresenta. Este é dos métodos mais promissores, no entanto continua a possuir taxas de erros bastantes elevadas para serem continuamente implementados [2]. Como é possível adquirir a amostra biométrica à distância, dispensa a interacção directa do sujeito.

Dentro de várias vantagens, o reconhecimento facial identifica indivíduos através dos traços dos encaixes dos olhos, do nariz e do queixo, que são as que se mantêm uniformes durante mais tempo com o avançar da idade. No entanto, quando a captura não é frontal e excede os 20°, começam a surgir alguns problemas na identificação [53].

- **Íris**

A leitura da íris é dos processos de biometria existentes mais precisos. É a parte mais visível e colorida do olho e começa a ser formada desde muito cedo sem sofrer quaisquer alterações, salvando raras doenças. A sua função é controlar a entrada de luz no olho. Os elevados padrões detalhados da íris, tornam-a bastante distintiva (inclusive ambas as íris de uma pessoa são diferentes) e conseqüentemente uma boa medida biométrica. Para um melhor uso destas características o indivíduo deve cooperar para capturar uma íris nítida e sem obstruções. A leitura não é afectada nem por óculos nem por lentes de contacto. Para iluminação da íris, é utilizado um iluminador de luz infravermelha. Esta luz não faz parte do espectro visível e não é capturada

pelo olho humano, sendo no entanto capturada pelo sensor da câmara.

As fracas qualidades de imagem são uma desvantagem neste tipo de solução biométrica.

- **Retina**

A retina é a parte do olho responsável pela formação de imagens. Quando é feita a leitura da retina, captura-se uma imagem com os padrões dos vasos sanguíneos existentes na parte traseira do olho. Para essa captura, o indivíduo necessita de retirar os óculos e colocar o olho perto do leitor da retina, focar um determinado ponto e permanecer imóvel durante 10 a 15 segundos [31].

A leitura da retina não pode ser falsificada e é impossível forjar uma retina humana e tem uma elevada taxa de fiabilidade. No entanto este processo é demasiado incómodo e lento.

- **Geometria da Mão**

Comprimento, largura, espessura e áreas são características não só da palma da mão como também dos dedos, que são avaliadas por um sistema biométrico deste tipo, que captura uma imagem da mão. Nos jogos olímpicos de 1996, a geometria da mão era usada para controlar o acesso aos atletas à Vila Olímpica [44]. O facto de criar uma assinatura biométrica pequena, ser de baixo custo e garantir fiabilidade e desempenho, entre outras características, permite tornar credível esta medida biométrica.

As alterações como o envelhecimento e a perda ou ganho de peso podem influenciar os resultados, bem como o seu formato e estrutura com o avanço da idade, principalmente quando se passa de crianças para adultos.

- **Voz**

O comprimento do pescoço, o tamanho das cavidades nasais e o formato da boca afectam o som da voz. Numa base de dados estão guardados os padrões harmónicos da voz ao invés de frases pré-gravadas. Deste modo a imitação é impossível, pois os aspectos medidos pelo sistema não são perceptíveis ao ouvido humano [3].

Ruídos captados em redor durante a leitura da voz pode influenciar a amostra capturada, assim como palavras mal pronunciadas. Mais uma vez as

condições emocionais podem afectar o bom desempenho de um sistema de reconhecimento de voz [8].

- **Padrão Vascular**

Através do uso de luz infravermelha consegue-se obter o mapa dos vasos sanguíneos da mão. O padrão vascular, imutável durante toda a vida, é desenvolvido antes do nascimento e é individual mesmo para gémeos idênticos [3].

É uma vantagem o facto das veias estarem na parte interior da pele e consequentemente não estão sujeitas a alterações. O seu uso é bastante simples e prático e o tempo de análise ronda os 2 segundos. Porém, estes sistemas são um pouco dispendiosos financeiramente e requerem um sensor de tamanho considerável [22]. Existem vários tipos de reconhecimento dos vasos sanguíneos, incluindo as veias dos dedos, do punho, da palma e das costas da mão. No entanto o processo de reconhecimento é igual para todas as situações. O reconhecimento através das veias tem um FRR de 0.01% e um FAR de 0.0001%.

- **Formato do Ouvido**

É tarefa difícil tentar descrever como são as orelhas de alguém com precisão, principalmente por não se possuir vocabulário para descrever as suas formas. O interesse da biometria pelo ouvido já existe há mais de 100 anos, mas ainda se discute se o órgão é suficientemente único para servir como senha. O estudo mais famoso foi feito em 1989, nos EUA pelo Xerife Alfred Iannarelli, que colectou imagens de 10.000 ouvidos e constatou que eram todos diferentes. No entanto, em gémeos verdadeiros apesar de diferentes eram bastante semelhantes o que pôs um pouco em causa o desempenho dos ouvidos como medida biométrica [5].

É vantagem o facto de o formato do ouvido manter-se inconstante bem como ser extremamente simples adquirir uma amostra biométrica. No entanto é necessário algum ajuste de posicionamento perante o sensor que captará a imagem.

- **ADN**

O Ácido Desoxirribonucleico (ADN), também conhecido por DNA proveniente do inglês, é um composto orgânico cujas moléculas contêm as instruções

genéticas que coordenam o desenvolvimento e funcionamento dos seres vivos.

As quatro bases que constituem o ADN (adenina, timina, citosina e guanina) organizam-se em pares até 3 bilhões de formas. Por isso, o sistema é considerado hoje o mais infalível e, portanto, mais difícil de burlar. Por ser caro, lento e invasivo (usa sangue ou amostras de tecido, como cabelo), pode levar décadas para se tornar realidade [3].

Após a recolha de ADN não é possível obter-se de imediato um resultado, o que minimiza a relevância de um sistema biométrico com esta característica.

- **Odor**

O olfacto é um dos principais sentidos básicos do ser humano. É difícil caracterizar uma pessoa através do seu odor, fazendo recurso ao vocabulário corrente, como ocorre na medida biométrica *formato do ouvido*[23].

Os odores são compostos por substâncias químicas. É com base nelas que o sistema captura o cheiro e classifica cada pessoa. No entanto factores emocionais e alimentares podem alterar o processo de reconhecimento. Como seria de esperar, os perfumes também são um revés a este tipo de medida biométrica.

- **Dinâmica da Digitação**

O perfil do utilizador é verificado com base no modo da sua interacção com o teclado, tal como a velocidade, a pressão e o tempo do duplo clique sobre uma mesma tecla, fazendo assim um conjunto de características difíceis de serem imitadas [3]. Resumidamente, é mais importante como uma pessoa escreve no teclado do que o que ela escreve.

Existem duas técnicas de verificação: a estática e a contínua. A verificação estática analisa a dinâmica da escrita no teclado num determinado tempo com um texto específico, como por exemplo introduzir uma palavra-passe. No entanto, é na verificação contínua que existe o maior desafio, devido aos factores que podem afectar a dinâmica da escrita, como por exemplo o tipo de teclado, as condições emocionais e físicas do utilizador. No que respeita ao algoritmo de aprendizagem, o maior problema reside na impossibilidade de treinar o sistema a partir de um dado número de características visto nunca se saber a quantidade de dados provenientes do teclado [43].

É de salientar que não é necessário nenhum dispositivo adicional.

Estas são as medidas biométricas existentes mais comuns, no entanto existem outras que se encontram em fase de estudo, como é o exemplo do caminhar do ser humano, mais indicado para o reconhecimento criminal capturado em circuitos de vigilância. O modo como agarramos as coisas é também determinístico de cada pessoa assim como a transpiração, o brilho da pele ou a salinidade existente no corpo humano. A matriz da unha, através da estrutura epidérmica da ponta dos dedos termina este vasto leque de medidas biométricas [3].

2.1.4 Comparação Entre as Mais Comuns Medidas Biométricas

Mais importante do que apenas observar qual a medida biométrica que aparenta ser mais completa, é necessário estabelecer modelos de comparação e perceber no que consistem. Para este modelo comparativo, segundo Manfred U. A. Bromba [4], consideram-se quatro critérios fundamentais:

- Conforto
- Precisão
- Viabilidade
- Custo

No critério *conforto* destacam-se dois pontos: a facilidade de uso e a duração da verificação. É importante que uma medida biométrica seja de fácil manejo para o utilizador, sem causar situações constrangedoras, e que também apresente resultados num espaço de tempo aceitável. A *precisão* é o critério associada à clareza e consistência dos resultados. Claramente, o valor da precisão é inversamente proporcional aos valores das taxas de erro. A *Viabilidade* indica se a medida biométrica tem potencial para ser usada como sistema de reconhecimento biométrico, se poderá servir a todas as pessoas de um determinado conjunto. Por fim, e possivelmente um dos aspectos mais influentes, o *custo* descreve a qualidade de investimento necessário para realizar e sustentar um sistema biométrico.

Também neste modelo comparativo, é avaliado como uma medida biométrica se mantém constante em função do tempo. O crescimento, envelhecimento, o uso,

as lesões e o conseqüente rejuvenescimento são exemplos de factores que podem alterar algumas das medidas biométricas.

Tabela 2.1: Comparação Entre as Mais Comuns Medidas Biométricas (adaptado de [4])

Medida Biométrica	Conforto	Precisão	Viabilidade	Custo	Estabilidade no Tempo
Impressão Digital	*****	*****	****	***	*****
Assinatura	***	****	*****	****	****
Formato Rosto	*****	****	*****	*****	****
Íris	*****	*****	*****	*****	*****
Retina	*****	*****	*****	*****	*****
Geometria Mão	*****	****	*****	****	*****
Padrão Vascular	*****	*****	*****	****	*****
Formato Ouvido	****	****	*****	****	*****
Voz	****	**	***	**	***
ADN	*	*****	*****	*****	*****
Odor	?	**	*****	?	*****
Dinâmica Digital	****	*	**	*	****
Palavra Passe	*****	**	*****	*	*****

Na tabela 2.1, os critérios estão classificadas através de “*”, que estão compreendidas entre uma (*) e nove (******) que representam o pior e o melhor resultado, respectivamente. Porém, um excelente resultado no critério *custo* representa um mau valor para a medida biométrica em questão. Uma medida biométrica cuja alteração através do tempo seja reduzida é apresentada na coluna *Estabilidade no Tempo* por um valor elevado. Campos assinaladas com “?” indicam que não é possível atribuir um valor qualitativo. Esta tabela apresenta um resultado meramente ilustrativo, visto ser tarefa árdua exibir com precisão os valores reais para cada critério.

Está também incluído na tabela um campo com os valores representativos à tradicional e bastante usada *palavra-passe*. Tem como fim fazer uma analogia perante o que usamos hoje com as diversas medidas biométricas.

Numa breve análise, constata-se que o ADN seria uma excelente medida biométrica não fosse a dificuldade de captar uma amostra. Realça-se assim então a

íris como a melhor medida biométrica, não só no conjunto global mas também nas várias categorias.

2.2 Leitores de Íris

Os leitores de íris são o hardware responsável pela captura de imagens do olho humano nos sistemas de reconhecimento biométrico baseado no reconhecimento de íris. Eles são responsáveis pela aquisição da imagem, identificação do sujeito, e da informação final sobre a identidade.

Existem no mercado diversas marcas com estes produtos, como é o exemplo da *Panasonic*, da *LG* e da *OKI*. Também no modo como são usadas existe uma diversidade, podendo ser sistemas fixos, móveis ou de uso particular.

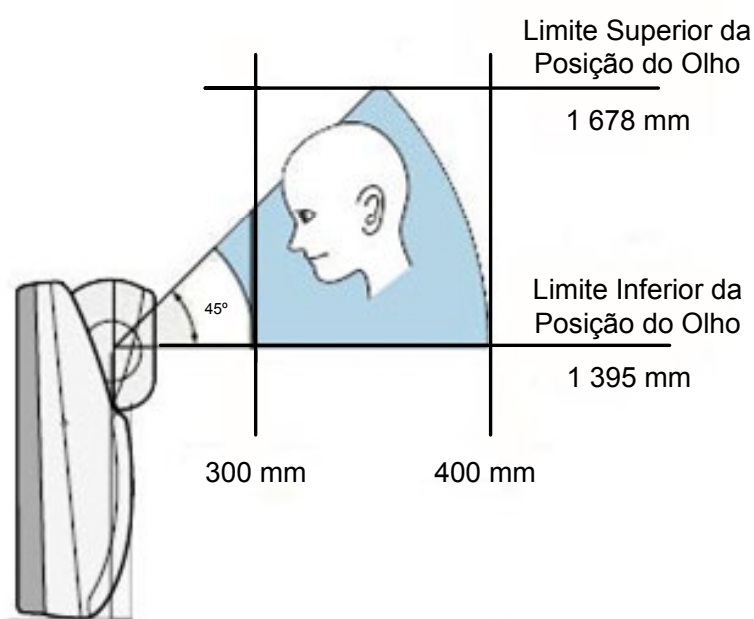


Figura 2.2: Modo de ajuste diante do leitor de íris (adaptado de [35])

Os sistemas fixos de reconhecimento de íris estão normalmente localizados numa posição que seja fácil ao utilizador cooperar com o leitor de íris. Como mostra a figura 2.2 é necessário um ajuste posicional para que a imagem capturada seja o mais nítida possível. O leitor de íris tem um sensor de proximidade que detecta quando uma pessoa está próxima e que apenas permite a passagem caso a pessoa em análise tenha permissões para isso. Pode-se então definir três etapas no processo de

identificação: a *aproximação*, a *captura* e o *acesso*. A figura 2.3 ilustra estas três etapas. Este tipo de sistemas é normalmente usado, como por exemplo, em escritórios, laboratórios, prisões e em bancos, onde haja necessidade de assegurar e restringir o acesso a determinados espaços.

Existe um computador central onde é feita a comunicação entre os leitores de íris e com as bases de dados dos utilizadores. Estes aparelhos estão munidos de uma câmara e de um iluminador de luz infravermelho, conseguindo assim uma melhor qualidade de imagem. Após a captura, o sistema identifica a íris na imagem e envia o resultado final. Comandos de voz auxiliam o utilizador caso haja necessidade de aproximar, distanciar ou na eventualidade de alguma anomalia na captura da imagem [25] [19]. Finalizada a fase de captação da imagem, os sistemas guardam apenas a assinatura biométrica que identifica as pessoas, nunca trabalhando com as imagens pessoais, para salvaguardar também algumas questões legais sobre privacidade. Os passos de reconhecimento serão descritos com detalhe na secção 2.4.



Figura 2.3: Esquema do Modo de Interação (adaptado de [34])

Os leitores de íris móveis ou portáteis, são dispositivos compactos e manuais e são normalmente usados como uma simples máquina fotográfica usando a íris como ponto de focagem. Podem estar ligados a um computador ou ter memória interna incluída. São normalmente usados em missões militares, na marinha, no exército e afins.

É possível também ao utilizador comum proteger os dados pessoais do computador com um sistema de reconhecimento de íris. É um simples aparelho semelhante

a uma *webcam* que permite restringir o acesso a ficheiros ou até mesmo a iniciar sessão no computador, evitando assim ter de usar palavras passe. Nos dias de hoje também já se noticiam aplicações de reconhecimento de íris para dispositivos móveis como *PDA*s e telemóveis [33].

2.3 Anatomia Ocular

Nesta secção irá fazer-se uma abordagem à anatomia do olho, considerado o órgão mais complexo do ser humano. Será analisada também com mais detalhe a íris, a secção do olho mais importante considerando o objectivo primário desta tese.

2.3.1 Anatomia do olho

A visão constitui um dos cinco sentidos do ser humano. É uma percepção muito importante para os seres vivos e em especial para o Homem, pois permite distinguir as coisas através de imagens, incluindo as cores e a noção de profundidade.

O olho é constituído por três camadas: *externa*, *intermédia* e *interna*. A camada *externa* funciona como camada protectora do olho, constituída pela *córnea*, a parte transparente do olho que funciona como uma lente, e a *esclera*, popularmente denominada pela “parte branca” do olho. A camada *intermédia* compreende a íris, a coroide (ou coriósio) e o corpo ciliar. Esta camada é também denominada por túnica vascular. Na camada *interna*, camada nervosa, encontra-se a retina. A retina é composta por células nervosas e é responsável por transportar a imagem através do nervo óptico para que o cérebro a interprete. Pode assim afirmar-se que não é com os olhos que visualizamos, mas sim com o cérebro, sendo estes os responsáveis pela captura de luz e transmissão das informações ao cérebro [29].

Na figura 2.4 encontra-se esquematizado o diagrama do olho humano. A *córnea* cobre ligeiramente a íris e a pupila por onde a luz passa, e com a sua curvatura acentuada é o principal meio que faz com que os raios paralelos, que vêm do infinito, se convirjam e cheguem juntos à fóvea central. A *íris*, localizada entre a *córnea* e o cristalino, é uma membrana de forma circular e colorida e com uma abertura no centro denominada de pupila, também conhecida como a “menina do olho”, e a sua função é controlar a entrada de luz no olho. Quando exposta a muita

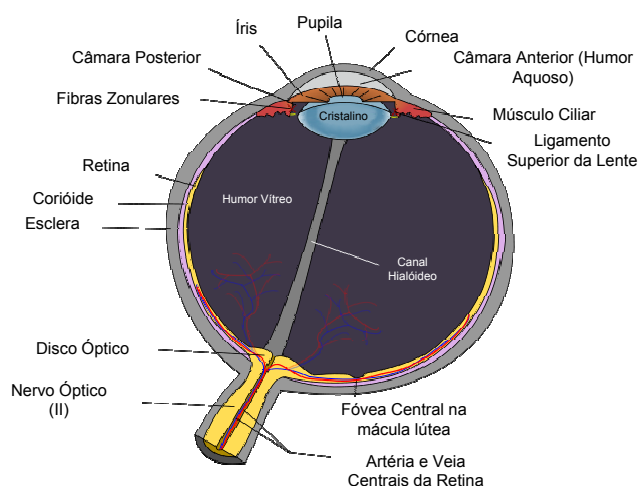


Figura 2.4: Diagrama esquemático do olho humano (adaptado de [51])

luminosidade, diminui a sua abertura central, e do mesmo modo, quando exposta a pouca luminosidade, dilata-se, aumentando o tamanho da pupila. O *cristalino* é uma lente, que através da sua variação dióptrica, torna possível a visão nítida em todas as distâncias. Quando se olha para perto, o cristalino torna-se convergente, aumentando o seu poder de refração e quando se olha para longe, torna-se menos convergente, diminuindo seu poder dióptrico [41].

De outra perspectiva, a figura 2.5, oferece uma visão frontal do olho humano, mais concretamente a anatomia externa.

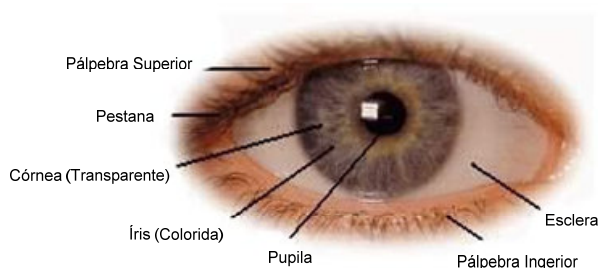


Figura 2.5: Anatomia externa do olho humano (adaptado de [29])

2.3.2 Anatomia da Íris

A íris é a parte mais visível do olho humano e é a membrana responsável por controlar a quantidade de luz que chega à retina. Pode-se então dividir a íris em duas partes: o anel menor e maior, como ilustrado na figura 2.6.

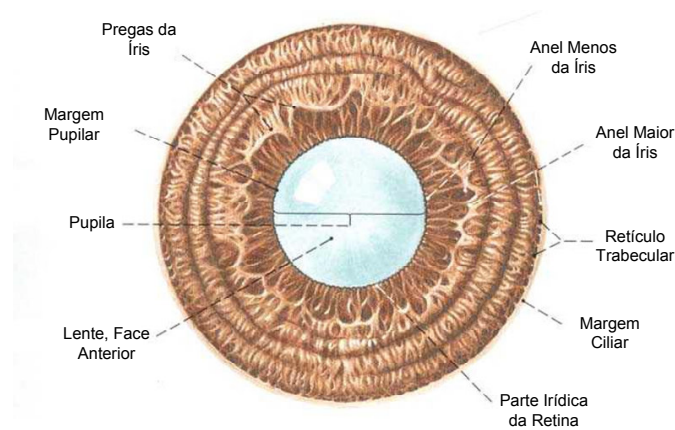


Figura 2.6: Figura ilustrativa da íris humana (retirada de [46])

A zona do anel menor da íris é a parte interna delimitada pela fronteira da pupila, a *margem pupilar*. Por sua vez, a zona do anel maior compreende a região desde a sua origem, a fronteira com a esclera denominada na figura 2.6 por *margem ciliar*, até à zona do anel menor. A secção que delimita estas duas partes é denominada por "*pregas da íris*".

A íris começa a ser formada a partir do terceiro mês de gestação. A estrutura é completada aos oito meses de gestação, no entanto, a pigmentação continua a ser formada até ao primeiro ano de vida. A sua cor é dada através do tipo e da quantidade de pigmentos no tecido da íris, sendo o azul a cor com menos pigmentação [30].

A íris, sendo parte interna do olho mas visível do exterior, está bastante protegida e é estável com o avançar do tempo. A sua complexa textura pode conter várias características como curvaturas, sulcos, anéis, círculos e manchas. Esta complexidade contribui para que a íris se tornasse num dos melhores métodos para fins biométricos.

2.4 Reconhecimento da Íris

É nesta secção que se fará uma revisão das várias etapas do reconhecimento de íris. Essas etapas serão analisadas em detalhe seguidas pelos métodos mais comuns existentes.

2.4.1 As Etapas do Reconhecimento da Íris

São inúmeras as propostas de metodologias nas etapas do reconhecimento de íris, no entanto pode-se resumir que todas seguem o esquema representado na figura 2.7.

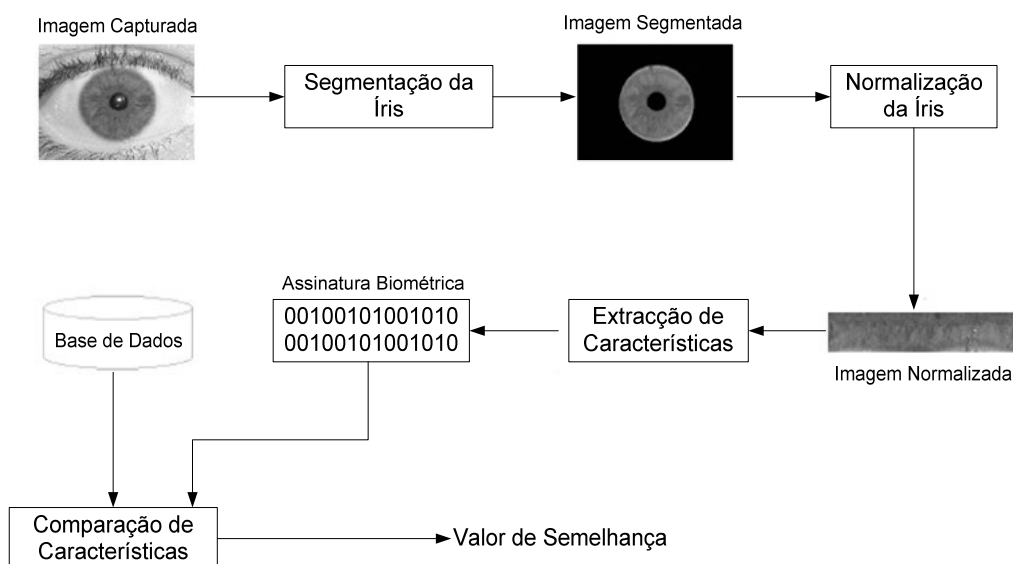


Figura 2.7: Etapas do reconhecimento da íris (adaptado de [38])

Após a imagem capturada, para se segmentar a íris é utilizado um processo que consiste na detecção das fronteiras circulares com a pupila (fronteira interior) e com a esclera (fronteira exterior). Após a delimitação, é feita a normalização da íris para o sistema de coordenadas polares evitando assim as variações do tamanho da pupila e as distâncias de captura da imagem. Este processo é normalmente realizado através do método proposto por John Daugman, denominado de *rubber sheet* [10]. Após a normalização dos dados é feita a extracção de características que dará origem a uma assinatura biométrica representativa de um indivíduo. A

etapa final é a comparação da íris capturada e conseqüentemente transformada em assinatura biométrica, em que o resultado será um valor de semelhança que indicará se as assinaturas pertencem à mesma íris, o que significa que representa a mesma pessoa.

2.4.1.1 Segmentação da Íris

A segmentação da íris consiste em analisar a imagem capturada e diferenciar a íris da parte restante da imagem. Normalmente a íris é delimitada por duas circunferências, como exemplifica a figura 2.8. A detecção das pálpebras superiores e inferiores do olho é também, por vezes, considerada na etapa da segmentação da íris.

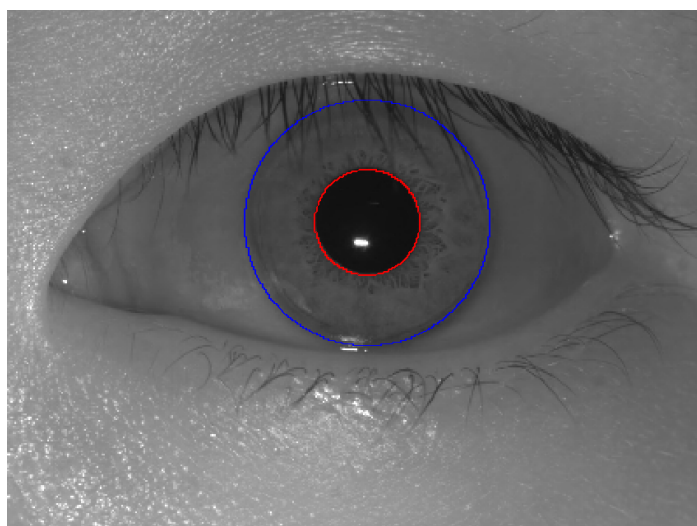


Figura 2.8: Segmentação da íris através de duas circunferências

Esta é das fases mais cruciais de todas as etapas, pois uma má segmentação da íris vai afectar directamente as restantes fases e daí advir um resultado final erróneo. Por vezes esta segmentação inclui obstruções das pestanas, pálpebras ou óculos, considerado como ruído.

São exibidos de seguida alguns dos métodos mais relevantes de segmentação da íris.

Método de John Daugman John Daugman propôs um dos métodos mais relevantes na etapa da segmentação da íris. Ele apresenta um método baseado num

operador integro-diferencial para localizar ambas as fronteiras interna e externa que ele assume terem formas circulares. Resumidamente, o método faz uma pesquisa, no espaço \mathbb{N}^3 , pelo centro da circunferência e respectivo raio que possua o valor máximo da derivada comparando com as circunferências de raios vizinhos. O operador integro-diferencial usado é o seguinte:

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \quad (2.3)$$

$G_\sigma(r)$ é uma função de suavização ou "amaciamento" (*blur*) Gaussiana de escala σ e o símbolo $*$ representa a convolução [10].

Método de Richard P. Wildes O método de Wildes é dividido em duas etapas. Numa primeira etapa, a intensidade de informação é convertida num mapa de arestas binário (como exemplifica a figura 2.9) para posteriormente ser utilizada a transformada de Hough. O mapa de aresta é obtido através de um detector de arestas, que consiste na aplicação de um limiar ao resultado da convolução entre a magnitude da intensidade do gradiente da imagem e de um Kernel Gaussiano 2D. Para incluir a orientação das arestas, as derivadas da intensidade da imagem são ajustadas para seguir uma específica direcção. São exemplos os detectores de arestas de *Canny*, *Sobel* ou *Prewitt*.

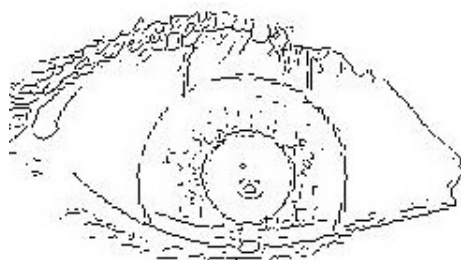


Figura 2.9: Exemplo de um mapa de arestas obtido através do detector de arestas de *Sobel*

Após obtidas as arestas, é utilizada a transformada de Hough adaptada a arestas circulares, onde é feita uma votação às arestas que respeitam determinados parâmetros. Posteriormente à votação, procura-se a aresta que obteve mais votos. No caso da detecção das pálpebras superior e inferior, o método é semelhante mas ajustado a parábolas [52].

Método de Ma et al. No método proposto por Ma et al. [28], são também consideradas duas circunferências não concêntricas para segmentar a fronteira pupilar e a fronteira com a esclera. Os passos são os seguintes:

- Considerando que a pupila é geralmente mais escura que a sua vizinhança, as coordenadas do centro da pupila correspondem ao valor mínimo obtido através das projecções vertical e horizontal, dadas por

$$X_p = \operatorname{argmin}_x \left(\sum_y I(x, y) \right) \quad (2.4)$$

$$Y_p = \operatorname{argmin}_y \left(\sum_x I(x, y) \right) \quad (2.5)$$

onde X_p e Y_p representam as coordenadas do centro da pupila na imagem $I(x, y)$.

- Encontrado o centro da circunferência, é criada uma nova imagem que contém apenas uma parte da imagem inicial, cujo centro da pupila encontrado é também o centro da nova imagem. Feito este ajuste inicial à imagem, é aplicado um processo semelhante ao método descrito por Wildes, referido anteriormente.

Método de Zhaofeng He et al. Este método proposto por Zhaofeng He et al. é baseado num esquema de força impulsionada por molas numa dada orientação, denominado por método de *Pulling and Pusing* [16]. Este é um método iterativo baseado na lei de Hooke sobre elasticidade de corpos. O processo completo é dividido em quatro subtarefas: localização da íris, localização dos pontos de aresta, *Pulling and Pushing* e critério de convergência.

- Localização da íris: nesta primeira etapa procura-se estimar o centro da pupila. Para tal é usado um classificador de *machine learning* baseado no algoritmo AdaBoost, inspirado no trabalho realizado por Viola et al. [47].
- Localização dos pontos de aresta: normalizando a imagem para coordenadas polares, a fronteira pupilar considerada redonda na imagem inicial passará a ser uma linha na nova imagem, transformando assim o problema para a

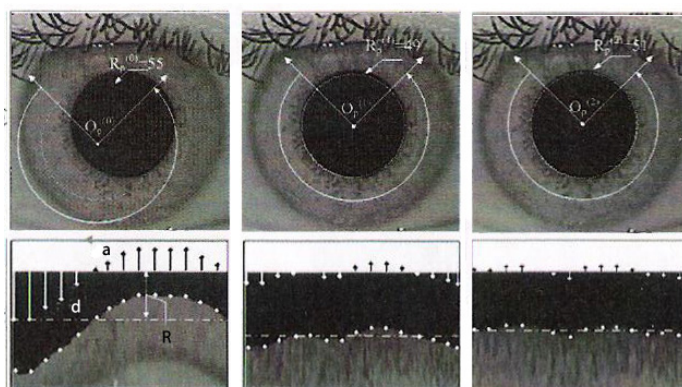


Figura 2.10: Ilustração do processo *Pulling and Pushing* (adaptado de [16])

detecção de uma simples linha. Esse processo da detecção da aresta é feito, novamente, com recurso a um detector de arestas e posteriormente dividido em N pontos de aresta (molas), representados, na figura 2.10, pelos pontos brancos.

- *Pulling and Pushing*: após estimado o centro da pupila e obtidos os N pontos de aresta, cada “mola” é puxada ou empurrada de modo a acertar a linha e obter uma forma recta.
- Critério de convergência: o processo é repetido iterativamente até o centro da pupila e o raio convergirem ou até um determinado limite fixo de iterações.

A figura 2.10 ilustra o método descrito por Zhaofeng *et al.*. Desde a localização estimada da íris à evolução iterativa do processo de *Pulling and Pushing*. A imagem da íris e a localização do respectivo centro da pupila encontra-se representado na parte superior da imagem, estando representada na parte de baixo a imagem da íris normalizada com os pontos de aresta.

2.4.1.2 Normalização da Íris

Após segmentadas a fronteira interna e externa da íris, a imagem compreendida entre estas duas fronteiras é convertida para o sistema de coordenadas polares. Com este processo evita-se assim as variações do tamanho da pupila e a distância de captura da imagem, obtendo-se assim uma imagem da íris invariante ao tamanho da imagem capturada.

John Daugman, descreve em [9] e [10], uma metodologia para o processo de translação de coordenadas cartesianas para o sistema de coordenadas polares de circunferências não concêntricas, denominado de *rubber sheet*.

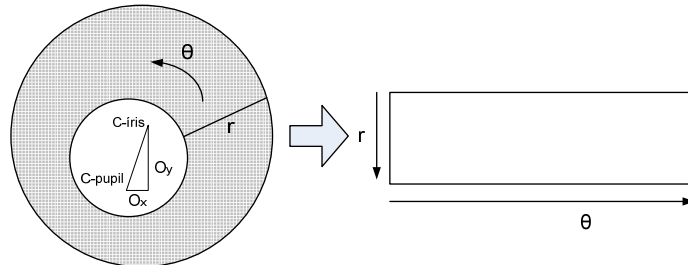


Figura 2.11: Esquema do modelo *Daugman Rubber Sheet*

Neste modelo, esquematizado em 2.11, a cada ponto da íris corresponde, independentemente do seu tamanho e da dilatação da pupila, um par de coordenadas (r, θ) onde $r \in [0, 1]$ e $\theta \in [0, 2\pi]$. O mapeamento da imagem da íris $I(x, y)$ de coordenadas cartesianas (x, y) para coordenadas polares não concêntricas (r, θ) pode ser representado através de

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (2.6)$$

onde $x(r, \theta)$ e $y(r, \theta)$ são definidos como combinações lineares de ambos os conjuntos dos pontos $(x_p(\theta), y_p(\theta))$ das fronteiras interior e exterior ao longo do perímetro exterior da íris $(x_s(\theta), y_s(\theta))$, detectado na etapa da segmentação, através de

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (2.7)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (2.8)$$

2.4.1.3 Extração de Características

É na etapa de extração de características que se faz uso das propriedades da íris para criar uma assinatura biométrica. Como referido anteriormente, a estrutura

da íris possui texturas abundantes e complexas que podem ser extraídas para a codificação da íris. Também nesta secção abordar-se-ão os métodos mais comuns de extracção de características.

Método de John Daugman John Daugman, para extrair informação sobre a textura da íris, utiliza, como descreve em [10], filtros de Gabor de duas dimensões. Os filtros são do tipo:

$$G(x, y) = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2+(y-y_0)^2\beta^2]} \cdot e^{-2\pi i[u_0(x-x_0)+v_0(y-y_0)]} \quad (2.9)$$

onde (x_0, y_0) definem a posição da imagem, (α, β) são o filtro largura e comprimento e (u_0, v_0) especificam a modulação, com frequência espacial $w_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$ e direcção $\theta_0 = \arctan(v_0/u_0)$.

A transformada de Fourier 2D, $F(u, v)$, de um filtro 2D de Gabor tem a mesma forma mas com parâmetros trocados:

$$F(u, v) = e^{-\pi[(u-u_0)^2/\alpha^2+(v-v_0)^2\beta^2]} \cdot e^{-2\pi i[x_0(u-u_0)+y_0(v-v_0)]} \quad (2.10)$$

Para cada bit resultante da parte real e da parte imaginária, o seu valor é avaliado e transformado num valor binário. Cor branca, assumida pelo valor 0, representa valores negativos e 1, cor preta, para valores positivos. Obtém-se assim o que Daugman denomina de *irisCode*.

Método de Richard P. Wildes O autor descreve em [52] quatro passos para a fase posterior à identificação da íris: alinhamento, representação, comparação e decisão. Na fase inicial do alinhamento, e com o mesmo objectivo do método descrito em 2.4.1.2, é também usada uma técnica para evitar as variações do tamanho e da rotação. No entanto, neste método não é utilizada nenhuma imagem normalizada.

É proposto, após o ajuste inicial da imagem, uma decomposição *band-pass* isotrópica, derivada da aplicação do filtro *Laplacian of Gaussian* à imagem. Estes filtros podem ser especificados como

$$-\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\rho^2/2\sigma^2} \quad (2.11)$$

em que σ representa o desvio padrão do Gaussiano e ρ a distância radial do ponto ao centro do filtro. Dada uma imagem I , é feito iterativamente a convolução de um filtro passa-baixo com uma amostra da imagem de dimensões reduzidas. Esta representação multi-escala é usada como assinatura biométrica.

Método de Ma *et al.* No método de Ma *et al.*, os autores mencionam, em [28], que as características da íris podem ser consideradas como um conjunto de breves sinais. Variações locais agudas são normalmente usadas para caracterizar as estruturas importantes dos sinais. Esse conjunto de sinais 1D são do tipo

$$S_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M I_{(i-1)*M+j}, i = 1, \dots, N \quad (2.12)$$

onde I é a imagem normalizada de tamanho $K \times L$ e I_x representa a x -ésima linha da imagem. M é o número total de linhas usadas para criar S_i e N o número total de sinais 1D. É usada a decomposição diádica de *wavelet*, tendo a *Mallat* como *wavelet*-mãe.

2.4.1.4 Comparação de Características

Esta é a etapa final do conjunto de etapas do reconhecimento da íris. Independentemente do método usado, a etapa final consiste em comparar as características extraídas e obter um resultado final. Normalmente essa comparação é feita através da *distância de Hamming*, do inglês *Hamming Distance (HD)*. O método de comparação mais comum é listado de seguida.

Método de John Daugman Uma vez determinado o *irisCode*, descrito em 2.4.1.3 e exemplificado na figura 2.12, é aplicado o operador \otimes (XOR). No fim desta aplicação às duas assinaturas A e B de $M \times N$ bits, é calculada a HD, através de

$$HD = \frac{1}{M \times N} * \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C(i, j) \quad (2.13)$$

sendo C o resultado do operador XOR, entre A e B . O resultado HD apresenta o resultado de dissimilaridade e está compreendido entre 0 e 1, sendo que 0 representa o resultado perfeito.

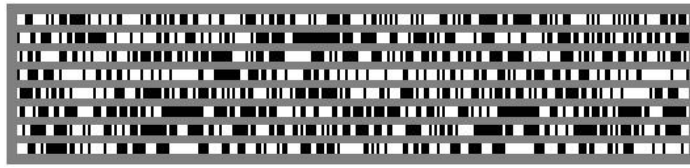


Figura 2.12: Exemplo de um *irisCode* (Imagem de [11])

2.4.2 Reconhecimento da Íris Não-Cooperativo

Sendo esta tese dedicada ao reconhecimento de íris cooperativo, é importante também abordar a temática do reconhecimento não-cooperativo. O reconhecimento da íris não-cooperativo está relacionado com o processo automatizado de reconhecimento de indivíduos, fazendo recurso a imagens da íris capturada a uma determinada distância sem a participação activa dos sujeitos. Alarga-se assim as aplicações de reconhecimento da íris para áreas onde a cooperação não seja possível, como por exemplo criminosos, terroristas e crianças desaparecidas. No entanto, é natural que se obtenha imagens de íris não centradas ou imagens desfocadas devido à má focagem ou ao movimento [39].

Apesar de muitas abordagens ao reconhecimento cooperativo de reconhecimento da íris obterem taxas de erro bastante reduzidas, estas funcionam sob condições particularmente favoráveis, tendo como pré-requisito a boa qualidade de imagem. Para tais condições, é necessário obter a cooperação do sujeito, colocando-o num processo de captura desconfortável e moroso. Deste modo, consegue-se estabelecer algumas vantagens do reconhecimento da íris não cooperativo:

- Segurança: como não é necessária a cooperação, os utilizadores não sabem onde se encontra o sistema de captura.
- Comodidade: os utilizadores não estão sujeitos a acções pré-requeridas para uma óptima captura, que por vezes têm de ser repetidas.
- Reconhecimento Total: os sistema não-cooperativos têm um raio de funcionamento maior que os sistemas cooperativos.

Normalmente, associado a estes sistemas estão equipamentos que fazem previamente a captura íntegra do físico do sujeito, localizam a face e detectam a posição dos olhos. Com esta dinâmica de captura, é natural captar-se ruído juntamente com

a imagem [40]. É considerado ruído tudo o que não faça parte da íris delimitada pelas fronteiras pupilar e esclérica. São exemplos a má focagem, os reflexos e as obstruções das pestanas e/ou das pálpebras.

Capítulo 3

Método Proposto

Nesta secção será exibido o método proposto para a implementação de um sistema alternativo de reconhecimento de íris cooperativo. Visto ser um sistema alternativo, o objectivo não é implementar um sistema com os métodos já desenvolvidos e exibidos na secção anterior, mas sim fazendo recurso a eles como um suporte para os métodos de seguida apresentados. No entanto, nesta secção apenas serão mencionadas as técnicas implementadas que exibiram melhores resultados. Na secção 4, serão analisadas todas as etapas das experiências e feitas as comparações das metodologias implementadas, bem como as justificações necessárias às opções efectuadas.

3.1 Segmentação da Íris

Como foi mencionado em 2.4.1.1, segmentar a íris consiste em analisar a imagem capturada e diferenciar a íris da restante parte da imagem. Neste método proposto essa tarefa é dividida em duas segmentações, iniciando-se pela detecção da fronteira pupilar seguida da detecção da fronteira com a esclera.

3.1.1 Detecção da Fronteira Pupilar

O objecto fulcral ao segmentar a íris é detectar com precisão a fronteira com a pupila, também denominada popularmente por “menina do olho”. Com uma excelente segmentação pupilar há maiores garantias de obter uma excelente detecção da

fronteira com a esclera. Neste método proposto, há uma clara referência ao método desenvolvido por Richard P. Wildes (2.4.1.1), no que respeita aos procedimentos da segmentação. Iniciando-se com a aplicação de técnicas de pré-processamento à imagem capturada, é obtido o mapa de arestas binário através do detector de arestas *LoG*. Por fim é utilizada uma adaptação da transformada de *Hough* para detecção de formas geométricas, a *Randomized Hough Transform (RHT)*. A RHT corrige alguns dos aspectos menos positivos da transformada de *Hough*, reduzindo o número de píxeis para parametrizar uma curva. A figura 3.1 ilustra todo esse processo desde a captura até à segmentação da fronteira pupilar.

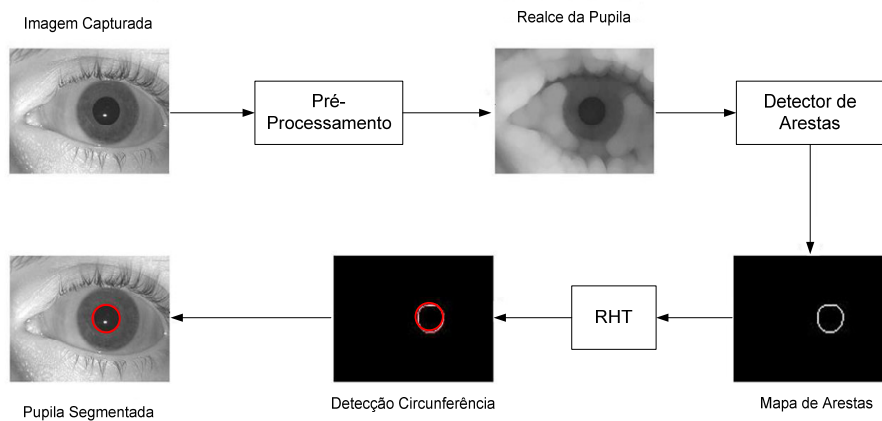
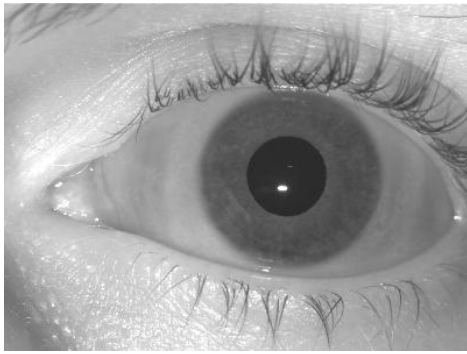


Figura 3.1: Diagrama das etapas da detecção da fronteira pupilar

3.1.1.1 Pré-processamento

Processamento Morfológico Analisando a imagem capturada 3.2(a), constata-se que a pupila é claramente a região do olho mais escura. Deste modo, através dos operadores morfológicos adaptados para imagens em escala de cinza [14], [36], é possível salientar essa área mais densa e eliminar outras regiões escuras não pertencentes à pupila, exemplificado na figura 3.2(b).

Com este procedimento consegue-se também remover o reflexo das iluminações existente na pupila. Para obter esse efeito, o operador morfológico necessário é a *abertura*. Sejam A e B conjuntos em Z^2 , a *abertura* de A por B , representado por $A \circ B$, é dada por



(a) Imagem Original

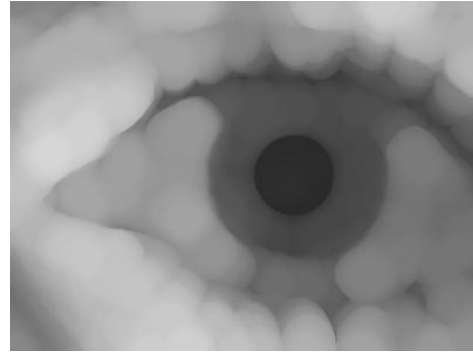
(b) Imagem Pré-processada com a *abertura*

Figura 3.2: Exemplo de uma imagem capturada e o seu resultado após a aplicação do processamento morfológico

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.1)$$

onde \ominus e \oplus representam a *erosão* e a *dilatação*, respectivamente. A erosão é definida por

$$(A \ominus B)(s, t) = \max \left\{ A(s - x, t + y) - \frac{B(x, y)}{(s + x)}, (t + y) \in D_A; (s, y) \in D_B \right\} \quad (3.2)$$

onde B é o elemento estruturante da *erosão* enquanto que D_A e D_B são os domínios de A e B , respectivamente. Por sua vez, a *dilatação* é dada através de

$$(A \oplus B)(s, t) = \max \left\{ A(s - x, t - y) - \frac{B(x, y)}{(s - x)}, (t - y) \in D_A; (s, y) \in D_B \right\} \quad (3.3)$$

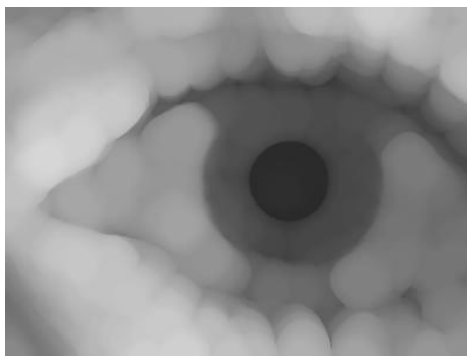
Uma das básicas ideias da *dilatação* é fechar zonas da imagem que estejam interrompidas.

As imagens em escala de cinza podem ser consideradas como um conjunto tridimensional onde os dois primeiros elementos são as coordenadas x e y do pixel, sendo que o terceiro elemento representa a escala da cor cinza. O mesmo se aplica ao elemento estruturante.

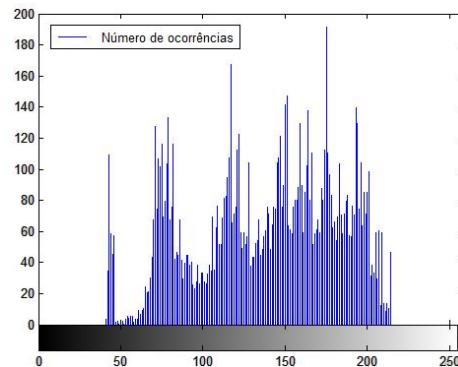
O elemento estruturante pode ter inúmeras formas, sendo elas linear, quadrangular, rectangular, circular entre outros. Considerando também a forma circular da

íris, o ideal será também aplicar à imagem um elemento estruturante igualmente circular. Este elemento estruturante tem como argumentos o raio e o peso, o que permite oferecer resultados diferentes.

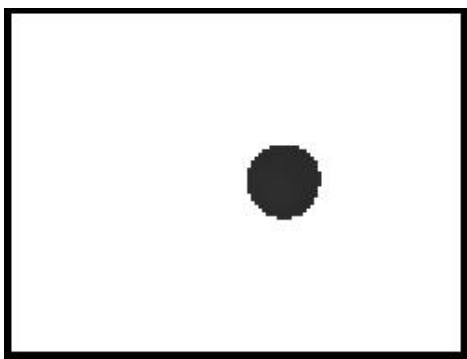
Análise do Histograma Sendo as imagens da íris em escala de cinza, o histograma de uma imagem da íris no intervalo $[0, 255]$ é um função discreta $h(r_k) = n_k$ em que r_k é o k -ésimo valor de cinzento e n_k o número de píxeis na imagem com esse valor de cinzento (figura exemplo 3.3(b)).



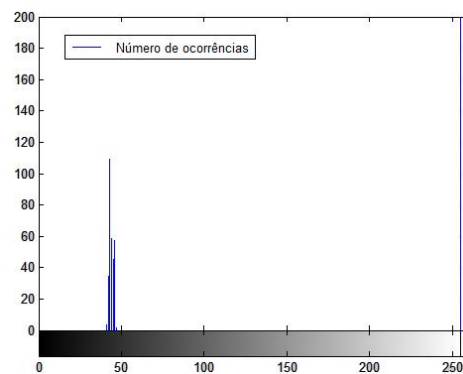
(a) Imagem Pré-Processada com a *abertura*



(b) Histograma da figura 3.3(a)



(c) Imagem no intervalo obtido



(d) Histograma da figura 3.3(c)

Figura 3.3: Imagens e os seus respectivos histogramas

Obtido o histograma da distribuição da cor da imagem, determina-se qual a primeira ocorrência de cor. Isto é, a primeira ocorrência (valor mínimo de cinzento existente) simboliza a cor mais escura existente na imagem. Para a detecção da pupila na imagem, elimina-se então todos os píxeis cujo valor de cinzento seja superior à primeira ocorrência somada com um limiar pré-definido.

Matematicamente pode-se definir através da expressão

$$I(x, y) = \begin{cases} I(x, y) & , I(x, y) \in [k, k + l] \\ 255 & , I(x, y) \notin [k, k + l] \end{cases} \quad (3.4)$$

onde $I(x, y)$ é a imagem, k o valor da primeira ocorrência e l o limiar da soma para obter o valor máximo do intervalo. Resumidamente é escolhido um intervalo de valores do histograma, que estão compreendidos entre a primeira ocorrência detectada (mínimo do intervalo) e a soma do valor mínimo com um limiar (máximo do intervalo). Técnica semelhante à segmentação via *histogram thresholding* [15]. Todos os valores eliminados passam a obter valor 255 (cor máxima), isto é, são considerados cor branca (exemplificado na figura 3.3(c)).

3.1.1.2 Detector de Arestas

O processo de detecção de arestas é ideal para simplificar a análise de imagens removendo drasticamente o conjunto de dados a ser processado, mas preservando a informação estrutural das arestas [6]. Para obter o mapa de arestas é necessário aplicar um detector de arestas.

O detector de arestas LoG [42], é um detector bastante conhecido e usado no processamento de imagem. É iniciado com a aplicação de um filtro Gaussiano que suaviza a imagem, eliminando assim o ruído de altas frequências, seguido da aplicação de um filtro Laplaciano. Sendo uma imagem representada por um conjunto de valores discretos, é necessário arranjar um *kernel* discreto que aproxime a segunda derivada da definição do Laplaciano.

0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

Figura 3.4: Dois exemplos de *kernel* discretos que aproximam o filtro de Laplace

A figura 3.4 ilustra dois exemplos mais comuns. Usando estes *kernels*, o Laplaciano pode ser calculado usando os métodos tradicionais de convolução.

Deste modo obtém-se um mapa de arestas binário contendo as arestas necessárias para identificar a fronteira pupilar, como ilustra a figura 3.5.

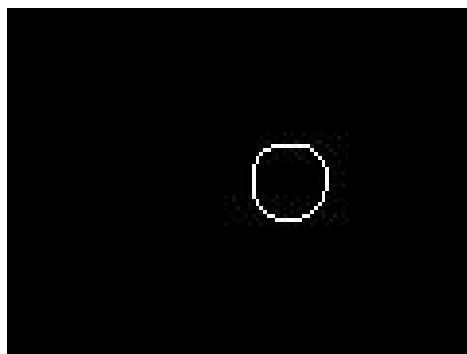


Figura 3.5: Mapa de arestas da imagem 3.3(c) através do detector de arestas LoG

No entanto, este detector de arestas é bastante parametrizável. É possível alterar a dimensão do filtro e o valor do *sigma* do kernel. O valor do sigma é inversamente proporcional ao número de arestas detectadas. O mapa de arestas é uma imagem binária, apresentando as arestas como cor branca sobre um fundo preto. Neste momento, obtém-se o mapa de arestas ideal para segmentar a fronteira pupilar através do método explicado de seguida.

3.1.1.3 Randomized Hough Transform

A transformada de Hough [14] é um método tradicional de detecção de curvas que consiste em três passos:

- um pixel na imagem é transformado numa curva parametrizável
- os parâmetros da curva são armazenados num acumulador onde o número de curvas idênticas armazenadas é igual à sua pontuação
- a curva mais pontuada é a eleita para representar a curva na imagem

No entanto, este método sofre algumas deficiências, nomeadamente o elevado tempo de processamento, elevado consumo de recursos de armazenamento e falta de precisão nas formas encontradas. Para minimizar esses problemas, Xu *et al.* propôs a RHT [54], que selecciona n píxeis da imagem e encaixa-os numa curva parametrizável. Como são escolhidos aleatoriamente conjuntos de n píxeis, este método reduz os requisitos de armazenamento bem como o tempo computacional necessário para detectar as curvas da imagem.

Para a detecção da fronteira circular que compreende a pupila e a íris, é necessário adaptar este método para a detecção de circunferências. Sendo que uma circunferência é uma elipse perfeita, facilmente se adapta o método desenvolvido por Samuel Inverso da RHT para detecção de elipses [17]. O algoritmo a usar é o seguinte:

```
1 while (existem circunferências OU não atingido o número
      máximo de épocas){
3   for( número fixo de iterações){
      Encontrar potencial circunferência
5     if(circunferência encontrada idêntica a alguma existente
          no acumulador)
7       Incrementar em 1 a pontuação
      else
9       Adicionar a circunferência ao acumulador com a
          pontuação inicial de 1
11    }
      Seleccionar a circunferência com maior pontuação e guardar na
13          tabela das melhores circunferências
      Remover a melhor circunferência da imagem
15   Limpar o acumulador }
```

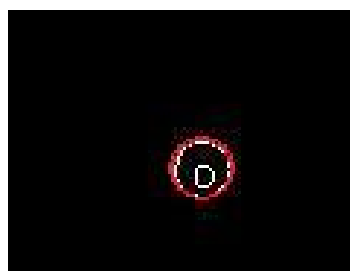
O algoritmo executa um determinado número de épocas, sendo uma época o processo de detectar circunferências através da acumulação. O algoritmo termina quando atingir o número máximo de épocas ou quando não existirem mais circunferências.

O processamento fundamental encontra-se dentro do ciclo *for*, entre a linha 3 e 11. Durante o ciclo, são detectadas circunferências e atribuída uma pontuação. No final do ciclo e terminadas as iterações, determina-se qual a circunferência com maior pontuação e adiciona-se à tabela das melhores circunferências. Remove-se essa circunferência da imagem para evitar que seja novamente detectada e limpa-se o contador. A busca de mais circunferências é reiniciada.

No conjunto de figuras referenciadas em 3.6, é retratado a vermelho a circunferência da fronteira pupilar detectada através do método adaptado a circunferências da RHT.



(a) Circunferência detectada através da RHT com 250 iterações



(b) Circunferência detectada através da RHT com 250 iterações

Figura 3.6: Exemplos de circunferências detectadas nos mapas de arestas produzidos através do método descrito em 3.1.1.2

O processo detalhado de como a busca de circunferência é feita em imagens binárias encontra-se descrito no final da tese no apêndice A.2.

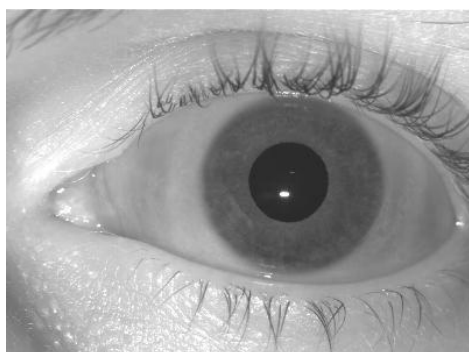
3.1.2 Detecção da Fronteira Esclérica

Como revisto no capítulo anterior, a íris é delimitada por duas fronteiras circulares não concêntricas. No entanto, os centros dessas circunferências na imagem não deverão variar muito. Sendo a fronteira pupilar uma circunferência de centro (x_p, y_p) e raio r_p , obtida através do processo descrito na secção anterior, o próximo objectivo consta em detectar a circunferência da fronteira esclérica de centro (x_e, y_e) e raio r_e que obedeça às seguintes condições:

- $r_{\max} > r_e > r_p$, sendo que r_{\max} é um limite para o valor máximo possível do raio da circunferência da fronteira esclérica
- $(x_e, y_e) = (x_p \pm h, y_p \pm v)$ com $h, v \in \{0, 1, 2, \dots, k_{\max}\}$, onde k_{\max} corresponde ao limite máximo da variação do centro da circunferência no eixo horizontal e vertical

A circunferência da fronteira exterior delimita a íris da esclera. Nessa transição há uma variação de cor, que poderá ser aproveitada para detectar a delimitação que se pretende. Resumidamente será a aplicação de uma técnica semelhante à do detector de arestas.

Partindo do centro da pupila (x_p, y_p) , é criada uma nova imagem contendo uma janela de tamanho $M \times M$ que contenha a íris na sua totalidade.



(a) Imagem Original

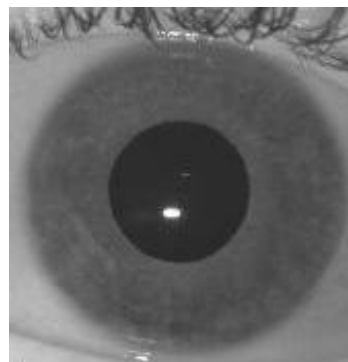
(b) Imagem cortada por uma janela $M \times M$ com centro igual ao centro da pupila

Figura 3.7: A imagem original e o corte que contém a íris

O valor M deverá ser um valor pré-definido de modo a que o corte da imagem obtenha a totalidade da íris, como exemplifica a figura 3.7(b). Uma má segmentação da fronteira pupilar pode provocar uma consequente má segmentação da fronteira esclérica, tendo em conta que o centro da fronteira pupilar é a base de orientação para segmentar a fronteira esclérica.

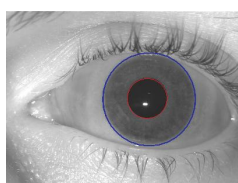
Normalmente, a íris encontra-se obstruída superiormente pela pálpebra superior e inferiormente pela pálpebra inferior, o que torna impossível calcular o valor de y_e , considerando para esta abordagem, $y_e = y_p$.

Deste modo, determina-se a localização da mudança abrupta de cor no eixo horizontal, em ambos os sentidos. Após ter a localização das duas coordenadas, é calculado o ponto médio que será o valor de x_e do centro da circunferência esclérica.

3.2 Normalização

Íris de diferentes pessoas podem ser capturadas em diferentes tamanhos, e mesmo a íris do mesmo olho, pode variar de tamanho devido aos efeitos de iluminação e à distância da localização da câmara. Essa propriedade elástica da íris afectará os resultados de comparação. Com o intuito de obter melhores resultados, é necessário compensar essa deformação.

No seguimento dessa solução, John Daugman representa a íris normalizando-a para uma imagem de tamanho fixo. Esse tamanho é parametrizável, podendo-se ajustar os valores de largura e altura da imagem normalizada. O autor baseia-se num processo de translação de coordenadas cartesianas para coordenadas polares [10]. Esse processo de normalização, denominado de *Daugman Rubber Sheet*, está descrito em 2.4.1.2. É baseado nesse modelo que serão normalizadas as imagens previamente segmentadas. De salientar, que a implementação deste método é baseado na integra no método de Daugman.



(a) Imagem com íris segmentada



(b) Íris normalizada pelo método de John Daugman

Figura 3.8: A imagem segmentada e a normalização da íris segmentada através do método *Daugman Rubber Sheet*

O esquema da figura 3.8 ilustra uma imagem da base de dados *BATH* segmentada através da circunferência vermelha, identificando a fronteira pupilar, e da circunferência azul, delimitando a fronteira da íris com a esclera. A figura 3.8(b) representa a normalização da íris segmentada pelas duas circunferências.

3.3 Extracção de Características

A estrutura da íris contém grandes quantidades de texturas complexas. É no seguimento dessa abundância e complexidade, que é possível codificar a íris, fazendo recurso à extracção dessas propriedades. Para tal, o esquema proposto para a extracção de características é feito através da decomposição via *wavelet*, fazendo recurso à família de *wavelets Daubechies*. Poursaberi *et al.* [37], fazem recurso à decomposição multi-escala via *wavelet Daubechies2*. Utilizam decomposição de 4 níveis ao longo da direcção horizontal e vertical. Filtros de Gabor e *wavelets* são técnicas bastante comuns na análise de texturas [27], [26].

3.3.1 Wavelet Daubechies

A *wavelet Daubechies1*, também denominada de *db1*, é uma *wavelet* ortonormal da família *Daubechies*. Esta *wavelet* é também conhecida por *wavelet* de *Haar*, figura 3.9, considerada a mais simples e possível *wavelet*. Esta *wavelet* apresenta funções base não contínuas, o que significa que não é ideal para analisar funções contínuas. No entanto, esse problema não ganha relevância, visto que as imagens são superfícies discretas de duas dimensões [48].

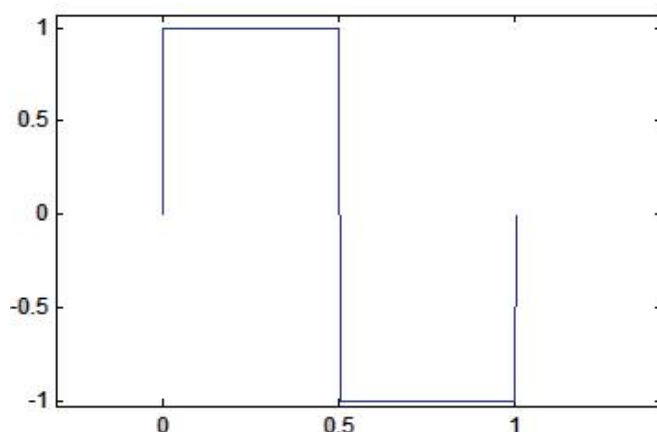


Figura 3.9: *Wavelet Daubechies1 (Haar)*

Para a extração de características é aplicada a *wavelet* uma vez à íris normalizada, através do processo normal da convolução a duas dimensões. Após este processo e para facilitar o processo de comparação, aos valores positivos é atribuído o número 1 e aos restantes o valor 0. Deste modo obtém-se assim um vector multi-dimensional binário (assinatura biométrica) conhecido como *irisCode*, exemplificado no capítulo anterior pela figura 2.12.

3.3.2 Transformada Discreta de *Wavelet*

A transformada discreta de *wavelet* é uma das transformadas pertencentes às transformadas de *wavelet* mas para funções discretas, neste caso para as imagens. Definindo uma transformada como um operador que simplifica um problema e facilita a sua resolução, a transformada discreta de *wavelet* simplifica o problema transformando o sinal original num novo sinal em diferentes componentes, mais concretamente com informação do tempo e da frequência. O objectivo fulcral

da transformada de *wavelet* é “ampliar” as altas frequências e descartar as baixas frequências [55].

3.3.2.1 Banco de Filtros

Para calcular a transformada discreta de *wavelet* é utilizado um banco de filtros. Na maioria dos sinais, as baixas frequências representam a parte mais importante, isto é, é o que determina a identidade do sinal. Os componentes de baixa frequência de um sinal são denominados de *aproximações* enquanto que as altas frequências são denominadas de *detalhes*.

O processo de aplicação de filtros é exemplificado pela figura 3.10. Ao sinal original são aplicados um filtro *passa-baixo* e um filtro *passa-alto*, resultando em dois sinais de saída. No entanto, com este procedimento obter-se-ia um conjunto de dados duas vezes maior do que o original. Para solucionar este problema, é aplicado o processo de *downsampling*. Este processo consiste em reduzir a quantidade da amostra dos dados e conseqüentemente o tamanho dos dados. Essa redução é feita eliminando os valores nas posições ímpares, recuperando apenas os valores das posições pares e reduzindo o número de elementos para metade.

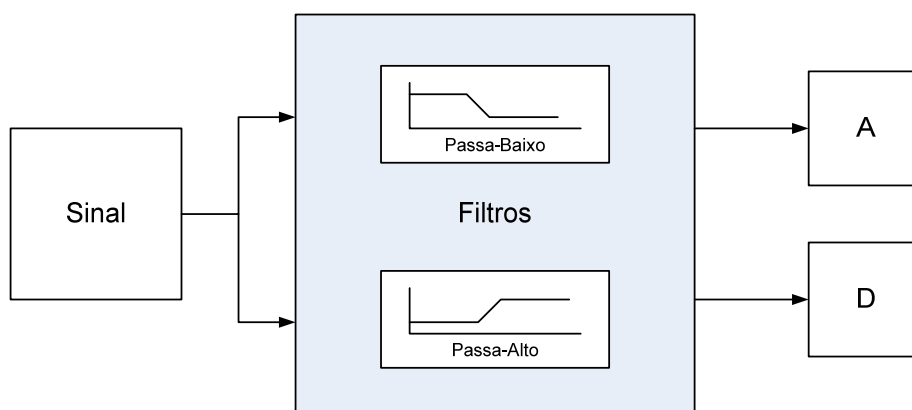


Figura 3.10: Aplicação de filtros de uma dimensão

O sinal resultante identificado na imagem 3.10 como *A*, é o sinal conhecido como *aproximação*, isto é, é o sinal resultante da convolução entre o sinal de entrada e o filtro *passa-baixo*, representativo dos componentes de baixas-frequências. O sinal *D*, por sua vez, é o sinal resultante da aplicação do filtro *passa-alto*, de onde resultam

os coeficientes das altas-frequências (*detalhe*). Os filtros *passa-baixo* e *passa-altos* são operadores lineares, aplicados ao sinal de entrada como uma convolução.

Este processo de decomposição pode ser iterado, com sucessivas aproximações serem decompostas de modo a um sinal ser dividido em vários componentes de baixa resolução. Este processo é denominado por *decomposição diádica* e ilustrado pela figura 3.11. Deste modo, em cada etapa da análise do sinal, possui-se detalhes específicos para cada faixa de frequência.

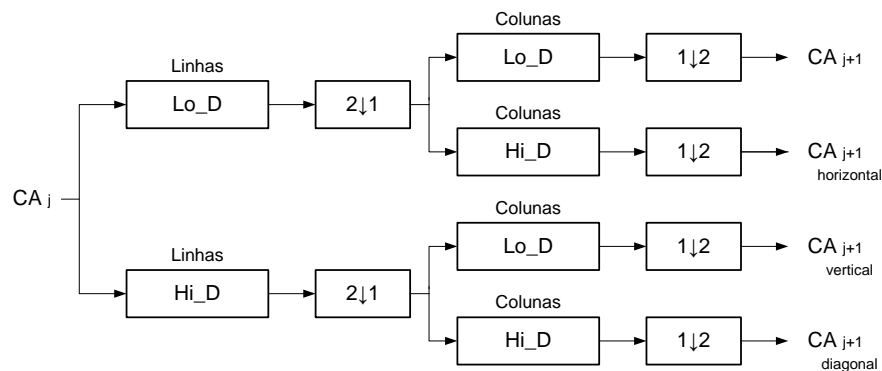
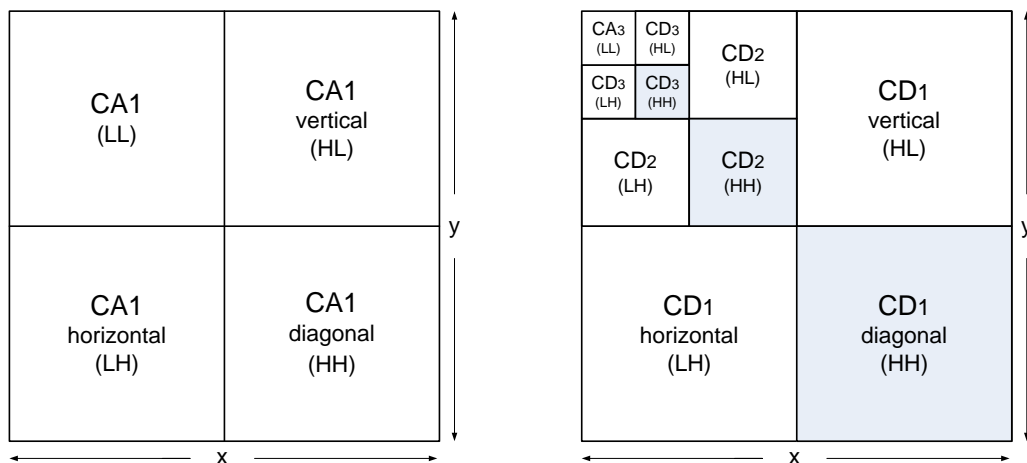


Figura 3.11: Encadeamento de banco de filtros

CA_j simboliza os componentes de *aproximação*, que inicialmente, para $j = 0$ corresponde à imagem original. Como descrito anteriormente, o sinal é processado pelo filtro *passa-baixo*, Lo_D , e *passa-alto*, Hi_D . É feita a da convolução a uma dimensão dos filtros com os valores das linhas da imagem. Para cada sinal resultante da convolução é aplicado o processo de *downsampling* às linhas, ilustrado por $2 \downarrow 1$. Após reduzida a quantidade de informação dos sinais, é aplicado a cada um, novamente, os filtro *passa-baixo* e *passa-alto*, mas apenas fazendo a convolução com as colunas. Para obter coerência, é feito um *downsampling*, desta vez eliminando metade das colunas ($1 \downarrow 2$).

Deste modo, apenas para um nível, o processo encontra-se finalizado e com quatro sinais resultantes. Sendo o processo iterativo, em teoria poderia ser infinito no que respeita ao número de iterações. No entanto, o processo de decomposição prossegue até o sinal resultante consistir numa simples amostra, isto é, apenas um pixel. Assim sendo, o número de níveis é escolhido consoante as dimensões da imagem a processar e do que se pretende obter.

A figura 3.12(a) esquematiza a decomposição diádica ilustrada no diagrama 3.11, através das quatro imagens resultantes.



(a) Diagrama da decomposição diádica da imagem

(b) Diagrama da decomposição diádica da imagem a três níveis

Figura 3.12: Diagrama da decomposição diádica de imagens através da transformada de *wavelet*

Considerando a aplicação do processo de *downsampling*, cada sub-imagem contém um quarto dos pontos da imagem original.

A sub-imagem $CA_1(LL)$, pode ser descartada sem se perder quaisquer informações da imagem, sendo usada apenas para uma nova decomposição. A figura 3.12(b) ilustra esse mesmo caso, onde a sub-imagem dá lugar a um novo conjunto de sub-imagens para uma nova etapa. Obtidas as imagens resultantes para um determinado número de etapas, elas são utilizadas para criar o vector de características. Usualmente, o vector é criado a partir das sub-imagens HH , sub-imagens coloridas a cinzento exibidas na figura 3.12(b), obtidas ao longo dos três níveis, como é o exemplo sugerido por Lim & Lee *et al.* [24]. No entanto, outros autores utilizam apenas as sub-imagens do último nível decomposto, como é o caso de Poursaberi *et al.* [37].

Como referido anteriormente, a decomposição pode ser feito em mais níveis, utilizando sempre a sub-imagem LL do último nível para a nova decomposição.

3.4 Comparação de Características

De acordo com o esquema referido em 2.4.1, comparar características é a etapa final do processo de reconhecimento de íris. Desta comparação sairá um valor que representará a similaridade das assinaturas em análise. Para tal comparação, e usando como referência o esquema de comparação proposto por John Daugman [9], [10], também nesta etapa se fará uso da HD, conhecido como distância de *Hamming*. O método descrito em 2.4.1.4 será o mesmo usado nesta fase final do sistema.

De um modo generalista, para os dois vectores binários com as mesmas dimensões em comparação, é feita uma contabilidade do número de ocorrências de valores iguais para as mesmas posições.

3.4.1 Deslocamento Horizontal

É possível deslocar horizontalmente a assinatura binária, movendo todos os pixels um determinado número de posições em ambos os sentidos, esquerda e direita. Esta medida, tenta superar possíveis deslocamentos aquando de uma segmentação menos perfeita. A figura 3.13 ilustra o processo de deslocação de um pixel para a direita. De salientar, que os pixels finais serão deslocados para o início, mantendo-se assim uma coerência quanto ao tamanho da imagem.

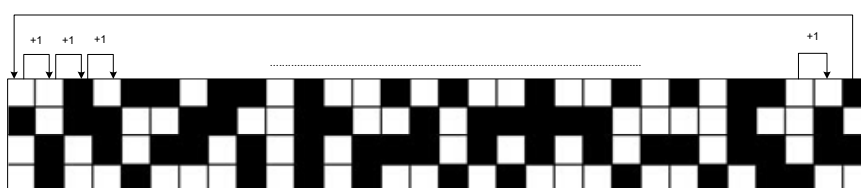


Figura 3.13: Exemplo de deslocamento horizontal pela direita na comparação de assinaturas biométricas binárias

Este deslocamento é feito na imagem a ser processada. É possível variar o sentido e a quantidade de deslocamentos a fim de se obter a assinatura com melhor valor de semelhança.

3.5 Optimização

As metodologias para a resolução da várias etapas do reconhecimento de íris foram detalhadas em cima. No entanto existem certos ajustes que poderão ser feitos para ajudar a obter melhores resultados. É o exemplo da detecção de ruído na imagem da íris segmentada. Pode ser considerado ruído as pestanas e as pálpebras. O passo para detectar esse ruído é demonstrado de seguida.

3.5.1 Detecção de Pálpebras e Pestanas

Num sistema onde é esperada a cooperação do individuo na fase de captura da imagem da íris, não se espera que a imagem capturada contenha obstruções provocadas pelas pestanas ou pelas pálpebras. No entanto, para enriquecer o estudo desta tese e porque algumas das imagens da teste da base de dados *BATH* contêm ruído, este tema é abordado e é apresentado um método que visa solucionar o problema.



(a) Íris normalizada com obstrução de pestanas



(b) Íris normalizada com obstrução de pálpebras



(c) Íris normalizada com obstrução de pestanas e pálpebras

Figura 3.14: Conjunto de imagens da íris normalizadas com ruído

Na figura 3.14 estão exemplificadas imagens normalizadas da íris com ruído. Analisando as imagens conclui-se que a íris fica parcialmente tapada através das pestanas e das pálpebras, influenciando negativamente o resultado de extração de características.

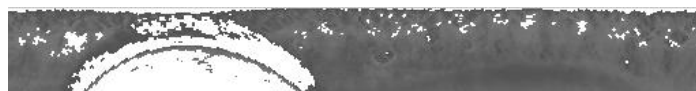
Adam *et al.* [1] propõe um método de detecção de pálpebras na segmentação da íris através de um detector de arestas. No entanto, é tarefa árdua detectar as

pálpebras, pois as suas fronteiras estão usualmente obstruídas pelas pestanas.

Como foi feito na secção da segmentação da fronteira pupilar, em 3.1.1.1, também nesta metodologia se propõe o uso da análise do histograma. A íris possui normalmente uma cor homogénea, o que faz com que a variação da sua cor seja muito pequena. Sabendo então que a cor predominante é a cor da íris, é feita uma procura no histograma pela cor com mais ocorrência. Considerando um intervalo do tipo $[c_{max} - limiar_e, c_{max} + limiar_d]$ consegue-se remover as cores menos predominantes, isto é, apenas permanecem os píxeis correspondentes à íris. A variável c_{max} representa a intensidade da cor predominante enquanto que $limiar_e$ e $limiar_d$ são os limiares do intervalo para valores mais escuros e valores mais claros, respectivamente.



(a) Figura 3.14(a) com a identificação de pestanas



(b) Figura 3.14(b) com a identificação de pálpebras



(c) Figura 3.14(c) com a identificação de pestanas e pálpebras

Figura 3.15: Conjunto de imagens da íris normalizadas com detecção de pálpebras e pestanas

Deste modo consegue-se então obter imagens normalizadas da íris semelhantes às da figura 3.15. De salientar que, como demonstram as imagens, este método também detecta erroneamente alguns píxeis pertencentes à pupila. Isto deve-se ao facto de existirem píxeis com valores de pigmentação fora do intervalo.

Com estas imagens da íris normalizadas, o processo de extracção de características é feito de forma idêntica. Difere nos píxeis considerados ruído (assinalados a branco) que não farão parte da convolução quando aplicado a *wavelet Daubechies1*.

Capítulo 4

Resultados e Discussão

No capítulo anterior foi abordado o método proposto para as etapas do reconhecimento cooperativo da íris. Neste capítulo, far-se-à referência às outras metodologias implementadas e às decisões feitas, devidamente justificadas. Serão exibidos os resultados comparativos entre os métodos descritos.

É também mencionada a base de dados usada para a realização dos testes, assim como os tipos de ruído existentes nas imagens capturadas.

4.1 Base de Dados BATH

Em conjunto com a Universidade de Bath, a Smart Sensors Limited criou uma base de dados de imagens da íris. Actualmente contém imagens de 800 pessoas (1600 olhos) com 20 imagens de cada olho esquerdo e direito, contendo um total de 32000 imagens de íris [18]. A maioria das imagens capturadas pertencem a alunos e trabalhadores da Universidade de Bath. Os alunos representam cerca de 100 países, o que torna esta base de dados variada e representativa [32].

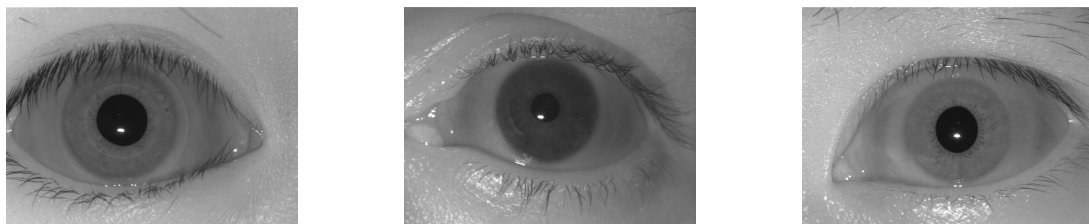


Figura 4.1: Exemplos de imagens da íris da base de dados BATH

As imagens foram captadas através de uma câmara de alta resolução e com iluminação de *LEDs* infravermelhos. A colocação desta iluminação foi posicionada de modo a que a pupila fosse a única a reflectir a iluminação. Deste modo assegurou-se que as texturas da íris não foram corrompidas. Foi usado um filtro de corte infravermelho de modo a que outras iluminações adjacentes não fossem capturadas.

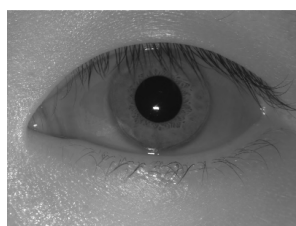
Com estas condições, esta base de dados foi adoptada para os testes desta tese, pois o conjunto de dados retrata minimamente as típicas imagens de um sistema cooperativo de reconhecimento de íris. No entanto, algumas destas imagens podem conter ruído, tal como obstruções de pestanas ou pálpebras. Detalhes sobre ruído existente nas imagens desta base de dados estão descritos de seguida.

Estando esta base de dados munida de uma vasta quantidade de imagens, foram escolhidas 157 imagens de teste que fossem representativas do conjunto total.

4.1.1 Tipos de ruído

Como referido anteriormente, esta base de dados mesmo sendo considerado óptima para os testes de um sistema de reconhecimento de íris cooperativo, apresenta imagens com ruído. Nesta secção vão ser analisados os tipos de ruídos existentes e aqueles que afectam as imagens desta base de dados. Considerando ruído como tudo o que não faça parte da textura da íris, pode-se assim considerar oito tipos de ruído: obstrução das pestanas, obstrução das pálpebras, reflexos, má focagem, íris total ou parcialmente fora da imagem, íris fora de ângulo, desfocadas pelo movimento e restantes partes consideradas íris através de má segmentação. No entanto, tratando-se esta tese de reconhecimento cooperativo, não faz sentido falar em íris desfocadas, fora da imagem ou mesmo fora de ângulo.

Analisando a base de dados *BATH*, particularmente as imagens seleccionadas para representar o conjunto de treino, observa-se que a possibilidade de ruído existente é derivado à obstrução das pestanas, como mostra a figura 4.2(a), obstrução das pálpebras, ilustrado pela figura 4.2(b) ou de ambas, como é o caso da figura 4.2(c).



(a) Imagem ruidosa devido à obstrução das pestanas



(b) Imagem ruidosa devido à obstrução das pálpebras



(c) Imagem ruidosa devido à obstrução de pestanas e pálpebras

Figura 4.2: Exemplos de imagens com ruído da base de dados *BATH*

4.2 Panasonic Authenticam

No início da concepção da tese, era objectivo primário trabalhar com imagens capturadas com o dispositivo *BM-ET100* da Panasonic, também conhecido como *Authenticam*. No entanto, após vasta pesquisa e investigação, concluiu-se que a tarefa não seria fácil. Devido a considerações de privacidade, os sistemas biométricos devem guardar fisicamente a imagem da íris codificada. No caso particular deste dispositivo da Panasonic ¹, e de acordo com os dados fornecidos em [45], toda a informação relativa à identidade da pessoa é guardada na base de dados e encriptada usando a cifra *blowfish*. Tornando, deste modo, árdua a tarefa de adaptar este modelo para tentar aceder ao sensor e obter as imagens da íris.

4.3 Avaliação de Resultados

É nesta secção que serão exibidos os resultados obtidos para os métodos implementados e será feita uma avaliação crítica desses valores. Inicialmente será revista a qualidade do método de segmentação proposto através do cálculo da distância euclidiana entre os valores ideais e os valores obtidos. Por fim, serão exibidos os resultados da etapa de extracção de características, onde saíram os melhores parâmetros para codificar a íris.

¹<http://www.panasonic.com/business/medicalvideo/software-downloads.asp?link=Biometrics>

4.3.1 Segmentação da Íris

Na secção 3.1 foi mencionado o método desenvolvido para a segmentação da íris. Este método é baseado no método desenvolvido por Richard P. Wildes mencionado em 2.4.1.1, fazendo recurso à detecção de arestas seguido da aplicação da RHT.

A fórmula para o cálculo da distância euclidiana entre a circunferência obtida e a circunferência que delimita a pupila é dada por

$$d_p = \sqrt{(x_p - x_{rp})^2 + (y_p - y_{rp})^2 + (r_p - r_{rp})^2} \quad (4.1)$$

onde (x_p, y_p, r_p) são os valores obtidos das coordenadas e do raio da circunferência da fronteira pupilar e (x_{rp}, y_{rp}, r_{rp}) os reais valores. Com esta fórmula é possível determinar o desvio em píxeis da circunferência calculada com a verdadeira posição da circunferência, juntamente com a variação do tamanho do raio.

Do mesmo modo determina-se a distância euclidiana para a fronteira esclérica através da expressão

$$d_e = \sqrt{(x_e - x_{re})^2 + (y_e - y_{re})^2 + (r_e - r_{re})^2} \quad (4.2)$$

sendo (x_e, y_e, r_e) os valores da circunferência que delimita a fronteira com a esclera obtidos através do método proposto e (x_{re}, y_{re}, r_{re}) os valores da posição verdadeira da circunferência na imagem.

Juntando as expressões 4.1 e 4.2, determina-se o desvio total da íris segmentada sobre a verdadeira localização da íris através de

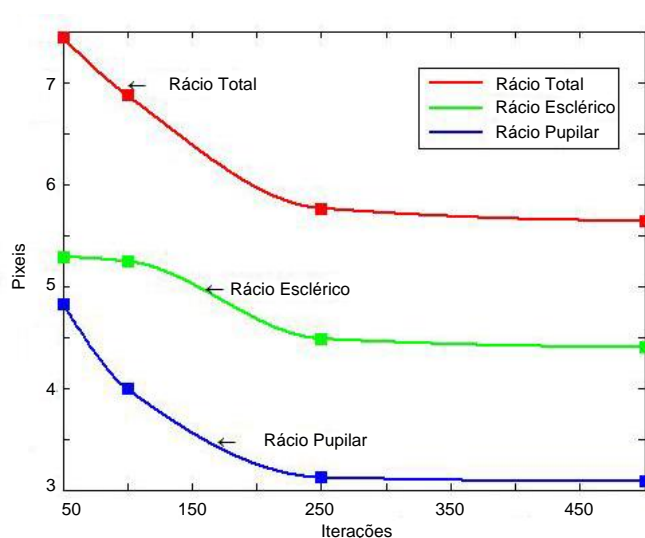
$$d_t = \sqrt{(x_p - x_{rp})^2 + (y_p - y_{rp})^2 + (r_p - r_{rp})^2 + (x_e - x_{re})^2 + (y_e - y_{re})^2 + (r_e - r_{re})^2} \quad (4.3)$$

Na tabela 4.1 está indicado o valor das distâncias euclidianas entre os centros calculados da pupila, da íris e dos raios com os reais valores. Como detalhado em 3.1.1.3, é possível determinar o número de iterações para a busca de circunferências que detectem a fronteira pupilar através do método RHT. Deste modo, foram efectuados testes com o número de iterações a variar entre 50, 100, 250 e 500. De salientar que este número de iterações é usado a partir do momento que é encontrada a primeira circunferência, evitando assim, que o algoritmo termine sem detectar quaisquer circunferências.

Tabela 4.1: Distância euclidiana da segmentação através do método proposto para várias iterações

Rácio	50 iterações	100 iterações	250 iterações	500 iterações
Rácio Pupilar	4.82px	3.99px	3.12px	3.08px
Rácio Esclérico	5.28px	5.24px	4.48px	4.40px
Rácio Total	7.44px	6.87px	5.76px	5.64px

O valor apresentado, denominado de *rácio*, é a média das distâncias obtidas para cada imagem do conjunto de dados e está expresso em píxeis (px). Analisando a tabela, pode-se concluir que, em média e para 100 iterações, cada imagem está desviada aproximadamente $7px$ da sua posição real, considerando a expressão 4.3. A tabela também elucida que com um maior número de iterações, o valor do erro diminui. Isto deve-se ao facto de que com um maior número de iterações provoca uma pesquisa mais robusta e coerente. No entanto, visto que a RHT trata-se de um método que selecciona píxeis aleatoriamente, várias execuções para os mesmos dados e com os mesmos parâmetros podem fornecer resultados diferentes, o que torna difícil apresentar resultados concretos. Assim sendo, estão valores tentam generalizar os valores obtidos.

**Figura 4.3:** Gráfico representativo da deslocação em píxeis em função do número de iterações

O gráfico 4.3 representa a variação do erro em função do número de iterações. De notar que a função é baseada nos dados da tabela 4.1, onde se pode constatar que a partir das 250 iterações o erro diminui muito ligeiramente.

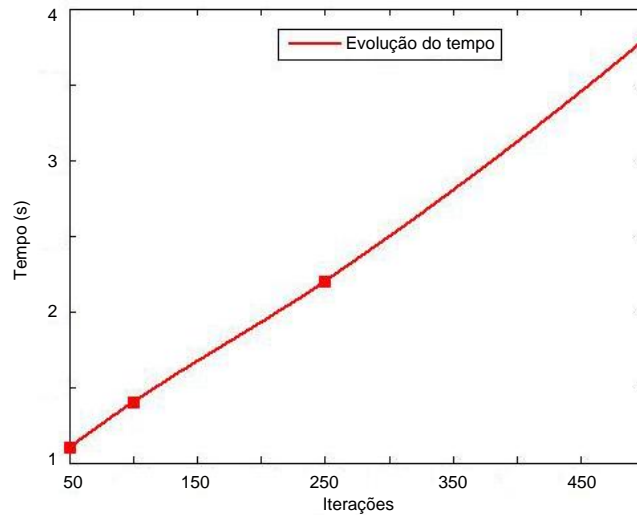


Figura 4.4: Gráfico representativo do tempo em função do número das iterações

No entanto é também necessário avaliar o tempo computacional necessário para o processamento consoante o número de iterações usadas. Essa avaliação é fornecida pelo gráfico 4.4. O tempo computacional para cada iteração varia consoante as imagens, e mesmo para cada imagem pode apresentar valores diferentes. Como foi mencionado anteriormente, isto deve-se ao facto de o algoritmo RHT usar pontos aleatórios e obter várias quantidades de circunferências detectadas para o mesmo número de iterações.

A fronteira esclérica não é segmentada através do método da RHT, portanto não varia consoante o número de iterações. Na tabela é-nos apresentado o rácio esclérico, contudo é de salientar que a detecção desta fronteira está dependente do resultado obtido na detecção da fronteira pupilar.

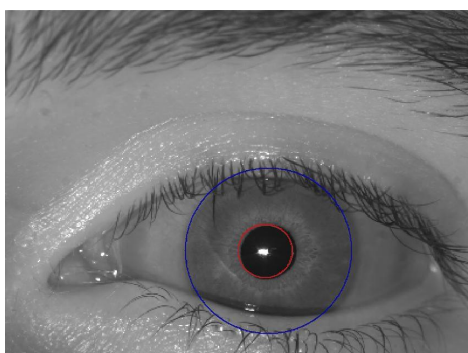
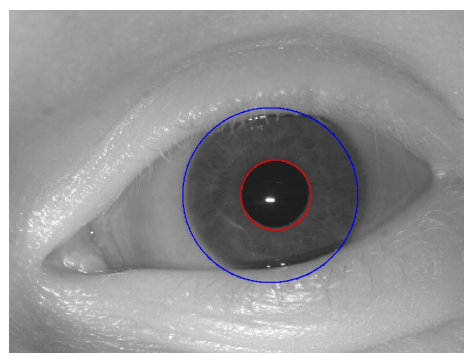
Na tabela 4.2 estão distribuídas as percentagens de imagens que correspondem a segmentações com valores do rácio total menores que 5 píxeis, entre 5 e 10 píxeis, entre 10 e 15 píxeis, entre 15 e 20 píxeis e mais de 20 píxeis.

Através da análise das tabelas 4.1 e 4.2, conclui-se facilmente que com mais iterações os resultados obtidos vão melhorando. Isto deve-se ao facto de o método

Tabela 4.2: Percentagem de imagens consoante a sua distância euclidiana

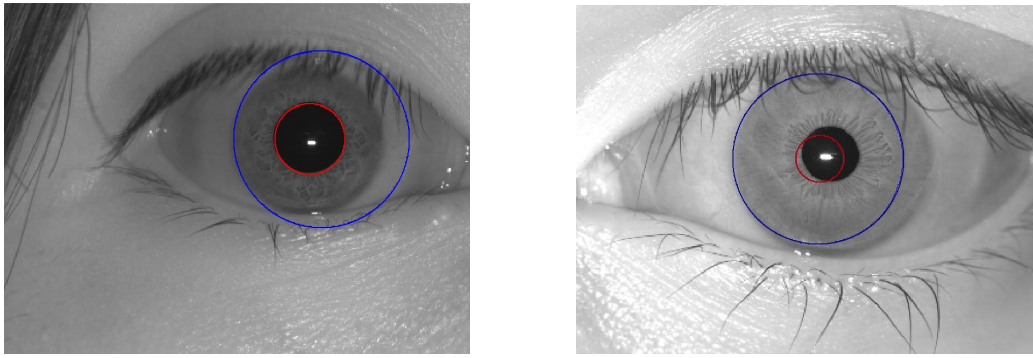
d_t	<5px	>5px e <10px	>10px e <15px	>15px e <20px	>20px
d_t c/ 50 it.	39.5%	46.5%	5.7%	4.5%	3.8%
d_t c/ 100 it.	52.9%	36.9%	5.1%	4.5%	0.6%
d_t c/ 250 it.	55.4%	34.4%	6.4%	3.8%	0.0%
d_t c/ 500 it.	59.2%	30.6%	7.0%	3.2%	0.0%

RHT fazer mais buscas por circunferências, o que permite detectar numa maior quantidade a circunferência pretendida. No entanto, mais iterações, implica obrigatoriamente maior custo computacional. Analisando também as imagens resultantes da segmentação, pode-se afirmar que imagens com uma d_t inferior a 10 píxeis, são consideradas bem segmentadas.

(a) Segmentação com $d_t = 4.12px$ (b) Segmentação com $d_t = 8.54px$ **Figura 4.5:** Exemplos de imagens bem segmentadas com o método proposto

Com essas considerações, são exemplos de imagens bem segmentadas as figuras 4.5(a) e 4.5(b), mesmo que a segmentação não seja a pretendida. As figuras 4.6(a) e 4.6(b) ilustram, portanto, imagens da íris mal segmentadas. De salientar que a figura 4.6(b) apresenta má segmentação ao nível de ambas as fronteiras, pupilar e esclérica, ao passo que a figura 4.6(a) apenas possui a fronteira com a esclera mal segmentada.

Como visto anteriormente, existem segmentações que não são bem conseguidas. Essa má segmentação pode ser devido a reflexos na pupila, não removidos correctamente com os operadores morfológicos, ou a obstruções de pestanas. As figuras 4.6(b) e 4.6(a) ilustram respectivamente esses casos.

(a) Segmentação com $d_t = 16.55px$ (b) Segmentação com $d_t = 18.7px$ **Figura 4.6:** Exemplos de imagens mal segmentadas com o método proposto

4.3.2 Normalização

É com a normalização que se pretende compensar as variações do tamanho da íris. Como referido anteriormente em 2.4.1.2 e 3.2, o tamanho da íris está dependente da distância de captura e da dilatação da pupila devido à quantidade de luz. Além do método proposto baseado no *Daugman Rubber Sheet*, uma outra versão foi analisada e testada. Essa versão consiste na normalização da íris para um vector de apenas uma dimensão.

4.3.2.1 Normalização Vector Uni-dimensional

A normalização para um vector uni-dimensional é em tudo semelhante à normalização para um vector multi-dimensional. Apenas difere, que após obter a imagem normalizada pelo método proposto, este é reduzido para um vector de uma dimensão. A cada posição k do vector corresponde a média da coluna com o mesmo valor k . Facilmente se consegue deduzir a expressão

$$V(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(k, i) \quad (4.4)$$

onde $V(k)$ representa o vector uni-dimensional na posição k e n o número de linhas da imagem I . A figura 4.7 exemplifica essa normalização.

Naturalmente que com este procedimento, em vez de píxeis reais passa-se a obter um valor representativo de todos os valores de cada coluna. Tem como vantagem o tamanho reduzido da assinatura, mas é de esperar piores resultados, devido

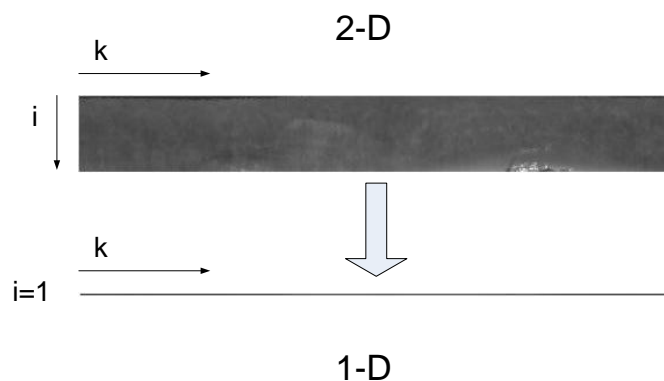


Figura 4.7: Normalização para vector uni-dimensional

à eliminação de informação da íris. Resultados usando vector uni-dimensional encontram-se em 4.3.3.1.

4.3.3 Comparação de Características

Esta será uma das etapas mais importantes, pois é de onde resultam os melhores parâmetros para a extracção de características, em função dos resultados obtidos. Como mencionado em 3.4, ao fazer a comparação entre duas assinaturas obtém-se o valor da HD, entre 0 e 1, o que indica o quão semelhantes as assinaturas são. Valores próximos de 0 indicam que as assinaturas são bastante semelhantes, e valores próximos de 1 representam o contrário.

Porque qualquer pixel da íris na fase de codificação pode igualmente ser 1 ou 0, o resultado esperado da HD para íris distintas é de 0.5 [9]. O objectivo é então comparar cada imagem com as restantes do conjunto de treino. Comparações entre imagens das mesmas íris serão representadas numa classe, enquanto que comparações entre diferentes íris farão parte de outra classe.

Inicialmente far-se-ão experiências para o conjunto de dados devidamente segmentado. No final, serão feitos os mesmos testes mas para as imagens resultantes da segmentação efectuada pelo método proposto.

4.3.3.1 Usando Segmentação Ideal

Na comparação de “todos contra todos”, resultam então as duas classes: inter e intra. Na classe inter está a distribuição das HD entre diferentes íris e na classe intra as que correspondem a imagens da mesma íris. Dentro do conjunto de dados representativo da base de dados *BATH*, foi escolhido um pequeno conjunto de treino para determinar os parâmetros que melhores resultados ofereciam. Esse conjunto é formado por 4 íris, e com 6 imagens para cada íris, dando um total de 24 imagens e de 276 comparações. Dessas 276 comparações, 60 correspondem a comparações entre imagens diferentes da mesma íris e as restantes 216 a comparações entre imagens de íris diferentes.

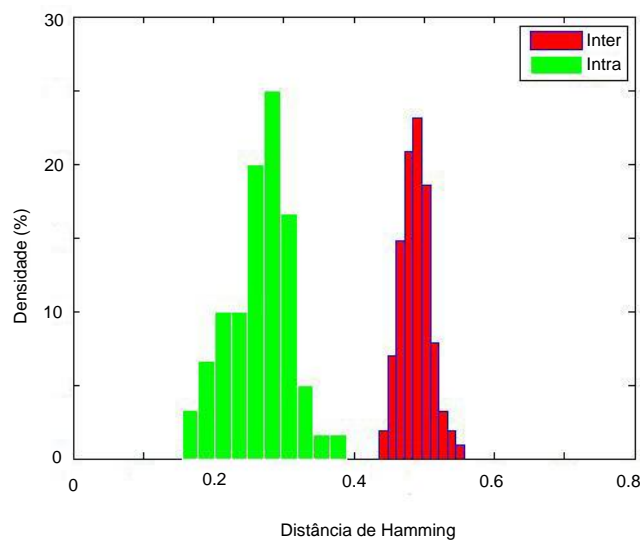


Figura 4.8: Gráfico das inter e intra classes

Avaliando o gráfico da figura 4.8, nota-se claramente que ambos os conjuntos estão devidamente separados. O que significa que os valores de FAR e de FRR seriam zero em ambos os casos. A medida que avalia a qualidade da distribuição é denominada de *decidabilidade* e representada pelo símbolo d' . A *decidabilidade* avalia a qualidade da separação de ambas as distribuições e a qualidade da distribuição de cada conjunto. Pode ser calculada através de

$$d' = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\frac{1}{2}(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}} \quad (4.5)$$

onde μ_1 e μ_2 são as médias dos dois conjuntos enquanto que σ_1 e σ_2 simbolizam o desvio padrão. Quanto mais separados estiverem os conjuntos e quanto mais o conjunto da classe intra estiver perto de zero, maior será o valor da *decidabilidade*. Para as duas distribuições presentes na figura 4.8 o valor da *decidabilidade* é $d' = 6.22$. Aplicando uma função de ajuste gaussiana, descrita da seguinte forma

$$f(x) = a * e^{-\frac{(x-b)^2}{2*c^2}} \quad (4.6)$$

e utilizando os parâmetros $a = 22.44$, $b = 0.28$ e $c = 0.06$ para a distribuição da inter classe e $a = 23.52$, $b = 0.49$ e $c = 0.03$ para a distribuição da classe intra, permite elucidar o modo como estão distribuídos os conjuntos. O gráfico 4.6 ilustra essa aproximação.

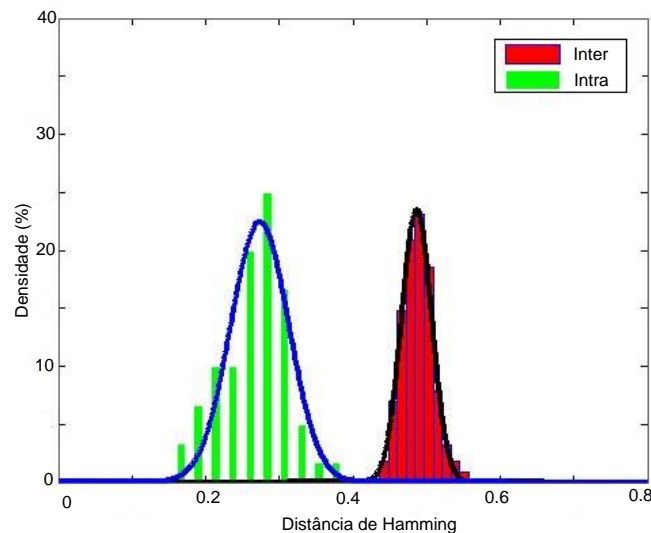


Figura 4.9: Ajuste de uma função Gaussiana às duas distribuições

A partir do gráfico da figura 4.9, consegue-se ter uma melhor percepção de como estão distribuídas as classes intra e inter. Assim, é possível com maior viabilidade seleccionar um *threshold* de admissão. É esse valor que servirá de limite para classificar uma assinatura como aceite ou rejeitada. Neste gráfico as duas curvas interceptam-se no eixo do x , não existindo nenhuma área resultante da intercepção, o que significa que não existem valores da HD em conjunto.

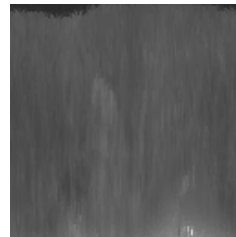
No entanto, os resultados previamente exibidos são obtidos após testar quais os melhores parâmetros. São eles a dimensão da imagem da íris normalizada e o tipo

da *wavelet* de Daubechies, parâmetros que serão analisados de seguida.

Varição do Tamanho da Íris Normalizada Como citado em 3.2, o processo de normalização é parametrizável. Deste modo, pode-se ajustar o tamanho da íris normalizada e testar quais as dimensões que melhores resultados fornecem. Foram considerados dois grupos de imagens da íris normalizadas: as rectangulares e as quadradas. Para íris normalizadas rectangulares e usando a *wavelet Daubechies1*, como é exemplo a figura 4.10(a), os resultados obtidos estão listados na tabela 4.3.



(a) Exemplo de uma imagem da íris normalizada rectangular



(b) Exemplo de uma imagem da íris normalizada quadrada

Figura 4.10: Exemplos de imagens da íris normalizadas

De salientar que as dimensões da íris normalizada provocam, conseqüentemente, uma maior assinatura biométrica. O tamanho físico da assinatura é também um aspecto a ter em conta, sendo que quanto menor for o seu tamanho, melhor. Isto é, no que toca a armazenamento de dados, é sempre preferível que os dados a guardar sejam de tamanho reduzido.

Tabela 4.3: Resultados das HD consoante as dimensões da imagem da íris normalizada rectangular

Dimensões	Decidabilidade	Tamanho da Assinatura (bits)
512 x 64	2.1	32193
256 x 32	2.8	7905
128 x 16	4.0	1905
64 x 8	4.4	441
32 x 4	3.5	93
16 x 2	0.8	15

Também usando as *wavelets* de *Daubechies1* mas para imagens da íris quadradas, exemplificado pela figura 4.10(b), os resultados foram os exibidos pela tabela 4.4.

Tabela 4.4: Resultados das HD consoante as dimensões da imagem da íris normalizada quadrada

Dimensões	Decidabilidade	Tamanho da Assinatura (bits)
256 x 256	2.6	65025
128 x 128	3.8	15625
64 x 64	5.6	3696
32 x 32	6.2	961
16 x 16	4.2	225
8 x 8	2.2	49

As *wavelets* de *Daubechies1*, são filtros de dimensões 2 por 2. O que significa que no processo de convolução usado no método proposto, a assinatura biométrica terá, como dimensões, uma coluna e uma linha a menos do que a imagem da íris normalizada. Isto deve-se ao facto, de no processo de convolução nunca ser utilizada a última linha e coluna, pois o filtro não opera nas fronteiras da imagem.

Pela análise das tabelas 4.3 e 4.4, conclui-se que os melhores resultados se obtêm com dimensões intermédias da íris normalizada. E que imagens normalizadas quadradas apresentam maiores valores de decidabilidade.

Varição da *wavelet* de *Daubechies* Considerando, através da análise anterior, que os melhores resultados se obtêm para uma imagem da íris normalizada quadrada de 32 pixels de lado, é nessa base que serão realizados os testes para as restantes *wavelets* da família *Daubechies*. Para determinar as *wavelets* ortogonais *Daubechies*, é utilizada a expressão $N = 2A$, onde N é o tamanho do filtro e A representa o tipo da *wavelet*. Exemplificando, para a *wavelet* de *Daubechies1*, o valor de N é de $2 * 1$.

Na tabela 4.5, vigora a *wavelet* de menor tamanho, a *Daubechies1*. Tendo em conta o tamanho da imagem normalizada (32x32), não se justifica testar para filtros superiores ao tamanho da imagem a processar.

Resultado Final Com o conjunto de treino seleccionado, foram encontrados, na sub-secção anterior, os melhores parâmetros que forneceram melhores resultados.

Tabela 4.5: Resultados das HD consoante as dimensões do filtro das *wavelets* da família Daubechies

<i>Wavelet</i>	Decidabilidade	Tamanho da Assinatura (bits)
Daubechies1	6.2	961
Daubechies2	5.6	841
Daubechies4	5.3	625
Daubechies6	4.4	441
Daubechies8	4.1	289
Daubechies10	2.8	169
Daubechies12	2.3	81
Daubechies14	1.9	25

Ainda usando a segmentação da íris manual mas aplicando agora ao conjunto de teste, os resultados são os apresentados pela figura 4.11. Para estes resultados, o valor da decidabilidade é de 4.83 e consistia em 12246 comparações. Sendo 165 referentes a imagens da mesma íris e as restantes 12081 referentes a imagens de íris diferentes.

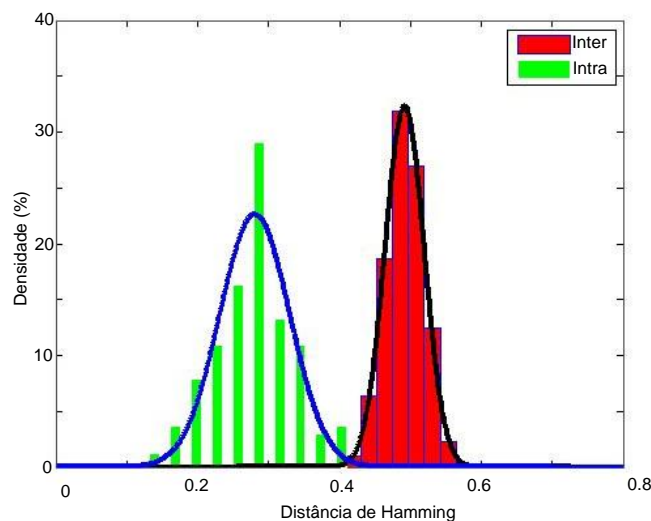
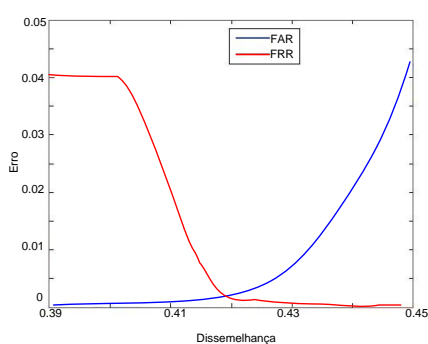


Figura 4.11: Gráfico da distribuição das inter e intra classes consoante a dissemelhança na comparação de assinaturas da íris

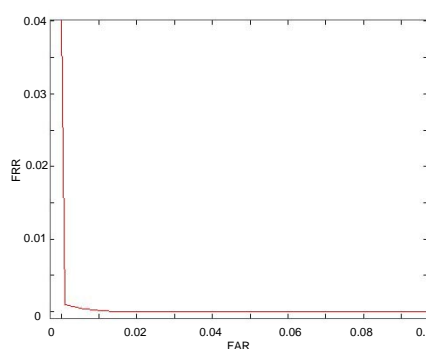
A figura 4.12(a) exhibe ambas as curvas, FAR e FRR, segundo o seu erro em variação

da dissemelhança. Como se pode analisar, as curvas apresentam valores de erro bastantes reduzidos. Os testes foram realizados para 10 *thresholds*, provenientes do gráfico da figura 4.11.

Na figura 4.12(b) encontra-se a curva *Detection Error Tradeoff (DET)*. A curva DET é uma variante da curva *Receiver Operating Curve (ROC)* que exhibe em ambos os eixos apenas taxas de erro. Concretamente para esta figura, reflecte a variação entre o FAR e o FRR. É através da análise desta curva, que se pode estabelecer qual o *threshold* de admissão. Isto é, com a variação do valor do FAR, também o valor do FRR varia.



(a) Curva FAR e FRR



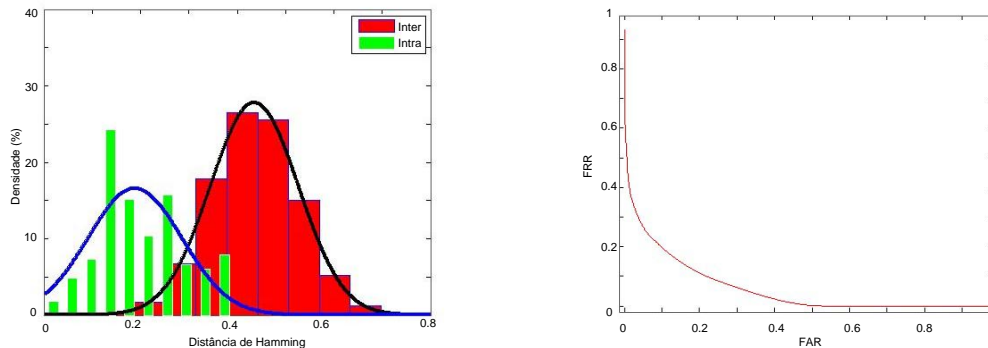
(b) Curva DET

Figura 4.12: Ilustração das curvas que medem o desempenho para o conjunto de teste da imagem de dados BATH

No reconhecimento de íris, é sempre desejável que o valor de FAR seja o mínimo possível. É preferível rejeitar autorizações que deveriam ser aceites do que permitir intrusões. Para este caso em concreto, usando o conjunto de teste da base de dados *BATH* e fazendo recurso à segmentação manual ideal, o *threshold* de admissão para um valor de $FAR = 0\%$ seria de 0.38. Assim sendo, o valor do FRR seria de 4%. O que indica que a cada 100 pessoas que se tentassem autenticar, haveria 4 que seriam rejeitadas. No entanto, não existiria nenhum intruso a ser autorizado.

Utilizando Vector Uni-Dimensional Obtidos valores quantitativos para a etapa da comparação de características usando íris normalizada convencional de duas dimensões, é também relevante estudar o comportamento para os mesmos parâmetros e para o mesmo conjunto de teste. Deste modo, a única diferença encontra-se

na passagem da imagem normalizada de duas para uma dimensão, como sugerido pelo método descrito em 4.3.2.1.



(a) Gráfico da distribuição das inter e intra classes consoante a dissimilaridade na comparação de assinaturas da íris

(b) Curva DET relativa ao gráfico 4.13(a)

Figura 4.13: Resultados obtidos com a utilização do vector uni-dimensional

Analisando o gráfico e a curva da figura 4.13 obtidos através da utilização de um vector uni-dimensional, constata-se, como seria de esperar, resultados severamente negativos quando comparados de igual modo com os resultados exibidos em 4.11 e 4.12 aquando da utilização da imagem normalizada da íris a duas dimensões. Para esta abordagem, o valor da decidabilidade é de 2.6.

4.3.3.2 Usando Segmentação Pelo Método Proposto

Para o mesmo conjunto de teste da base de dados BATH, far-se-à agora o teste com o método de segmentação da íris proposto. Os parâmetros dos métodos de extracção de características são os mesmos usados para a segmentação ideal. Também para o conjunto de teste escolhido, existem 12246 comparações, das quais 165 referentes à mesma íris.

Contrariamente ao gráfico da figura 4.11, o gráfico da figura 4.14 não possui uma melhor distribuição das inter e das intra classes, isto é, o desempenho é menor. Consequentemente o seu valor de decidabilidade é menor, sendo $d' = 2.1$. Isto deve-se ao facto de existirem imagens da íris menos bem segmentadas. O facto de consistir em grande parte delas obstruções pelas pálpebras e pestanas é também um dos factores que influencia negativamente estes resultados.

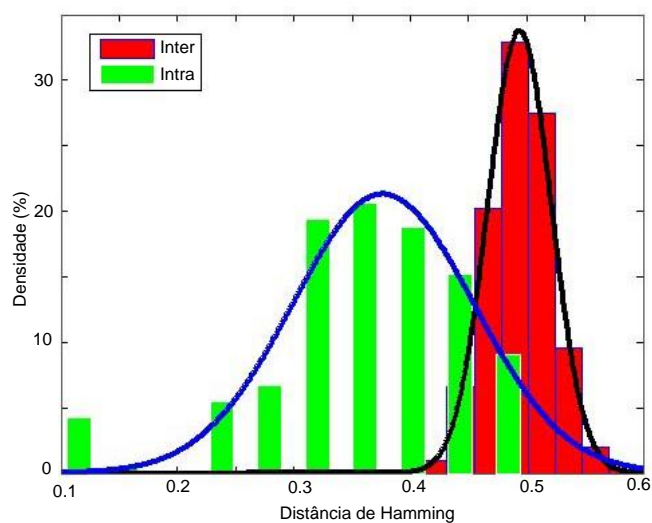
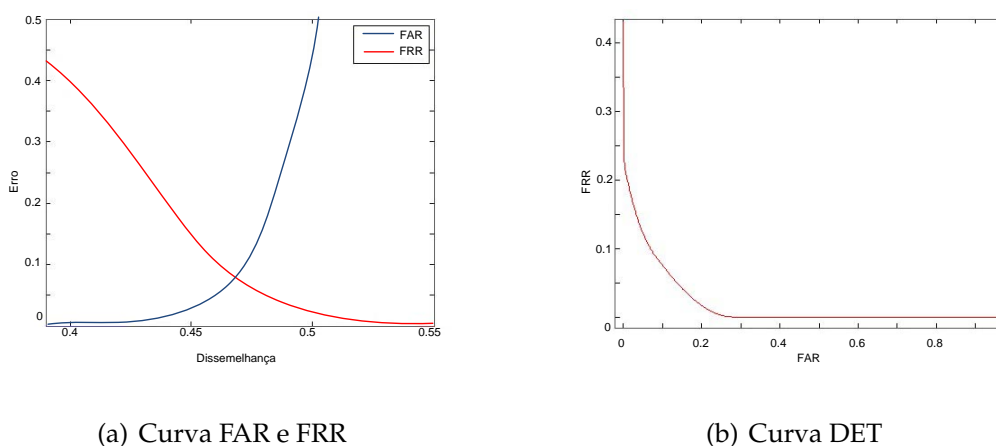


Figura 4.14: Gráfico da distribuição das inter e intra classes consoante a dissimilaridade na comparação de assinaturas da íris segundo o método proposto de segmentação



(a) Curva FAR e FRR

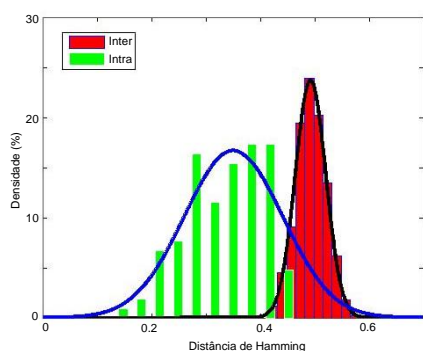
(b) Curva DET

Figura 4.15: Ilustração das curvas que medem o desempenho para o conjunto de teste da imagem de dados BATH com o método proposto para a segmentação da íris

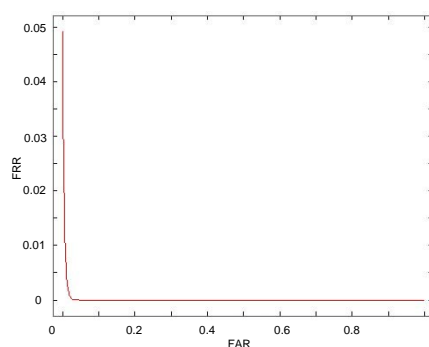
As curvas representativas dos resultados obtidos, figura 4.15, comprovam o aumento significativo, e esperado, das taxas de erro. Para estes valores, e utilizando um *threshold* de admissão igual a 0.37, obter-se-ia um FRR=43%.

Usando Conjunto de Teste Sem Ruído Sendo esta tese focada para a cooperação dos indivíduos com o aparelho de captação da imagem da íris, faz todo o sentido

criar um novo conjunto de teste composto unicamente por imagens da íris sem ruído, ou em quantidade reduzida. O novo conjunto de teste foi então criado com 64 imagens de 19 íris escolhidas aleatoriamente mas obedecendo então à regra de não possuir ruído, ou este ser mínimo. Usando então o método de segmentação da íris proposto, os resultados encontram-se no gráfico 4.16 e com valor de decidabilidade igual a 2.9.



(a) Detecção de Pálpebras e Pestanas manualmente



(b) Curva DET

Figura 4.16: Gráfico da distribuição das inter e intra classes para o conjunto de teste com imagens não ruidosas

A curva DET, para esta relação entre FAR e FRR, indica também a qualidade do desempenho através da sua curva. Quanto mais perto estiver da origem do gráfico, melhor será o desempenho. Pode-se constatar então, que a curva do gráfico 4.16(b), encontra-se bastante perto dessa origem. Também através do gráfico se determina, que para um *threshold* de admissão de dissimilaridade igual a 4.2, o número de intrusos aceites é de 0% e o valor dos falsos negativos de 4.8%.

Para o mesmo método de segmentação, mas variando o tipo de imagens, nota-se uma vasta diferença nas taxas de erro.

4.3.4 Detecção de Pálpebras e Pestanas

Como descrito em 3.5.1, a existência de pálpebras e pestanas na imagem normalizada da íris é considerada ruído. Deste modo, a sua detecção é fundamental para uma melhor filtragem dos verdadeiros píxeis correspondentes à íris. No entanto,

esta experiência serve apenas de complemento, não sendo usado no sistema integro.



(a) Detecção de Pálpebras e Pestanas manualmente



(b) Detecção de Pálpebras e Pestanas através do método proposto

Figura 4.17: Conjunto de imagens da íris normalizadas com detecção de ruído

Na figura 4.17 encontram-se dois exemplos de íris normalizadas com a segmentação de ruído provocado pelas pálpebras e pestanas. A figura 4.17(a) representa a segmentação manual ideal, sendo que a segmentação resultante do método proposto em 3.5.1 é ilustrada pela figura 4.17(b).

Existem dois resultados que merecem destaque e análise quando comparadas as duas imagens da íris normalizada. São eles a percentagem de pixels da segmentação manual que foram correctamente classificados como ruído na segmentação pelo método proposto, e a percentagem de pixels classificados erradamente como ruído. Esses resultados encontram-se ilustrados pelo gráfico da figura 4.18.

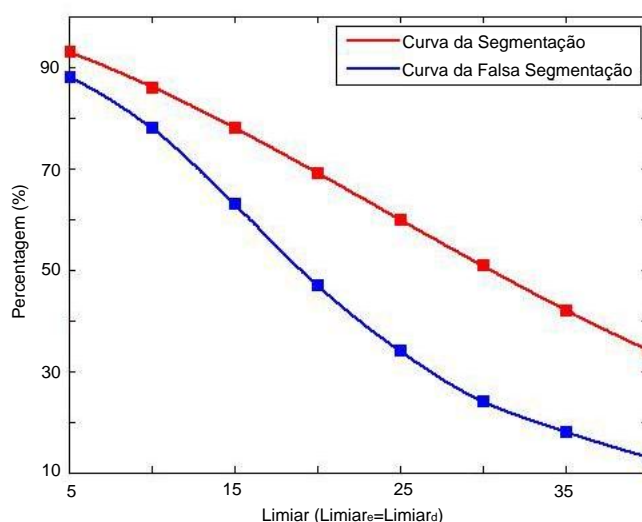


Figura 4.18: Gráfico das percentagens consoante a variação do limiar

Os resultados exibidos são variantes relativamente ao valor do limiar, que faz variar o tamanho do intervalo. Os valores de $limiar_e$ e de $limiar_d$ variam ambos entre 5 e 40. O gráfico da figura 4.19 ilustra a relação entre as duas curvas exibidas anteriormente. De modo aproximado, constata-se que com 70% dos píxeis correctamente classificados como ruído, cerca de 50% também foram classificados como ruído indevidamente.

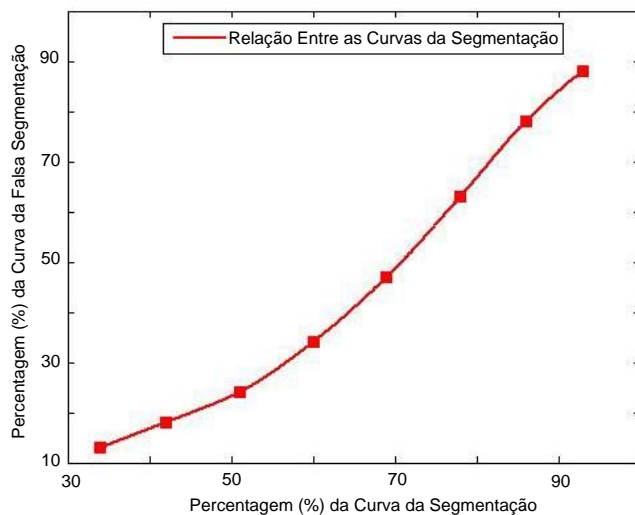


Figura 4.19: Gráfico da relação entre as duas curvas da figura 4.18

Analisando ambos os gráficos, é de salientar a diminuição da percentagem de píxeis correctamente classificados com o aumento dos valores limiares. No entanto, para uma maior percentagem e conseqüente menor valor de limiar, a percentagem de píxeis erradamente classificados como ruído é maior.

Capítulo 5

Conclusão

A área da biometria é sem dúvida umas das áreas em constante expansão e que tem sido bastante analisada, estudada e explorada. Dessa forma, e sendo a íris umas das características humanas que possui melhores condições para a implementação de sistemas biométricos, esta tese tenta enquadrar o modo de funcionamento e propor novos métodos de implementação. Claro está, baseado na vasta literatura existente.

Mais importante do que os resultados e valores obtidos pelos métodos propostos nesta tese, é a percepção de cada etapa do reconhecimento de íris e quais as metodologias para as solucionar. É nesse contexto que se quis apresentar métodos alternativos para a realização de um sistemas de reconhecimento de íris cooperativo.

No que respeita concretamente aos resultados avaliados na secção 4, é de salientar a divergência entre valores obtidos com um conjunto de teste contendo algumas imagens com ruído e outro conjunto de teste apenas com imagens sem ruído, ou em pequena quantidade. Isto é, a cooperação dos indivíduos na fase de captura é um aspecto importante a ter em conta.

Ficou claro, que a fase de segmentação é uma das fases mais abordada em literatura devido à sua importância no reconhecimento da íris. Através de uma segmentação bem conseguida, as restantes etapas são propícias a corresponder com melhores resultados, e um desempenho mais favorável do sistema.

5.1 Trabalho Futuro

A elaboração desta tese é um dos princípios base para a concepção de um sistema alternativo de reconhecimento de íris cooperativo. Findada a realização de experiências e a percepção de quais os pontos fulcrais de cada etapa, é objectivo futuro a optimização tanto das etapas de segmentação como de extracção de características. Como visto anteriormente, um método de segmentação robusto é uma das principais causas para obter bons resultados.

É também objectivo futuro, contornar a etapa de normalização através da implementação um método inovador, evitando assim a utilização do método proposto e patenteado por John Daugman.

Por fim, a utilização da metodologia proposta de segmentação do ruído em imagens da íris normalizada, é também um dos objectivos a implementar na fase precedente à extracção de características.

Apêndice A

Detalhes da Implementação

Este apêndice é a um acrescentamento à tese previamente concluída. É mencionado o software utilizado para a realização das experiências bem como alguns algoritmos mais detalhados.

A.1 Ambiente de Trabalho

Para a realização dos teste desta tese, bem como a criação dos gráficos exibidos foi utilizado o software MATLAB (MATrix LABoratory). Devido às suas grandes características, *user friendly* e sintaxe básica, peca relativamente à sua performance. No entanto, foi recurso às metodologias existentes que foram calculados os tempos de execução de alguns algoritmos, focados em algumas partes desta tese.

A.2 RHT

Esta secção descreve em detalhe os passos necessários para a detecção de circunferências, adaptado do método de detecção de elipses através da *Randomized Hough Transform* explicitado por Samuel Inverso [17].

Uma circunferência pode ser escrita da forma $x^2 + y^2 = r^2$ onde (x, y) é o centro da circunferência e r o raio. O processo de detecção de circunferências consiste em efectuar os seguintes passos:

- Determinar o centro da circunferência

Seleccionar três pontos X_1 , X_2 e X_3

Determinar a equação da recta tangente a cada ponto

Determinar a intersecção das tangentes no pares de pontos (X_1, X_2) e (X_2, X_3)

Calcular as bissetrizes dos pontos de intersecção das tangentes

Encontrar o centro da circunferência através da intersecção das bissetrizes

- Determinar o raio da circunferência
- Verificar se a circunferência existe na imagem

Determinar o centro da circunferência

Seleccionar três pontos X_1 , X_2 e X_3 São seleccionados aleatoriamente, com igual valor de probabilidade, três pontos da imagem binária.

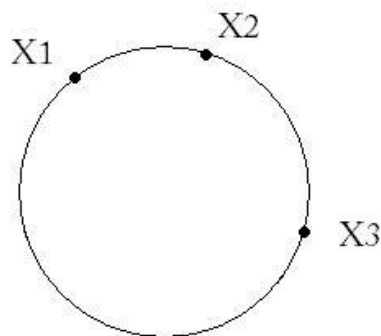
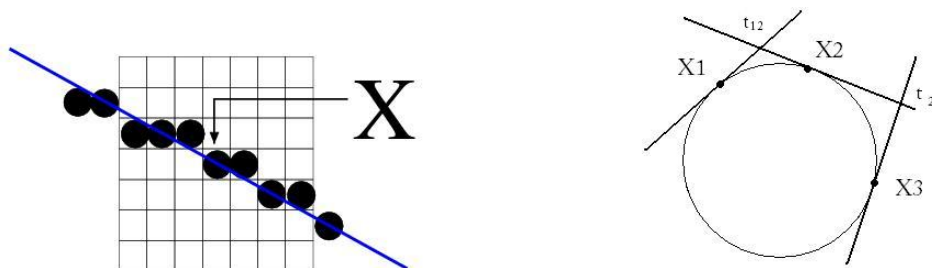


Figura A.1: Três pontos aleatórios

Determinar a equação da recta tangente a cada ponto É calculado o declive e a intersecção da recta que passa no ponto seleccionado e nos restantes pixeis vizinhos, obtendo assim a equação da recta $y = mx + b$. É possível definir a quantidade de vizinhos a usar.



(a) Cálculo do declive da recta tangente

(b) Rectas tangentes dos pontos seleccionados

Figura A.2: Cálculo da recta tangente a cada ponto

Determinar a intersecção das tangentes nos pares de pontos (X_1, X_2) e (X_2, X_3)
 Como mostra a figura A.2(b), as tangentes intersectam-se nos pontos t_{12} e t_{23} . Para obter as coordenadas desses valores basta resolver os seguintes sistemas de equações

$$\begin{cases} m_1x + b_1 - y = 0 \\ m_2x + b_2 - y = 0 \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

$$\begin{cases} m_2x + b_2 - y = 0 \\ m_3x + b_3 - y = 0 \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

Calcular as bissetrizes dos pontos de intersecção das tangentes Inicialmente é determinado o ponto médio m , que delimita ao meio a recta tracejada entre X_2 e X_3 . A bissetriz é obtida através do ponto médio m_{23} e da intersecção t_{23} . Para achar a bissetriz é então necessário calcular a seguinte equação para obter o seu declive

$$\text{slope} = \frac{m_y - t_y}{m_x - t_x} \quad (\text{A.3})$$

e o valor de b , através da expressão

$$b = \text{slope} * x - y = \text{slope} * t_x - t_y \quad (\text{A.4})$$

Encontrar o centro da circunferência através da intersecção das bissetrizes O centro da circunferência é a intersecção das bissetrizes. Para obter o valor das coordenadas é resolver o seguinte sistema

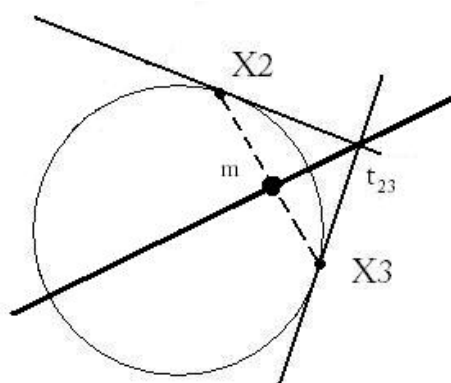


Figura A.3: Cálculo da bissectriz através do ponto médio e da intersecção das tangentes

$$\begin{cases} m_1x + b_1 - y = 0 \\ m_2x + b_2 - y = 0 \end{cases} \quad (\text{A.5})$$

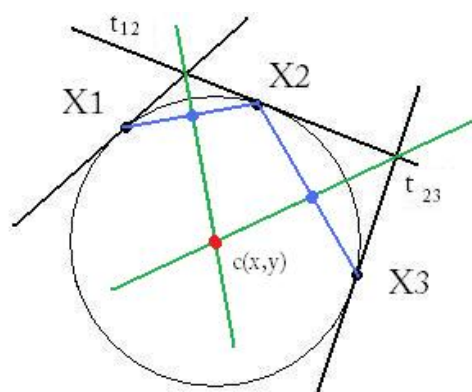


Figura A.4: Detecção do centro da circunferência

A figura A.4 ilustra o esquema final da detecção do centro da circunferência. De notar que as rectas pretas são as tangentes nos três pontos (X_1, X_2) e (X_2, X_3) , as rectas verdes são as bissectrizes entre os pares de intersecções das tangentes e os respectivos pontos médios (assinalados a azul), sendo que o centro está finalmente indicado com o ponto vermelho.

Determinar o raio da circunferência Como indicado inicialmente, a equação da circunferência é dada por $x^2 + y^2 = r^2$. Para tal é necessário fazer uma translação da

circunferência para a sua origem. Uma vez que a circunferência se encontra na sua origem basta resolver a equação usando um dos pontos inicialmente seleccionados.

Verificar se a circunferência existe na imagem Uma vez obtido o centro e o raio, falta verificar se a circunferência com esses parâmetros se encontra na imagem. Para tal, é contabilizado o número de píxeis que compõem a circunferência, através do cálculo do perímetro $2 * \pi * r$. De seguida é contabilizado quantos píxeis existentes na imagem coincidem com os píxeis da circunferência. O número de píxeis coincidentes a dividir pelo total de píxeis da circunferência têm de ser maior que um determinado *threshold*.

Referências

- [1] Mathieu Adam, Florence Rossant, Frederic Amiel, Beata Mikovikova, and Thomas Ea. Eyelid localization for iris identification. *Radioengineering*, 17(4):82–85, December 2008.
- [2] Animetrics. Biometrics and facial recognition. <http://www.animetrics.com/technology/frapplications.html>.
- [3] Biometrus Sistemas Biométricos. Medidas biométricas. <http://www.biometrus.com.br/medidas.htm>.
- [4] Manfred U. A. Bromba. Biometrics faq. <http://www.bromba.com/faq/biofaq.htm>.
- [5] M. Burge and W. Burger. Ear biometrics for machine vision. In *21th Workshop Austrian Association for Pattern Recognition*, Hallstatt, May 1997. Verlag R Oldenbourg.
- [6] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8(6):679–698, November 1986.
- [7] Dicionário da Língua Portuguesa Online. Biometria. <http://www.priberam.pt/dlpo/dlpo.aspx?pal=biometria>.
- [8] Ravi Das. An application of biometric technology: Voice recognition. <http://www.findbiometrics.com/Pages/feature%20articles/voice-recog.html>.
- [9] J. Daugman. How iris recognition works. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 14(1):21–30, 2004.

- [10] J. G. Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 15(11):1148–1161, 1993.
- [11] John Daugman. Iris recognition. <http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/>.
- [12] John G. Daugman. Us patent 5291560: Biometric personal identification system based on iris analysis, May 1994.
- [13] National Center for State-Court Technology Laboratory. A brief history of biometrics. <http://ctl.ncsc.dni.us/biomet%20web/BMHistory.html>.
- [14] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Prentice Hall, August 2007.
- [15] Bill Green. Histogram, thresholding and image centroid tutorial. http://www.pages.drexel.edu/~weg22/hist_thresh_cent.html.
- [16] Zhaofeng He, Tieniu Tan, and Zhenan Sun. Iris localization via pulling and pushing. In *ICPR '06: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, pages 366–369, Washington, DC, USA, 2006. IEEE Computer Society.
- [17] Samuel Inverso. Ellipse detection using randomized hough transform. May 2002.
- [18] IRISBASE. Irisbase - a resource for research and evaluation. <http://irisbase.com/index.html>.
- [19] Seiichi Itoda, Motomitsu Kikuchi, and Seiichi Wada. Fully automated image capturing-type iris recognition device irispass-m. *Oki Technical Review*, 73(1):48–51, January 2006.
- [20] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar. An introduction to biometric recognition. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 14(1):4–20, 2004.
- [21] Anil Jain, Lin Hong, and Sharath Pankanti. Biometric identification. *Commun. ACM*, 43(2):90–98, February 2000.
- [22] Imran Khan. Vein pattern recognition - biometrics underneath the skin. <http://www.findbiometrics.com/article/320>.

- [23] Zhanna Korotkaya. Biometric person authentication: Odor. Lappeenranta University of Technology, Finland.
- [24] Kwanyong Lee, Shinyoung Lim, Kwanyong Lee, Okhwan Byeon, and Taiyun Kim. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier. *ETRI Journal*, 23:61–70, 2001.
- [25] LG. *Introducing IrisAccess 4000*. New Jersey, USA, 2005.
- [26] Li Ma, Tieniu Tan, and Yunhong Wang. Iris recognition based on multichannel gabor filtering. *The 5th Asian Conference on Computer Vision*, January 2002. Melbourne, Australia.
- [27] Li Ma, Tieniu Tan, Yunhong Wang, and Dexin Zhang. Personal identification based on iris texture analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(12):1519–1533, December 2003.
- [28] Li Ma, Tieniu Tan, Yunhong Wang, and Dexin Zhang. Efficient iris recognition by characterizing key local variations. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(6), June 2004.
- [29] Luiz Meira. Anatomia ocular. <http://luizmeira.com/anatomia.htm>.
- [30] Ales Muron and Jaroslav Pospíšil. The human iris structure and its usages. *Acta Univ. Palacki. Olomuc.*, 39:87–95, March 2000.
- [31] Biometric Newsportal. Retina biometrics. http://www.biometricnewsportal.com/retina_biometrics.asp.
- [32] University of Bath. University of bath iris image database. <http://www.bath.ac.uk/elec-eng/research/sipg/irisweb/>.
- [33] OKI. Oki introduces japan's first iris recognition for camera-equipped mobile phones and pdas. <http://www.oki.com/en/press/2006/z06114e.html>.
- [34] OKI. *IRISSPASS-M Fully Automatic Iris Recognition Camera*. Tokyo, Japan, 2005.
- [35] Panasonic. *Iris Reader BM-ET200*. Ontario, Canada, 2006.

- [36] K. Parvati, B. S. Prakasa Rao, and M. Mariya Das. Image segmentation using gray-scale morphology and marker-controlled watershed transformation. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2008.
- [37] Ahmad Poursaberi and Babak A. Araabi. A novel iris recognition system using morphological edge detector and wavelet phase features. *ICGST International Journal on Graphics, Vision and Image Processing*, 5(6), June 2005.
- [38] Hugo Proença. *Towards Non-Cooperative Biometric Iris Recognition*. PhD thesis, Universidade da Beira Interior, 2006. Portugal.
- [39] Hugo Proença and Luís A. Alexandre. Toward noncooperative iris recognition: A classification approach using multiple signatures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4):607–612, 2007.
- [40] H. Proenca and L.A. Alexandre. Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition. *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings* -, 153(2):199–205, April 2006.
- [41] Laboratório Óptico Rigor. O olho humano - anatomia. <http://www.laboratoriorigor.com.br/anatomia.html>.
- [42] A. Walker R. Fisher, S. Perkins and E. Wolfart. Laplacian/laplacian of gaussian. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/log.htm>.
- [43] Bhaskar Rao. Continuous keystroke biometric system, 2005. University of California, USA.
- [44] National Science and Technology Council. Hand geometry. <http://www.biometricscatalog.org/NSTCSubcommittee/Documents/Hand%20Geometry.pdf>.
- [45] Iridian Technologies. *Private ID and KnowWho Authentication Server Product Description*. Moorestown, NJ, November 2001.
- [46] Viva Tranquilo. Anatomia. <http://www.vivatranquilo.com.br/saude/anatomia/mat1.htm>.
- [47] Paul Viola and Michael Jones. Robust real-time object detection. In *International Journal of Computer Vision*, 2001.

- [48] James Z. Wang, Gio Wiederhold, Oscar Firschein, and Sha X. Wei. Content-based image indexing and searching using daubechies' wavelets. *Int. J. on Digital Libraries*, 1(4):311–328, 1997.
- [49] Wikipédia. Biometria. http://www.ece.uah.edu/biometric/about_biometrics.htm.
- [50] Wikipédia. João de Barros. http://pt.wikipedia.org/wiki/Jo%C3%A3o_de_Barros.
- [51] Wikipédia. Olho humano. http://pt.wikipedia.org/wiki/Olho_humano.
- [52] Richard P. Wildes. Iris recognition: An emerging biometric technology. *Proceedings of the IEEE*, 85(9):1348–1363, September 1997.
- [53] Mark Williams. Better face-recognition software. <http://www.technologyreview.com/Infotech/18796/?a=f>.
- [54] Lei Xu, Erkki Oja, and Pekka Kultanen. A new curve detection method: Randomized hough transform (rht). *Pattern Recognition Letters*, May 1990.
- [55] Randy K. Young. *Wavelet Theory and its Applications*. Kluwer Academic Publishers, 1992.