

Miguel Alexandre de Campos Gaspar

Sintetização de Imagens de Íris Com Ruído



Universidade da Beira Interior

Departamento de Informática

Agosto 2009

Miguel Alexandre de Campos Gaspar

Sintetização de Imagens de Íris Com Ruído



Tese submetida ao Departamento de Informática para o preenchimento dos requisitos para a concessão do grau de Mestre efectuada sob a supervisão do Doutor Hugo C. Proença, Professor Assistente no Departamento de Informática da Universidade da Beira Interior, Covilhã, Portugal

Universidade da Beira Interior
Departamento de Informática
Agosto 2009

Agradecimentos

Em qualquer fase da vida é necessária a ajuda e colaboração de todas as pessoas que se cruzam no nosso caminho, não sendo exceção esta tese. É impossível enumerar todas as pessoas, que de alguma forma contribuíram para a sua elaboração, desde já um mui obrigado para elas. Passo desta forma aos agradecimentos em particular, não seguindo nenhuma ordem específica.

Ao Professor Doutor Hugo Proença, por toda a disponibilidade e ajuda prestada no desenvolvimento desta tese.

Um agradecimento especial, à minha família, destacando os meus pais, irmãos e cunhados, não podendo deixar de referir o elemento mais novo da família, o meu afilhado.

Aos meus colegas do SOCIA¹, por toda a entreaajuda.

Aos meus amigos e colegas pelo apoio, companheirismo e lazer proporcionado.

À São por toda a dedicação e paciência na fase final desta tese e ao João por deixar de brincar com um *cookie*.

Com um especial apreço à Bina pela paciência, incentivo e amizade nos momentos em que necessitei.

¹<http://socia-lab.di.ubi.pt/>

Resumo

O recurso à tecnologia biométrica está a revolucionar a forma como nos identificamos. Ao contrário de códigos, *passwords*, cartões ou chaves, a biometria permite uma identificação substancialmente mais segura e prática, uma vez que identifica o utilizador a partir das suas características físicas únicas e intransmissíveis, como a impressão digital, a íris, a voz ou a face. Com a evolução da biometria existe a necessidade de criar e testar novos algoritmos, mas existe um inconveniente, que é a falta de bases de dados reais com dados biométricos em larga escala.

Para colmatar esta falta, foram criadas bases de dados a partir de imagens sintetizadas. Estas bases de dados têm a particularidade de possuir imagens semelhantes a dados biométricos reais, podendo ser de grandes dimensões, permitem desta forma testar os algoritmos em larga escala.

Sendo a íris uma das principais características fisiológicas com a capacidade de identificar as pessoas, surgiu de igual modo a necessidade de sintetizar imagens da íris a partir de imagens reais. O desafio colocado nesta dissertação é o de construir uma base de dados de imagens sintetizadas de íris que contenham ruído. Este ruído pode ser provocado por diferentes factores como as luzes, desfoque, pálpebras, entre outros.

O processo de sintetização utilizado, é baseado nos Campos aleatórios de Markov (MRF). Este método realiza a sintetização de diversas características da íris, baseado na multiresolução. Com as características da íris sintetizadas, estas são agrupadas mediante um determinado critério, para que se possa assim construir uma imagem da íris normalizada. Por sua vez, esta imagem quando normalizada é alvo de vários processos, como a adição de pálpebras e reflexos, para que o resultado final seja comparado com imagens de íris reais.

Para analisar a construção das imagens sintetizadas da íris com ruído, numa primeira fase estabelece-se uma comparação visual com imagens das bases de dados UBIRIS. Posteriormente, o seu desempenho é quantificado pela decidibilidade e análise das classes *intra* e

inter.

Com este trabalho tornamos possível a construção de uma base de dados de larga escala, constituída por imagens sintetizadas de íris com ruído. Adicionámos o ruído para assim simular as imagens de íris reais.

Abstract

Biometry usage produced revolutionary changes in the way we identify ourselves. Unlike codes, passwords, cards or keys, biometry allows both safe and practical identification, recognizing the user by unique physical features like fingerprints, iris, voice and face. The evolution of biometric fields carries the need to develop and trial new algorithms, with an inconvenient: the lack of large scale real biometric databases.

To solve this issue, new databases were built upon synthesized images. Those databases, containing images similar to real biometric data, can have large dimensions allowing to trial algorithms in a large scale.

The iris, being one of the main features for people identification, also arise the need to produce synthesized representation of it based on real ones. The challenge we face on this dissertation is then to produce synthesized noisy iris images. This noise can be caused by several factors, such as lights, blur, eyelids, among others.

We used a synthesizing process based on MRF. This approach synthesizes separated iris features based on multi-resolution. Once synthesized, those features are arranged accordingly to some criteria, so that a normalized iris image is produced. This normalized image is then submitted to another stages, such as eyelid and reflex addition, so that the final result can be compared to real iris images.

To analyze the synthesized noisy irises at a first stage, a visual comparison is performed against UBIRIS databases images. Furthermore, the performance is accesses through the decidability and intra- and inter-class statistical analysis.

With this work we empowered the build of a large-scaled database, containing synthesized noisy iris images. This noise was added so that real world iris images could be simulated.

Conteúdo

Agradecimentos	iii
Resumo	v
Abstract	vii
Conteúdo	xi
Lista de Figuras	xv
Lista de Tabelas	xvii
Acrónimos	xix
1 Introdução	1
1.1 Motivação e objectivos	2
1.2 Contribuições	3
1.3 Organização da tese	5
2 Estado da Arte	7
2.1 Biometria	7
2.1.1 Modo de funcionamento	10
2.1.2 Características da biometria	11
2.1.2.1 Impressão Digital	11
2.1.2.2 Face	12
2.1.2.3 Veias da palma da mão	12

2.1.2.4	Geometria das mãos e dedos	13
2.1.2.5	Retina	14
2.1.2.6	Íris	14
2.1.2.7	Voz	15
2.1.2.8	Assinatura Manuscrita	15
2.2	Síntese de imagens de íris	16
2.2.1	Descrição da íris	16
2.2.2	Construção de íris sintetizadas por um fabricante de olhos artificiais	16
2.2.3	Campos aleatórios de Markov	17
2.2.4	Análise das componentes principais	19
2.2.4.1	Algoritmo de síntese	19
2.2.5	Multiresolução com Subdivisões reversíveis	20
2.2.5.1	Combinação de múltiplas imagens da íris	23
2.2.6	Método baseado na anatomia da íris	24
2.3	Métodos de reconhecimento da íris	25
2.3.1	Método de Daugman	26
2.3.1.1	Normalização da íris	27
2.3.2	Método de Wildes	28
3	Construção de imagens sintetizadas da íris com ruído	33
3.1	Sintetização de texturas	33
3.1.1	Sintetização usando resolução simples	35
3.1.2	Escolha da Vizinhança	36
3.1.3	Sintetização recorrendo à multiresolução	36
3.2	Processo de síntese para a íris	38
3.2.1	Íris normalizada	39
3.2.2	Características da íris	39
3.2.3	Pesos de construção da íris normalizada	42
3.3	Construção da imagem sintetizada da íris	44
3.3.1	Pálpebras	46

3.3.2	Esclera	47
3.4	Factores de ruído	47
3.4.1	Iluminação	48
3.4.1.1	Iluminação nas imagens da íris	51
3.4.2	Desfoque	53
4	Experiências	57
4.1	Avaliação visual	57
4.2	Avaliação de desempenho	60
4.2.1	Decidibilidade	61
4.2.2	Análise das classes <i>intra</i> e <i>inter</i>	63
4.3	Impacto dos factores de ruído	65
4.3.1	Impacto da iluminação	65
4.3.2	Impacto do desfoque	68
5	Conclusões	73
5.1	Trabalho futuro	74
	Bibliografia	81

Lista de Figuras

1.1	Visão geral da principal contribuição do trabalho desenvolvido	4
2.1	Sistema antropométrico de Alphonse Bertillon	9
2.2	Modelo de autenticação biométrica	10
2.3	Descrição da íris humana	17
2.4	Imagens de entrada e saída do algoritmo de sintetização	18
2.5	Processo de decomposição e reconstrução	22
2.6	Estrutura do algoritmo combinado	24
2.7	Normalização da imagem da íris	27
2.8	Mapa de arestas com e sem orientação	29
3.1	Propriedades das texturas	34
3.2	Rastreamento feito na imagem	35
3.3	Estrutura da Vizinhança	35
3.4	Imagens sintetizadas com diferentes tamanhos de vizinhança	36
3.5	Imagens da decomposição da pirâmide Gaussiana	37
3.6	Imagens sintetizadas com diferentes níveis da pirâmide	38
3.7	Processamento típico no reconhecimento de íris	38
3.8	Imagem normalizada	39
3.9	Estrutura da íris	40
3.10	Representação de algumas características da íris	40
3.11	Representação da limbo no olho	40
3.12	Representação de imagens da base de dados da BATH e da UBIRIS	41
3.13	Seleccção de amostras de uma imagem de íris normalizada	41

3.14	Amostras de padrões da íris	42
3.15	Imagens das características das íris sintetizadas	42
3.16	Ilustração dos pesos	43
3.17	Representação da íris sintetizada	46
3.18	Imagens referentes ao corte de pálpebras	46
3.19	Representação de duas imagens sintetizadas com esclera	47
3.20	Reflexão ambiente	48
3.21	Reflexão ambiente em esferas	49
3.22	Reflexão difusa	49
3.23	Reflexão difusa em esferas	49
3.24	Reflexão especular	50
3.25	Reflexão difusa em esferas	50
3.26	Tipos de reflectância num objecto	51
3.27	Imagens sintetizadas da íris com diferentes tipos de luzes	53
3.28	Representação de diversos níveis de desfoque	54
3.29	Representação do desfoque de movimento	55
4.1	Representação do reflexo na UBIRIS e nas imagens sintetizadas	58
4.2	Representação do desfoque na UBIRIS e nas imagens sintetizadas	59
4.3	Representação do olho deslocado para a esquerda	60
4.4	Representação do olho deslocado para a direita	60
4.5	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> da UBIRIS.v1	63
4.6	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> da UBIRIS.v2	64
4.7	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> da base de dados de imagens sintetizadas	65
4.8	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> do conjunto com iluminação mínima	67
4.9	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> do conjunto com iluminação média	67
4.10	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> do conjunto com iluminação máxima	68

4.11	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> do conjunto com desfoque mínimo	70
4.12	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> do conjunto com desfoque médio	70
4.13	Análise das classes <i>inter-class</i> e <i>intra-class</i> do conjunto com desfoque máximo	71
5.1	Imagem representativa de ruído provocado por cabelo	75
5.2	Imagens representativas de ruído provocado por óculos ou lentes de contacto	75
5.3	Representação de ruído provocado pelas pestanas numa imagem da íris . . .	76

Lista de Tabelas

3.1	Parâmetros aleatórios para a geração de círculos na imagem	44
3.2	Representação dos diversos raios da íris e da pupila	45
3.3	Desvio da pupila em relação à íris	45
3.4	Variação dos diversos parâmetros de iluminação	52
4.1	Representação da média e desvio padrão na UBIRIS e na base de dados criada	62
4.2	Representação da decidibilidade	62
4.3	Representação da média e desvio padrão com o factor de ruído iluminação .	66
4.4	Representação da decidibilidade com o factor de ruído iluminação	66
4.5	Representação da média e desvio padrão com o factor de ruído desfoque . .	69
4.6	Representação da decidibilidade com o factor de ruído desfoque	69

Acrónimos

MRF	Campos aleatórios de Markov
PCA	Análise das componentes principais
ICA	Análise das componentes independentes
LDA	Análise discriminante linear
NN	Vizinhos mais próximos
Web	World Wide Web
CCD	Dispositivo de Carga Acoplado

Capítulo 1

Introdução

Para responder ao aumento de requisitos de segurança da actual sociedade é necessário prestar, cada vez mais, atenção à identificação pessoal. Hoje em dia, esta identificação é conseguida através de cartões de identificação, cartões de autenticação e métodos que recorrem à utilização de *password* como é o caso dos sistemas informáticos, entre outros. No entanto, estes métodos apresentam um reduzido grau de fiabilidade. Uma vez que o esquecimento da *password* ou a perda do cartão identificativo provoca transtornos, relativamente ao tempo despendido na recuperação dos dados perdidos, e que por vezes conduz à interdição do acesso. No caso das *passwords*, podem advir graves problemas de segurança pois estas podem ser descobertas por pessoas mal intencionadas que passam a ter acesso total aos dados, tendo estes normalmente um elevado grau de confidencialidade. Para tentar evitar situações como as apresentadas anteriormente foi aberta uma área de investigação designada por biometria.

Pode-se definir um sistema biométrico como um sistema de reconhecimento de padrões, que permite identificar uma pessoa ao determinar a autenticidade de características fisiológicas ou comportamentais, tais como, impressões digitais, íris, face, voz, entre outras. O reconhecimento através da íris tem revelado, cada vez mais, um desempenho satisfatório. Sendo esta, uma área em constante desenvolvimento, pois apresenta-se como um promissor método de autenticação. Existem duas formas diferentes de determinar a identidade de um indivíduo: a verificação ou a identificação. A verificação (“Eu sou quem digo ser?”) implica a confirmação ou rejeição da identidade invocada pelo indivíduo. No caso da identificação (“Quem sou eu?”) é necessário determinar a identidade do indivíduo. Um sistema biométrico pode ser de verificação ou de identificação dependendo da função para a qual o sistema foi desenhado. Actualmente, a grande maioria dos sistemas biométricos

consideram somente uma característica fisiológica ou comportamental para a identificação dos indivíduos. Sendo que, a identificação baseada em múltiplos factores biométricos começa a ter um significativo impacto nesta área.

Hoje em dia, existem já vários sistemas biométricos que permitem o reconhecimento de pessoas. Um dos problemas com que nos deparamos é o facto das actuais bases de dados possuírem uma dimensão reduzida, dificultando assim, o teste à robustez dos sistemas biométricos. Os custos elevados e a morosidade no seu processo surgem como principais entraves à criação de bases de dados de grande dimensão. Por norma, as pessoas que cedem os seus dados biométricos têm que estar presentes em várias sessões para a recolha dos mesmos. Esta recolha pode causar algum transtorno aos participantes, uma vez que as sessões são realizadas em datas diferentes. Coloca-se ainda uma outra questão, quando estamos a abordar este assunto, o da actual legislação de privacidade que protege os dados pessoais. Por tudo o que foi referido anteriormente, surgiu a necessidade da construção de bases de dados de íris sintetizadas. Permitindo aos algoritmos biométricos clássicos a possibilidade de serem testados em base de dados de grandes dimensões.

Nesta dissertação é proposta a construção de uma base de dados com imagens sintetizadas da íris com ruído. Por sua vez, esta base de dados pode ter um tamanho variável. Para a construção das imagens sintetizadas da íris, são utilizados os MRF. E no decorrer do processo de sintetização utilizamos a multiresolução, para a geração de padrões o mais semelhante possível das íris reais. Foi adicionado ruído às imagens, pretendendo simular a aquisição de imagens em ambientes de luminosidade real, bem como, a simulação do movimento através do desfoque. Para a validação das imagens geradas foram utilizados dois métodos de análise. Sendo que o primeiro método consiste na análise visual das imagens, ou seja, procede-se à comparação entre as imagens obtidas com as existentes em bases de dados reais. E o segundo método de análise de imagens geradas, consiste na submissão das imagens a um sistema de reconhecimento de íris. O sistema, ao qual as imagens foram submetidas, identifica as imagens da íris como sendo da mesma pessoa (*intra-class*) ou como sendo de pessoas diferentes (*inter-class*).

1.1 Motivação e objectivos

No domínio dos sistemas biométricos, as bases de dados UBIRIS são bastante utilizadas à escala mundial [37, 38], quer para efeitos de investigação e desenvolvimento, como de teste

à robustez de processos de reconhecimento da íris já desenvolvidos. Também a procura por conjuntos de dados que simulem realmente a aquisição de imagens da íris em ambientes heterogêneos e não-cooperativos tem vindo a ser acentuada. As imagens das bases de dados UBIRIS têm a particularidade de serem capturadas no comprimento de onda visível, à distância e com os sujeitos em movimento, o que resulta num conjunto de factores de ruído que dificultam o processo de reconhecimento. Simultaneamente, constituem a sua característica mais discriminante em relação a outras bases de dados da íris.

Recentes avanços em processos de modelação e renderização permitem a construção de objectos sintéticos, bidimensionais ou tridimensionais, com elevado grau de semelhança em relação aos correspondentes objectos reais. Um dos maiores desafios da modelação realística consiste na identificação das características mais relevantes no modelo, isto é, aquelas que têm maior impacto no seu realismo final. Esta questão é particularmente importante no caso da síntese da íris, devido à complexidade dos seus padrões.

A criação de uma base de dados com imagens sintetizadas da íris e com ruído foi motivada pelos factores descritos anteriormente. Tendo a sintetização da íris como objectivo o realismo, ou seja, pretende-se que o conjunto de amostras das íris sintetizadas possua as características de uma íris real. Outro dos objectivos desta dissertação é a inclusão de ruído nas imagens sintetizadas da íris. Sendo este incluído através de focos de luz e de desfoque. A luz inserida varia com diferentes intensidades e posicionamentos.

1.2 Contribuições

Na figura 1.1 encontramos um diagrama de blocos que representa a principal contribuição do nosso trabalho de pesquisa e desta dissertação. No presente diagrama podemos visualizar as diversas fases do nosso algoritmo, para a construção de imagens sintetizadas da íris com ruído. O algoritmo de sintetização necessita de três imagens de entrada que representam o sulco radial, criptas e limbo. Com estas texturas e a aplicação do algoritmo de sintetização, são obtidas as imagens sintetizadas de cada característica. Ao obtermos estas imagens sintetizadas é construída a imagem normalizada da íris. De seguida é aplicado o processo inverso da normalização, obtendo assim a imagem da íris no seu formato circular. Para que a imagem da íris se torne o mais real possível, são adicionadas as pálpebras e a esclera à imagem da íris no passo seguinte. Como processo final do nosso algoritmo, pode ser adicionado ruído à imagem. Sendo este tipo de ruído constituído por iluminação e

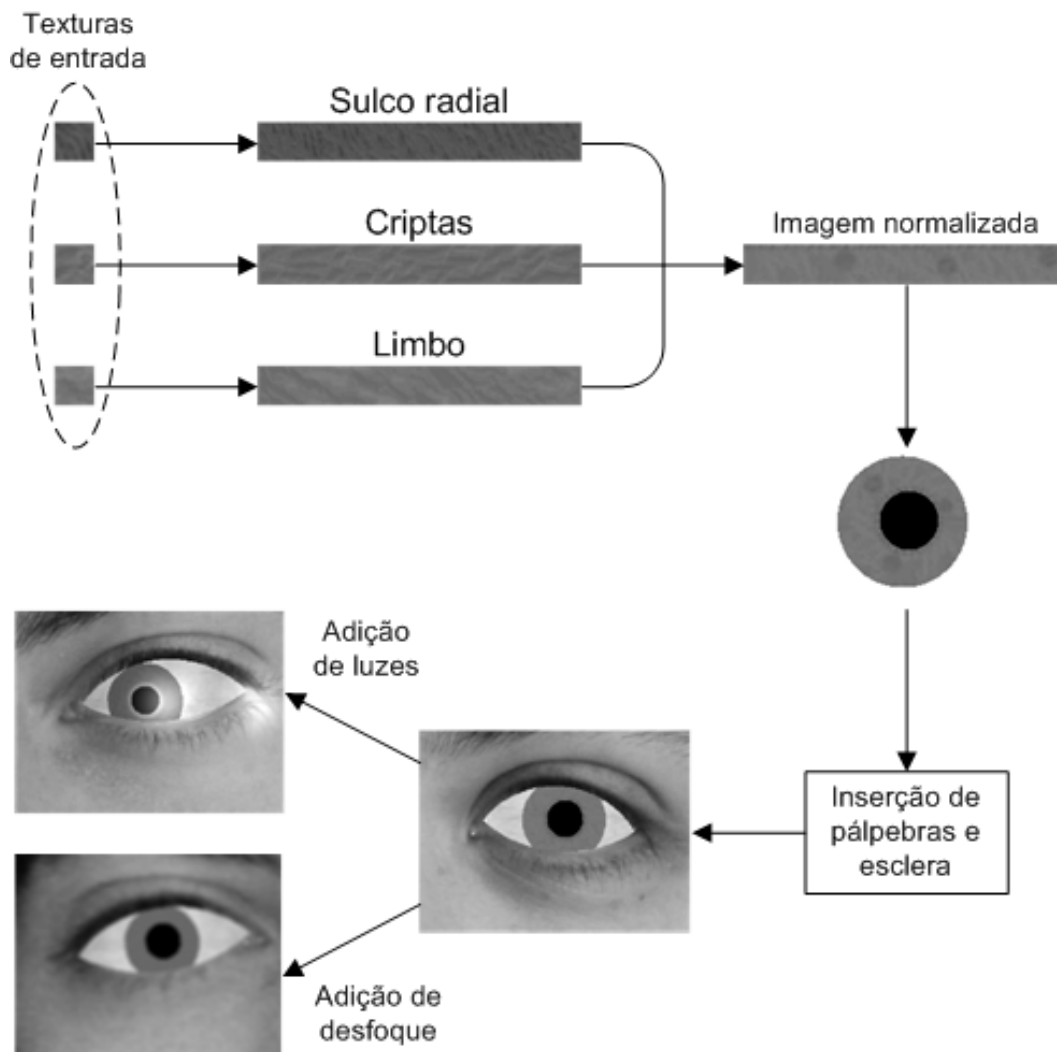


Figura 1.1: Visão geral da principal contribuição do trabalho desenvolvido.

desfoque da imagem.

Nesta dissertação pretendemos contribuir para a construção de uma base de dados com imagens sintetizadas da íris com ruído, que pode ser ajustável no seu tamanho, possibilitando assim testar a robustez de algoritmos de reconhecimento da íris já desenvolvidos ou a criação de novos algoritmos.

Também temos como objectivo a inserção do algoritmo de sintetização de imagens na World Wide Web (Web), tornando-o assim acessível a todos os investigadores. Desta forma podem criar uma base de dados, de imagens sintetizadas da íris com ruído, à sua medida. Podendo testar e evoluir as suas investigações.

1.3 Organização da tese

Esta tese encontra-se organizada do seguinte modo: no capítulo 2 começamos por descrever o que é a biometria e as características que a representam. Introduzida a biometria, faz-se uma breve descrição da constituição da íris. De seguida, são apresentados e analisados alguns dos métodos existentes para a sintetização da íris, na óptica de diferentes autores. E para finalizar o capítulo, dão-se a conhecer dois métodos muito conhecidos no reconhecimento da íris. Um dos métodos é apresentado por Daugman e outro por Wildes. No capítulo 3, começamos com uma explicação do método de sintetização de texturas no geral. O método é baseado em MRF, que utiliza a resolução simples e a multiresolução para a síntese de texturas. Depois da apresentação deste método, explica-se a utilização do MRF para a sintetização de imagens da íris e todo o processo envolvente para obter uma imagem sintetizada da íris com ruído, apresentando as diversas considerações que foram necessárias para a sua realização. Quando pretendemos obter as imagens sintetizadas da íris com aplicação de ruído torna-se imperativo avaliar a sua construção, e este é o objectivo do capítulo 4. Finalmente, no capítulo 5 apresentamos a conclusão desta tese bem como o trabalho futuro.

Capítulo 2

Estado da Arte

Neste capítulo introduzimos os conceitos básicos relacionados com a biometria, isto é, os seus modos principais de funcionamento e as características que a constituem. Depois de apresentada a biometria, realizamos uma pequena descrição da íris humana, enumerando alguma das suas características. Uma vez apresentada a descrição do formato da íris humana vamos expor alguns métodos existentes para a sintetização da mesma, elaborados por diversos autores. É já do conhecimento científico que para termos íris sintetizadas é preciso validar essa construção, por isso, são apresentados dois métodos muito usados em sistemas biométricos. Ambos os métodos têm como objectivo, receber uma imagem de um olho e proceder à tentativa de identificação do indivíduo, através da íris. Regra geral os processos utilizados na identificação do indivíduo são os seguintes: segmentação e normalização da íris, extracção e comparação das características.

2.1 Biometria

Nesta secção apresentamos uma introdução à biometria e à sua história, enfatizando as características que motivaram o seu crescimento.

Ao pesquisarmos por uma definição de biometria em fontes de informação especializada, concluímos que esta conduz-nos a diferentes definições que passamos a enumerar:

- É o estudo de métodos automatizados para reconhecimento humano baseados em uma ou mais características físicas ou comportamentais das pessoas como forma de identificá-las unicamente [50].

- É um método de identificar uma pessoa baseado nas medidas das características físicas ou repetidas acções, onde essas características e/ou acções são ambas únicas para aquela pessoa [45].
- Biometria é a ciência e a tecnologia de medir e analisar dados biológicos. Em tecnologias da informação, a biometria é referida como a tecnologia de medida e análise de características do corpo humano, tais como, impressões digitais, íris, reconhecimento de voz, face, entre outros, como propostas de autenticação [15].
- Biometria é a ciência que mede as propriedades físicas dos seres, utilizando as características do corpo [5].
- Qualquer medida automática, robusta e distinta com características físicas ou pessoais que possam ser usadas para identificar um indivíduo ou verificar a sua identidade [52].

Numa breve análise podemos concluir que em qualquer uma das definições apresentadas encontramos noções de biologia, medida e reconhecimento. Numa abordagem linear podemos concluir que a biometria pode ser designada como um sistema automático de reconhecimento de padrões que permite distinguir e reconhecer pessoas.

O primeiro método de identificação biométrico aceite oficialmente foi desenvolvido por Alphonse Bertillon no final do século XVIII. Também chamado de antropometria, o sistema baseava-se numa combinação de medidas físicas tiradas de acordo com elaborados procedimentos. As métricas juntamente com a cor do cabelo, dos olhos, como fotos de frente e de costas eram arquivadas. Bertillon criou 243 categorias. A figura 2.1 apresenta esquematicamente o modelo anteriormente descrito.

A técnica foi adoptada pela polícia de Paris em 1882 e rapidamente copiada por toda a França e Europa. Em 1887 os Estados Unidos aderiram ao sistema. O fracasso do método de Bertillon ocorreu devido à dificuldade no armazenamento, na consulta dos dados e ao complicado método para obter as medidas. Mas havia outra falha no sistema de Bertillon. Ao contrário do que se pensava, as categorias criadas não eram únicas. Aconteceram muitos erros que causaram o descrédito do sistema. Um dos mais conhecidos foi a prisão de um homem que alegou, nunca ter passado pela prisão. No entanto, ao verificar as informações, percebeu-se que havia outro homem com as mesmas características do primeiro que estava detido noutra prisão.

O método de Bertillon foi substituído pelo sistema de impressões digitais, criado pelo oficial britânico William Herschel. Em missão na Índia, Herschel estava descontente com os

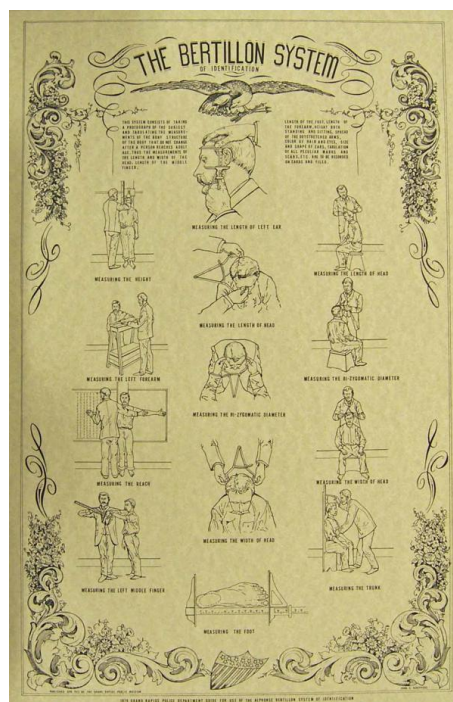


Figura 2.1: Sistema antropométrico de Alphonse Bertillon. [2]

comerciantes locais, que não cumpriam contratos. O oficial passou a pedir que colocassem além das assinaturas, a impressão digital nos documentos. A ideia, segundo o próprio, era “assustar os comerciantes, de modo que não pudessem repudiar a assinatura”.

Outros investigadores também começaram a estudar as impressões digitais na mesma época. Em 1870, o cirurgião Henry Faulds começou a vislumbrar nas impressões digitais um caminho para comprovar identidades. Mas a classificação final ficou por conta do oficial Edward Richard Henry, que criou e adoptou o sistema em 1897, na cidade indiana de Bengal. O sistema funcionou tão bem que foi adoptado em toda Índia. Pouco tempo depois, um comité da Scotland Yard testou e aprovou o sistema, implantado na Inglaterra em 1901. O sistema antropométrico de Bertillon estava ultrapassado, apesar de algumas agências o terem usado até a década de 30.

No entanto, devido às crescentes preocupações associadas com a segurança e o terrorismo, a biometria aumentou consideravelmente a sua relevância. Passando de apenas uma característica a impressão digital, para o uso de mais de dez características distintas. Assistiu-se a um aumento do número de empresas, quer privadas quer governamentais, com fins militares ou civis, investindo-se uma enorme quantia de recursos humanos e financeiros no desenvolvimento de sistemas biométricos. Novos métodos estão constantemente a ser

propostos, influenciando os preços do material e dos programas que estão constantemente a diminuir, deste modo é possível criar sistemas biométricos com baixos e médios custos. No entanto, a biometria pode ser vista como a evolução tecnológica da natureza, desde séculos que o Homem desempenha esta função baseado em características físicas e psicológicas, tais como, a cara ou a voz.

2.1.1 Modo de funcionamento

Independentemente da característica usada, as aplicações na biometria seguem o padrão ilustrado na figura 2.2. Quando utilizamos características biométricas são realizadas normalmente três funções básicas.

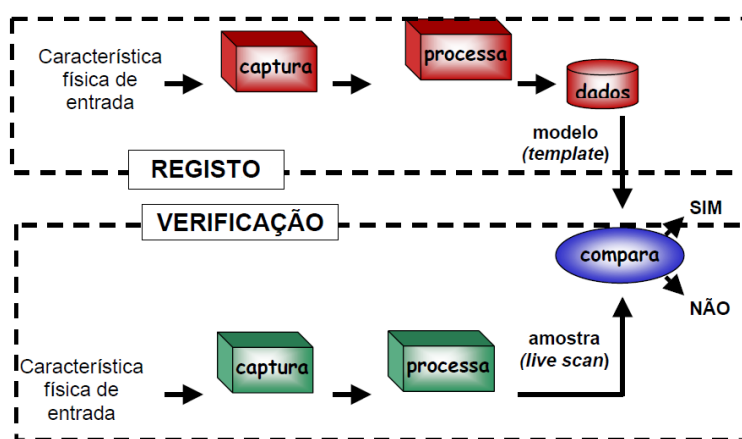


Figura 2.2: Modelo de autenticação biométrica.

- A primeira função está relacionada com a captura e armazenamento dos identificadores biométricos do indivíduo. Os dados biométricos podem ser armazenados num computador pessoal, num servidor de rede, entre outros. A maior parte dos sistemas biométricos armazena apenas elementos digitais reduzidos das características biométricas, e não a imagem visual original. Normalmente, estes dados são designados por modelo ou *template* biométrico. Estes modelos são uma fracção da imagem original de que derivam. Inclusivamente, na maior parte dos casos, um modelo biométrico não permite reconstituir a imagem original, pelo que permite assim proteger a privacidade dos indivíduos.

- A segunda função consiste na verificação, ou na comparação unívoca (um para um). A verificação compara uma amostra biométrica com um modelo biométrico armazenado. Esta função verifica se a pessoa é realmente quem afirma ser. Os indivíduos confirmam normalmente a sua identidade através de algo que têm (por exemplo, um cartão identificativo) ou algo que conhecem (um nome de utilizador ou número).
- A terceira função biométrica é a identificação, ou a comparação de um para muitos. A identificação compara uma amostra biométrica apresentada com um conjunto de modelos biométricos. Este processo destina-se a determinar se a pessoa está presente ou não na base de dados.

Podemos encontrar actualmente no mercado um grande número de tecnologias biométricas com provas dadas, e cada característica biométrica pode ser utilizada para confirmar a exactidão e fiabilidade da identidade pessoal. No entanto, algumas características biométricas são mais adequadas para determinadas aplicações do que outras.

2.1.2 Características da biometria

Esta secção é dedicada à descrição das características mais comuns que são utilizadas para os propósitos biométricos [21]. Embora exista alguma discussão sobre o potencial uso de outras características com base na biometria, as características apresentadas têm uma grande aceitação na comunidade investigadora e têm aplicações comerciais baseadas nessas características, que aumenta a credibilidade da biometria.

2.1.2.1 Impressão Digital

O reconhecimento pela impressão digital é o método actualmente mais utilizado, devido ao baixo custo dos leitores (scanners) e ao seu grau de precisão, existindo já uma padronização da interface, o que facilita a integração destes equipamentos a programas proprietários de controlo de acesso.

A base de funcionamento dos leitores de impressão digital é a mesma dos digitalizadores comuns. A pessoa coloca o dedo sobre o vidro, e o mecanismo fotografa-o. O reconhecimento é feito com base nas pequenas linhas que há na pele. O programa destaca alguns pontos de destaque dessas linhas (encontro de duas listras, bifurcações e “vales”) e forma o desenho de um polígono. O sistema armazena, então, não a fotografia do dedo, mas só

o polígono das minúcias, tática que economiza espaço nos discos e aumenta a rapidez na procura.

Apesar de ser preciso e rápido, há algumas limitações: o facto de o dedo estar constantemente exposto faz com que os traços das linhas do dedo possam ser alterados com o passar do tempo (devido a cicatrizes, por exemplo). Pessoas que trabalham em empresas metalúrgicas, que lidam com materiais corrosivos ou lixas, por exemplo, podem ter as impressões digitais gastas, o que dificulta a leitura.

2.1.2.2 Face

O uso de reconhecimento da face é o método mais natural de identificação biométrica. O uso das características da face para identificação automática é uma tarefa difícil porque a aparência facial tende a mudar ao longo do tempo. As variações podem ser causadas por diferentes expressões faciais, mudanças no estilo do cabelo, posição da cabeça, ângulo da câmara, condições de luz, etc.

Apesar das dificuldades envolvidas, o reconhecimento facial já foi abordado de diversos modos desde o sistema de reconhecimento de padrões por redes neurais, passando pelo comprimento de onda infravermelho, e também pelos pontos estratégicos (como posição dos olhos e da boca) na face. Muitos sistemas de reconhecimento de face utilizam um computador com uma câmara para capturar as imagens da face. Estes sistemas utilizam medidas da face como distâncias entre os olhos, nariz, queixo, boca e linha dos cabelos como meio de verificação. Temos igualmente conhecimento que existem sistemas que podem executar testes “animados” para evitar que o sistema seja defraudado por uma fotografia.

Variáveis como óculos de sol, bigode, barba, expressões faciais entre outras, podem causar falsas rejeições nestes sistemas.

2.1.2.3 Veias da palma da mão

A autenticação através das veias das mãos amplia as possibilidades da segurança e controle de acesso a sistemas e locais restritos, reconhecendo o padrão único das veias das mãos [36].

Os padrões das veias nas mãos são muito consistentes para a identificação. Cada mão possui um padrão de veias único e que não se alteram com a idade nem com trabalho pesado. O sistema adquire uma imagem bastante detalhada do padrão de veias pela utilização de

lentes infravermelhas. Algumas vantagens podem ser atribuídas a este método:

- Mesmo em gémeos as mãos direita e esquerda são diferentes
- Não ocorrem mudanças por longos períodos
- Exactidão por longo período
- Independente de contaminações por cicatrizes ou outros factores externos

2.1.2.4 Geometria das mãos e dedos

A geometria das mãos e dedos consiste em analisar e medir o formato da mão. A pessoa apoia a mão numa base com guias para os dedos. Uma câmara Dispositivo de Carga Acoplado (CCD) e espelhos capturam a informação 3D da mão.

A geometria da mão tem sido usada em aplicações desde o começo de 1970. Esta baseia-se no facto de que, virtualmente não existem duas pessoas com mãos idênticas e de que o formato da mão não sofre mudanças significativas após certa idade. Existem diversas vantagens no uso da forma tridimensional da mão da pessoa como um dispositivo de identificação.

Primeiro, é razoavelmente rápida, ocorrem menos de dois segundos para capturar a imagem de uma mão e produzir a análise resultante. Em segundo lugar, requer pouco espaço de armazenamento. O processo de verificação não requer um esforço adicional por parte da pessoa que efectua essa mesma verificação.

As dimensões da mão, tal como o tamanho do dedo, largura e área são as principais características usadas nas análises. Para a captura, a pessoa posiciona a sua mão no leitor, alinhando os dedos, e uma câmara posicionada acima da mão captura a imagem. Medidas tridimensionais de pontos seleccionados são tomadas e o sistema extrai destas medidas um identificador matemático único na criação do modelo. Um modelo tipo requer cerca de nove bytes de armazenamento.

Um dos problemas de sistemas que utilizam a geometria da mão é causado pela rotação da mão quando colocada no leitor. Isto resolve-se usando pinos de posicionamento nos dedos. O sistema também deve levar em conta os diferentes tamanhos das mãos em diferentes pessoas, o seu desempenho não deve ser prejudicado por sujidade e cortes na mão da pessoa.

É quase impossível secretamente obter informações sobre a geometria da mão de uma pessoa, a menos que haja cooperação por parte desta. Quanto à estabilidade, deve-se

ressalvar que a geometria da mão muda de acordo com a idade e, ocasionalmente, com a perda ou ganho de peso.

2.1.2.5 Retina

Quando falamos em biometria temos que referir igualmente a retina. Estes sistemas por sua vez analisam a camada de vasos sanguíneos localizada na parte posterior do olho. O padrão de veias da retina é a característica com maior garantia de unicidade que uma pessoa pode ter. Os analisadores de retina medem o padrão dos vasos sanguíneos usando um laser de baixa intensidade e uma câmara. Esta técnica exige a colocação do olho perto de uma câmara para obter uma imagem focada.

A análise da retina é considerada um dos métodos biométricos mais seguros. As fraudes até hoje são desconhecidas. Olhos falsos, lentes de contacto e transplantes não podem quebrar a segurança do sistema [21].

Recentes pesquisas médicas mostraram, entretanto, que as características da retina não são tão estáveis como se pensava anteriormente: elas são afectadas por doenças, incluindo doenças das quais o paciente pode não estar ciente. Muitas pessoas ficam temerosas em colocar o seu olho próximo de uma fonte de luz e os problemas que isto possa causar. Como resultado, esta técnica impulsionou o caminho para a utilização da análise da íris, que é menos invasiva.

2.1.2.6 Íris

A íris é o anel colorido que circunda a pupila do olho. Cada íris possui uma estrutura única que forma um padrão complexo e pode ser usada para identificar um indivíduo.

A captura da imagem é feita por uma câmara em preto e branco. A pessoa olha para a câmara de uma distância de aproximadamente 30 cm ou mais por poucos segundos. O sistema acomoda pessoas de lentes de contacto sem dificuldades, embora o sensor deva ser montado ou ajustado de modo a ser satisfatório para pessoas de diferentes alturas, incluindo aqueles em cadeiras de roda. Principais características:

- A partir do primeiro ano de vida a íris mantém-se inalterada
- Não se altera ao longo da vida
- Pouco impacto por problemas de saúde

- Independente de óculos ou lentes de contacto
- O olho direito e esquerdo é diferente
- Gémeos univitelinos possuem íris totalmente diferentes

2.1.2.7 Voz

O reconhecimento de voz é um dos sistemas menos invasivos, e a forma mais natural de uso é o sistema de reconhecimento de fala. O som da voz humana é produzido pela ressonância na região vocal, em função do seu comprimento, do formato da boca e das cavidades nasais. Para a captura do som, a pessoa posiciona-se diante de um microfone e pronuncia uma frase previamente seleccionada, ou uma frase qualquer.

Este processo é repetido várias vezes até que seja possível construir um modelo. Todos os sistemas que analisam a voz estão amplamente baseados na tecnologia de processamento de fala. A forma da onda das frases é medida usando a análise de Fourier para encontrar o espectro de frequências que demonstram as características da voz.

A tecnologia de reconhecimento de voz é fácil de usar e não requer grandes esforços na educação da pessoa. Entretanto, deve ter-se em atenção o facto de garantir que a pessoa fale num tempo apropriado e em voz clara. Uma vez que as pessoas formam padrões de fala através da combinação de factores físicos e comportamentais, a imitação é impossível. Entretanto, existem problemas com as condições do ambiente onde se encontram os sensores, uma vez que é difícil filtrar o ruído de fundo.

Outros problemas atribuídos ao reconhecimento de voz, incluem a variação da voz devido às condições físicas das pessoas, como gripes e resfriados, estados emocionais, como o *stress*, e duplicação através de um gravador. A imitação, porém, não é um problema como se poderia pensar, porque os aspectos da voz medida pelos sistemas não são os mesmos que os seres humanos costumam perceber.

2.1.2.8 Assinatura Manuscrita

O ritmo necessário para escrever uma assinatura pode ser usado num sistema de identificação automático. Esta técnica já é muito usada e popular, uma vez que todos os cheques são verificados usando-se as assinaturas.

Existem dois métodos de identificação: um método examina a assinatura já escrita, comparando-a, como uma imagem, com um modelo armazenado. A maior desvantagem

deste método é que ele não pode detectar fotocópias das assinaturas [22]. O outro método estuda a dinâmica da assinatura. Este método analisa o processo dinâmico da realização de uma assinatura o ritmo de escrita, contacto com a superfície, tempo total, pontos de curva, laços, velocidade e aceleração [24].

Os dispositivos utilizados para análise dinâmica são canetas ópticas e superfícies sensíveis. Como todas as características comportamentais, as assinaturas estão sujeitas ao humor da pessoa, ao ambiente, à caneta, ao papel, e assim por diante. As assinaturas de algumas pessoas são muito consistentes, enquanto as de outras variam muito [31].

2.2 Síntese de imagens de íris

Nesta secção apresentamos uma breve descrição da constituição da íris humana, este conhecimento é necessário para a construção de íris sintetizadas, o mais semelhante possível às íris reais. Para obtermos as imagens de íris sintetizadas são apresentados diversos algoritmos de sintetização baseados em diversas técnicas.

2.2.1 Descrição da íris

A íris é o único órgão interno do corpo que é visível do exterior. A íris situa-se no olho entre a pupila e a esclera. A sua dimensão varia de pessoa para pessoa, mas em média tem 12mm de diâmetro. A principal função da íris é regular o tamanho da pupila, controlando a quantidade de luz que entra no olho. A íris é constituída por multi-camadas, e esta contém características tais como: criptas, sulcos, limbo, entre outras [13, 14] (figura 2.3). A riqueza e a estabilidade das características da íris tornam o sistema biométrico bastante poderoso, podendo ser usado para distinguir íris idênticas.

2.2.2 Construção de íris sintetizadas por um fabricante de olhos artificiais

Lefohn [23], introduziu um método para sintetizar íris humanas que é utilizado em aplicações de computação gráfica. O método utiliza o conhecimento dos fabricantes de olhos artificiais para obter resultados com um elevado nível de realismo. Esta abordagem utiliza entre 30 a 70 diferentes camadas de texturas pintadas, intercaladas por uma membrana transparente. Sendo estas texturas digitalizadas num convencional digitalizador. O

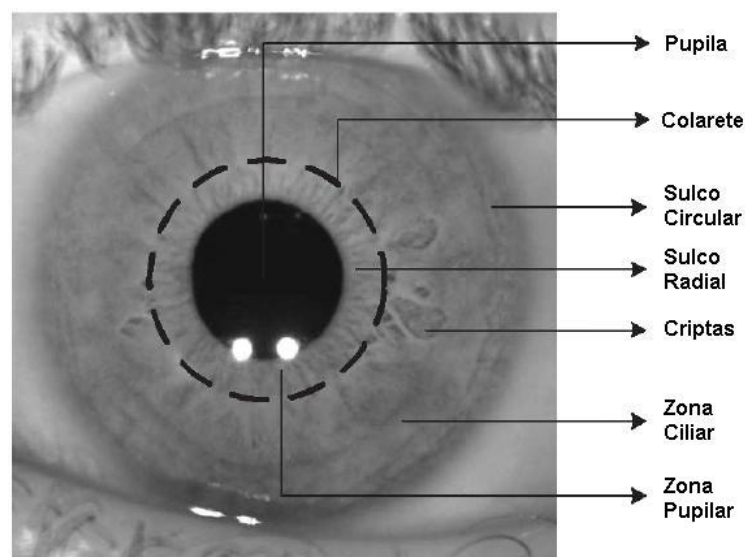


Figura 2.3: Descrição da íris humana. [42]

domínio específico e o conhecimento necessário para produzir as texturas, torna a abordagem excessivamente complicada e assim inadequada para os nossos fins.

2.2.3 Campos aleatórios de Markov

Os MRF, são um modelo de distribuição de probabilidade conjunta, sobre um conjunto X de variáveis aleatórias que tenham a propriedade de Markov (processo estocástico). O recurso ao MRF é uma das técnicas utilizadas para gerar imagens sintetizadas da íris, mas também é utilizado para uma grande variedade de texturas [8]. Makhtal e Ross [27] utilizam MRF no processo de síntese usando primitivas simples e múltiplas para gerar padrões de íris. Este procedimento da textura sintética [27] é inspirado no trabalho de Li-YiWei e Mark Levoy [49]. A técnica usa texturas primitivas para guiar o processo síntese. Aleatoriamente o *pixel* de uma imagem, inicializada com ruído, é interactivamente actualizado até que uma estrutura de íris emerja. A técnica proposta é determinística, em que o exemplo não mostra uma distribuição de probabilidade, mas observa o valor na vizinhança da imagem primitiva para determinar o valor dos *pixels* na imagem sintética. O algoritmo sintetiza a textura de uma imagem, que é localmente semelhante à imagem primitiva, mas globalmente mostra uma estrutura diferente. Enquanto uma primitiva simples é suficiente para o algoritmo gerado, duas ou mais primitivas podem ser utilizadas. O uso de primitivas múltiplas pode ser necessário: (i) porque uma íris tipicamente exhibe uma textura rica nas imediações da pupila

com a diminuição da intensidade do movimento da pupila; e (ii) a mistura de primitivas múltiplas aumenta a aleatoriedade da imagem sintetizada.

O algoritmo utilizado por Li-YiWei e Mark Levoy [49] é simples e eficiente para sintetizar uma grande variedade de texturas. É necessário como entrada no algoritmo, um exemplo de textura e uma imagem com ruído aleatório onde o tamanho é especificado pelo utilizador (figura 2.4). O algoritmo modifica o ruído aleatório para o tornar semelhante ao exemplo dado. Esta técnica é flexível e fácil de usar, uma vez que só necessita de um exemplo de textura (normalmente uma imagem). Novas texturas podem ser geradas com um pequeno tempo de computação e é garantida a capacidade de produção. Os dois principais componentes do algoritmo são a pirâmide de multiresolução e um algoritmo de procura.

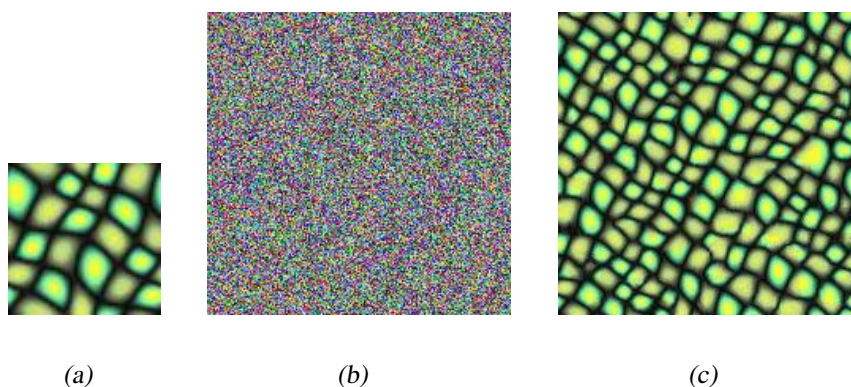


Figura 2.4: (a) Imagem original. (b) Imagem inicializada com ruído aleatório. (c) Imagem sintetizada. O algoritmo necessita da imagem da esquerda e a imagem do meio, para obter a imagem sintetizada (direita). [49]

A vantagem chave é a qualidade e a velocidade: a qualidade das texturas sintetizadas é igual ou melhor que as técnicas anteriores, enquanto o tempo de computação é de duas vezes mais rápido que as abordagens, produzidas por outros autores, que geram resultados idênticos. Isso permite aplicar o algoritmo em áreas onde texturas sintetizadas tradicionalmente têm sido consideradas com demasiados custos computacionais.

S. Shah e A. Ross [42] têm a mesma abordagem para gerar texturas de íris usando o MRF, sendo este utilizado para a textura de fundo na construção de íris sintetizadas, diferindo apenas o processo seguinte, que consiste em adicionar as várias características da íris, como por exemplo, sulco radial, sulco circular, colarete e criptas. Estas características

são sintetizadas e inseridas na textura gerada pelo passo anterior. O número e posição destas características são parametrizados e baseados na ocorrência em íris reais.

Para uma melhor compreensão da utilização dos MRF na sintetização de imagens utilizando a resolução simples e multi-resolução, consultar o capítulo 3.

2.2.4 Análise das componentes principais

Cui e os outros autores têm um método para sintetizar íris humanas, baseado no método Análise das componentes principais (PCA) e super-resolução [10]. Os autores antes de mostrarem o processo de sintetização da íris, utilizam o reconhecimento de íris baseado na PCA, para colocar a sintetização da íris em contexto. A maioria dos métodos de reconhecimento existentes são baseados em propriedades locais como a forma, vizinhança, entre outros. No entanto sintetizar imagens de íris baseadas nas propriedades locais, tornam-se difíceis de implementar. Bae e os outros autores [3] tentaram usar a Análise das componentes independentes (ICA) para extrair características das íris [19]. Porém, ICA, Análise discriminante linear (LDA) e PCA todas podem ser usados para extração de características globalmente, mas a PCA é superior em construção de imagem, porque é possível controlar os erros da construção seleccionando a variância cumulativa [28]. Os classificadores utilizados foram a distância euclidiana e os Vizinhos mais próximos (NN).

Usando os resultados experimentais, concluíram que um vector de dimensão 75 com características globais, providência os maiores benefícios para o desempenho do método de reconhecimento usando a PCA. O método de síntese usa a mesma dimensão do vector de características, e assim o problema é reduzido para uma procura num espaço limitado de grandes dimensões.

2.2.4.1 Algoritmo de síntese

No processo de sintetização de imagens da íris o autor pretende calcular o número de classes que o algoritmo pode construir, num espaço de n-dimensões, podendo este ser estimado pela seguinte fórmula:

$$C = \prod_{i=1}^k \text{ceil}(w_i / (T + M)) \quad (2.1)$$

onde T é um Threshold, w_1 e M é a largura do intervalo e a margem, respectivamente.

O procedimento de síntese de imagens da íris com as classes especificadas é apresentado da seguinte maneira:

1. Para a mesma classe, primeiro é dado o centro da classe, que corresponde a uma imagem da íris. Para as outras imagens é controlado os coeficientes da esfera que se encontra centrada, passando à imagem da íris o raio. Os passos são os seguintes:
 - i) Supondo $X_0 = (x_{0,1}; x_{0,2}; \dots; x_{0,75})$ é um vector correspondente ao centro da classe, procurar em x_1 e deixar que x_1 satisfaça $|x_1 - x_{0,1}| < \delta$, onde $\delta \ll T$
 - ii) Procurar x_2 e deixar x_2 satisfazer $|x_2 - x_{0,2}| < \delta$ e

$$|x_2 - x_{0,2}| < \sqrt{T^2 - |x_1 - x_{0,1}|^2}$$
 - iii) Procurar x_i e deixar x_i satisfazer $|x_i - x_{0,i}| < \delta$ e

$$|x_i - x_{0,i}| < \sqrt{T^2 - \sum_{k=1}^{i-1} |x_k - x_{0,k}|^2}$$
2. Para diferentes classes, procura primeiro o centro da classe, depois retorna ao passo (1). A procura pode ser feita aleatoriamente. Com isto, é útil aumentar o número de imagens sintetizadas da íris. Para aumentar as mesmas o autor utilizou a super-resolução [18]. Depois do aumento, as texturas da íris são inseridas num modelo e podem ser criadas imagens de íris com diferentes rotações.

2.2.5 Multiresolução com Subdivisões reversíveis

A diferença entre o método da multiresolução e a PCA, é que na multiresolução é possível capturar as características tanto a nível local como global, devido às características de redimensionar e às *wavelets* [43]. Além disso, fornece uma multiresolução eficiente e de fácil execução quando comparado com a PCA que necessita de maiores requisitos computacionais. Neste método o autor utiliza filtros de multiresolução com subdivisões de Chaikin [48, 47]. Esta subdivisão é uma aproximação discreta de *quadratic B-Spline* enquanto *Haar wavelets* são baseadas em *zero degree B-Splines* [46, 41].

Uma representação em multiresolução permite representar os dados em dois novos conjuntos: o primeiro sendo uma aproximação forte aos dados originais e o segundo conjunto constituído pelas altas frequências da imagem original. Operações com multiresolução são tipicamente expressas como equações de matrizes em função dos filtros das matrizes A^n ,

\mathbf{B}^n , \mathbf{P}^n e \mathbf{Q}^n [43]. Fornecendo uma coluna em particular do vector, \mathbf{C}^n , é possível encontrar uma aproximação da baixa resolução, \mathbf{c}^{n-1} , aplicando a equação seguinte:

$$\mathbf{C}^{n-1} = \mathbf{A}^n \mathbf{C}^n \quad (2.2)$$

Similarmente, podemos encontrar detalhes com as altas frequências, \mathbf{D}^{n-1} , aplicando a equação seguinte:

$$\mathbf{D}^{n-1} = \mathbf{B}^n \mathbf{C}^n \quad (2.3)$$

Finalmente, quando queremos voltar à resolução original, podemos combinar os dados dos detalhes e a baixa resolução usando:

$$\mathbf{C}^n = \mathbf{P}^n \mathbf{C}^{n-1} + \mathbf{Q}^n \mathbf{D}^{n-1} \quad (2.4)$$

A aproximação à baixa resolução, \mathbf{C}^{n-1} , contém dados da baixa frequência dos dados originais e podem ser considerados equivalentes a uma aproximação dos dados de entrada originais. Os detalhes, \mathbf{D}^{n-1} , contêm a informação das altas frequências extraídas dos dados originais, que podem ser considerados equivalentes às características extraídas dos dados originais. Podemos usar o facto de que as matrizes \mathbf{A}^n , \mathbf{B}^n , \mathbf{P}^n e \mathbf{Q}^n todas elas têm associado uma estrutura regular, que permite construir uma implementação linear e evita a multiplicação de matrizes. Para contornar a multiplicação de matrizes, é utilizado para cada matriz um conjunto de valores num filtro, para os passos da decomposição e reconstrução:

$\left[-\frac{1}{4}, \frac{3}{4}, \frac{3}{4}, -\frac{1}{4}\right]$, $\left[\frac{1}{4}, -\frac{3}{4}, \frac{3}{4}, -\frac{1}{4}\right]$, $\left[\frac{1}{4}, \frac{3}{4}, \frac{3}{4}, \frac{1}{4}\right]^T$, $\left[-\frac{1}{4}, -\frac{3}{4}, \frac{3}{4}, \frac{1}{4}\right]^T$, são os valores dos filtros para as matrizes \mathbf{A}^n , \mathbf{B}^n , \mathbf{P}^n e \mathbf{Q}^n respectivamente [4, 7].

No caso de imagens de íris, I_n , os filtros são aplicados simultaneamente a todas as linhas da imagem. Podemos estipular que as operações nas linhas usam as mesmas equações 2.2, 2.3 e 2.4, mas substituindo I por C , dá-nos as seguintes equações:

$$I_j^{n-1} = A^n I_j^n, \quad (2.5)$$

$$D_j^{n-1} = B^n I_j^n, \quad (2.6)$$

e

$$I_j^n = P^n I_j^{n-1} + Q^n D_j^{n-1} \quad (2.7)$$

no I_j^n o j representa a linha na imagem da íris no nível de resolução n e D_j^n representa os detalhes correspondentes à linha j . Esta operação resulta em ambos, tanto numa representação intermédia da imagem, como corresponde aos detalhes obtidos a partir da redução da resolução de cada linha. Os filtros são então aplicados a todas as colunas da representação intermédia. Este resultado é uma aproximação da imagem original e dos dois conjuntos de detalhes correspondentes às colunas e linhas, respectivamente. Estes dois conjuntos de detalhes são armazenados e manipulados como um todo, sendo referenciados como D_n . Este processo pode ser repetido as vezes que for necessário. A figura 2.5 demonstra esquematicamente o processo de decomposição e reconstrução. A imagem da íris obtida através do processo de reconstrução é uma cópia exacta da imagem da íris original.

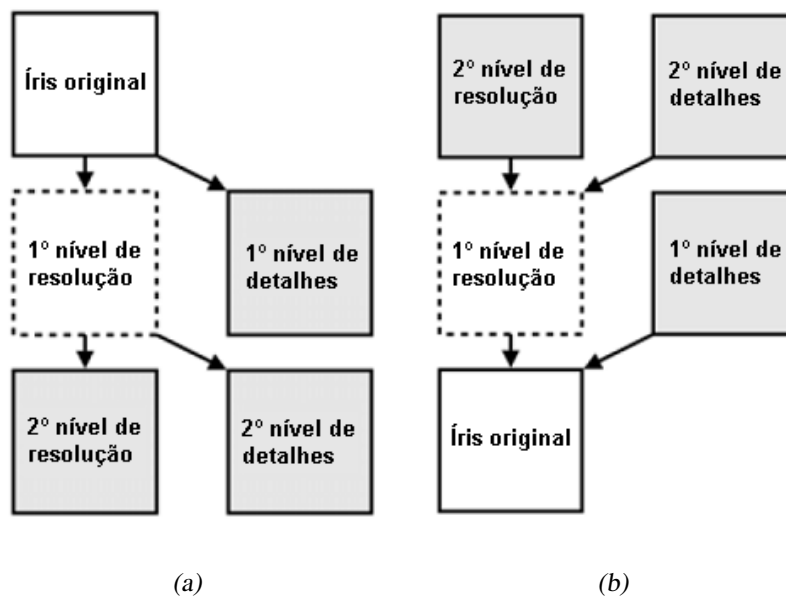


Figura 2.5: (a) Processo de decomposição. (b) Processo de reconstrução. Este processo apenas necessita da baixa resolução e em cada nível de detalhes extraídos, durante o processo de decomposição, tem a finalidade de recriar a imagem da íris original. [48]

2.2.5.1 Combinação de múltiplas imagens da íris

Como o objectivo é aumentar o número de imagens através do processo de sintetização, vão ser combinadas porções de imagens para obter uma imagem final. Olhando para qualquer imagem da íris, fica evidente que a maior parte das características estão na alta frequência. Portanto, são usadas as técnicas da multiresolução para capturar os detalhes das íris. Com os resultados obtidos, apenas necessitamos de quatro níveis de decomposição, para efectivamente capturar todos os detalhes, a partir de imagens de íris com tamanho em *pixels* de 256x256. A aproximação da baixa resolução depois de quatro níveis de decomposição, contém apenas a cor global da íris analisada. Observando os detalhes extraídos durante os quatro níveis de decomposição, completa a captura das características de uma imagem da íris que é fundamental para a combinação do algoritmo. Esta observação permite decompor completamente uma imagem da íris nos cinco componentes seguintes: a cor base da imagem e os quatro conjuntos de características de cada nível de resolução denotado por: I_{n-4} , D_{n-1} , D_{n-2} , D_{n-3} e D_{n-4} , respectivamente.

O algoritmo utilizado precisa de cinco imagens da íris como entrada; usando uma forma de notação para identificar cada uma das cinco imagens que temos, utilizamos: I_{base} , I_1 , I_2 , I_3 e I_4 . A partir destas imagens são extraídos os componentes necessários para construir uma imagem da íris completa. Primeiro, a informação da cor base para a nova imagem da íris I_{base}^{n-4} , é directamente extraída a partir da I_{base} usando a aproximação da baixa resolução de $I_{base}:I_{base}^{n-4}$. Então as características D_4^{n-4} , D_3^{n-3} , D_2^{n-2} e D_1^{n-1} são extraídas cada uma delas de uma das quatro imagens disponíveis. O processo começa combinando a informação da cor base, I_{new}^{n-4} , com a baixa resolução dos detalhes, D_4^{n-4} , que resulta numa nova resolução intermédia da imagem de íris, I_{new}^{n-3} . Da mesma forma, podemos obter a alta resolução das imagens de íris, I_{new}^{n-2} , I_{new}^{n-1} e I_{new}^n interactivamente aplicando a equação 2.7:

$$I_{new}^j = P^j I_{new}^{j-1} + Q^j D_{n+1-j}^{j-1} \quad j = n - 2, n - 1, n \quad (2.8)$$

A figura 2.6 providência uma descrição visual da composição da nova imagem da íris. O uso de detalhes de múltiplas imagens da íris permite-nos criar íris sintetizadas sendo estas únicas e realistas, através da combinação das características de várias íris reais.

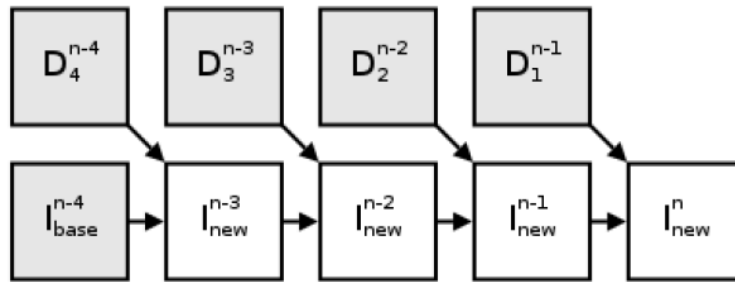


Figura 2.6: Estrutura do algoritmo combinado. [48]

2.2.6 Método baseado na anatomia da íris

Este método, baseia-se na anatomia para a geração de imagens da íris [55, 54]. Foram realizados estudos sobre a anatomia da íris, incluindo o estudo de grandes estruturas de imagens [40], estruturas e classificações de íris através da iridologia [39] e modelos disponíveis para as íris. Depois de algumas observações sobre as características da íris, o autor conclui que o padrão da íris é formado por sulco radial, colarete e parcialmente coberta com camadas transparentes com bordas irregulares.

O processo de geração da íris pode ser dividido em cinco passos:

1. Gerar fibras contínuas em coordenadas cilíndricas (Z , R e Θ), em que o Z é a profundidade da íris, R é o raio da circunferência e Θ é o ângulo de rotação medido em graus, com o valor zero a corresponder à posição do relógio nas três horas e os valores aumentam no sentido horário. Cada fibra é uma curva contínua 3D nas coordenadas cilíndricas. São utilizados 13 parâmetros aleatórios para gerar cada fibra contínua.
2. As fibras geradas em 3D são projectadas para a dimensão plana (2D), para formar a pupila e a íris. As fibras geradas em 3D são projectadas para o espaço polar 2D para formar uma vista frontal da imagem. Apenas as fibras no topo da camada podem ser visualizadas. O valor cinzento de cada *pixel* no espaço 2D é determinado pelo valor Z no topo da camada desse ponto nas coordenadas cilíndricas 3D. Um conjunto de funções básicas, baseadas em B-spline, no sistema de coordenadas polares (R , Θ) é usado para modelar a forma da íris e da pupila, por causa do desvio que existe entre a íris e a pupila, porque estas não são concêntricas.

3. Transformar a imagem base para incluir o efeito da colarete. Adicionar uma camada semitransparente no topo da camada com as bordas irregulares. As bordas no topo da camada são modeladas usando a função co-seno. A camada superior é então desfocada para a tornar semitransparente. A zona da colarete é clareada para criar o efeito de altura na íris.
4. Desfocar a íris e adicionar um padrão de uma forma irregular à camada superior. Desfocar a íris para que ela se torne contínua. Depois adicionar uma camada de ruído Gaussiano.
5. Adicionar as pálpebras com um certo grau de abertura e gerar aleatoriamente as pestanas. Baseado no grau de abertura requerido pelas pálpebras, desenhar duas curvas de co-seno de baixa frequência para as pálpebras. Aleatoriamente são geradas as pestanas com base na curva co-seno.

As imagens geradas usando este método são compostas por uma grande quantidade de fibras, variando o número entre 500 a 2500. A criação de imagens da íris é baseada em outros 40 parâmetros aleatórios, como por exemplo, tamanho da fibra, tamanho da pupila, tamanho da íris, localização, distância e amplitude da colarete, ângulo do olho, tamanho do olho, localização horizontal do olho, número de criptas, número de pestanas, entre outros. Se contarmos o número de variáveis aleatórias usadas para construir a forma das fibras, o resultado seria na ordem dos milhares, os parâmetros aleatórios utilizados. A maioria dos parâmetros são uniformemente distribuídos num determinado intervalo. Os tamanhos dos intervalos são seleccionados para assegurar que a aparência final da imagem, seja o mais semelhante possível com as íris reais.

2.3 Métodos de reconhecimento da íris

Nas subsecções seguintes são descritos dois métodos, sendo eles os mais relevantes no reconhecimento da íris. O método de Daugman [11] é o primeiro a ser descrito, porque é o método mais citado na literatura do reconhecimento da íris, sendo de seguida apresentado o método de Wildes [51] que tem uma abordagem um pouco diferente do anterior.

2.3.1 Método de Daugman

O método de reconhecimento do Daugman é composto pelos seguintes passos:

- Segmentação da íris - o autor para segmentar a íris assume que a pupila e a íris são ambas circulares, por isso, aplica o seguinte integral parametrizado 2.9. O objectivo deste integral é detectar contornos, percorrendo todos os pontos da imagem e todos os raios por ponto, conseguindo assim detectar o contorno da pupila e da íris.

$$\max_{r,x_0,y_0} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right| \quad (2.9)$$

Na fórmula o $I(x, y)$ é uma imagem de um olho e $2\pi r$ é a circunferência na imagem adquirida. O parâmetro r corresponde ao raio da imagem, x_0 e y_0 são as coordenadas do centro na imagem. Esta fórmula permite calcular o limite da íris e da pupila. A função G_σ serve para suavizar ruídos, isto é, diminuir qualquer factor na imagem que prejudique o reconhecimento da íris, por exemplo, reflexos.

- Normalização - depois da segmentação da íris, para compensar as variações do tamanho da pupila, é feita a passagem da íris para um sistema de coordenadas polares, designado o processo por *Daugman Rubber Sheet*, que é descrito na secção 2.3.1.1.
- Extração de características - a codificação dos dados da íris é feita usando filtros de Gabor com duas dimensões. Os filtros espaciais têm a seguinte forma:

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

onde (x_0, y_0) define a posição na imagem, (α, β) é a largura e comprimento do filtro e (u_0, v_0) especifica a modulação, com o espaço de frequência $w_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$ e direcção $\theta_0 = \arctan(v_0 + u_0)$. A parte real do filtro Gabor de duas dimensões é limitado para ser invariante à iluminação. Para cada pedaço é analisado o sinal da parte real e imaginária resultante das projecções, assumindo valores binários: 1 e 0 para valores positivos e negativos das projecções, respectivamente.

- Comparação de características - o processo de binarização da extração de características permite a utilização da distância de Hamming, para medir a semelhança

entre duas assinaturas da íris. Dando dois conjuntos de dados binários com N bits: $A = \{a_1, \dots, a_N\}$ e $B = \{b_1, \dots, b_N\}$, a distância de Hamming é dado por:

$$HD(A, B) = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N a_i \otimes b_i \quad (2.11)$$

sendo $a \otimes b$ a operação lógica XOR. Assim, para duas assinaturas completamente iguais ou diferentes, o valor da distância de Hamming será 0 ou 1, respectivamente.

2.3.1.1 Normalização da íris

Devido ao tamanho variado da pupila, da distância e do ângulo em que a imagem foi capturada pela câmara, o tamanho das íris capturadas podem ter grandes variações, aumentando a complexidade na parte do reconhecimento. Uma representação robusta para o padrão de reconhecimento deve ser invariante às mudanças de tamanho, posição e orientação dos padrões. O reconhecimento da íris na sua forma original, requer uma representação dos dados da íris invariantes à dimensão da imagem capturada. Isto é influenciado pela distância entre o olho e câmara de captura, pelo *zoom* da máquina fotográfica e a orientação da íris, causado pela torção do olho e os ângulos da câmara. É descrito em [12], que pode ser conseguido a invariância para todos estes factores transformando os dados capturados num sistema duplo de coordenadas polares. Como a figura 2.7 ilustra, o processo de transformação é baseado nas variáveis do ângulo (θ) e da distância (r).

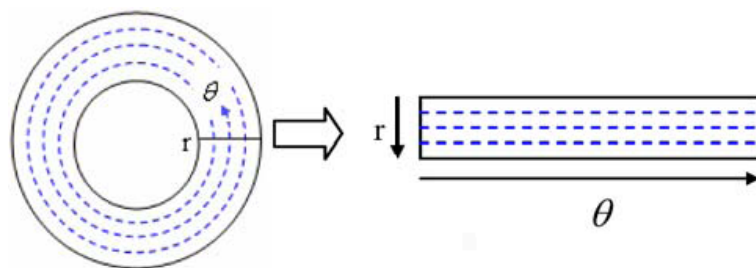


Figura 2.7: Normalização da imagem da íris, utilizando o método *Daugman Rubber Sheet*. [53]

O modelo *Rubber Sheet* determina para cada ponto da íris, sem ter em consideração o tamanho e a dilatação da pupila, um par de coordenadas reais (r, θ) , onde r está no intervalo entre $[0, 1]$ e o θ é um ângulo compreendido entre $[0, 2\pi]$. O processo inverso da imagem

da íris $I(x, y)$, para as coordenadas cartesianas (x, y) e as dimensões não concêntricas do sistema de coordenadas polares (r, θ) , pode ser representado por:

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (2.12)$$

onde $x(r, \theta)$ e $y(r, \theta)$ são definidos por uma combinação linear em ambos os conjuntos de pontos na fronteira da pupila $(x_p(\theta), y_p(\theta))$ e o conjunto de pontos na fronteira da limbo ao longo do perímetro exterior da íris $(x_s(\theta), y_s(\theta))$ limitando a esclera, que é detectada no passo da segmentação da íris, com:

$$\begin{cases} x(r, \theta) = (1 - r) * x_p(\theta) + r * x_s(\theta) \\ y(r, \theta) = (1 - r) * y_p(\theta) + r * y_s(\theta) \end{cases} \quad (2.13)$$

2.3.2 Método de Wildes

Wildes descreve um sistema automático de reconhecimento da íris usando um sistema biométrico para identificação e verificação de pessoas. Este está descrito em três partes: obtenção, segmentação e comparação de imagens.

- Obtenção de imagens - devido às suas dimensões relativamente pequenas, o autor considerou a obtenção de imagens como um principal desafio para o reconhecimento de íris automático. Primeiro, é dado destaque à importância de adquirir imagens de íris com suficiente resolução e clareza para suportar o reconhecimento. Segundo, um dos requisitos é que o padrão da íris tenha um bom contraste, sem recorrer a um nível de iluminação que transforme a imagem. As imagens capturadas devem ser centradas e os artefactos, por exemplo, reflexos na pupila e obstruções, devem ser eliminadas o máximo possível. Baseado nestas considerações, o autor descreve que o ambiente e condições para a captura das íris, deve ser a uma distância de 20 cm, usando uma lente de 80mm.
- Localização da íris - a obtenção de imagens não vai conter apenas a íris, mas também a parte envolvente do olho. Então, é importante conseguir localizar a porção da imagem que corresponde à íris. O autor para encontrar a íris utiliza dois passos. No primeiro passo, a informação da intensidade da imagem é convertido para um mapa de arestas binário. No segundo, os pontos mais votados servem para instanciar os valores dos contornos. O mapa de arestas é recuperado por um gradiente de detecção

de arestas, que consiste num *threshold* de magnitude com a convolução do gradiente da intensidade da imagem e as duas dimensões do Kernel Gaussiano G definido por:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.14)$$

onde (x_0, y_0) é o centro do kernel e σ é o desvio padrão. Para incorporar a direcção, a intensidade da imagem é equilibrada para favorecer certas orientações, antes de obter a magnitude. Na figura 2.8, é ilustrado o mapa de arestas com orientação horizontal (figura 2.8a), vertical (figura 2.8b) e sem orientação (figura 2.8b) .

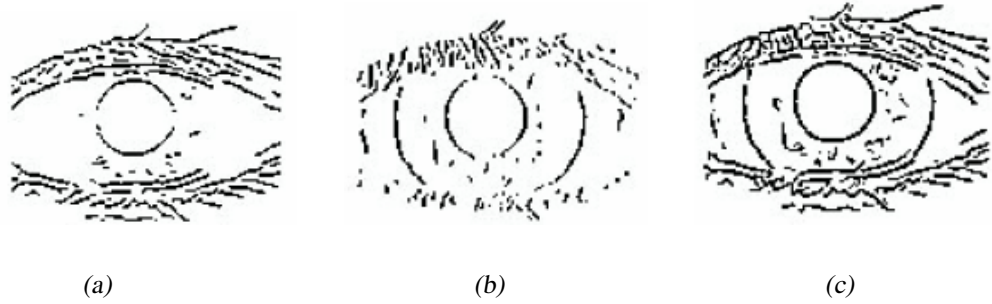


Figura 2.8: Mapa de arestas com e sem orientação. [35]

Referente à detecção do limite da íris, existe uma grande probabilidade de se detectar os contornos da íris através das arestas verticais, sendo menos provável detectar arestas correspondentes às pálpebras. O procedimento de voto é realizado pela transformada circular de Hough [20], definida como:

$$H(x_c, y_c, r) = \sum_{j=1}^n h(x_j, y_j, x_c, y_c, r) \quad (2.15)$$

onde

$$h(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = \begin{cases} 1 & \text{if } g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = 0 \\ 0 & \text{outros casos} \end{cases} \quad (2.16)$$

e

$$g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = (x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2 + r^2 \quad (2.17)$$

Os três parâmetros que maximizam a função H é uma escolha razoável para representar os contornos de interesse para delimitar o limite da íris interiormente e exteriormente. Relativamente à pálpebra superior e inferior, é ajustado de uma forma semelhante usando uma parametrização de arco parabólico no lugar da parametrização pelo círculo $g(x_j, y_j, x_c, y_c, r)$.

- Comparação de imagens - depois da identificação da região que corresponde à íris, torna-se necessário avaliar se existe alguma correspondência entre os padrões capturados e os que foram guardados previamente. O autor decompôs esta tarefa em quatro partes: alinhamento, representação, comparação e decisão.

1. Alinhamento - o autor usa uma técnica de registo da imagem para compensar a mudança de escala e rotação. Deforma a imagem adquirida $I_a(x, y)$ em alinhamento com uma imagem da base de dados $I_d(x, y)$ de acordo com uma função de mapeamento $(u(x, y), v(x, y))$ para todo o (x, y) , a intensidade da imagem é $(x, y) - (u(x, y), v(x, y))$ em I_a - e (x, y) é próximo disso em I_d . A função de mapeamento (u, v) é utilizada para minimizar

$$\int_x \int_y (I_d(x, y) - I_a(x - u, y - v))^2 dx dy \quad (2.18)$$

enquanto obriga a capturar uma transformação semelhante das coordenadas da imagem (x, y) para (x', y') :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - sR(\phi) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

onde s é o factor de escala e $R(\phi)$ a matriz de rotação representada por ϕ .

2. Representação - um filtro de decomposição é proposto, sendo derivado da aplicação do filtro Laplaciano do Gaussiano à imagem. Estes filtros podem ser definidos da seguinte forma:

$$-\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}} \quad (2.20)$$

onde σ é o desvio padrão do Gaussiano e ρ é a distância do ponto até ao centro do filtro. Este processo pode ser implementado com uma pirâmide Gaussiana. Dando uma imagem I , é interactivamente aplicado um filtro passa-baixo e à imagem seguinte é aplicado um factor de redução dois para cada dimensão. Esta representação em diversas escalas da imagem é usada para a biometria da assinatura da íris. Ao contrário do sistema do Daugman, a representação é derivada directamente a partir da imagem com a mesma dimensão da imagem capturada.

3. Comparação - neste passo é utilizado um procedimento baseado na normalização correlacionada entre as duas assinaturas da íris. Deixar A_1 e A_2 serem duas matrizes de tamanho $n \times m$. Permitir que μ_1 e μ_2 , respectivamente, seja a média de A_1 e A_2 , onde σ_1 e σ_2 é o desvio padrão de A_1 e A_2 . A normalização correlacionada pode ser definida por:

$$\frac{1}{nm\sigma_1\sigma_2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m n(A_1(i,j) - \mu_1)(A_2(i,j) - \mu_2) \quad (2.21)$$

O autor aplica a correlação em pequenos blocos de 8x8 em quatro espaços de frequência resultante da representação da pirâmide Laplaciana. Posteriormente, estes valores são combinados num único valor através da média, produzindo quatro valores.

4. Decisão - nesta fase são combinados os quatro valores obtidos anteriormente numa simples classe de julgamento, aceitar ou rejeitar, através da discriminante linear de Fisher. Deixar n ser o número de exemplos q_i , n_A do qual é o genuíno e n_I o impostor. A discriminante linear de Fisher define o peso do vector w tal que a razão entre pessoa da mesma classe (intra-class) e pessoas de classe diferente (inter-class) é maximizada para os exemplos transformados $w^T q$. Deixar μ_A e μ_I ter a d -dimensão da média dos valores respectivamente para $q \in A$ e $q \in I$. A medida da variância com a classe C pode ser dada por uma matriz com a forma:

$$S_C = \sum_{q \in C} (q - \mu_C)(q - \mu_C)^T \quad (2.22)$$

Neste caso, o total dentro da mesma classe pode ser dado por $S_{intra} = S_A + S_I$. Uma medida correspondente à variância entre classes pode ser definida em termos da matriz $S_{inter} = (\mu_A - \mu_I)(\mu_A - \mu_I)^T$. Assim, a expressão

seguinte descreve a relação da variância entre pessoas da mesma classe e de classes diferentes dos exemplos transformados wq :

$$\frac{w^T S_{inter} w}{w^T S_{intra} w} \quad (2.23)$$

Finalmente, o w que maximiza a relação é dado por:

$$w = S_{intra}^{-1}(\mu_A - \mu_I) \quad (2.24)$$

Para aplicar esta descrição à classificação um ponto separado deve ser definido. Valores inferiores a este ponto são derivados da classe A e valores superiores a este ponto são derivados da classe I . O autor leva o ponto de separação como o ponto médio entre os exemplos médios transformados em A e I , pode ser provado que é óptimo se as probabilidades das medidas tiverem distribuições normais e variância igual.

Capítulo 3

Construção de imagens sintetizadas da íris com ruído

Neste capítulo vamos explicar o método de sintetização de texturas utilizando MRF. Esta descrição é realizada na secção 3.1. Depois da explicação do método de sintetização, apresentamos na secção 3.2 o uso das técnicas de sintetização aplicadas à construção de imagens da íris, com a finalidade de poder construir uma base de dados de imagens sintetizadas da íris com ruído. O processo de sintetização utilizado é o da multiresolução. Efectuada a aplicação das técnicas de sintetização, apresentam-se os diversos factores que foram necessários até chegar ao objectivo final. Os factores tidos em conta na construção, foram as características da íris, tentando chegar o mais semelhante possível a uma íris humana. Para se tornarem o mais real possível, foram adicionados diversos factores de ruído, como por exemplo, pálpebras, iluminação, desfoque, sendo alguns dos factores de ruído parametrizáveis.

3.1 Sintetização de texturas

A necessidade de sintetizar texturas, passa por conseguirmos construir imagens em grande escala, partindo de uma pequena amostra. Pretendendo que o algoritmo construa as mesmas eficientemente, de forma geral e que tenha a capacidade de produzir as mais variadas texturas com uma qualidade elevada. Para a geração de texturas é usado MRF, sendo este um modelo de sucesso na construção de imagens sintetizadas, para os mais diversos tipos de texturas [8, 25]. Para contornar o problema computacional dos MRF, foi desenvolvido

um processo síntese que contorna a construção da probabilidade explícita.

Os MRF modelam uma textura com a realização de um processo aleatório local e estacionário, isto é, cada *pixel* da imagem da textura é caracterizado por um pequeno conjunto espacial de *pixels*, e esta caracterização é a mesma para todos os *pixels*. Podemos analisar as propriedades locais e estacionárias numa imagem (figura 3.1) da seguinte forma: uma imagem é estacionária se, ao movermos uma janela na imagem, observamos que o conteúdo da janela é sempre semelhante; é local se cada *pixel* fizer parte de uma pequena vizinhança e este ser independente do resto da imagem. Baseado nestas propriedades, assumimos que o nosso algoritmo de sintetização tem a capacidade de gerar uma imagem sintetizada, semelhante à textura original. A nova textura é gerada *pixel a pixel*, e cada *pixel* é determinado para que a semelhança local seja determinada entre a textura original e a textura final. Este processo síntese, ao contrário de outros algoritmos baseados em MRF, é completamente determinístico e é construído por uma distribuição de probabilidade não explícita.

De seguida, é descrita a forma de como o algoritmo funciona na resolução simples e logo após apresentamos a multi-resolução, fazendo uso das pirâmides Gaussianas, obtendo assim eficiência e melhoramento.

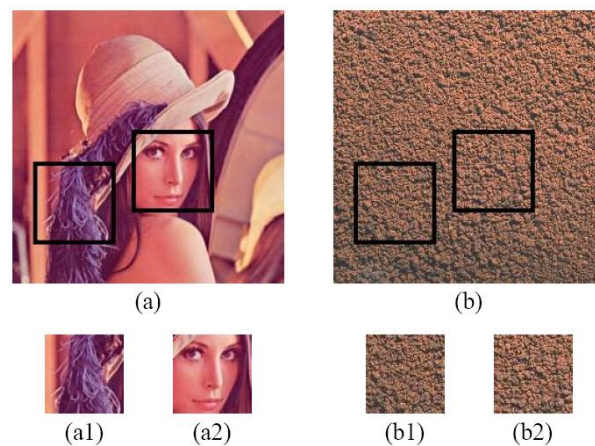


Figura 3.1: Como as texturas diferem das imagens. (a) é uma imagem geral enquanto (b) é uma textura. Uma janela ajustável com duas posições diferentes são desenhadas pelos quadrados pretos em (a) e (b), com o correspondente a cada quadrado em baixo. Diferentes regiões de uma textura podem ser vistos de uma forma semelhante (b1, b2), que não é o caso numa imagem geral (a1, a2). Além disso, cada *pixel* em (b) é apenas ligado a um pequeno conjunto de *pixels* vizinhos. Estas duas características são chamadas de estacionárias e locais, respectivamente [49].

3.1.1 Sintetização usando resolução simples

O algoritmo de sintetização, usando resolução simples, consiste em receber um modelo de textura denominado por I_t e uma imagem inicializada com ruído branco chamada de I_s . Para cada *pixel* da imagem I_s é transformado para que se assemelhe à imagem I_t , para isso acontecer são actualizados os *pixels* da imagem I_s , através de um rastreamento de cima para baixo e da esquerda para a direita (figura 3.2). Para determinar o valor do *pixel* x em I_s , é utilizada uma vizinhança $N(x)$ (figura 3.3) que é comparada com todas as possíveis vizinhanças em $N(x_i)$ de I_t . O *pixel* x_i com a maior semelhança $N(p_i)$ é associado a x . É usada a norma L_2 (ou distância euclidiana) para analisar as vizinhanças obtendo assim a mais semelhante. O objectivo do processo síntese é determinar a vizinhança em I_t que mais se assemelha à actual vizinhança de x em I_s , tentando manter a máxima similaridade entre as imagens. O mesmo processo é repetido para cada *pixel* de I_s até que todos os *pixels* tenham sido acedidos. Existem técnicas de comparação mais sofisticadas do que a norma L_2 para ser usada na comparação de vizinhanças das duas imagens, no entanto, depois de serem realizadas algumas experiências, conclui-se que a norma L_2 é suficiente.

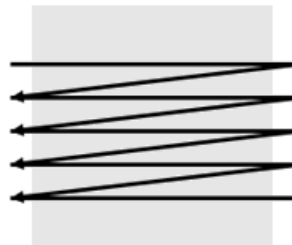


Figura 3.2: Rastreamento feito na imagem.



Figura 3.3: Estrutura da Vizinhança.

3.1.2 Escolha da Vizinhança

Como a vizinhança decide a qualidade da textura síntese, o tamanho e a forma desempenham um papel importante. Para qualquer padrão de textura regular, a dimensão da vizinhança não pode exceder o tamanho da textura, podendo assim a estrutura ser perdida e a imagem ficar aleatória. Na figura 3.4 é demonstrado o efeito da vizinhança no resultado final das imagens sintetizadas, denotando que quanto maior a vizinhança, a qualidade melhora, mas também aumenta o tempo de computação.

A forma da vizinhança vai determinar directamente a qualidade de I_s , por isso, desta forma a vizinhança só incluirá *pixels* que tenham sido já gerados pelo rastreamento. Isto assegura que todos os *pixels* de saída sejam actualizados, baseados na anterior geração de *pixels* e não por ruído aleatório. Nas primeiras linhas e colunas de I_s é usado ruído branco nos seus vizinhos para as primeiras interacções, porque os *pixels* ainda não foram acedidos, posteriormente todos os *pixels* já foram visitados numa passagem anterior.

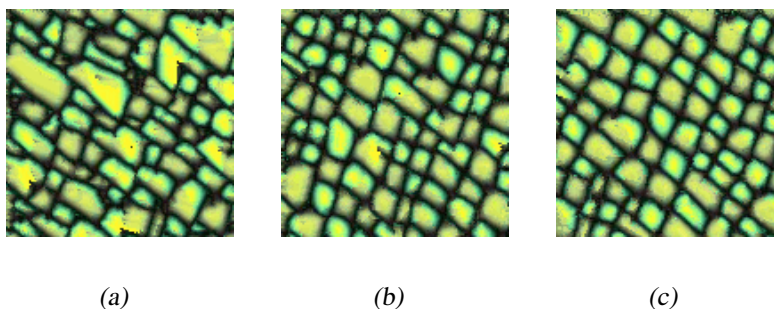


Figura 3.4: Imagens sintetizadas com diferentes tamanhos de vizinhança. O tamanho da vizinhança são: (a) 5x5, (b) 7x7 e (c) 9x9, respectivamente. Todas as imagens mostradas tem o tamanho de 128x128 *pixels*.

3.1.3 Sintetização recorrendo à multiresolução

O algoritmo de resolução simples captura a estrutura da textura quando são usados os tamanhos adequados na vizinhança. No entanto, para texturas que contêm grandes estruturas, temos que utilizar vizinhanças grandes, e ao termos vizinhanças grandes, estas exigem maior tempo de computação. Este problema pode ser resolvido usando imagens de pirâmide

com multiresolução [6, 17]. O tempo de computação pode ser reduzido porque é possível representar grandes estruturas em diferentes resoluções, ficando estas mais compactas com a redução de alguns *pixels* num nível inferior da pirâmide 3.5.

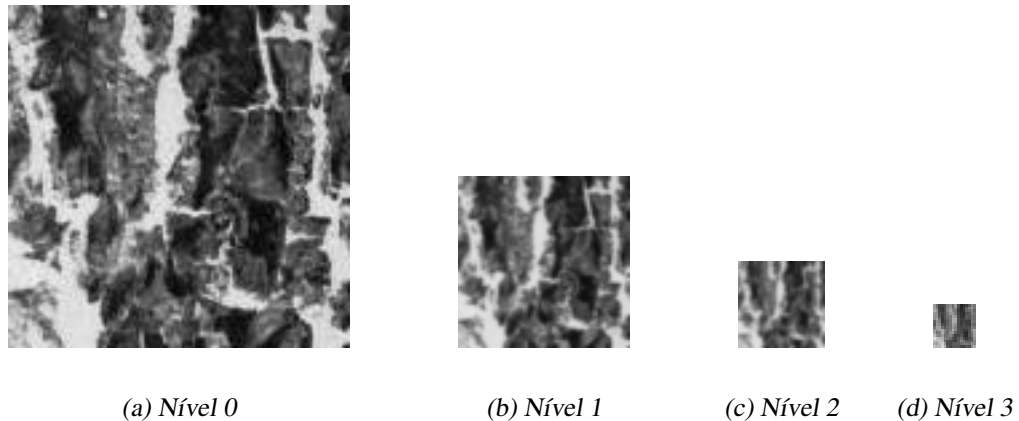


Figura 3.5: A imagem (a) corresponde à alta resolução na pirâmide Gaussiana e a imagem (d) à baixa resolução da pirâmide, sendo as imagens (b) e (c) as imagens intermédias da pirâmide. Nesta figura estão representados quatro níveis da pirâmide Gaussiana.

O algoritmo de multiresolução comporta-se da seguinte maneira: duas pirâmides Gaussianas, G_t e G_s , são primeiro construídas a partir de I_t e I_s , respectivamente, aplicando um filtro passa-baixo nas imagens. O algoritmo então transforma G_s de um nível inferior da pirâmide, que se encontra sintetizado, para um nível superior da mesma. Dentro de cada nível da pirâmide $G_s(L)$, os *pixels* são sintetizados de forma semelhante à resolução simples. A única modificação, é que no caso da multiresolução, cada vizinhança $N(x)$ contém *pixels* na actual resolução, como nas resoluções inferiores. É encontrada a semelhança entre os *pixels* da mesma forma que na resolução simples. A baixa resolução de *pixels* obriga ao processo síntese, para quando são adicionadas as altas frequências sejam consistentes com as baixas frequências que já foram sintetizadas. Na multiresolução usamos a simbologia $\{L \times C, k\}$ para indicar a vizinhança na multi-resolução que contém k níveis com o tamanho $L \times C$ no nível superior. Na figura 3.6 podemos ver alguns resultados da síntese multiresolução com diferente número de níveis.

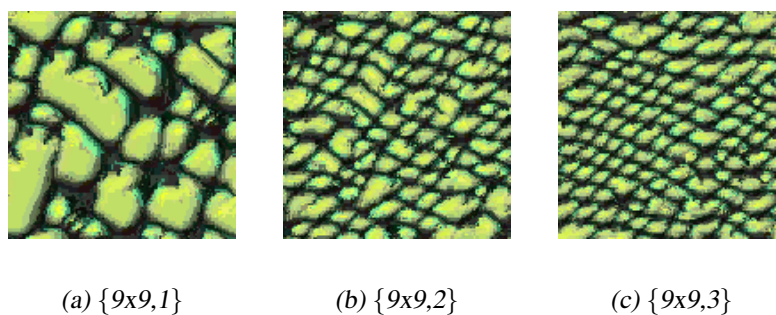


Figura 3.6: Resultado da sintetização com a mesma vizinhança e com diferentes níveis da pirâmide (a) nível 1, (b) nível 2 e (c) nível 3.

3.2 Processo de síntese para a íris

Por norma num sistema de reconhecimento de íris, é realizado o processo descrito na figura 3.7. Ao termos a imagem de íris capturada, é feita a sua segmentação, de seguida é normalizada a íris, com a finalidade de extrair as características. Com essas características é possível fazer o reconhecimento da pessoa através da íris, comparando as características extraídas, com as existentes na base de dados do sistema. No processo de sintetização da íris é realizado um pouco o inverso do sistema. Começando da construção da imagem da íris normalizada até a uma imagem final que se assemelhe a uma imagem da íris capturada. Para isso, começamos por explicar as considerações necessárias para a construção da íris normalizada, até ao resultado final abordando nas secções seguintes as diversas escolhas feitas, durante este processo.

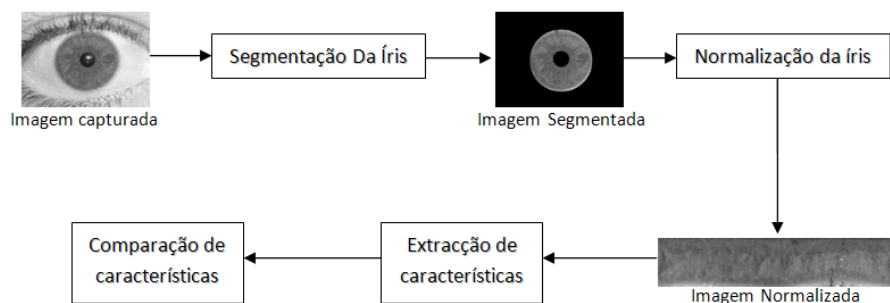


Figura 3.7: Processamento típico no reconhecimento da íris.

3.2.1 Íris normalizada

Na construção da íris normalizada pelo processo de sintetização, é necessário ter em conta diversos parâmetros, para assim ser possível uma representação mais próxima da realidade. Alguns desses parâmetros correspondem à extracção de características para o processo de sintetização, a sua descrição pode ser vista na secção 3.2.2. Outro factor de relevância para adicionar aleatoriedade às imagens de íris normalizadas é a construção de pesos, estes podem ser analisados mais em detalhe na secção 3.2.3. Para obter a imagem de íris normalizada é preciso conjugar as características e os pesos. A cada *pixel* da imagem normalizada, é atribuído um valor de acordo com a associação do peso à respectiva característica. Essa associação é obtida através da atribuição de maior relevância ao *pixel* da característica, que tenha maior valor no peso. Podemos visualizar o resultado final da imagem normalizada na figura 3.8.



Figura 3.8: Imagem normalizada pelo processo de síntese.

3.2.2 Características da íris

Como sabemos a íris apresenta uma textura muito rica, diversificada e consistente. Podemos visualizar algumas dessas características na secção 2.2.1. Poderíamos escolher apenas uma característica da íris, mas desta forma iríamos ter um padrão repetitivo. Como a textura de uma íris real, não é repetitiva e apresenta uma significativa aleatoriedade, é proposto o uso de mais do que uma característica da íris para o processo síntese. Ao combinar múltiplas características da íris irá resultar numa única e aleatória estrutura. Para obter esta aleatoriedade são utilizadas apenas três dessas características. Essas características são:

- Sulco radial - tipicamente estão situados junto à pupila e prolongam-se até a colarete. A colarete é a fronteira entre a zona ciliar e a área da pupila como podemos visualizar na figura 3.9.

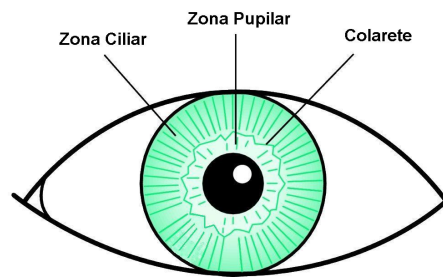


Figura 3.9: Estrutura da íris. [29]

- Criptas - são pequenos pontos ou manchas pigmentadas que se encontram na zona perto da pupila, como podemos ver na figura 3.10.

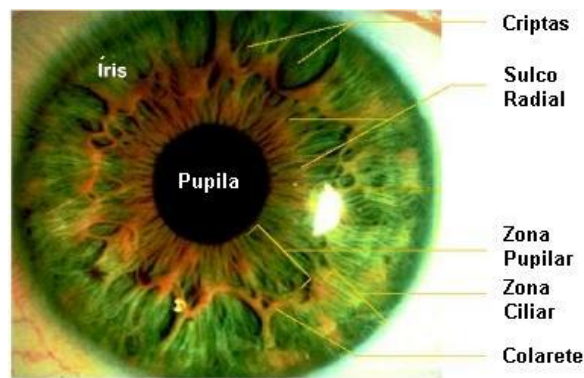


Figura 3.10: Representação de algumas características da íris. [44]

- Limbo - situa-se na parte exterior da íris, junto à esclera. Ver figura 3.11.

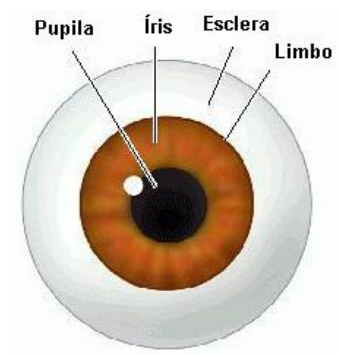


Figura 3.11: Representação da limbo no olho. [16]

As características escolhidas para a sintetização da íris, são únicas e não têm uma mudança abrupta ao longo da vida, sendo possível o reconhecimento de pessoas ao fim de vários anos. Ao termos as características identificadas, podemos proceder à sintetização das mesmas, utilizando a multiresolução para esse fim. Necessitando apenas das imagens de entrada para o algoritmo, para isso, foram utilizadas imagens da base de dados BATH [33], para assim obter amostras que contenham as características da íris, referidas anteriormente. Foi escolhida esta base de dados, por possuir uma melhor percepção visual das diferentes características que constituem as íris. Esta percepção é mais nítida neste tipo de base de dados, porque as imagens são obtidas no comprimento de onda de infra-vermelhos. Numa base de dados do tipo da UBIRIS a visualização das características é dificultada porque as imagens são obtidas no comprimento de onda visível. Na figura 3.12a encontramos uma imagem da BATH e na figura 3.12b uma imagem da UBIRIS. As amostras das características têm a dimensão de 30×30 *pixels*, retirados de uma forma arbitrária das imagens da íris, como podemos observar na figura 3.13. Na figura 3.14 podemos ver algumas das amostras retiradas de diversas imagens da íris para o processo de síntese.

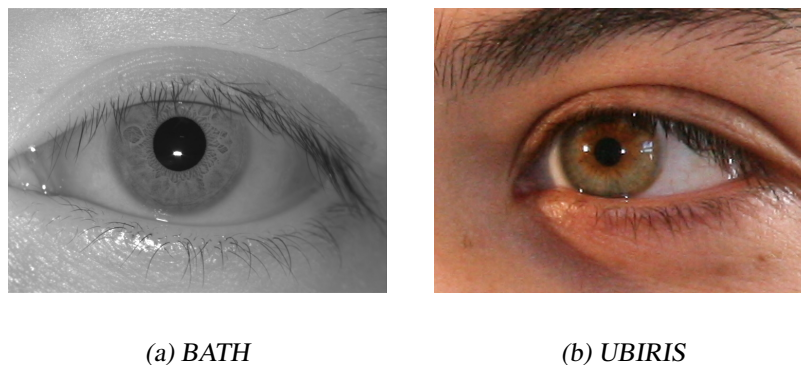


Figura 3.12: Representação de imagens da base de dados da BATH e da UBIRIS.

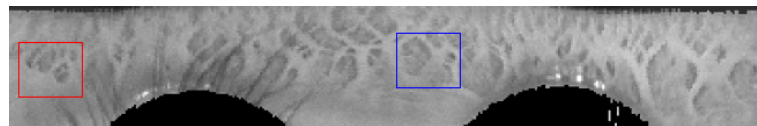


Figura 3.13: Selecção de amostras de uma imagem de íris. A imagem representa uma imagem de íris em coordenadas polares.



Figura 3.14: Amostras de padrões da íris.

Retirando os vários exemplos das características da íris é possível realizar o processo de sintetização das características da imagem, obtendo diversas imagens sintetizadas para cada característica da íris. O processo de sintetização sobre as características foi o da sintetização com base na multiresolução. Podemos observar na figura 3.15, alguns dos resultados do processo de síntese, através da característica respectiva.



(a) Sintetização da característica sulco radial



(b) Sintetização da característica criptas



(c) Sintetização da característica limbo

Figura 3.15: Imagens referentes ao processo de síntese das diversas características da íris.

3.2.3 Pesos de construção da íris normalizada

Para que múltiplas características da íris representem uma única e aleatória estrutura, é preciso combina-las com o auxílio de pesos. Estes pesos têm a função de dar mais relevância a algumas partes das características, como por exemplo, para simular o sulco

radial é construído um peso em que é dada maior importância à região junto da pupila; em relação às criptas como aparecem intermitentes na imagem da íris, foram aplicados vários círculos no peso; por fim a limbo é simulada no peso, como o inverso e a junção dos outros pesos, sendo assim, tudo o que não for definido pelo sulco radial ou criptas vai ser considerado limbo.

Para a construção dos pesos foi tido em conta as íris reais, por isso, na sua geração foram feitas algumas considerações para as tornar mais aleatórias. Para esta aleatoriedade foram gerados diversos parâmetros aleatórios seguindo uma distribuição normal, para haver uma maior incidência num certo intervalo de números. No peso do sulco radial (figura 3.16a) podemos analisar que a zona superior da imagem contém uma faixa mais clara, esta faixa varia entre o intervalo [1,25]. O peso das criptas (figura 3.16b) é constituído por círculos, estes círculos também são formados por diversos parâmetros aleatórios, seguindo uma distribuição normal, como podemos ver na tabela 3.1. Na tabela referida anteriormente, está representado o número de círculos que vão ser gerados, o diâmetro dos mesmos e a posição Y do círculo na imagem. A posição X do círculo está influenciada pelo número de círculos que são gerados, distribuindo os círculos uniformemente pela imagem. É feita esta consideração à posição X do círculo para que os círculos não ficassem sobrepostos ou muito espaçados uns dos outros.



(a) Peso para o sulco radial



(b) Peso para as criptas



(c) Peso para a limbo

Figura 3.16: Ilustração do tipo de pesos utilizado na geração de imagens normalizadas da íris.

	Mínimo	Máximo
Número de círculos	1	10
Diâmetro dos círculos	1	30
Posição Y dos círculos	1	50

Tabela 3.1: Parâmetros aleatórios para a geração de círculos na imagem, seguindo uma distribuição normal.

3.3 Construção da imagem sintetizada da íris

Ao termos construído a imagem normalizada na secção anterior, podemos começar a construir uma imagem da íris que se assemelhe a uma fotografia do olho humano. Um dos primeiros passos podia ser a passagem da imagem de coordenadas polares para coordenadas cartesianas, mas para que a imagem da íris se torne o mais real possível, é preciso calcular a posição e o desvio da pupila, porque a pupila não é concêntrica com a íris. Depois de um estudo sobre o tamanho do raio da íris e da pupila sobre as imagens da UBIRIS.v2 [38], pode-se concluir que a distância da pessoa à câmara influencia o tamanho da pupila e da íris na imagem final, como podemos observar na tabela 3.2. Analisando os dados, o nosso objectivo foi criar imagens da íris que simulem uma distância média da câmara fotográfica, com essa finalidade utilizamos uma distribuição gaussiana para simular o tamanho do raio da pupila e da íris, sendo o raio da pupila compreendido entre o intervalo [14,23] e o raio da íris entre o intervalo [35,50]. Ao termos definido o tamanho do raio da pupila e da íris, falta definir os valores das coordenadas para que ambas não fiquem concêntricas. Como podemos ver pelo estudo efectuada na base de dados da UBIRIS.v2, sobre o desvio da pupila em relação à íris, representado na tabela 3.3, podemos ter a percepção de que a distância entre o centro de ambas não é muito significativo, variando no máximo 10 *pixels* no eixo dos X e de 7 *pixels* no eixo dos Y, por isso, para o nosso sistema temos o desvio da pupila em relação à íris de 10 *pixels* para ambos os lados do eixo X, acontecendo o mesmo para o eixo dos Y, sendo estes parâmetros também gerados por uma função aleatória, seguindo uma distribuição normal.

Ao termos o efeito de a íris não ser concêntrica com a pupila, pretendemos que as íris geradas não estejam sempre na mesma posição, aplicando um efeito de movimento e de mais naturalidade nas imagens, simulando o efeito de a pessoa não estar a olhar sempre em frente. A simulação deste efeito é realizada pelo desvio da pupila e íris em relação ao centro

Distância (m)	Raio da pupila		Raio da íris	
	min	max	min	max
3	20	36	66	85
4	16	27	49	61
5	12	21	36	47
6	9	15	30	39
7	7	13	25	33

Tabela 3.2: Representação dos diversos raios da íris e da pupila a diferentes distâncias.

Distância (m)	Desvio da pupila em relação à íris			
	min X	max X	min Y	max Y
3	-10	8	-5	5
4	-5	5	-3	5
5	-5	5	-3	7
6	-6	4	-3	4
7	-4	4	-2	4

Tabela 3.3: Representação do desvio da pupila à íris em relação às coordenadas cartesianas.

da imagem. Este desvio é calculado seguindo uma distribuição normal, gerando os valores no intervalo $[-40,40]$ em relação ao eixo dos X e no intervalo de $[-14,14]$ no eixo dos Y.

Considerando que já temos os parâmetros todos gerados, podemos então converter a imagem normalizada para coordenadas cartesianas. Esta passagem é feita utilizando o inverso da normalização feita por Daugman, descrito na secção 2.3.1.1. Aplicando o método inverso da normalização obtemos uma imagem da íris no seu formato original, como podemos visualizar na figura 3.17.

Para a imagem da íris se tornar mais realista e semelhante à realidade, com a possibilidade de ser submetido a algoritmos de segmentação e de reconhecimento de íris com ruído, existe a necessidade de adicionar pálpebras e esclera à imagem da íris. Estes assuntos são abordados nas seguintes secções 3.3.1 e 3.3.2.

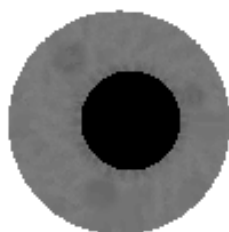


Figura 3.17: Representação da íris sintetizada.

3.3.1 Pálpebras

A adição de pálpebras na imagem torna-se num processo simples e rápido. As pálpebras que são adicionadas às imagens da íris passaram por um processo de selecção das diversas imagens do olho humano, representadas na base de dados UBIRIS.v2. Este processo de selecção de pálpebras, consistiu na escolha de pálpebras onde a íris não tivesse muito obstruída pelas mesmas. Ao ser seleccionada a pálpebra, é submetida a um processo de corte, separando a pálpebra superior e a inferior. Terminando a fase de selecção e corte das pálpebras, o algoritmo de sintetização da íris tem a capacidade de adicionar as pálpebras à imagem sintetizada da íris. Tendo disponível uma grande variedade de pálpebras para adicionar à nossa imagem sintetizada da íris. Podemos ver o efeito de corte na figura 3.18.



(a) Imagem para corte das pálpebras (b) Corte na pálpebra superior (c) Corte na pálpebra inferior

Figura 3.18: Imagens referentes ao corte de pálpebras.

3.3.2 Esclera

A esclera foi alvo de um estudo para ver qual o melhor resultado, tendo como objectivo a aparência, que mais se assemelha da realidade. A primeira experiência foi tentar sintetizar a esclera, pelo processo de síntese. Esta abordagem não produziu bons resultados, porque se perdia bastante informação referente à esclera, não sendo possível a representação dos vasos sanguíneos existentes na esclera. Então optamos por outra abordagem que foi recortar a esclera de imagens em escala de cinza e adicionar à nossa imagem de síntese, produzindo assim um efeito peremptório na nossa imagem sintetizada da íris. Podemos observar esse efeito na figura 3.19.

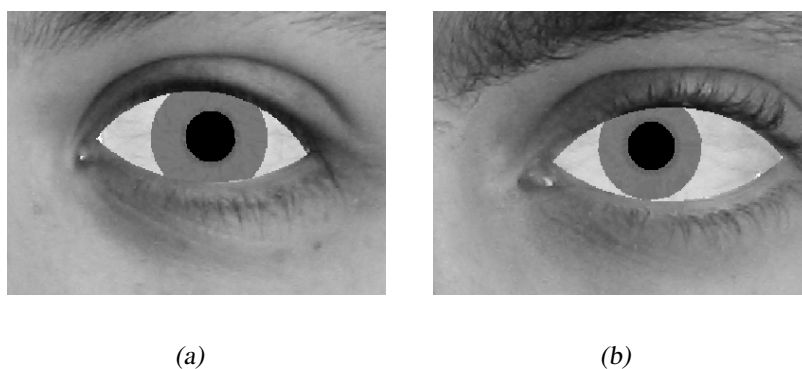


Figura 3.19: Representação de duas imagens sintetizadas com esclera.

3.4 Factores de ruído

Além do factor de ruído já introduzido, pálpebras, vamos acrescentar outros dois factores, sendo eles a iluminação e o desfoque. A iluminação adicionada pode ser traduzida como um factor de ruído, pela incidência que vai ter sobre a imagem sintetizada da íris. Simulando diversas situações reais de reflexos na íris por causa da luz. O outro factor de ruído é o desfoque. Com a introdução deste factor é pretendido a simulação do movimento natural de uma pessoa. Serão explicados em detalhe estes dois factores na secção 3.4.1 e 3.4.2.

3.4.1 Iluminação

Antes de falarmos no processo de iluminação nas íris, vamos abordar o tipo de luzes e de reflexos que existem e depois explicar essa aplicação nas imagens sintetizadas da íris.

Para obter uma visão realista num cenário com objectos, devemos ter em consideração as características da reflexão dos seus materiais. Num bom modelo de reflexão pode ser visível a constituição da sua superfície, podendo ser de: borracha, metal, vidro, entre outros. A componente necessária para reflexão é a luz. Em computação gráfica dois tipos de luz são utilizados. Uma delas é um ponto de luz localizado no infinito, onde a intensidade é constante com a distância e os raios da luz são paralelos. A outra é um ponto de luz local onde a intensidade varia da seguinte forma $\frac{1}{d^2}$, onde d é a distância entre a fonte de luz e o objecto.

Para a reflexão são utilizados três tipos de iluminação diferentes. Estes tipos de reflexão são:

- Reflexão ambiente - de um modo geral a reflexão ambiente é caracterizada por uma aproximação de múltiplas reflexões, a partir de diversas fontes de luz de incidência indirecta. Exemplos deste tipo de superfícies são as mesas de uma sala ou os muros, ambos não tem reflectância a partir das fontes de luz. Este tipo de reflexão produz uma constante iluminação em toda a superfície, não tendo em conta a sua orientação. Se olharmos para as faces de um cubo apenas aplicando a reflexão ambiente, todas as faces são iluminadas com a mesma quantidade de luz. A reflexão ambiente, só ela própria, produz um efeito muito pequeno de realismo nas imagens. A figura 3.20 representa a incidência da luz numa superfície aplicando a reflexão ambiente. E na figura 3.21 observamos a variação da componente da luz sobre uma superfície esférica. Da esquerda para a direita, é aumentada a quantidade de *cyan* através da reflexão ambiente.

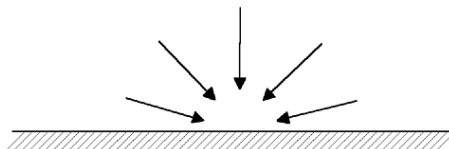


Figura 3.20: Reflexão ambiente. [26]



Figura 3.21: Representação de esferas, variando o factor da reflexão ambiente. [34]

- Reflexão difusa - diferente da luz ambiente que ilumina objectos de maneira uniforme, proporcionando uma imitação insuficientemente precisa do que acontece no mundo real, o modelo de reflexão difusa tenta imitar o que acontece com superfícies toscas ou ásperas, como por exemplo, o carvão. Superfícies assim parecem ser igualmente brilhantes de qualquer ponto de vista, devido à irregularidade na superfície. Porém, as faces onde os raios de luz incidem de maneira mais perpendicular parecem mais brilhantes que aquelas nas quais a luz incide de maneira mais inclinada. Esta forma de reflexão também é chamada por a reflexão de Lambertian. Pode ser observado um exemplo na figura 3.22, aplicado numa superfície rugosa. Na figura 3.23 é representado a variação da reflexão difusa sobre uma superfície esférica. Da esquerda para a direita, é aumentada a quantidade de *cyan* da reflexão difusa.

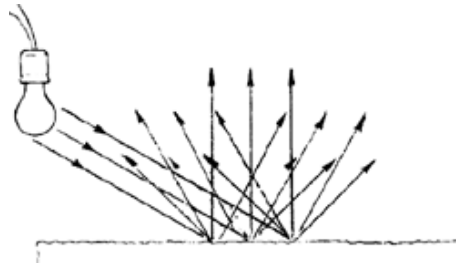


Figura 3.22: Reflexão difusa. [9]

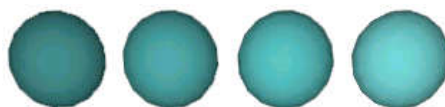


Figura 3.23: Representação de esferas, variando o factor da reflexão difusa. [34]

- Reflexão especular - este tipo de reflexão é o que ocorre em superfícies polidas, onde a luz reflectida fica mais concentrada em determinado local do objecto, sendo que quanto mais polida for a superfície, mais concentrada estará a luz reflectida. Os raios de luz incidentes no objecto, depois de serem reflectidos, têm a característica de serem paralelos. Alguns exemplos deste tipo de materiais são: espelhos e alumínio polido. Este tipo de material é considerado liso e brilhante. Na figura 3.24 observamos o modo de reflexão num plano. Na figura 3.25 é representada a variação da componente especular sobre cada uma das superfícies esféricas. Como podemos analisar, existe um aumento da reflexão especular, da esquerda para a direita, nas esferas.

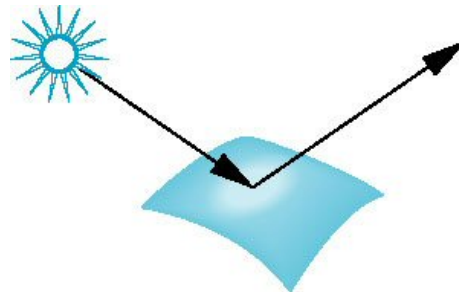


Figura 3.24: Reflexão especular. [1]

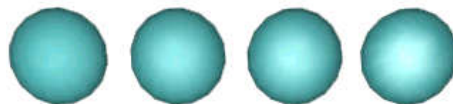


Figura 3.25: Representação de esferas, variando o factor da reflexão difusa. [34]

Se todos eles forem utilizados no mesmo cenário é dado uma impressionante visualização realista. Mas para aplicar este tipo de reflexos aos objectos é preciso definir o tipo de reflectância do objecto e para isso existem três tipos de reflectância:

- *Flat* - produz uma cor uniforme para cada face do objecto. Também é útil a utilização do *flat* para visualizar objectos facetados. Podemos ver este tipo de característica na figura 3.26a.

- *Gourand* - calcula a cor nos vértices e depois interpola as cores com as faces. O *gourand* é eficaz para superfícies curvas. A representação desta característica pode ser vista na figura 3.26b.
- *Phong* - interpola a norma dos vértices com cada face e calcula a reflectância para cada *pixel*. O *phong* também é eficaz para superfícies curvas, mas por norma produz melhores resultados do que o *gourand*. O único inconveniente é o tempo de renderização que é superior. Esta característica está representada na figura 3.26c.

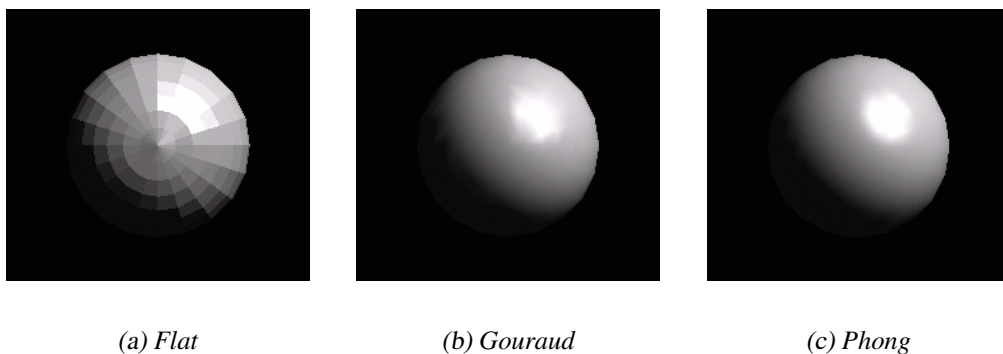


Figura 3.26: Tipos de reflectância num objecto. [32]

Ao termos adquirido os conceitos teóricos da iluminação, vamos abordar no capítulo seguinte a aplicação da iluminação, como factor de ruído, nas imagens da íris.

3.4.1.1 Iluminação nas imagens da íris

Para adicionar a iluminação às imagens das íris criadas até ao momento, foi preciso tratar a imagem, porque ao aplicarmos os efeitos de iluminação à imagem sintetizada da íris, o único efeito visível na imagem era o da reflexão ambiente. Como o objectivo era acrescentar os outros tipos de ruído e sabendo que a constituição do olho humano não tem uma forma plana, mas redonda. Então transformou-se a imagem sintetizada da íris, como uma textura. Ao obter a textura realizou-se o mapeamento da mesma numa esfera. Este passo de transformação da íris do plano para uma superfície curva, permite representar a imagem da íris mais próximo da realidade. Desta forma também é possível aplicar os diversos tipos de iluminação e realizar os efeitos pretendidos. Ao ter a imagem da íris mapeada na esfera, foi preciso tomar a decisão de qual dos três tipos de reflectância

52CAPÍTULO 3. CONSTRUÇÃO DE IMAGENS SINTETIZADAS DA ÍRIS COM RUÍDO

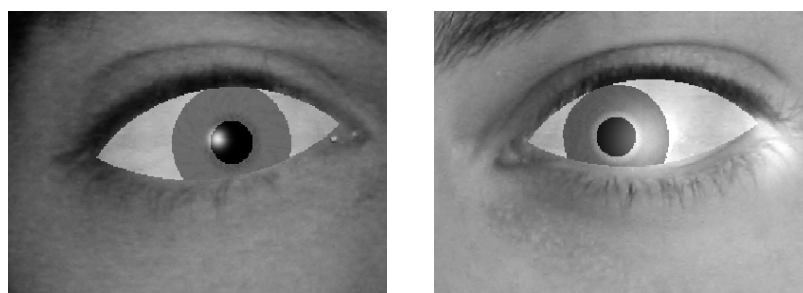
existentes, melhor se adequava a esta situação. Escolheu-se o efeito de *phong*, por produzir melhores resultados na reflectância, no que respeita ao tempo de renderização, este não apresentou resultados superiores, quando comparado ao efeito de *gourand*.

A aplicação do efeito de ruído nas imagens sintetizadas da íris, é um parâmetro ajustado na criação das mesmas. Tendo o utilizador a liberdade de escolher o número de luzes a adicionar às imagens de íris criadas. Este valor parametrizado toma como valores entre zero e três, sendo que zero corresponde a nenhum factor de ruído e três corresponde ao máximo de ruído aplicável às imagens. Perante a escolha por parte do utilizador no factor de ruído a introduzir, são vários os diversos parâmetros de ajustes na intensidade da luz aplicada com os diversos factores de ruído. Podemos verificar na tabela 3.4 os factores aplicados e a sua variação. Como se pode analisar na tabela, os valores que variam aleatoriamente seguindo uma distribuição normal, perante cada imagem gerada, são a reflexão especular expoente e reflexão especular forte. Variando a reflexão especular expoente num intervalo de [500;1000] com variações de 100 em 100, para uma luz e assumindo o valor constante de 50 nas restantes luzes. No caso da reflexão especular forte tem o valor fixo de 0.9 para uma luz e para as restantes luzes o valor varia no intervalo entre [0.3;0.5], com variações de 0.1 em 0.1. As características de iluminação da reflexão ambiente e reflexão difusa não têm uma variação aleatória, mas simplesmente um ajuste de valores conforme o número de luzes adicionado à imagem.

	1 luz	2 luzes	3 luzes
Reflexão ambiente	0.3	0.8	0.8
Reflexão difusa	0.6	0.1	0.1
Reflexão especular expoente	[500;1000]	50	50
Reflexão especular forte	0.9	[0.3;0.5]	[0.3;0.5]

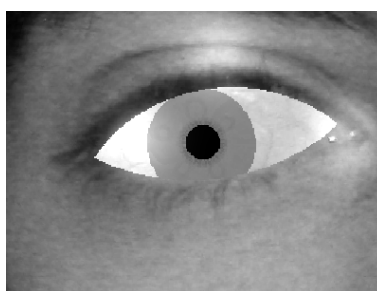
Tabela 3.4: Variação dos diversos parâmetros referentes ao número de luzes.

Outra consideração que foi feita em relação às luzes, além da quantidade, foi ter em conta o posicionamento das mesmas. Neste posicionamento não era conveniente que as luzes pudessem ficar sobrepostas, por isso, teve-se em consideração que quando as luzes são geradas, não fiquem sobrepostas. Podemos então observar na figura 3.27 o efeito final das luzes, nas imagens sintetizadas da íris.



(a) 1 luz

(b) 2 luzes



(c) 3 luzes

Figura 3.27: Representação de imagens sintetizadas da íris com aplicação de diferente número de luzes.

3.4.2 Desfoque

Pretende-se com a aplicação do desfoque das imagens uma simulação do movimento de uma pessoa a andar ou o movimento que a pessoa possa realizar no momento de captura da imagem do olho. Para este tipo de efeitos, são realizados dois tipos de desfoque na imagem. O primeiro tipo de desfoque que pode ser aplicado à imagem é um desfoque normal, aplicando um filtro de amaciamento na imagem. O outro tipo de desfoque é um desfoque de movimento, simulando movimentos que a pessoa possa realizar no momento da captura da imagem. No primeiro modelo de desfoque, para cada imagem gerada em que se pretenda aplicar o desfoque, é gerado um número aleatório para cada imagem, sendo que esse valor varia entre o intervalo [1,5]. Este valor define o tipo de amaciamento a aplicar na imagem, sendo o valor um para um amaciamento suave e o valor cinco para a aplicação de um filtro

de amaciamento forte. Para o segundo modelo, para gerar o desfoque de movimento, é necessário definir dois parâmetros na função. Estes parâmetros são gerados aleatoriamente, sendo eles o ângulo e o movimento. O movimento é a distância do movimento linear da câmara para efectuar o efeito de movimento, este é medido em *pixels* e varia no intervalo entre [1,10]. O ângulo é a direcção em que o movimento é realizado, este varia entre 0° e 360° . Este valor é gerado aleatoriamente e de 10 em 10 graus. Podemos ver os diferentes tipos de desfoque na figura 3.28. Na figura 3.28a está representado um desfoque suave e na figura 3.28c observamos um desfoque forte. Na figura 3.29 podemos visualizar os diferentes tipos de desfoque de movimento.

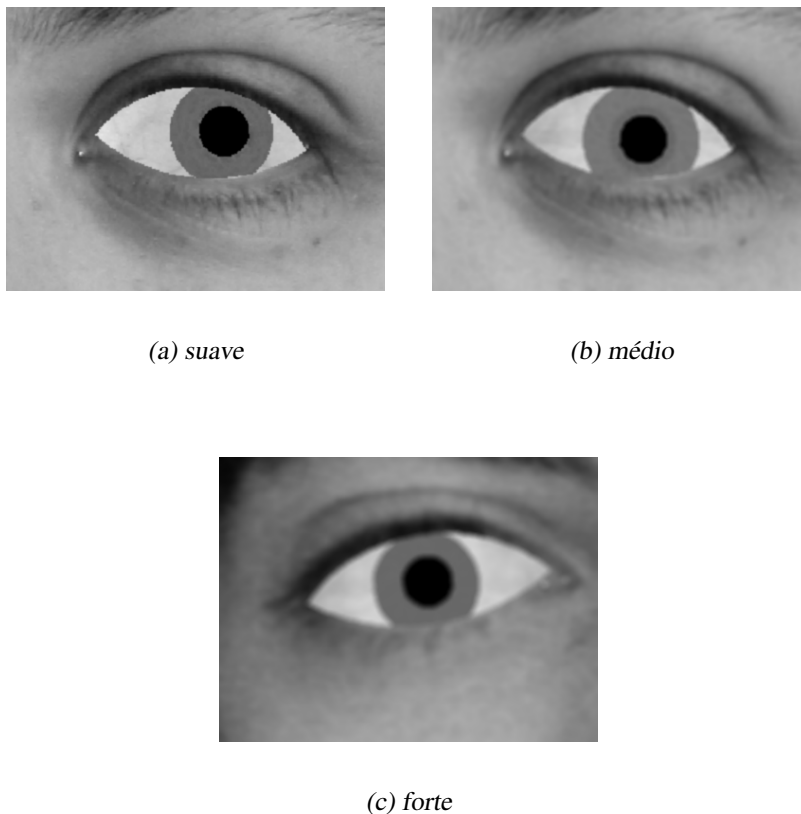


Figura 3.28: Representação de diversos níveis de desfoque.

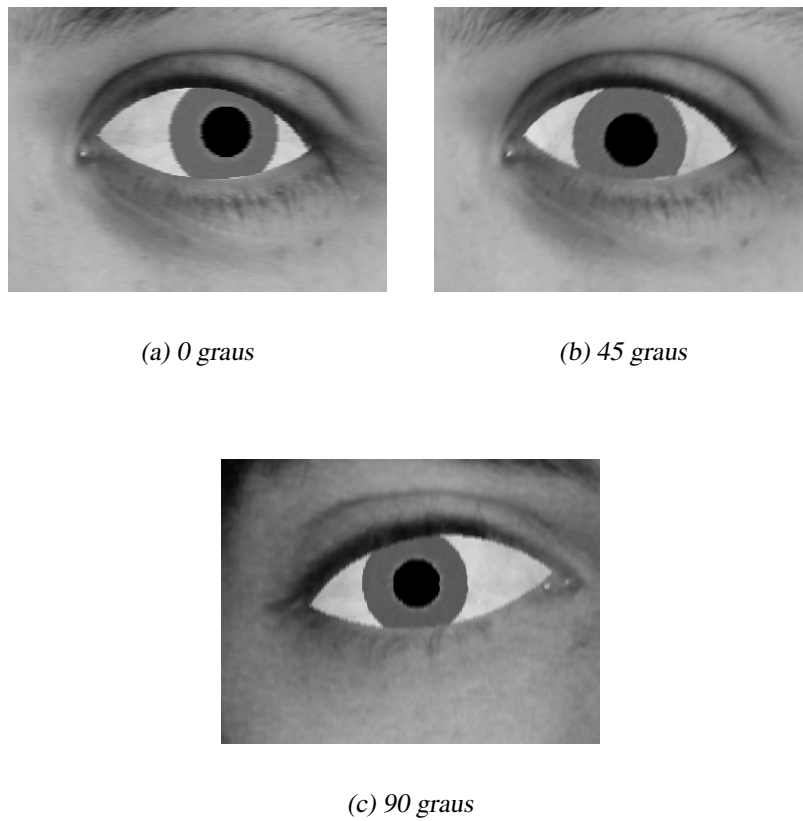


Figura 3.29: Representação do desfoque de movimento, apresentando três possíveis direcções do movimento e uma distância de cinco *pixels*.

Capítulo 4

Experiências

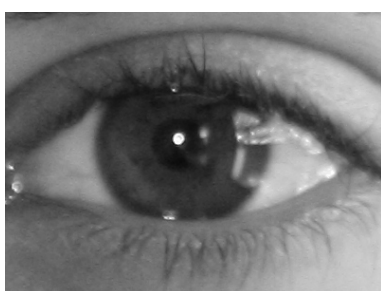
Como o objectivo, é o de construir uma base de dados o mais semelhante possível das bases de dados de íris reais. Este capítulo tem como intuito mostrar a variação dos diversos tipos de íris que são possíveis criar pelo sistema. E com as íris resultantes, é realizado uma comparação com sistemas já existentes, tentando mostrar visualmente as suas semelhanças. Por fim, é avaliada a capacidade e robustez desta nova base de dados, comparando-a com bases de dados reais.

4.1 Avaliação visual

Nesta secção é realizada uma avaliação visual das diferentes imagens geradas, que fazem parte da constituição da base de dados criada. A avaliação é realizada com a análise da semelhança visual entre as imagens criadas e as bases de dados UBIRIS, porque estas são as bases de dados tidas em consideração para a criação da mesma. Como o objectivo é produzir uma base de dados semelhante à UBIRIS, esta tem alguns factores que a caracterizam e distinguem das demais, sendo por isso importante mencioná-las. Assim sendo, um dos factores que as caracterizam é a constituição de imagens com ruído provocado por reflexos, luminosidade e contraste. O outro é o deslocamento da íris na imagem, isto é, nem sempre a íris está centrada com o olho, sofrendo um desvio por causa do olhar. Com este tipo de ruído pretende-se obter um realismo maior nas imagens capturadas. Nas imagens seguintes vão ser mostradas as semelhanças entre as imagens da UBIRIS e as criadas pelo sistema, tendo sido aplicados diferentes factores de comparação que incidiram sobre os reflexos, desfoque e o deslocamento da íris. De seguida são feitas algumas considerações sobre os anteriores

factores referidos.

- Reflexos - o reflexo é um dos factores que reduz a qualidade do reconhecimento, porque este factor de ruído por norma tem incidência no olho, englobando a íris. A obstrução da íris por causa do ruído, pode dificultar o reconhecimento, se a intensidade do ruído for demasiado intenso. Na figura 4.1, temos a representação de reflexos na imagem da UBIRIS (figura 4.1a) e nas imagens criadas, figura 4.1b e 4.1c.



(a)



(b)



(c)

Figura 4.1: Representação do reflexo numa imagem da UBIRIS na figura 4.1a e a produção de reflexos nas imagens sintetizadas, figura 4.1b e 4.1c.

- Desfoque - o desfoque é outro factor de ruído, mas este é influenciado pelo movimento da pessoa. O desfoque é causado com o movimento rápido da pessoa e a câmara de captura não tem tempo suficiente para focar a pessoa, acontecendo o desfoque na imagem. O desfoque também é prejudicial para o reconhecimento se este for demasiado. Por isso, num sistema de reconhecimento, no caso de o sistema não reconhecer

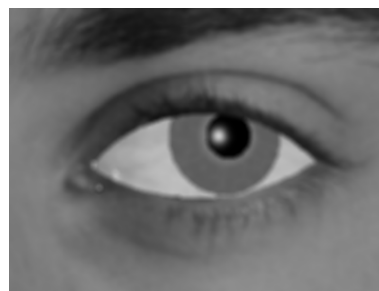
a pessoa, um dos motivos pode ter sido o movimento da pessoa na altura da captura da câmara, produzindo desfoque na imagem. Na figura 4.2 temos a representação de uma imagem da UBIRIS (figura 4.2a) e nas figuras 4.2b e 4.2c apresentamos as imagens da base de dados criada.



(a)



(b)



(c)

Figura 4.2: Na figura 4.2a mostra uma imagem desfocada da UBIRIS e na figura 4.2b e 4.2c é a representação do desfoque nas imagens sintetizadas.

- Deslocamento - o deslocamento não é um factor de ruído, mas pode-se tornar difícil para o reconhecimento caso o algoritmo de segmentação falhar. Se tivermos um olho deslocado como na figura 4.3a e o algoritmo de segmentação detectar que a íris está no centro da imagem, não é possível reconhecer a pessoa. O algoritmo de segmentação é uma parte fundamental para o algoritmo de reconhecimento conseguir reconhecer pessoas, tendo uma segmentação o mais acertada possível. A tentativa de representar imagens com o deslocamento da íris para a esquerda ou para a direita, pode ser verificada na figura 4.3 e na figura 4.4, respectivamente. Podendo-se deste modo comparar as imagens da UBIRIS e as imagens criadas da base de dados.

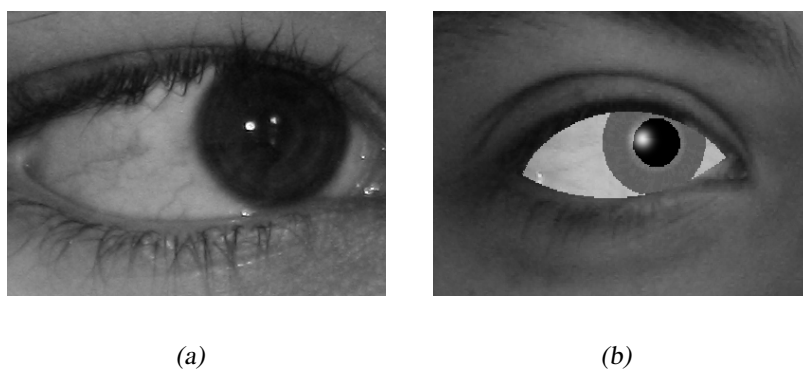


Figura 4.3: Representação na figura 4.3a da UBIRIS e na figura 4.3b de uma íris sintetizada, com o olho deslocado para o lado esquerdo da pessoa.

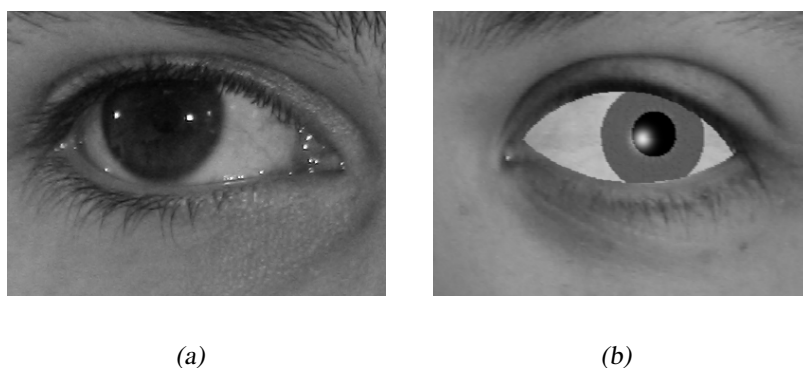


Figura 4.4: Representação na figura 4.4a da UBIRIS e na figura 4.4b de uma íris sintetizada, com o olho deslocado para o lado direito da pessoa.

4.2 Avaliação de desempenho

No algoritmo proposto para a sintetização de imagens de íris com ruído, é avaliada a construção das imagens. Para esta avaliação de desempenho foram criadas 100 classes de íris diferentes. A variabilidade de pessoas da mesma classe (*inter-class*), sofre um processo de aleatoriedade na simulação das íris. Este processo tem a finalidade de construir cinco imagens por pessoa. As características reais das íris são parametrizadas com base na sua aparência e ocorrência.

Após a construção da imagem normalizada da íris sintetizada é introduzida a variação nas imagens criadas, através dos seguintes factores:

- A posição (x,y) da pupila e da íris variam.
- Variação do raio da pupila e da íris.
- Aplicação de ruído à imagem, através do desfoque.
- Adição de iluminação diversa nas imagens.

A variação destes parâmetros pode ser consultada mais em detalhe na secção 3.3, onde é descrito o processo de construção da íris, e na secção 3.4 é apresentada a forma como é aplicado o ruído às imagens sintetizadas.

Para avaliação da decidibilidade e classificação das imagens sintetizadas como sendo da mesma classe (*inter-class*) ou de uma classe diferente (*intra-class*), as imagens foram submetidas a um algoritmo criado por Melfe [30] que se baseia no algoritmo de Daugman com pequenas variações. Na secção 4.2.1 pode-se ver a análise da decidibilidade entre a UBIRIS e a nova base de dados criada. Na secção 4.2.2 apresenta-se a análise comparativa entre a UBIRIS e a nova base de dados, sobre a distribuição das classes *inter-class* e *intra-class*, estabelecendo um termo de comparação entre ambas.

4.2.1 Decidibilidade

Num algoritmo de reconhecimento as pessoas são identificadas e avaliadas, sendo classificadas de duas formas: (*intra-class*) quando nos referimos à mesma pessoa e (*inter-class*) quando são pessoas diferentes. Resultando uma distribuição para cada uma das classificações. A decidibilidade é a medida que relaciona a distância entre as duas distribuições, analisando o quanto estão separadas. A decidibilidade pode ser medida com a seguinte fórmula:

$$d' = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\frac{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}{2}}} \quad (4.1)$$

Na equação 4.1 o μ_1 e μ_2 corresponde à média das distribuições, σ_1^2 e σ_2^2 é o desvio padrão, estes parâmetros definem d' . O desempenho de qualquer sistema pode ser calibrado pelo resultado de d' em comparação com outras medidas. Os valores estatísticos (média e desvio padrão) representativos de ambas as bases de dados da UBIRIS, bem como da nova base de dados agora sintetizada, podem ser consultados na tabela 4.1.

	\bar{x}	σ
UBIRIS.v1	0.481	0.016
UBIRIS.v2	0.478	0.021
Sintetizada	0.470	0.027

Tabela 4.1: Representação da média e desvio padrão na UBIRIS e na base de dados criada.

Estes valores reflectem-se na decidibilidade das bases de dados analisadas. A decidibilidade da base de dados criada e das duas bases de dados da UBIRIS, como se pode ver na tabela 4.2, apresenta para a UBIRIS.v1 o valor de 2.72 e para a UBIRIS.v2 um valor de 0.91. As imagens da nova base de dados conseguem ter uma decidibilidade de 1.56.

Como era esperado, a decidibilidade da base de dados criada apresenta um valor intermédio entre a UBIRIS.v1 e UBIRIS.v2. O ruído inserido, não sendo tão intenso como aquele que está presente na UBIRIS.v2, é claramente mais acentuado do que o da primeira versão da UBIRIS, reflectindo-se perfeitamente nos resultados obtidos.

	Decidibilidade
UBIRIS.v1	2.72
Sintetizada	1.56
UBIRIS.v2	0.91

Tabela 4.2: Representação da decidibilidade na UBIRIS e na base de dados criada.

4.2.2 Análise das classes *intra* e *inter*

Na análise das bases de dados um dos factores importantes é a distribuição obtida pela classificação das classes *inter-class* e *intra-class*, classificando uma pessoa como pertencente à mesma classe ou a classes diferentes, respectivamente. Com a análise desta distribuição e obtenção de uma separação das classes, aumenta a decidibilidade entre as distribuições, sendo possível ter um sistema biométrico bastante eficaz. Isto é conseguido definindo um *threshold* e faz com que o sistema não deixe passar nenhuma pessoa que o sistema classifique como sendo da mesma classe. Desta forma apenas pessoas de classes diferentes é que têm direito a que o sistema as valide correctamente.

Para medir a diferença entre duas imagens da íris é aplicado a distância de *hamming*, obtendo um valor com o resultado da comparação. Com este valor é atribuído o tipo de classe a que pertence a imagem analisada. Este tipo de análise vai incidir sobre as duas bases de dados da UBIRIS e a base dados criada.

Na figura 4.5 está representada a distribuição de classes da base de dados UBIRIS.v1. Em comparação com a figura 4.6 onde podemos ver a distribuição de classes da UBIRIS.v2, podemos concluir que a distribuição da UBIRIS.v2 tem uma distribuição mais próxima do que na UBIRIS.v1, como já tínhamos analisado na decidibilidade.

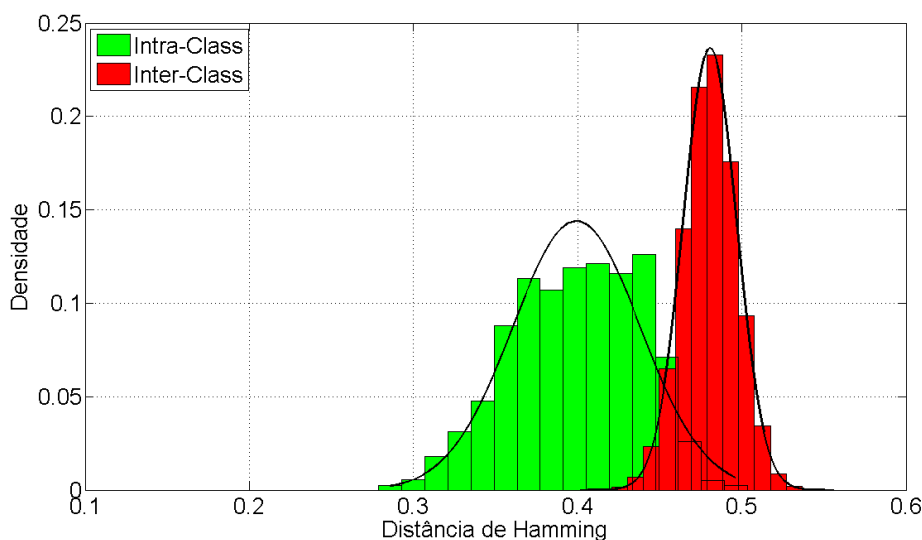


Figura 4.5: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* da base de dados UBIRIS.v1.

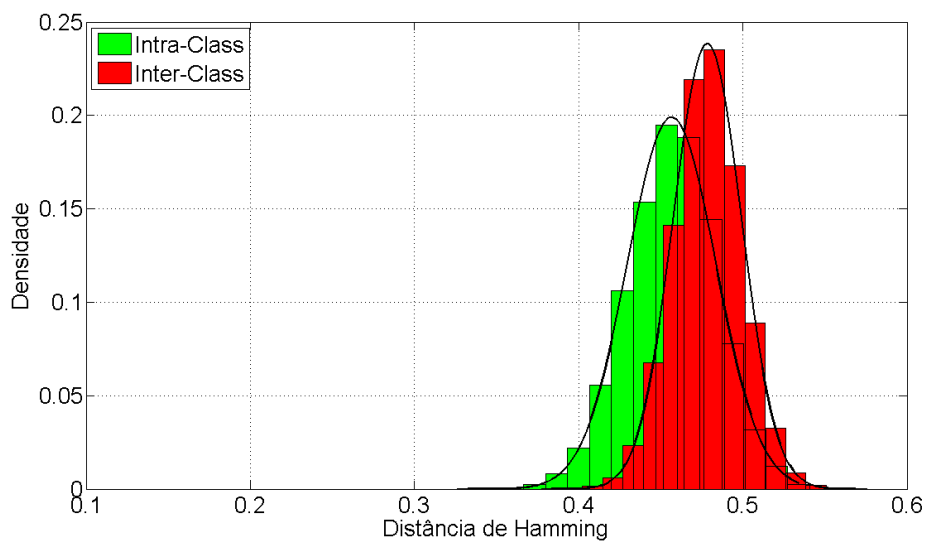


Figura 4.6: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* da base de dados UBIRIS.v2.

Na figura 4.7 observa-se a representação da distribuição dos dois tipos de classes existentes, para a base de dados criada. Comparando esta distribuição com as distribuições da UBIRIS, encontra-se uma certa semelhança de igualdade nas diferentes bases de dados. Deste modo, atingimos o objectivo que foi proposto, o de criar uma base de dados com imagens sintetizadas o mais próximo da realidade.

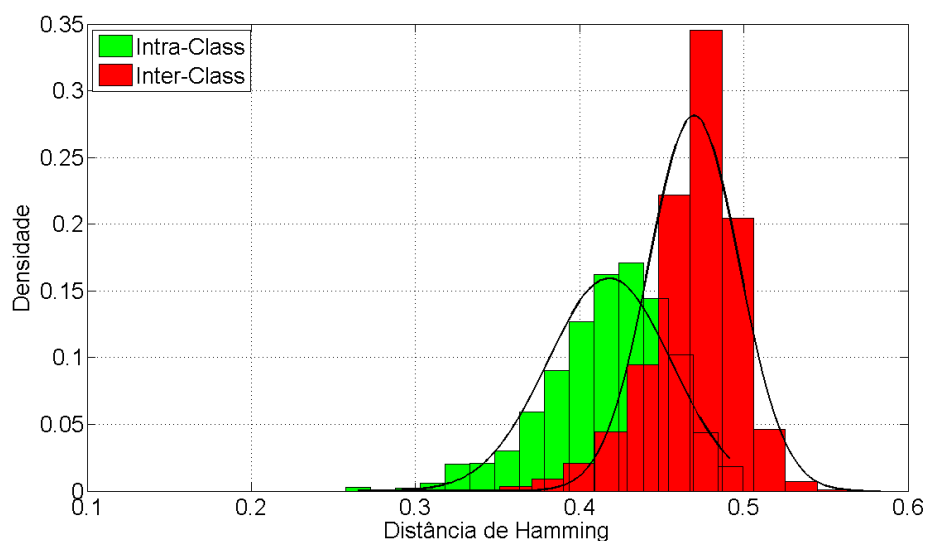


Figura 4.7: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* da base de dados de imagens sintetizadas com ruído.

4.3 Impacto dos factores de ruído

Depois de termos analisado a capacidade de síntese da base de dados criada em comparação com as bases de dados existentes da UBIRIS, nesta secção vamos abordar a influência dos diversos tipos de ruído na construção da nossa base de dados. Os diversos tipos de ruído inseridos são a iluminação e o desfoque. Estes vão ser analisados para avaliar a influência que têm na construção da base de dados. Para analisar esta influência são utilizadas as medidas já apresentadas anteriormente, analisando a decidibilidade, média e desvio padrão das amostras criadas. Em primeiro lugar é exposta a análise do impacto da iluminação na secção 4.3.1 e na secção 4.3.2 é apresentada a análise da influência do desfoque.

4.3.1 Impacto da iluminação

Para analisar o impacto que a iluminação tem na construção da base de dados foram criados três conjuntos de imagens, sendo que cada conjunto tem uma iluminação diferente. O primeiro conjunto tem uma iluminação mínima, o segundo uma iluminação média e o terceiro conjunto tem uma iluminação máxima. Começamos por apresentar os resultados obtidos para as medidas estatísticas calculadas, estando estas representadas na tabela 4.3. Analisando a tabela referida anteriormente, podemos concluir que a média da distribuição

é quase igual nos três conjuntos de dados e que o desvio padrão tem um aumento mínimo, sendo este valor influenciado pelo número de luzes aplicadas.

Iluminação	\bar{x}	σ
Mínima	0.48	0.022
Média	0.47	0.024
Máxima	0.47	0.026

Tabela 4.3: Representação da média e desvio padrão nas imagens criadas unicamente com o factor de ruído iluminação.

A decidibilidade obtida tem um comportamento esperado, como podemos observar na tabela 4.4. A decidibilidade é superior no conjunto que tem uma iluminação mínima e inferior no conjunto que tem uma iluminação máxima, sendo que o outro conjunto se encontra no meio. A variação da decidibilidade é influenciada pelo tipo de iluminação inserido na imagem, sendo perceptível que o ruído influencia a qualidade da imagem.

Iluminação	Decidibilidade
Mínima	1.90
Média	1.87
Máxima	1.83

Tabela 4.4: Representação da decidibilidade nas imagens criadas unicamente com o factor de ruído iluminação.

Depois de apresentados os valores da média, desvio padrão e da decidibilidade, são apresentados nos gráficos seguintes as diversas distribuições da *inter-class* e *intra-class*. Sendo que na figura 4.8, 4.9 e 4.10 está representada a distribuição de classes do primeiro, segundo e terceiro conjuntos, respectivamente. Analisando os gráficos e os valores obtidos, concluímos que os resultados eram os esperados, porque a iluminação é um factor de ruído, mas não é muito acentuado como podemos confirmar para os três conjuntos de imagens.

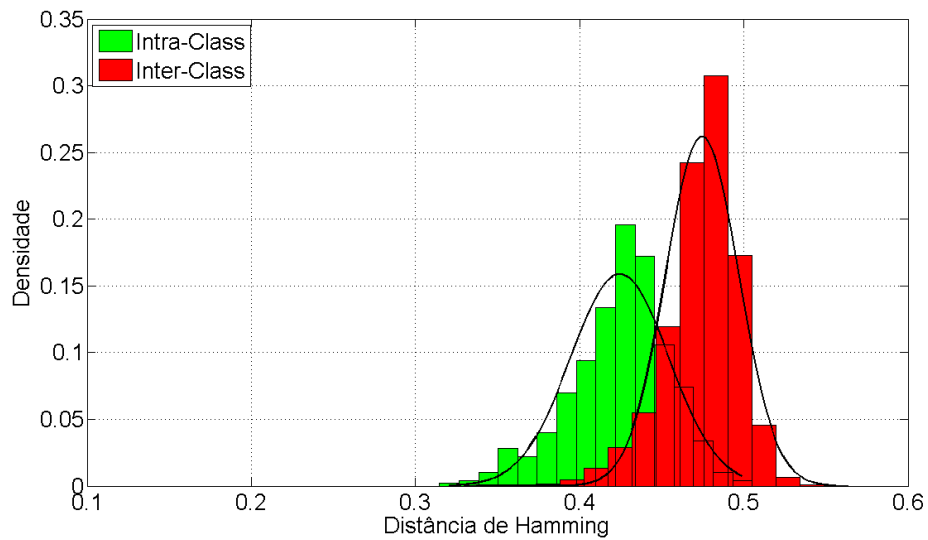


Figura 4.8: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* do conjunto com iluminação mínima.

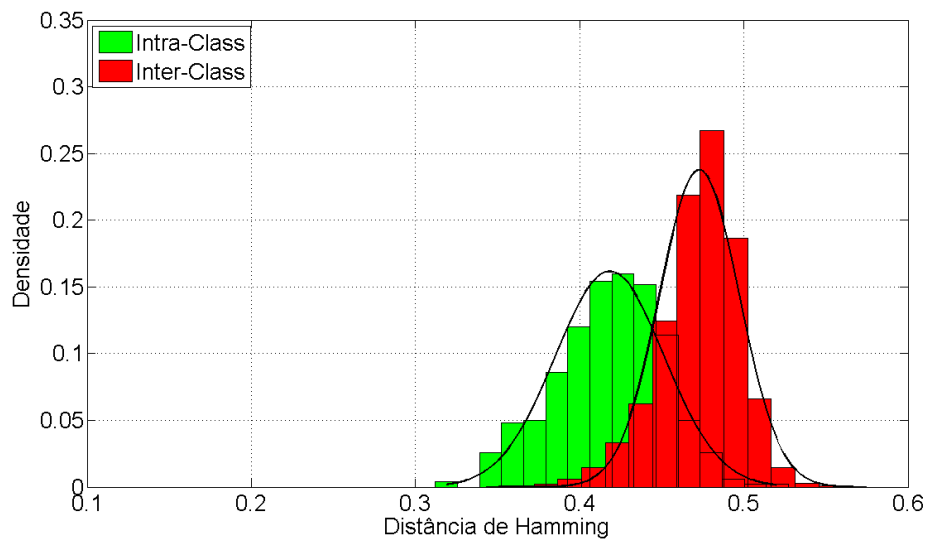


Figura 4.9: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* do conjunto com iluminação média.

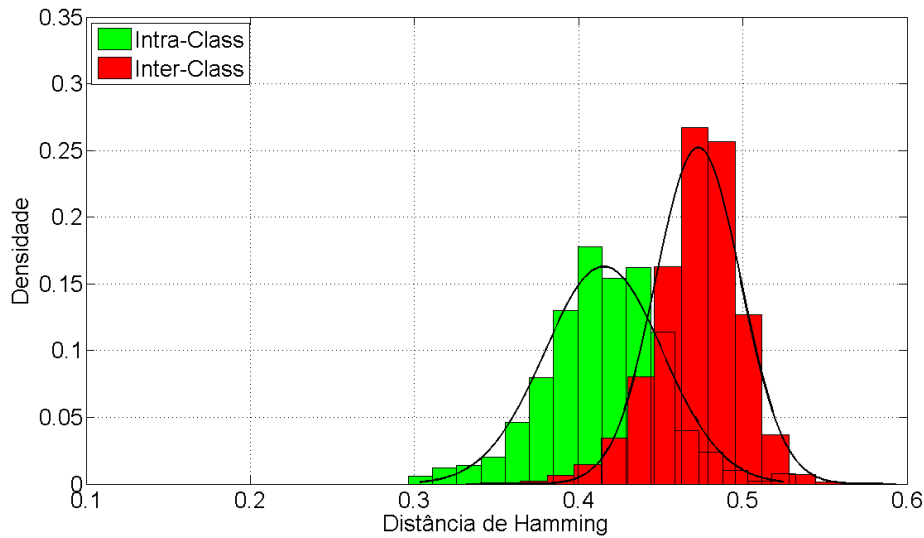


Figura 4.10: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* do conjunto com iluminação máxima.

4.3.2 Impacto do desfoque

Depois de termos analisado o impacto que a iluminação tem na criação de imagens sintetizadas da íris com este tipo de ruído, vamos analisar de seguida a influência que o desfoque tem nas imagens criadas. Para isso, à semelhança da iluminação, foram criados três conjuntos de dados. Estes conjuntos de dados são constituídos, por um desfoque mínimo, médio e máximo. O desfoque aplicado a qualquer dos três conjuntos de dados, foi aleatoriamente escolhido se o desfoque era produzido pela aplicação de um filtro gaussiano ou se era produzido por desfoque de movimento. Analisando a tabela 4.5 podemos ver o comportamento destes conjuntos de imagens com desfoque em relação à média e ao desvio padrão. A média tem uma variação mínima para qualquer conjunto de dados, sendo a diferença de uma centésima no desfoque mínimo para o desfoque seguinte e assim sucessivamente. Em relação ao desvio padrão, temos uma subida dos valores, tornando a distribuição ligeiramente mais larga. O desfoque tem um comportamento idêntico à iluminação, quanto mais ruído é inserido, o valor da média diminui e o valor do desvio padrão aumenta, sendo este um comportamento normal.

Depois da análise da média e do desvio padrão, vamos analisar a decidibilidade para os três conjuntos. A decidibilidade dos conjuntos encontra-se representada na tabela 4.6.

Desfoque	\bar{x}	σ
Mínimo	0.48	0.023
Médio	0.47	0.029
Máximo	0.46	0.036

Tabela 4.5: Representação da média e desvio padrão nas imagens criadas unicamente com o factor de ruído desfoque.

Na tabela anterior podemos analisar que o valor da decidibilidade é maior para o conjunto que representa um desfoque mínimo e no desfoque máximo apresenta um valor inferior. Concluindo desta forma que o ruído máximo introduzido nas imagens sintetizadas, obtém uma decidibilidade baixa.

Desfoque	Decidibilidade
Mínima	2.28
Média	2.18
Máxima	1.27

Tabela 4.6: Representação da decidibilidade nas imagens criadas unicamente com o factor de ruído desfoque.

Através dos valores apresentados anteriormente, podemos analisar nas figuras 4.11, 4.12 e 4.13 a sua representação através dos gráficos da distribuição das *inter-class* e *intra-class*, do desfoque mínimo, médio e máximo, respectivamente. Analisando os gráficos e os resultados, dos três conjuntos, podemos concluir que os valores obtidos eram os esperados, porque o desfoque é um factor de ruído bastante acentuado.

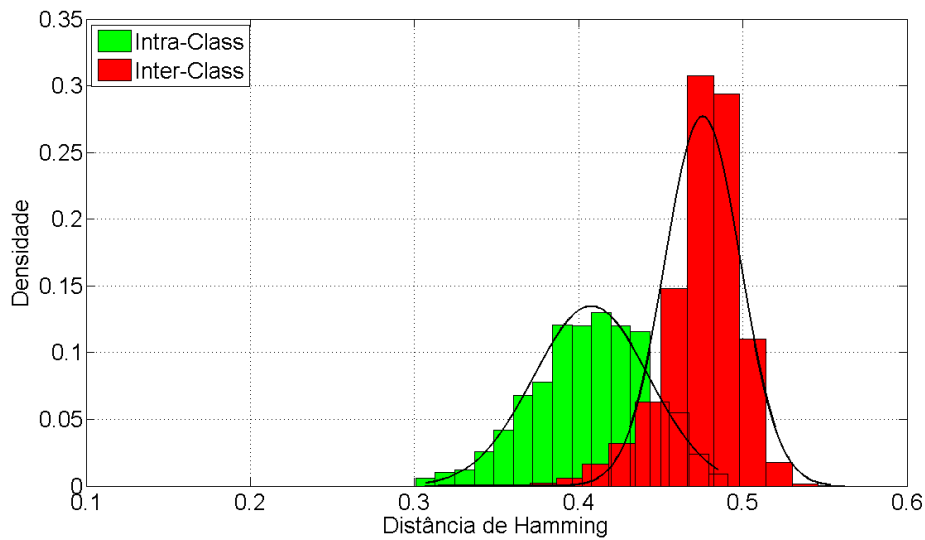


Figura 4.11: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* do conjunto com desfoque mínimo.

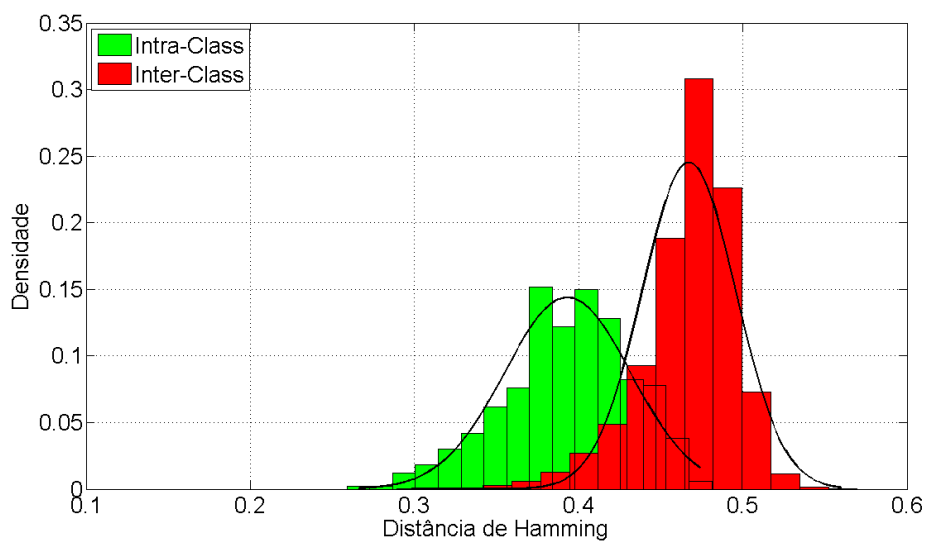


Figura 4.12: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* do conjunto com desfoque médio.

Como analisado anteriormente, a iluminação e o desfoque são dois factores que influenciam a construção de imagens sintetizadas da íris com ruído. Concluimos, que o desfoque tem maior influência na aplicação de ruído às imagens sintetizadas da íris, quando

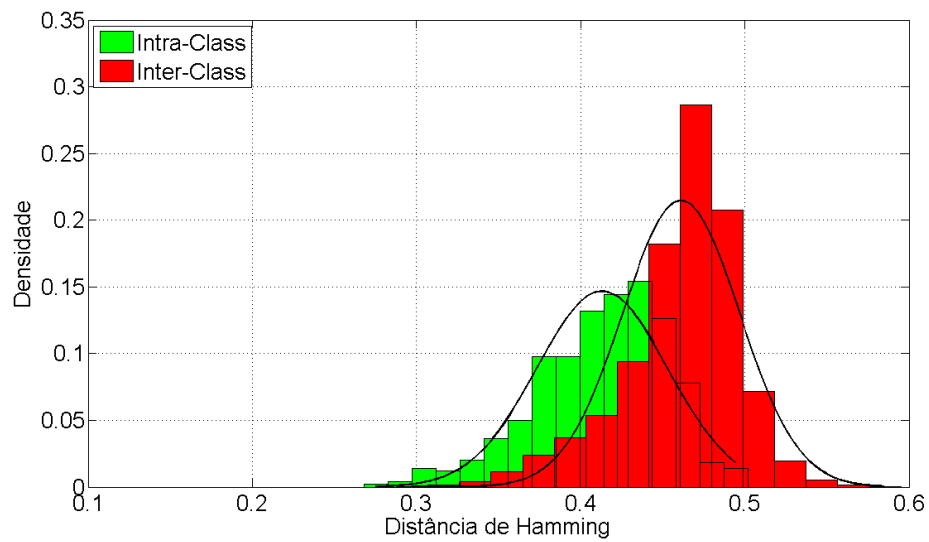


Figura 4.13: Distribuição da análise das classes *inter-class* e *intra-class* do conjunto com desfoque máximo.

comparado com a iluminação. Estes dois factores de ruído têm a capacidade de tornar as imagens mais reais, o que implica maiores dificuldades no reconhecimento dos padrões da íris, por um sistema biométrico.

Capítulo 5

Conclusões

O objectivo desta tese é disponibilizar uma base de dados, constituída por imagens sintetizadas da íris com ruído. A construção da base de dados proposta, tem como objectivo principal providenciar à academia e à indústria uma base de dados, de grandes dimensões, que crie imagens sintetizadas da íris com ruído. Com a criação desta base de dados é possível testar e desenhar novos algoritmos para reconhecimento de íris em ambientes não-cooperativos. Acreditamos que as íris sintetizadas geradas, providenciam uma boa capacidade de comparação em eficiência, limitações e capacidades dos novos algoritmos de reconhecimento da íris.

Na literatura de imagens sintetizadas, existe muita investigação nesta área levada a cabo por diversos autores para a construção de algoritmos que permitem a criação de bases de dados com imagens sintetizadas. Existe o mais diversificado leque de técnicas para a construção de imagens sintetizadas da íris. Algumas dessas abordagens baseiam-se na PCA para extracção das características da íris e reconstrução da íris, outra abordagem é a anatomia da íris, entre outras. A nossa escolha incidiu sobre os MRF por ser uma abordagem recente e ter a capacidade de sintetizar qualquer tipo de textura, tendo-nos parecido um algoritmo bastante eficaz e com resultados satisfatórios.

No processo de sintetização foram utilizados os MRF, como referido anteriormente. A aplicação dos métodos das MRF tem uma grande capacidade de sintetização. Sendo possível sintetizar uma grande variedade de texturas sem nenhum conhecimento prévio da sua constituição. Este algoritmo também é simples de utilizar, porque só necessita de um exemplo de uma textura como entrada no algoritmo. Podemos referir que este algoritmo partilha das mesmas limitações que as MRF, porque apenas podem ser sintetizadas as

texturas que tenham a propriedade de serem locais e estacionárias.

As imagens constituintes da nova base de dados são compostas por diversas características, sendo essas características geradas com base na aleatoriedade. Os parâmetros que são gerados aleatoriamente são: todas as considerações necessárias para a construção dos pesos, desde o número de círculos, o diâmetro e a posição (x,y) de cada círculo, raio da pupila e da íris, coordenadas do centro da pupila e da íris, entre outros. Todos os parâmetros são distribuídos uniformemente num dado intervalo, seguindo uma distribuição normal. Os tamanhos dos intervalos são seleccionados para assegurar que a aparência final da imagem, seja o mais semelhante com as íris reais.

Os resultados experimentais revelam que a construção da base de dados de imagens sintetizadas da íris com ruído, tem um resultado comparável às duas bases de dados da UBIRIS. Em primeiro lugar, foi comparado e analisado o aspecto visual entre as imagens da UBIRIS e as criadas pelo nosso algoritmo, tendo sido conseguido uma semelhança visual entre as imagens. E a outra forma de avaliação foi o desempenho de reconhecimento da base de dados criada, com as bases de dados da UBIRIS. Nesta avaliação foi testada a decidibilidade e o reconhecimento das íris, classificando-as numa das classes existentes, esta classificação consiste no reconhecimento sendo a mesma pessoa ou de pessoas diferentes, traduzindo-se à *inter-class* e *intra-class*, respectivamente.

Com este trabalho demonstramos que é possível construir uma base de dados de larga escala, constituída por imagens sintetizadas de íris com aplicação de ruído, tendo um comportamento idêntico ao de imagens de íris reais. Com a construção desta nova base de dados é possível testar e/ou desenvolver novos algoritmos de reconhecimento de íris. Desta forma é enriquecido o aumento de bases de dados sintetizadas, sendo a primeira base de dados de imagens sintetizadas da íris com ruído, no comprimento de onda no visível.

5.1 Trabalho futuro

Existe algum trabalho futuro que pode ser feito, com o intuito de melhorar a base de dados criada. As alterações propostas são a nível visual, obtendo com isto uma maior semelhança da realidade. Uma das melhorias que se pretende é tornar o ruído mais real e acrescentar diferentes tipos de ruído. Os diversos tipos de ruído podem ser:

- Cabelo - pode ser adicionado, para simulação de imagens obtidas de uma pessoa sem a cooperação da mesma, como um sistema não-cooperativo. Na figura 5.1, encontra-se

uma imagem com a representação do ruído.



Figura 5.1: Imagem representativa de ruído provocado por cabelo.

- Óculos ou lentes de contacto - aproximação do estado natural de uma pessoa que utilize estes tipos de objectos. Na figura 5.2 é possível visualizar os dois tipos de ruído possíveis.

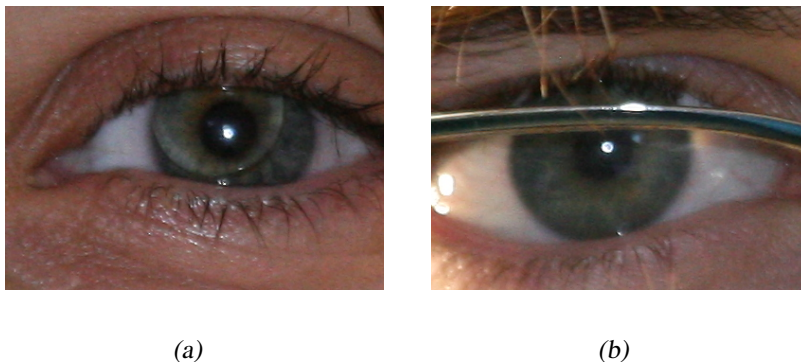


Figura 5.2: Imagens representativas de ruído provocado por óculos, figura 5.2b ou lentes de contacto, figura 5.2a.

- Pestanas - obstrução da íris, acrescentado mais ruído à imagem. Este tipo de ruído pode ser visto na figura 5.3.



Figura 5.3: Representação de ruído provocado pelas pestanas numa imagem da íris.

As MRF são utilizadas no processo de sintetização da íris, logo para a sintetização de características podemos usar esta ou outras abordagens. O que poderia ser alvo de sintetização seriam as pálpebras, pestanas e esclera. Se este tipo de sintetização fosse realizado, teríamos um processo totalmente sintético, na construção de bases de dados de imagens sintetizadas da íris com ruído.

Outro objectivo que se pretende é o de construir outra base de dados com imagens sintetizadas, mas desta feita utilizando imagens a cores. Tendo como finalidade a construção de uma base de dados o mais próximo possível da realidade, e ficando com uma qualidade comparável à UBIRIS.v2. Na construção desta nova base de dados, existe a necessidade de melhoria e acrescento de novas características.

Bibliografia

- [1] Edward Angel. Interactive graphics. <http://vip.cs.utsa.edu/classes/cs5113s2007/lectures/cs5113week6.html>.
- [2] Community Archives and Research Center. Bertillon system chart. <http://www.historygrandrapids.org/items.php?itemId=754>.
- [3] K.H. Bae, S.I. Noh, and J.H. Kim. Iris feature extraction using independent component analysis. In *AVBPA03*, pages 838–844, 2003.
- [4] Richard H. Bartels and Faramarz F. Samavati. Reversing subdivision rules: Local linear conditions and observations on inner products. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, (1-2):29–67, 2000.
- [5] Manfred U. A. Bromba. Biometrics faqs. <http://www.bromba.com/faq/biofaq.htm>.
- [6] Peter J. Burt and Edward H. Adelson. A multiresolution spline with application to image mosaics. *ACM Trans. Graph.*, 2(4):217–236, 1983.
- [7] G. Chaikin. An algorithm for high speed curve generation. In *Computer Graphics and Image Processing*, volume 3, pages 346–349, 1974.
- [8] C. H. Chen and P.S.P Wang. *Handbook Of Pattern Recognition And Computer Vision*. World Scientific Publishing Co., Inc., River Edge, NJ, USA, 2005.
- [9] McGraw-Hill Companies. McGraw-hill dictionary of scientific and technical terms. <http://www.answers.com/topic/diffuse-reflection>.
- [10] Jiali Cui, Yunhong Wang, JunZhou Huang, Tieniu Tan, and Zhenan Sun. An iris image synthesis method based on pca and super-resolution. *Pattern Recognition, International Conference on*, 4:471–474, 2004.

- [11] J.G. Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *PAMI*, 15(11):1148–1161, November 1993.
- [12] J.G. Daugman. How iris recognition works. *CirSysVideo*, 14(1):21–30, January 2004.
- [13] John Daugman. Demodulation by complex-valued wavelets for stochastic pattern recognition. *International Journal of Wavelets, Multi-resolution and Information Processing*, 1:1–17, 2003.
- [14] K. Delac and M. Grgic. A survey of biometric recognition methods. In *Electronics in Marine, 2004. Proceedings Elmar 2004. 46th International Symposium*, pages 184–193, June 2004.
- [15] WhatIs Dictionary. It encyclopedia and learning center. <http://www.data-core.com/glossary-of-terms.htm>.
- [16] Elsevier, editor. *Dorland's Medical Dictionary for Health Consumers*. 2007.
- [17] David J. Heeger and James R. Bergen. Pyramid-based texture analysis/synthesis. pages 229–238, 1995.
- [18] J. Huang, L. Ma, T. Tan, and Y. Wang. Learning based resolution enhancement of iris images. In *BMVC03*, 2003.
- [19] Aapo Hyvärinen. Independent component analysis. *Neural Computing Surveys*, 2, 2001.
- [20] J. Illingworth and J. Kittler. A survey of the hough transform. *Comput. Vision Graph. Image Process.*, 44(1):87–116, 1988.
- [21] Anil Jain, Lin Hong, and Sharath Pankanti. Biometric identification. *Communications of the ACM*, 43(2):90–98.
- [22] Meenakshi K. Kalera, Sargur Srihari, and Aihua Xu. Off-line signature verification and identification using distance statistics. In *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, pages 228–232, 2003.
- [23] A. Lefohn, B. Budge, P. Shirley, R. Caruso, and E. Reinhard. An ocularist's approach to human iris synthesis. *Computer Graphics and Applications, IEEE*, 23(6):70–75, Nov.-Dez. 2003.

- [24] Hansheng Lei and Venu Govindaraju. A comparative study on the consistency of features in on-line signature verification. *Pattern Recognition Letters*, 26:444, 2005.
- [25] Stan Z. Li. *Markov random field modeling in image analysis*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2001.
- [26] International Business Machines. The graphigs programming interface: Understanding concepts. <http://publib.boulder.ibm.com/infocenter/systems/scope/aix/topic/com.ibm.aix.graphIGS/doc/phigsund/RendPipeln.htm>.
- [27] Sarvesh Makthal and Arun Ross. Synthesis of iris images using markov random fields. Setembro 2005.
- [28] Aleix M. Martinez, Aleix M. Mart'inez, and Avinash C. Kak. Pca versus lda. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23:228–233, 2001.
- [29] Butterworth-Heinemann Medical, editor. *Dictionary of Optometry and Visual Science*. 7th edition, 2008.
- [30] G. Melfe. Non-cooperative iris recognition. Master's thesis, University of Beira Interior, Aug. 2009.
- [31] Mario E. Munich and Pietro Perona. Visual identification by signature tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(2):200–217, 2003.
- [32] Michal Necasek. Brief glimpse into the future of 3d game graphics. <http://www.justadventure.com/articles/3D/3DGraphicsTrens.shtm>, Out. 2006.
- [33] University of Bath. The bath iris image database. <http://www.bath.ac.uk/elec-eng/research/sipg/irisweb/>.
- [34] Faculty of Engineering and Information Technology. Illumination models. <http://escience.anu.edu.au/lecture/cg/Illumination/illuminationSummary.en.html>.
- [35] P. Padma Polash and M. Maruf Monwar. Human iris recognition for biometric identification. In *Computer and information technology, 2007. iccit 2007. 10th international conference on*, pages 1–5, Dec. 2007.

- [36] Biometric News Portal. Hand vein biometric. http://www.biometricnewsportal.com/palm_biometrics.asp.
- [37] H. Proença and L.A. Alexandre. UBIRIS.v1: A noisy iris image database. In *13th International Conference on Image Analysis and Processing - ICIAP 2005*, volume LNCS 3617, pages 970–977, Cagliari, Italy, September 2005. Springer.
- [38] H. Proença, S. Filipe, R. Santos, J. Oliveira, and L.A. Alexandre. The UBIRIS.v2: A database of visible wavelength images captured on-the-move and at-a-distance. *IEEE Trans. PAMI*, To appear.
- [39] Miles Research. Iris images from film camera by miles research. <http://www.milesresearch.com/download/exampleirisimages.ppt>.
- [40] Miles Research. Research on iris pigmentation at miles research. <http://www.milesresearch.com/iris/>.
- [41] F.F. Samavati, R.H. Bartels, and L. Olsen. *Local B-spline Multiresolution with Examples in Iris Synthesis and Volumetric Rendering*. 2007.
- [42] S. Shah and A. Ross. Generating synthetic irises by feature agglomeration. pages 317–320, Outubro 2006.
- [43] Eric J. Stollnitz, Tony D. DeRose, and David H. Salesin. *Wavelets for computer graphics: theory and applications*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1996.
- [44] Iridian Technologies. Develops iris scan technology and biometric systems. <http://www.iriscan.com/>.
- [45] DataCore Technology. Glossary of terms. <http://www.data-core.com/glossary-of-terms.htm>.
- [46] Michael Unser. Ten good reasons for using spline wavelets. In *Proc. SPIE vol. 3169, Wavelet Applications in Signal and Image Processing V*, pages 422–431, 1997.
- [47] Lakin Wecker. Synthesizing techniques based on multiresolution. Master’s thesis, University of Calgary, 2007.

- [48] Lakin Wecker, Faramarz Samavati, and Marina Gavrilova. Iris synthesis: a reverse subdivision application. In *GRAPHITE '05: Proceedings of the 3rd international conference on Computer graphics and interactive techniques in Australasia and South East Asia*, pages 121–125, New York, NY, USA, 2005. ACM.
- [49] Li-Yi Wei and Marc Levoy. Fast texture synthesis using tree-structured vector quantization. In *SIGGRAPH '00: Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 479–488, New York, NY, USA, 2000. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- [50] Wikipedia. Wikipedia, the free encyclopedia. <http://en.wikipedia.org/wiki/Biometric>.
- [51] R. P. Wildes. Iris recognition: An emerging biometric technology. *PIEEE*, 85(9):1348–1363, September 1997.
- [52] John D. Woodward, Christopher Horn, and Julius Gatune. *Biometrics: A Look at Facial Recognition*. Rand Corporation, The, 2003.
- [53] Xiaoyan Yuan and Pengfei Shi. A non-linear normalization model for iris recognition. In *IWBRS*, pages 135–141, 2005.
- [54] J.Y. Zuo and N.A. Schmid. A model based, anatomy based method for synthesizing iris images. In *ICB06*, pages 428–435, 2006.
- [55] J.Y. Zuo, N.A. Schmid, and X.H. Chen. On performance comparison of real and synthetic iris images. In *ICIP06*, pages 305–308, 2006.