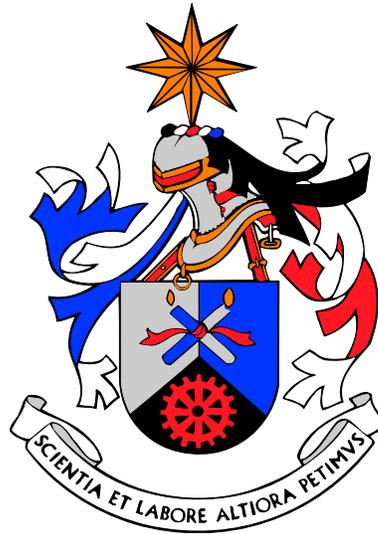


Universidade da Beira Interior

Departamento de Informática



Estimativa e fusão de medidas de qualidade de imagens

Elaborado por:

Rui Silva

Orientador:

Prof. Doutor Hugo Proença

2009

Agradecimentos

Esta página serve para manifestar a minha palavra de apreço a quem contribuiu para a realização deste projecto.

Ao meu orientador, Professor Doutor Hugo Proença, a disponibilidade e simpatia que sempre demonstrou ao esclarecer as dúvidas que foram surgindo, e por me ter incentivado no decorrer do trabalho.

Aos meus colegas de curso, e a todos os membros do laboratório SOCIA.

Aos meus amigos e familiares.

À minha namorada pela paciência e por me ter acompanhado nesta caminhada.

Aos meus pais por todo o apoio e carinho, sempre foram e serão a minha maior referência.

Obrigado,
Rui Silva

Conteúdo

Agradecimentos	i
Conteúdo	iii
Lista de Figuras	v
1 Introdução	1
1.1 Reconhecimento da íris	1
1.2 Motivações	3
1.3 Objectivos	4
1.4 Estrutura do relatório	4
2 Conjuntos de imagens e Segmentação	5
2.1 Conjuntos de imagens	5
2.2 Segmentação	7
2.2.1 Segmentação da pupila	7
2.2.2 Segmentação da íris	11
2.2.3 Parâmetros e resultados	12
3 Avaliação dos factores de qualidade	13
3.1 Desfoque	13
3.2 Desfoque de movimento	15
3.3 Fora-de-ângulo	19
3.4 Oclusão	22
3.5 Reflexos	25
3.6 Luminosidade	26
3.7 Contagem de pixels	27

4	Combinar os factores de qualidade	29
4.1	Normalização	31
4.2	Teoria Dempster-Shafer aplicada à avaliação da qualidade .	32
5	Resultados	35
5.1	As melhores e as piores pontuações	35
5.1.1	As melhores pontuações	35
5.1.2	As piores pontuações	37
5.2	Gráficos	41
5.2.1	Gráficos do desfoque	41
5.2.2	Gráficos do desfoque de movimento	43
5.2.3	Gráficos da oclusão	44
5.2.4	Gráficos dos reflexos	46
5.2.5	Gráficos da luminosidade	47
5.2.6	Gráficos da contagem de pixels	49
5.2.7	Gráficos da qualidade	51
5.3	Médias e variâncias	54
6	Conclusões e trabalho futuro	55
	Anexos	57
A	Aplicação em Matlab	57
	Bibliografia	63

Lista de Figuras

1.1	Olho humano	2
1.2	Esquema do reconhecimento da íris. Adaptado de (5)	3
2.1	Exemplo de imagens do conjunto de dados CASIA	6
2.2	Exemplo de imagens do conjunto de dados ICE	6
2.3	Exemplo de imagens do conjunto de dados WVU	6
2.4	Imagem do conjunto de dados ICE	7
2.5	Binarização da Figura 2.4 com limiar de 0.2	8
2.6	Pupila segmentada	8
2.7	Imagens do conjunto de dados WVU	9
2.8	Binarização das imagens WVU com limiar 0.2	10
2.9	Binarização das imagens WVU com limiar 0.1	10
2.10	O quadrado na pupila representa os pixels utilizados como centros na segmentação da íris	11
2.11	Segmentação da pupila e da íris concluída	11
2.12	Imagem à esquerda - Falha total da segmentação. Imagem à direita - Segmentação incorrecta	12
2.13	Tabela com parâmetros e resultados da segmentação	12
3.1	Kernel de convolução de Daugman	13
3.2	Resposta da passagem do kernel de convolução de Daugman	14
3.3	Corte da zona inferior da íris	14
3.4	Imagem do conjunto ICE (à qual aplicamos a título de exemplo um desfoque de movimento no sentido de 45° e intensidade de 20 pixels)	15
3.5	Representação da magnitude logarítmica da transformada rápida de Fourier	16
3.6	Filtros direccionais	16

3.7	Filtro vencedor para a figura 3.4	17
3.8	Fatia da magnitude logarítmica da transformada rápida de Fourier	17
3.9	Representação gráfica da fatia da magnitude logarítmica da transformada rápida de Fourier	18
3.10	Fatia após suavização B-spline. A largura do pico principal para o exemplo da figura 3.4 é de 49	18
3.11	Esquema do fora-de-ângulo	19
3.12	Matriz de rotação Yaw	19
3.13	Matriz de rotação Pitch	19
3.14	Exemplo 1: Imagem recolhida no laboratório SOCIA (10)	20
3.15	Exemplo 1: Projecção resultante	21
3.16	Exemplo 2: Imagem recolhida no laboratório SOCIA (10)	21
3.17	Exemplo 2: Projecção resultante	22
3.18	Imagem do conjunto de dados CASIA	23
3.19	Detecção das arestas horizontais	23
3.20	Arestas horizontais estendidas com uma dilatação morfológica em forma de cruz	24
3.21	Sobreposição com a localização da íris	24
3.22	Máscara final de oclusão	25
3.23	Íris normalizada com a zona das pálpebras omitida	26
3.24	Filtro de reflexos resultante do thresholding	26
3.25	Íris normalizada dividida em 12 regiões	26
4.1	Exemplo dos valores de qualidade mínimos (O.D. - Ordenação Decrescente) e máximos (O.C. - Ordenação Crescente) obtidos na fusão dos factores de qualidade.	33
5.1	Imagem com a melhor pontuação de qualidade no conjunto CASIA	35
5.2	Imagem com a melhor pontuação de qualidade no conjunto ICE	36
5.3	Imagem com a melhor pontuação de qualidade no conjunto WVU	36
5.4	Tabela com os factores de qualidade normalizados, e o valor final de qualidade	36
5.5	Imagem com a pior pontuação de qualidade no conjunto CASIA	37

5.6	Imagem com a pior pontuação de qualidade no conjunto ICE	37
5.7	Imagem com a pior pontuação de qualidade no conjunto WVU	38
5.8	Tabela com os factores de qualidade normalizados, e o valor final de qualidade	38
5.9	Segmentação da imagem 5.5	39
5.10	Segmentação da imagem 5.7	39
5.11	Máscara de oclusão da imagem 5.7	40
5.12	CASIA - Gráfico da frequência relativa do desfoque	41
5.13	ICE - Gráfico da frequência relativa do desfoque	42
5.14	WVU - Gráfico da frequência relativa do desfoque	42
5.15	CASIA - Gráfico da frequência relativa do desfoque de movimento	43
5.16	ICE - Gráfico da frequência relativa do desfoque de movimento	43
5.17	WVU - Gráfico da frequência relativa do desfoque de movimento	44
5.18	CASIA - Gráfico da frequência relativa da oclusão	44
5.19	ICE - Gráfico da frequência relativa da oclusão	45
5.20	WVU - Gráfico da frequência relativa da oclusão	45
5.21	CASIA - Gráfico da frequência relativa dos reflexos	46
5.22	ICE - Gráfico da frequência relativa dos reflexos	46
5.23	WVU - Gráfico da frequência relativa dos reflexos	47
5.24	CASIA - Gráfico da frequência relativa da luminosidade	47
5.25	ICE - Gráfico da frequência relativa da luminosidade	48
5.26	WVU - Gráfico da frequência relativa da luminosidade	48
5.27	CASIA - Gráfico da frequência relativa da contagem de pixels	49
5.28	ICE - Gráfico da frequência relativa da contagem de pixels	49
5.29	WVU - Gráfico da frequência relativa da contagem de pixels	50
5.30	CASIA - Gráfico com os valores da qualidade para cada uma das imagens	51
5.31	ICE - Gráfico com os valores da qualidade para cada uma das imagens	51
5.32	WVU - Gráfico com os valores da qualidade para cada uma das imagens	52
5.33	CASIA - Gráfico da frequência relativa da qualidade	52
5.34	ICE - Gráfico da frequência relativa da qualidade	53
5.35	WVU - Gráfico da frequência relativa da qualidade	53
5.36	Média dos factores de qualidade	54
5.37	Variância dos factores de qualidade	54

5.38 Média e variância da qualidade	54
A.1 Início da avaliação do conjunto de dados ICE	59
A.2 Valores dos factores de qualidade, por normalizar	59
A.3 Imagens resultantes da segmentação	60
A.4 Imagens resultantes do cálculo do desfoque	60
A.5 Imagens resultantes do cálculo da oclusão	61
A.6 Pasta resultados	61
A.7 Importar os dados para o Matlab	62

Capítulo 1

Introdução

Neste capítulo introdutório será realizada uma breve contextualização do reconhecimento da íris enquanto sistema biométrico.

Apresentam-se as principais motivações que deram origem a este projecto, e os objectivos que se pretendem alcançar com o seu desenvolvimento. No final do capítulo encontra-se a descrição da estrutura do relatório.

Este trabalho enquadra-se no âmbito do projecto PTDC/EIA/69106/2006, “**BIOREC: Reconhecimento Biométrico Não-Cooperativo**”, financiado pela FCT/FEDER, e foi desenvolvido no laboratório **SOCIA** (10).

1.1 Reconhecimento da íris

A **íris** é uma membrana de forma circular, que pode assumir diferentes colorações de indivíduo para indivíduo, e possui uma abertura na zona central chamada **pupila**. A camada de cor branca localizada no exterior da íris é chamada esclerótica.

Podemos comparar o funcionamento da íris com o diafragma de uma máquina fotográfica. Quando é exposta a muita luminosidade, diminui a sua abertura central, e ao contrário, quando é exposta a pouca luminosidade, dilata-se, aumentando o tamanho da pupila. A sua função é controlar a entrada de luz no olho e tem um papel preponderante na acuidade visual.
(14)

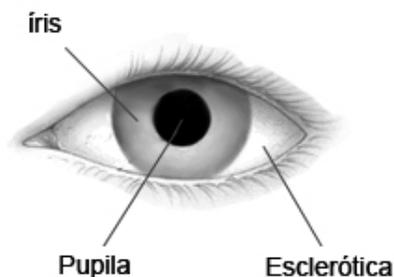


Figura 1.1: *Olho humano*

A **Biometria** [do latim *bio* (vida) + *metria* (medida)] estuda as características físicas ou comportamentais dos seres vivos. Actualmente este termo está fortemente associado aos sistemas automáticos de identificação e autenticação de humanos.

O **reconhecimento da íris** consiste na capacidade de reconhecer e distinguir indivíduos através da análise do padrão da íris. As características que garantem uma óptima prestação da íris na tarefa de reconhecimento são a sua unicidade, e o facto de ser imutável ao longo da vida do indivíduo.

O esquema da figura 1.2 mostra os passos típicos do reconhecimento da íris. Começamos por segmentar na imagem original a pupila e a íris, através da localização da região que as define. É realizada uma normalização à imagem segmentada, que consiste na recolha de pixels da íris, e dá origem a uma imagem em forma de barra à qual chamamos íris normalizada. A extracção de características da imagem normalizada permite-nos definir uma assinatura biométrica. O valor de similaridade dado pela comparação da assinatura biométrica da imagem em análise com a assinatura previamente armazenada, permite-nos atribuir ao reconhecimento em causa a classificação de genuíno ou impostor.

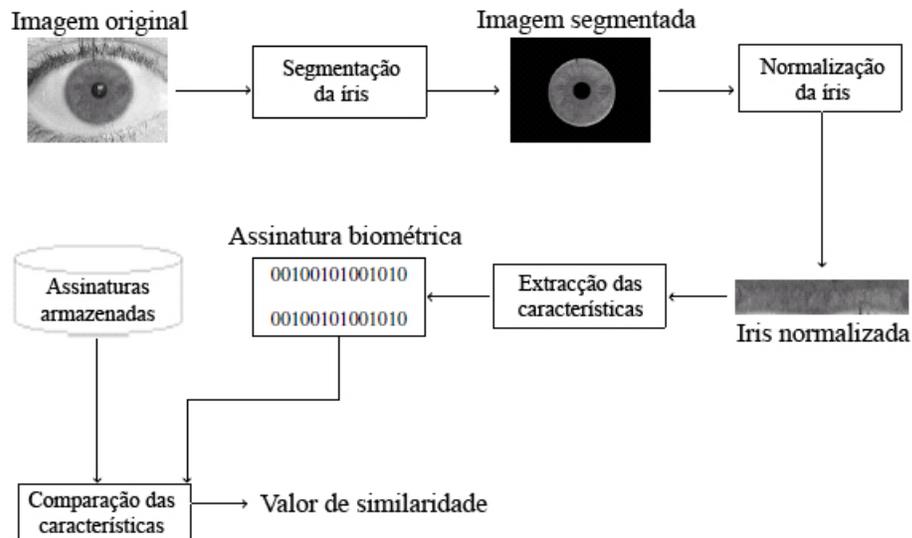


Figura 1.2: Esquema do reconhecimento da íris. Adaptado de (5)

1.2 Motivações

O uso de sistemas biométricos tem sido crescentemente encorajado, quer por entidades públicas ou privadas, com vista a substituir ou aumentar os níveis de segurança tradicionais. Basicamente, o objectivo é estabelecer uma identidade para um indivíduo, baseado no que ele é em vez de o que ele possui ou o que ele sabe (por exemplo, um cartão de identificação ou uma palavra-passe). (5)

A qualidade da imagem desempenha um papel importante nos sistemas biométricos automatizados, uma vez que o desempenho do sistema (segmentação e reconhecimento) é afectado por imagens de má qualidade. Como os estudos na área do reconhecimento da íris se têm vindo a focar no sentido de ambientes menos restritos, podendo inclusivamente não existir cooperação do indivíduo na recolha da foto, a avaliação da qualidade da imagem será cada vez mais crucial de modo a garantir um bom desempenho dos sistemas de reconhecimento.

1.3 Objectivos

O objectivo principal deste trabalho é implementar um método publicado recentemente (1) que quantifica a qualidade de imagens da íris sob vários parâmetros, e os funde num único valor.

Pretende-se avaliar o efeito de vários factores de qualidade, tais como o **desfoque, manchas de movimento, fora-de-ângulo, oclusão, reflexos, luminosidade e resolução da íris**, no desempenho de um sistema tradicional de reconhecimento da íris.

Após se proceder à segmentação da íris na imagem original, os factores serão calculados individualmente, e posteriormente combinados num único valor utilizando a teoria **Dempster-Shafer** (4).

1.4 Estrutura do relatório

Este relatório é constituído por 6 capítulos e um apêndice:

- **Capítulo 1 - Introdução.** Contextualização do reconhecimento da íris enquanto sistema biométrico, motivações e objectivos do trabalho.
- **Capítulo 2 - Conjuntos de imagens e Segmentação.** Apresentação dos conjuntos de imagens utilizados neste trabalho, descrição da etapa da segmentação da íris e da pupila.
- **Capítulo 3 - Avaliação dos factores de qualidade.** Descrição dos passos efectuados na avaliação de cada um dos factores de qualidade em estudo.
- **Capítulo 4 - Combinar os factores de qualidade.** Explicação do método utilizado para normalizar, e combinar cada um dos factores de qualidade num único valor.
- **Capítulo 5 - Resultados.** Análise das melhores e das piores classificações em cada um dos conjuntos de dados, gráficos das frequências relativas de cada um dos factores de qualidade, gráficos das classificações de qualidade para cada um dos conjuntos de dados.
- **Apêndice A - Aplicação.** Demonstração da aplicação em Matlab.

Capítulo 2

Conjuntos de imagens e Segmentação

2.1 Conjuntos de imagens

Foram utilizados três conjuntos de imagens da íris disponíveis publicamente. Nomeadamente os conjuntos CASIA v3.0 (7) e ICE 1.0 (9) que oferecem imagens com factores de qualidade variáveis, e o conjunto WVU non-ideal (8) que contém imagens recolhidas em condições não-ideais.

Os autores do artigo referem a disponibilidade do conjunto de dados UBIRIS (6) recolhido no espectro de luz visível, optaram no entanto por limitar este estudo aos conjuntos com imagens de infravermelhos porque estes ajudam a salientar a textura da íris, o que pode ser difícil nas imagens de luz visível (por exemplo, a textura é muito mais “rica” para os olhos de pigmentação escura ao abrigo do infravermelho, quando em comparação com a luz visível). (1)



Figura 2.1: *Exemplo de imagens do conjunto de dados CASIA*



Figura 2.2: *Exemplo de imagens do conjunto de dados ICE*

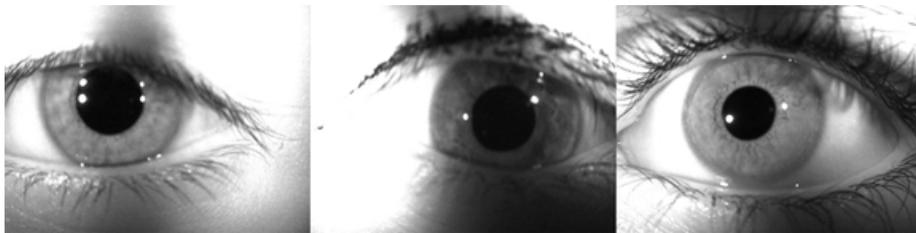


Figura 2.3: *Exemplo de imagens do conjunto de dados WVU*

2.2 Segmentação

A segmentação da pupila e da íris fez-se através da implementação do método integro-diferencial de Daugman (2).

2.2.1 Segmentação da pupila

Para acelerar o processo de segmentação da pupila, foi efectuada uma binarização à imagem original. Com a binarização transformamos a imagem em escala de cinza numa imagem binária utilizando thresholding. O thresholding consiste em converter para 1 (branco) os pixels com valor superior a um determinado limiar, e para 0 (preto) os de valor inferior a esse limiar.

Os limiares aqui apresentados encontram-se normalizados no intervalo [0; 1].

No conjunto de imagens ICE obtiveram-se bons resultados na localização da pupila ao aplicar o método integro-diferencial de Daugman directamente na imagem binarizada com um limiar de 0.2.



Figura 2.4: *Imagem do conjunto de dados ICE*

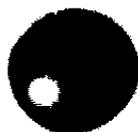


Figura 2.5: *Binarização da Figura 2.4 com limiar de 0.2*

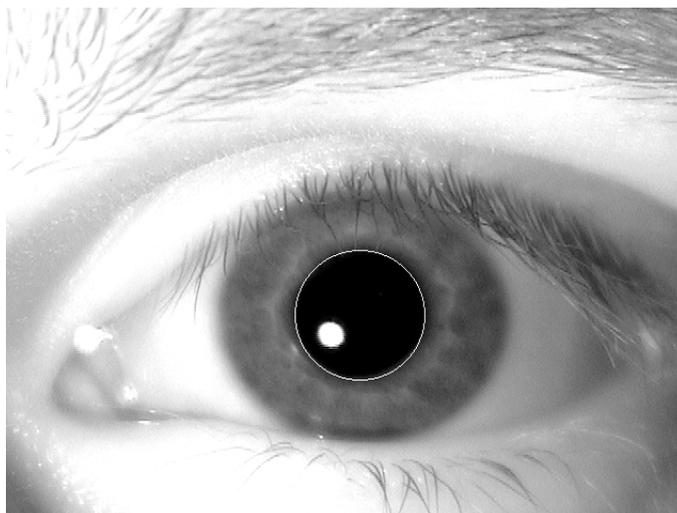


Figura 2.6: *Pupila segmentada*

Como nos conjuntos CASIA e WVU as imagens contêm uma grande variação de luminosidade (figura 2.7), e existe “ruído” proveniente de reflexos em zonas que interferem com a localização correcta da circunferência da pupila, não foi possível definir para estes conjuntos um limiar de binarização que obtivesse no geral resultados aceitáveis na segmentação da pupila aplicada à imagem binarizada.

Efectuamos assim uma binarização com limiar de 0.1 às imagens destes conjuntos (figura 2.9).

Os pixels pretos da imagem binarizada representam potenciais centros da circunferência da pupila. Com base nestes centros o método de Daugman foi aplicado à imagem original no intervalo de raios definido para circunferências da pupila.

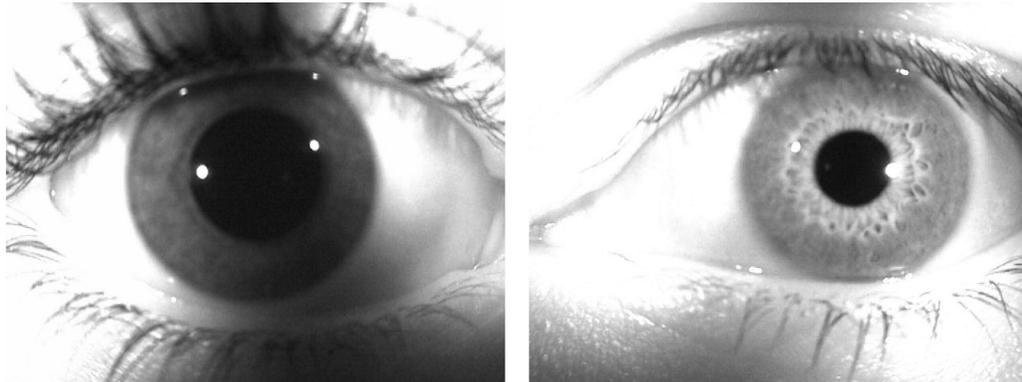


Figura 2.7: *Imagens do conjunto de dados WVU*

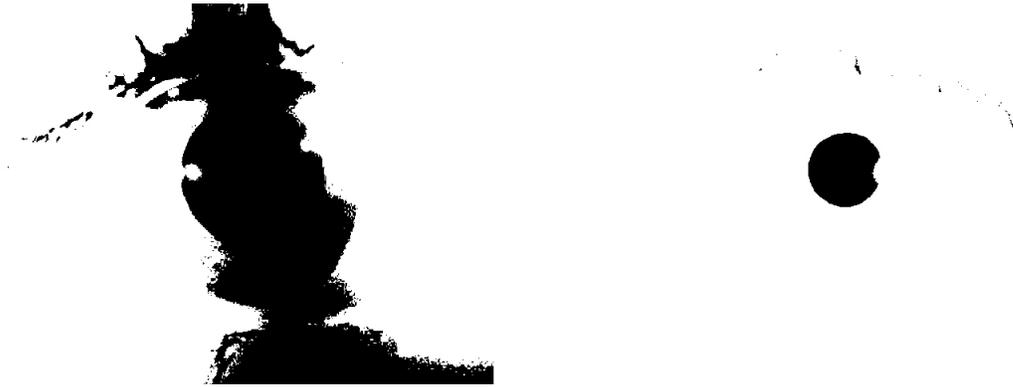


Figura 2.8: Binarização das imagens WVU com limiar 0.2



Figura 2.9: Binarização das imagens WVU com limiar 0.1

2.2.2 Segmentação da íris

Para encontrar a circunferência da íris utilizamos como possíveis centros pontos localizados na vizinhança do centro da pupila. O método de Daugman é novamente aplicado à imagem original, desta vez no intervalo de raios definido para circunferências da íris.

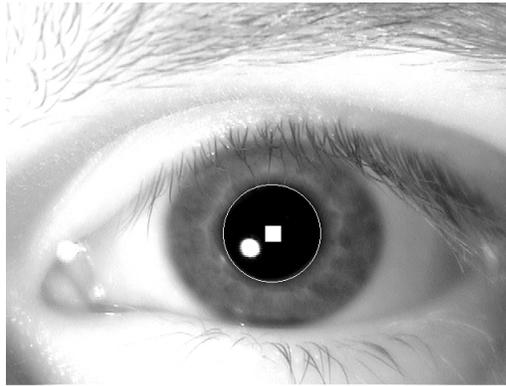


Figura 2.10: O quadrado na pupila representa os pixels utilizados como centros na segmentação da íris

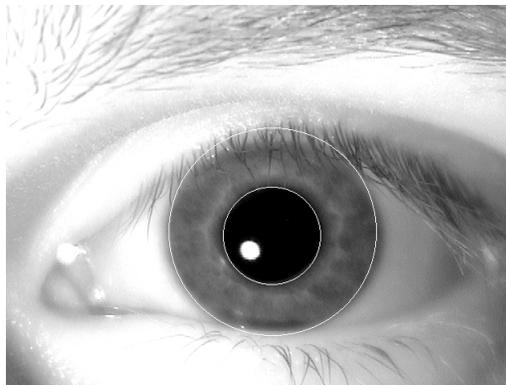


Figura 2.11: Segmentação da pupila e da íris concluída

2.2.3 Parâmetros e resultados

O tabela da Figura 2.13 contém para cada um dos conjuntos o total de imagens, e os intervalos que definem o tamanho dos raios utilizados no método de Daugman para a segmentação da pupila e da íris. Apresentamos também o número de imagens em que a segmentação da íris e da pupila falhou por completo, e a percentagem de localizações incorrectas. Quando ocorre falha total da segmentação a imagem é removida e recebe uma classificação de qualidade de 0, as localizações incorrectas foram mantidas para experimentação.

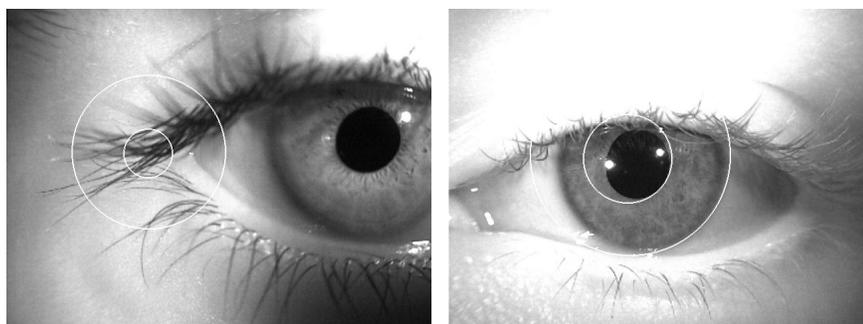


Figura 2.12: Imagem à esquerda - Falha total da segmentação. Imagem à direita - Segmentação incorrecta

Conjunto de imagens	Total de imagens	Raio da pupila	Raio da íris	Falha total	Localização incorrecta
CASIA 3.0	2642	[30; 55]	[70; 120]	1	5%
WVU	3095	[30; 70]	[80; 145]	4	15%
ICE 1.0	2953	[30; 80]	[110; 160]	2	8%

Figura 2.13: Tabela com parâmetros e resultados da segmentação

Capítulo 3

Avaliação dos factores de qualidade

3.1 Desfoque

O desfoque atenua principalmente as altas-frequências espaciais. Devido a esta relação, este pode ser avaliado pela medição do conteúdo de altas-frequências na região da íris segmentada.

Começamos por aplicar na imagem original o kernel de convolução (8x8) proposto por Daugman (3):

-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	3	3	3	3	-1	-1
-1	-1	3	3	3	3	-1	-1
-1	-1	3	3	3	3	-1	-1
-1	-1	3	3	3	3	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

Figura 3.1: Kernel de convolução de Daugman

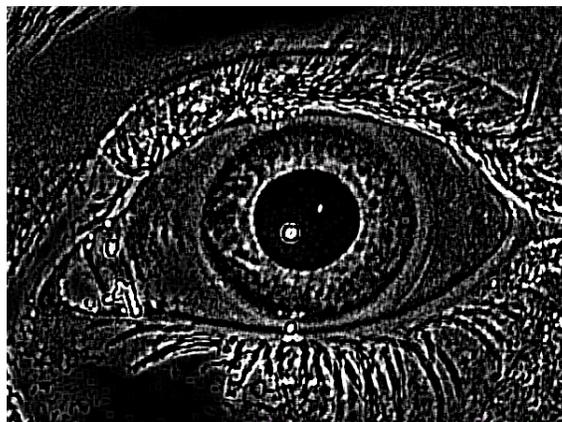


Figura 3.2: *Resposta da passagem do kernel de convolução de Daugman*

Como podemos lidar com imagens que não são ocupadas exclusivamente pela íris, uma avaliação global pode ser enganosa. Para contornar este facto analisamos apenas a região inferior da íris, que foi escolhida experimentalmente pois a região superior é mais susceptível de ser tapada pela pálpebra superior.

A largura total da região de avaliação é $1/3$ da região da íris. A região de avaliação começa a partir de $1/7$ da distância entre a pupila e a fronteira da íris. (1)

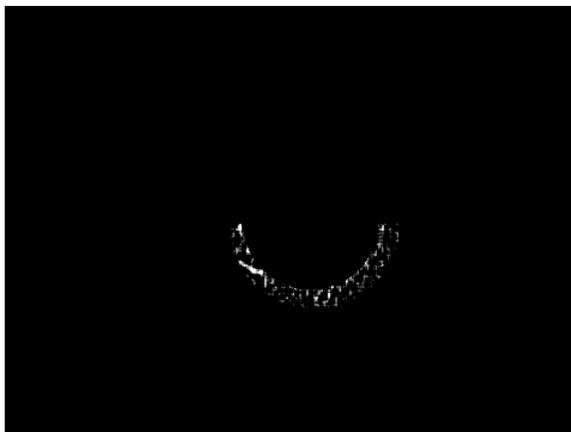


Figura 3.3: *Corte da zona inferior da íris*

Para obter uma pontuação normalizada no intervalo [0, 100], esta força 2-D é em seguida passada através de uma compressão não-linear da seguinte fórmula:

$$\text{Desfoque}(x) = 100 \frac{x^2}{(x^2 + c^2)} \quad (3.1)$$

Onde x representa o “poder” (somatório dos valores) do corte inferior da íris após passagem do kernel de convolução de Daugman, e c é metade do “poder” da imagem que apresenta a pontuação de focagem média no conjunto de dados em estudo.

3.2 Desfoque de movimento

O desfoque de movimento resulta do movimento relativo entre o objecto e a câmara durante o tempo de exposição. Estimar o desfoque de movimento linear é equivalente a estimar a direcção primária do desfoque na imagem, juntamente com a força do desfoque nessa direcção.



Figura 3.4: Imagem do conjunto ICE (à qual aplicamos a título de exemplo um desfoque de movimento no sentido de 45° e intensidade de 20 pixels)

A imagem inicial é submetida a uma transformada rápida de Fourier.

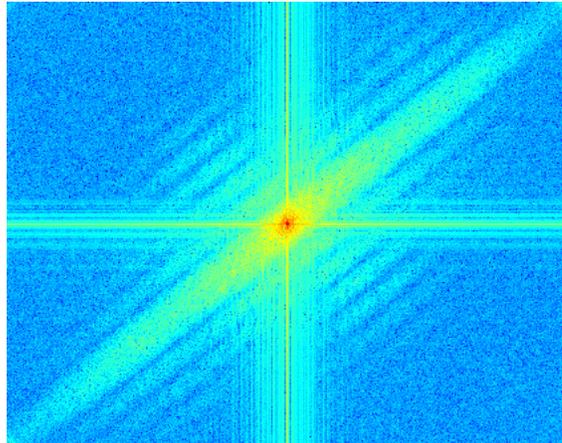


Figura 3.5: Representação da magnitude logarítmica da transformada rápida de Fourier

É executado o produto escalar entre a magnitude logarítmica da transformada da imagem inicial e os filtros direccionais (em 36 orientações igualmente espaçadas na gama (0, 180) graus) iguais aos da figura 3.6. A potência total é calculada a partir de cada uma destas respostas.

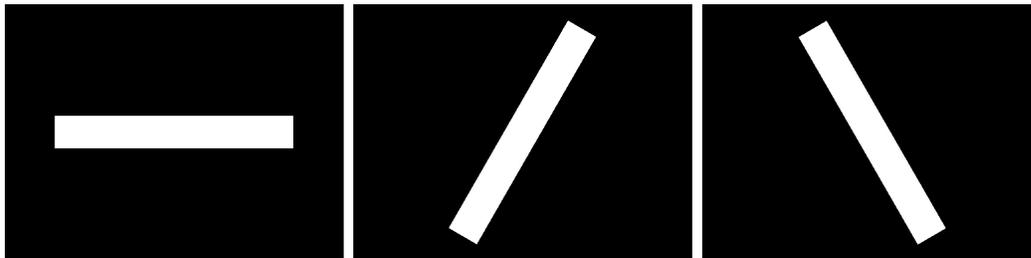


Figura 3.6: Filtros direccionais

A resposta com mais energia direccional dá uma estimativa do ângulo.

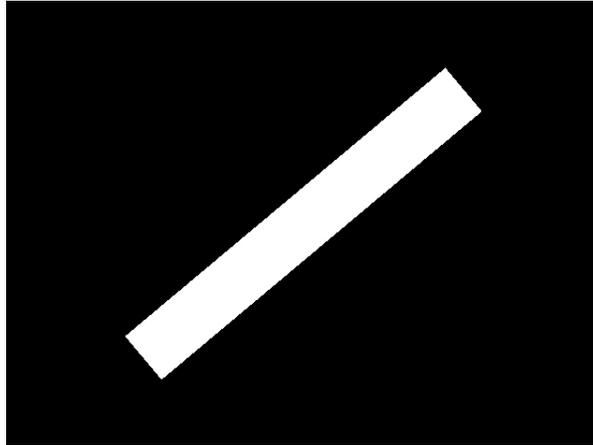


Figura 3.7: *Filtro vencedor para a figura 3.4*

Após a orientação do desfoque ser obtida, a força é estimada ao analisar uma pequena “fatia” da imagem da magnitude logarítmica, perpendicular ao ângulo estimado e passando pelo centro.

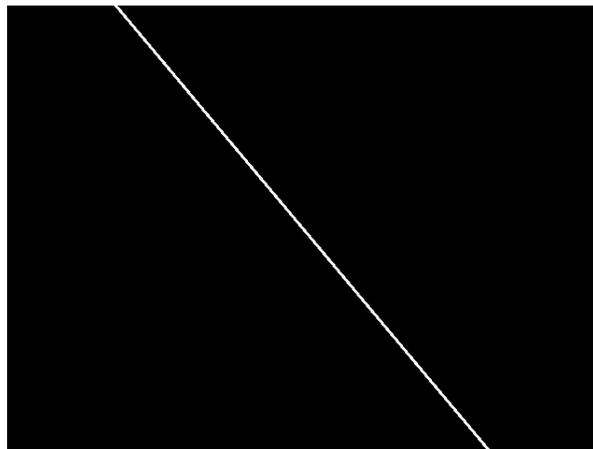


Figura 3.8: *Fatia da magnitude logarítmica da transformada rápida de Fourier*

Ao medir a potência do pico principal, podemos obter uma estimativa da força do desfoque de movimento linear. Para localizar este pico, os coe-

ficientes são primeiro suavizados usando um B-spline com otimização de quadrados mínimos. Finalmente, uma abordagem baseada em gradientes é adoptada para localizar o pico central (figura 3.10).

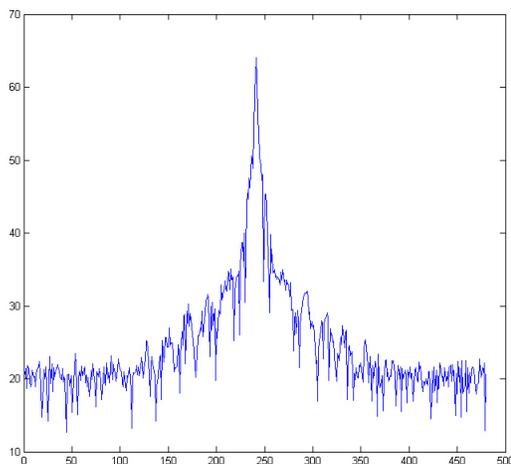


Figura 3.9: Representação gráfica da fatia da magnitude logarítmica da transformada rápida de Fourier

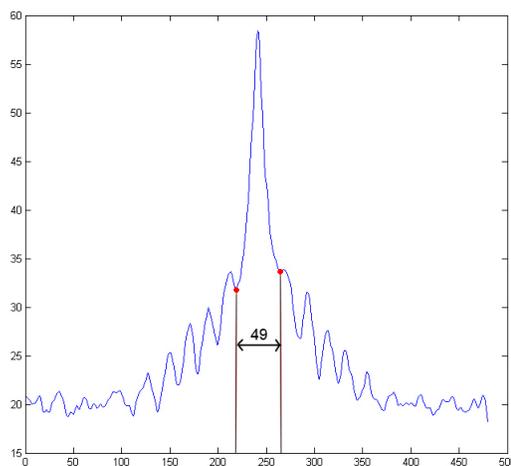


Figura 3.10: Fatia após suavização B-spline. A largura do pico principal para o exemplo da figura 3.4 é de 49

3.3 Fora-de-ângulo

O “fora-de-ângulo” ocorre quando a íris não se encontra centrada em relação à câmara no momento da captura da foto, devido à rotação da cabeça ou dos olhos. Nestas imagens a pupila assume um formato oval (figura 3.11).

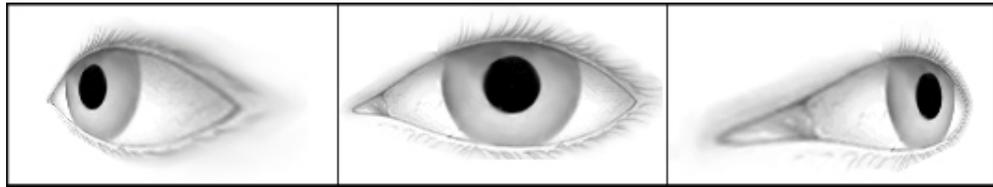


Figura 3.11: Esquema do fora-de-ângulo

Iremos aplicar várias projecções à imagem inicial, utilizando as seguintes matrizes de rotação:

Yaw - Rotação α no eixo dos Z, no sentido contrário aos ponteiros do relógio:

$$R_z(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Figura 3.12: Matriz de rotação Yaw

Pitch - Rotação β no eixo dos Y, no sentido contrário aos ponteiros do relógio:

$$R_y(\beta) = \begin{pmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{pmatrix}$$

Figura 3.13: Matriz de rotação Pitch

Temos, Projecção(α, β) = $R_z(\alpha) * R_y(\beta)$

Para todas as projecções (α, β) com α compreendido no intervalo $[-10; 10]^\circ$ e β no intervalo $[0.02; 0.04]^\circ$, calculamos a resposta do método integro-diferencial de Daugman (2) aplicado à pupila.

A resposta com maior valor representa a Projecção (α, β) que é necessária aplicar na imagem original de modo a corrigir o fora-de-ângulo.

Os autores do artigo de referência (1) não apresentam resultados para este factor, nem o incluem no bloco de estimativa da qualidade. Apesar ter sido implementado com sucesso, devido à elevada exigência computacional optamos por também não o incluir.

Seguem-se dois exemplos de imagens com fora-de-ângulo e as projecções em que o método integro-diferencial de Daugman devolveu o maior resultado.



Figura 3.14: *Exemplo 1: Imagem recolhida no laboratório SOCIA (10)*

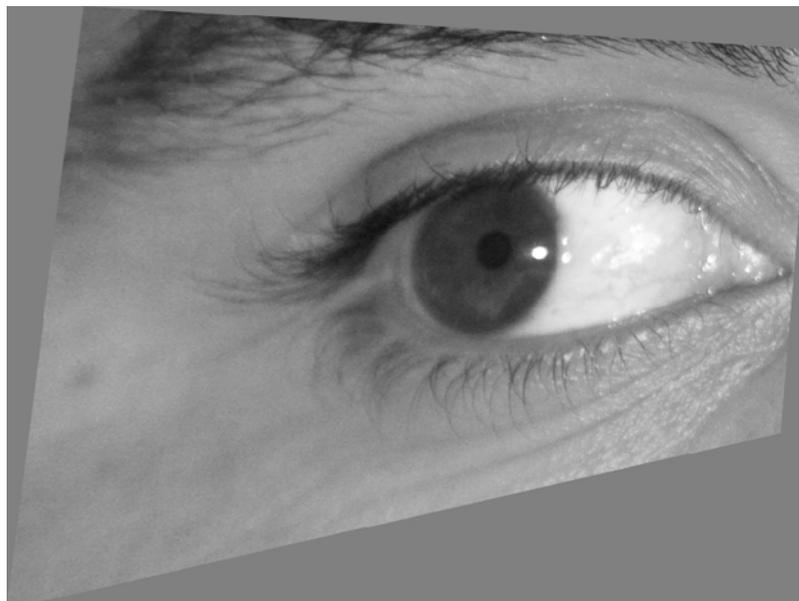


Figura 3.15: *Exemplo 1: Projecção resultante*



Figura 3.16: *Exemplo 2: Imagem recolhida no laboratório SOCIA (10)*

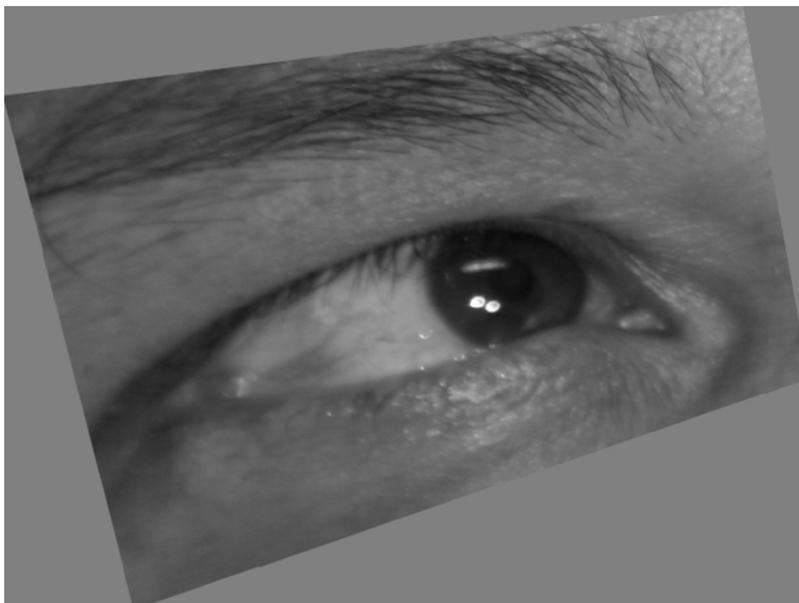


Figura 3.17: *Exemplo 2: Projecção resultante*

3.4 Oclusão

A oclusão, reflexos e variação da iluminação são estimadas sequencialmente, de modo a reduzir as medições falsas introduzidas pela oclusão das pálpebras, quando estimamos os reflexos.

A oclusão consiste na obstrução da íris causada por pestanas, pálpebras, óculos, lentes etc.

Para calcular a oclusão detectamos em primeiro lugar, as arestas horizontais da imagem original (figura 3.19).



Figura 3.18: *Imagem do conjunto de dados CASIA*



Figura 3.19: *Detecção das arestas horizontais*

As arestas horizontais são “estendidas” usando uma dilatação morfológica, com uma vizinhança cross-shaped (em forma de cruz), como mostrado na figura 3.20.



Figura 3.20: *Arestas horizontais estendidas com uma dilatação morfológica em forma de cruz*

A imagem resultante com as arestas “estendidas” é em seguida sobreposta com a localização da íris.



Figura 3.21: *Sobreposição com a localização da íris*

Todos os pixels não pertencentes à zona principal centrada na pupila são removidos com uma erosão, finalmente quaisquer descontinuidades que permaneçam são preenchidas com uma dilatação. Obtemos assim a máscara final de oclusão (figura 3.22).

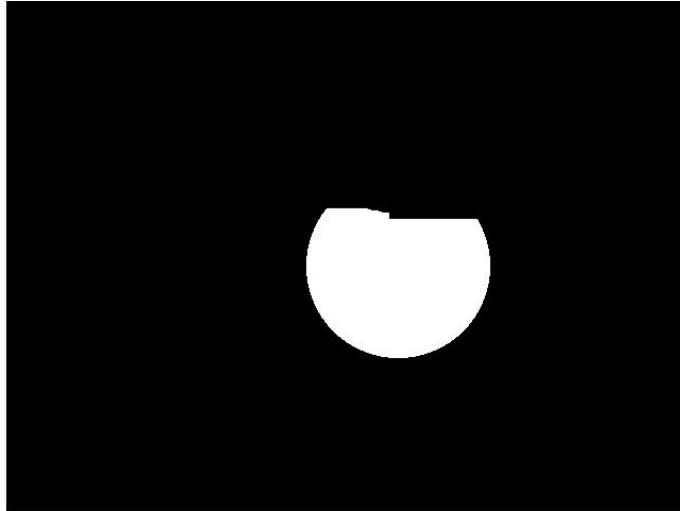


Figura 3.22: *Máscara final de oclusão*

3.5 Reflexos

Depois das oclusões das pálpebras serem estimadas, as oclusões resultantes de reflexos são avaliadas sobre a porção restante da íris não afectada pelas pálpebras. Este factor é estimado pelo tradicional thresholding.

Com base na avaliação dos conjuntos de dados ICE 1.0 e WVU, um limiar de 240 deu experimentalmente bons resultados. (1)



Figura 3.23: Íris normalizada com a zona das pálpebras omitida



Figura 3.24: Filtro de reflexos resultante do thresholding

3.6 Luminosidade

As oclusões das pálpebras e reflexos calculadas anteriormente são omitidas para não interferirem com o cálculo da variação da luminosidade. A íris normalizada é dividida em doze regiões (figura 3.25).

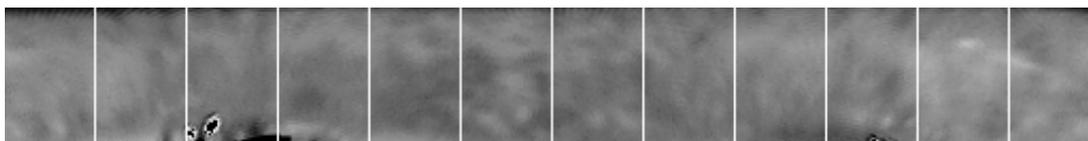


Figura 3.25: Íris normalizada dividida em 12 regiões

A média é calculada em cada região, X_i .

$$Luminosidade = \frac{\sum (X_i - \mu_r)^2}{N} \quad (3.2)$$

onde $\mu_R = \frac{1}{N} \sum X_i$
 N = Número de regiões

μ_R é a média de todas as regiões $X_{i...N}$. A variância das médias é utilizada como estimativa para a variação da iluminação.

3.7 Contagem de pixels

A contagem de pixels é calculada através da divisão entre os pixels da íris e o número combinado de pixels da íris e pixels com oclusão:

$$\text{Contagem de Pixels} = \frac{X_{estimado}}{X_{estimado} + X_{oclusao}} \quad (3.3)$$

$X_{estimado}$ representa o número estimado de pixels da íris, e $X_{oclusao}$ representa o número de pixels resultantes da estimativa da oclusão das pálpebras e reflexos.

Embora a resolução seja um factor importante, não é incorporada nesta medida específica pois os conjuntos de dados disponíveis publicamente têm resoluções aceitáveis acima do padrão ISO (diâmetro da íris com 200 pixels). (1)

Capítulo 4

Combinar os factores de qualidade

Normalmente, os vendedores de sistemas biométricos, bem como as organizações que utilizam o reconhecimento da íris em grande escala, desejam ter uma pontuação da qualidade unificada, que funcione como uma medida geral de adequação para autenticar um indivíduo. Para gerar uma qualidade global baseada nos factores individuais estimados, adoptamos uma abordagem baseada na teoria Dempster-Shafer (DS) (4). Esta abordagem foi proposta como solução para uma série de problemas nas áreas da inteligência artificial, engenharia de software, e classificação de padrões. Utilizamos a teoria DS devido à sua baixa complexidade (em comparação com a teoria Bayesiana), por efectuar tratamento explícito da dependência estatística entre dimensões (em comparação com a abordagem lógica Fuzzy) e por ter demonstrado bom desempenho em muitas aplicações como robótica, a previsão de falha de software e na biometria. Foram avaliadas outras abordagens para fundir as estimativas de qualidade da íris (nomeadamente, redes Bayesianas e lógica Fuzzy). Achamos o DS o mais simples, em termos de baixa sobrecarga no desempenho e uma descrição intuitiva, nas nossas experiências os outros algoritmos de fusão não ofereceram nenhuma vantagem de desempenho. (1)

A teoria DS assenta em conceitos de crenças, proposições e provas. A crença de proposições começa a 0, com incerteza igual a 1. Com base na próxima prova, as atribuições da crença são actualizadas. Isto resulta na redução da incerteza. Na teoria DS, os modelos de crença são construídos numa álgebra booleana finita de proposições mutuamente exclusivas

conhecido como quadro de discernimento, denotado por Θ . A crença numa proposição $Bel(A)$ é uma medida de certeza de que a prova é verdadeira. Shafer (4) apresenta as seguintes expressões de atribuição e medição de crenças.

Se Θ é um quadro de discernimento, então a função $m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ é chamada atribuição de probabilidade quando:

1. $m(\emptyset) = 0$
2. $\sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$.

Para medir a crença de uma proposição A , devemos somar a crença de todos os subgrupos B pertencentes a A :

$$Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B). \quad (4.1)$$

A regra de combinação de Dempster é usada para combinar crenças sobre o mesmo quadro de discernimento, que são provenientes de distintas fontes de evidência. Isto é medido calculando a soma ortogonal de todas as funções crença m , que resulta numa nova função crença baseada nas provas combinadas:

$$m(C) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)} \quad (4.2)$$

onde $m(C)$ é a nova crença resultante da combinação das crenças para as provas A e B . De notar que a regra de Dempster pressupõe que as provas são independentes. O problema com este pressuposto na nossa aplicação reside no facto de que não temos uma boa percepção das dependências entre os factores de qualidade, e assumir a independência entre eles não é razoável (uma vez que a nossa prova é da mesma fonte). Neste âmbito, Murphy (11) (12) modificou a regra de Dempster de modo a que seja adequada para utilizar informações a partir da mesma fonte como visto na equação 4.3 e 4.4:

$$m(C) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = C} f(m_1(A_i) m_2(B_j))}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} f(m_1(A_i) m_2(B_j))} \quad (4.3)$$

onde $f(\cdot)$ é dado por:

$$f(m_1(A_i)m_2(B_j)) = [m_1(A_i)m_2(B_j)]^n, n \in [0, 1], \quad (4.4)$$

na regra de Murphy. Murphy caracteriza n como um método para pesar provas. Escolhendo $n > 0,5$ confere maior peso na combinação de novas provas, enquanto que escolhendo $n < 0,5$ atribui menos peso quando se combina novas provas (12). Outros defensores da regra de Murphy caracterizam n como definidor da correlação entre provas (13). É explicado em (13), que a escolha $n > 0,5$ assume maior independência entre os elementos de prova enquanto que escolhendo $n < 0,5$ pressupõe correlação. À luz de ambas as visões, escolher $n = 0,5$ é considerado neutro, e um igual peso é aplicado a todas as provas durante a integração.

4.1 Normalização

Antes da fusão dos factores, estes devem ser normalizados no intervalo $[0, 1]$.

O desfoque, desfoque de movimento e luminosidade são normalizados com base numa forma modificada da normalização min-max:

$$V_{novo} = \frac{V_{antigo} - V_{minimo}}{V_{maximo} - V_{minimo}}. \quad (4.5)$$

As constantes de pontuação V_{maximo} e V_{minimo} representam os valores máximo e mínimo dos factores de qualidade que estão a ser normalizados. Como não é referido no artigo (1) a fórmula para o cálculo da oclusão e reflexos, assumimos que:

$$Oclusao = 1 - \frac{N^o \text{ pixels com oclusao}}{N^o \text{ pixels da iris}} \quad (4.6)$$

$$Reflexos = 1 - \frac{N^o \text{ pixels com reflexos}}{512 * 64} \quad (4.7)$$

A fórmula da contagem de pixels já produz valores normalizados.

4.2 Teoria Dempster-Shafer aplicada à avaliação da qualidade

Adoptamos um quadro de discernimento contendo duas proposições que representam crenças opostas:

- A** - A qualidade da imagem é boa (a nossa convicção de que a qualidade é boa).
- B** - A qualidade da imagem é má (a nossa convicção de que a qualidade é má).

Os valores normalizados de cada factor de qualidade são atribuídos como crenças à proposição A. Uma vez que estas proposições representam crenças opostas, a crença atribuída a B é essencialmente o complemento da crença atribuída a A. Adoptamos a regra de Murphy para combinar crenças com parâmetro $n = 0.5$ para todas as evidências. A expressão generalizada para a combinação de crenças de k factores de qualidade, m_1 para m_k , é dada por:

$$\hat{m}_i(A) = \frac{(m_{i-1}(A) \cdot m_i(A))^n}{(m_{i-1}(A) \cdot m_i(A))^n + (m_{i-1}(B) \cdot m_i(B))^n} \quad (4.8)$$

$i = 2, \dots, k,$

onde $m_i(B) = 1 - m_i(A)$, uma vez que as nossas proposições são complementadas uma pela outra. Murphy demonstrou que diferentes ordenações resultam em diferentes valores para crenças combinadas (12). O nosso objectivo é atingir as ordenações que originem os valores mínimos e máximos. Esses valores são importantes porque podemos considerá-los como o pior caso e o melhor caso de qualidade para uma imagem específica. Mladenovski (13) provou que um valor máximo pode ser atingido por primeiro ordenar as convicções em ordem ascendente com $n = 0,5$. Da mesma forma, se classificado em ordem descendente pode ser obtido um valor mínimo. (1)

A tabela da figura 4.1 contém exemplos dos valores de qualidade mínimos (ordenação decrescente) e máximos (ordenação crescente) obtidos na fusão dos factores de qualidade.

Desfoque	Movimento	Oclusão	Reflexos	Luminosidade	Contagem de Pixéis	Qualidade (O.D.)	Qualidade (O.A.)
0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
0.73	0.34	0.96	0.99	0.79	0.95	0.63	0.97
0.99	0.99	0.92	0.99	0.97	0.92	0.95	0.99
0.17	0.83	0.45	0.99	0.01	0.46	0.07	0.92
0.91	0.90	0.94	0.97	0.99	0.92	0.91	0.98
0.10	0.87	0.80	0.97	0.94	0.80	0.43	0.94

Figura 4.1: Exemplo dos valores de qualidade mínimos (O.D. - Ordenação Decrescente) e máximos (O.C. - Ordenação Crescente) obtidos na fusão dos factores de qualidade.

Como os valores mínimos são mais informativos em relação à qualidade real da imagem, o capítulo dos resultados irá focar-se apenas nestes.

Capítulo 5

Resultados

5.1 As melhores e as piores pontuações

Nesta parte do relatório apresentamos e analisamos as imagens que obtiveram a melhor e a pior pontuação de qualidade em cada um dos conjuntos de dados.

5.1.1 As melhores pontuações

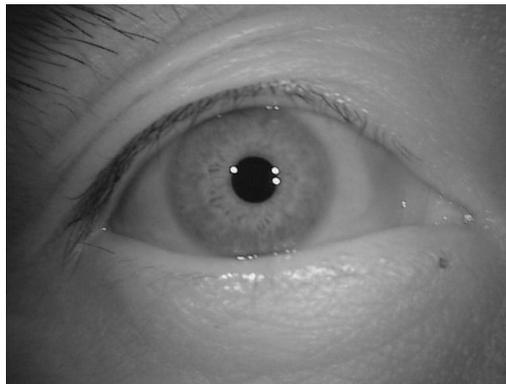


Figura 5.1: *Imagem com a melhor pontuação de qualidade no conjunto CASIA*

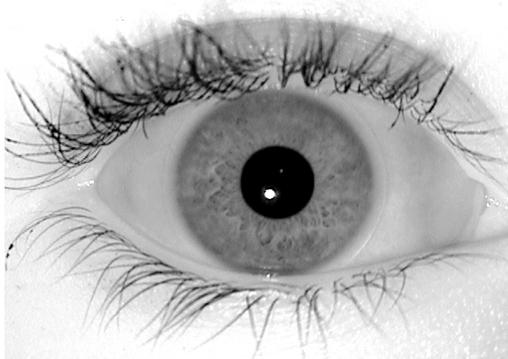


Figura 5.2: *Imagem com a melhor pontuação de qualidade no conjunto ICE*



Figura 5.3: *Imagem com a melhor pontuação de qualidade no conjunto WVU*

Imagem	Desfoque	Movimento	Oclusão	Reflexos	Luminosidade	Contagem de pixels	Qualidade
5.1	0.87	0.97	0.99	0.99	0.99	0.99	0.96
5.2	0.98	0.98	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
5.3	0.92	0.97	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99

Figura 5.4: *Tabela com os factores de qualidade normalizados, e o valor final de qualidade*

Os resultados obtidos são os esperados pois através da análise visual estas imagens apresentam uma óptima qualidade em todos os factores analisados.

5.1.2 As piores pontuações

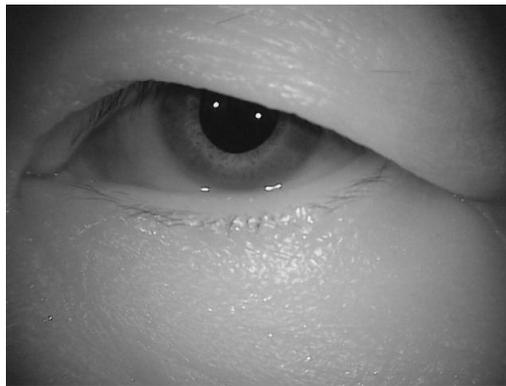


Figura 5.5: *Imagem com a pior pontuação de qualidade no conjunto CASIA*



Figura 5.6: *Imagem com a pior pontuação de qualidade no conjunto ICE*



Figura 5.7: Imagem com a pior pontuação de qualidade no conjunto WVU

Imagem	Desfoque	Movimento	Oclusão	Reflexos	Luminosidade	Contagem de pixels	Qualidade
5.4	0.01	0.82	0.97	0.99	0.73	0.98	0.10
5.5	0.29	0.82	0.81	0.01	0.99	0.84	0.11
5.6	0.84	0.01	0.89	0.78	0.99	0.89	0.21

Figura 5.8: Tabela com os factores de qualidade normalizados, e o valor final de qualidade

A imagem 5.5 do conjunto CASIA recebeu a pior classificação de qualidade devido à baixa pontuação do factor desfoque. Através da análise visual verificamos uma elevada oclusão, mas aparentemente a imagem encontra-se focada na região da íris visível. Na imagem segmentada (figura 5.9), podemos finalmente constatar o motivo de tão baixa pontuação. Devido à localização errada da pupila e da íris, o corte feito à zona inferior da íris para a estimativa do desfoque é minúsculo quando comparado com as restantes imagens do conjunto. Esta má segmentação comprometeu também uma análise correcta da oclusão.

Pelo mesmo motivo, a figura 5.6 recebeu uma classificação extremamente baixa na estimativa dos reflexos. Uma parte substancial da esclerótica foi incluída na segmentação da íris, e devido à sua cor branca interferiu com o thresholding utilizado para estimar os reflexos.

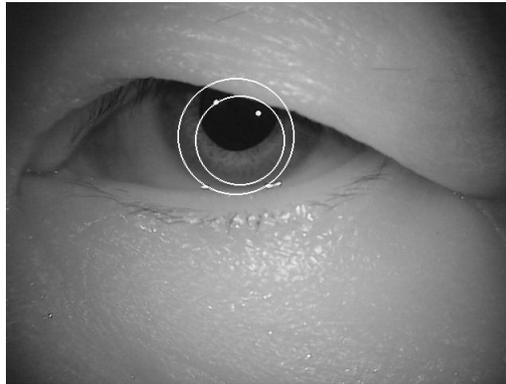


Figura 5.9: *Segmentação da imagem 5.5*

É notória a necessidade de uma correcta segmentação para que a análise realizada aos factores individuais de qualidade seja coerente, o que nem sempre é possível quando lidamos com imagens de má qualidade.

A imagem 5.7 do conjunto WVU foi correctamente segmentada (figura 5.10), sendo a que no conjunto em questão obteve a pior classificação do desfoque de movimento.

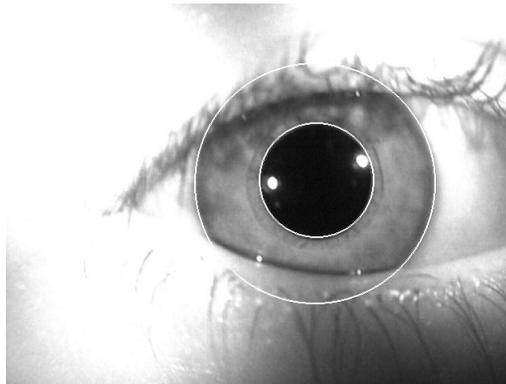


Figura 5.10: *Segmentação da imagem 5.7*

Mesmo com uma segmentação correcta, a estimativa da oclusão é susceptível a falhas. Os autores do artigo (1) não referem quais as intensidades e respectivas direcções utilizadas nas operações de erosão e dilatação da máscara de oclusão. Neste trabalho os parâmetros adoptados geram resultados aceitáveis quando as imagens têm oclusão baixa ou média, sendo que nas imagens de oclusão extrema (50% ou mais da íris com oclusão) os resultados nem sempre são os esperados.

Na figura 5.11 podemos observar a máscara de oclusão da imagem 5.7, onde a oclusão proveniente da pálpebra inferior não foi completamente detectada.

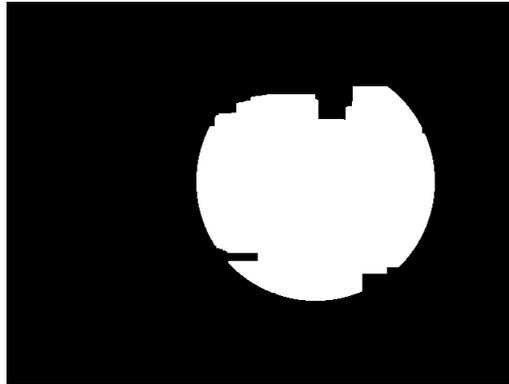


Figura 5.11: *Máscara de oclusão da imagem 5.7*

5.2 Gráficos

Nesta secção mostramos os gráficos que representam a frequência relativa entre as imagens e os factores de qualidade, para cada um dos conjuntos de dados, e os gráficos da qualidade obtida com a fusão dos factores.

5.2.1 Gráficos do desfoque

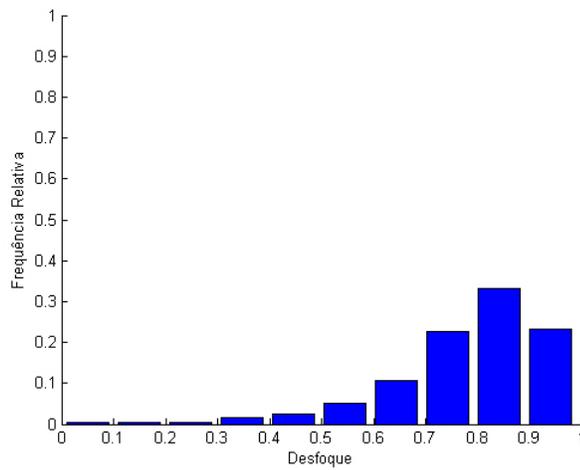


Figura 5.12: CASIA - Gráfico da frequência relativa do desfoque

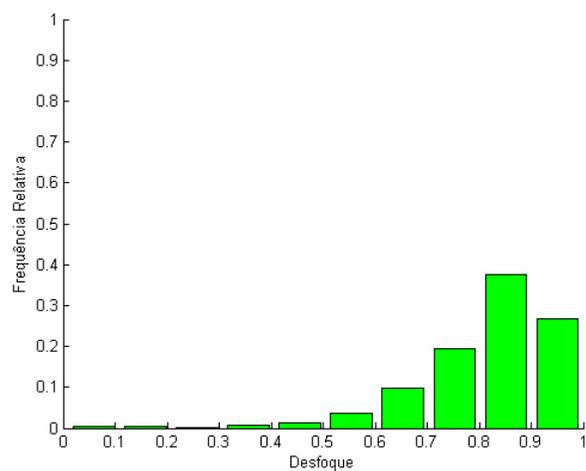


Figura 5.13: ICE - Gráfico da frequência relativa do desfoque

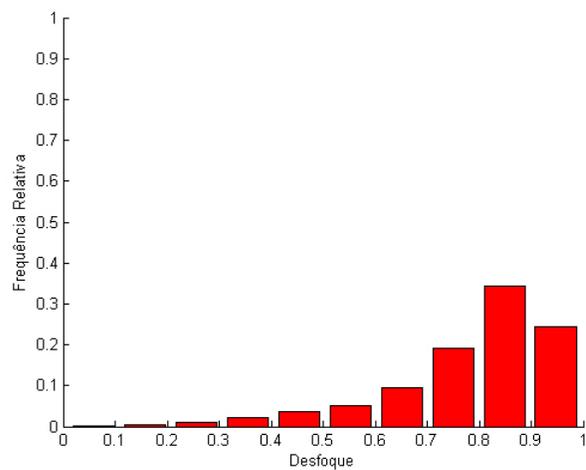


Figura 5.14: WVU - Gráfico da frequência relativa do desfoque

Os gráficos do desfoque mostram uma distribuição semelhante do desfoque entre as imagens de cada conjunto, com piores resultados no conjunto CASIA.

5.2.2 Gráficos do desfoque de movimento

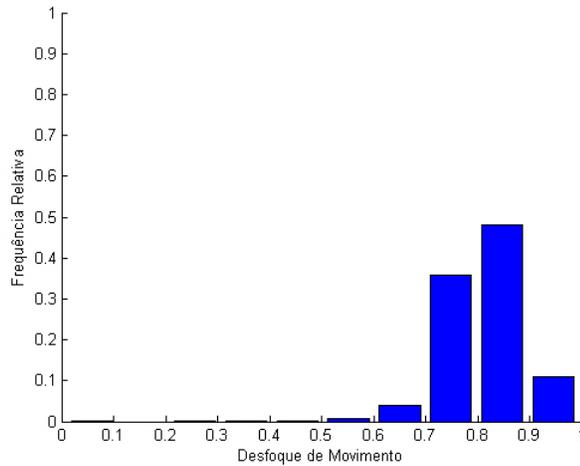


Figura 5.15: CASIA - Gráfico da frequência relativa do desfoque de movimento

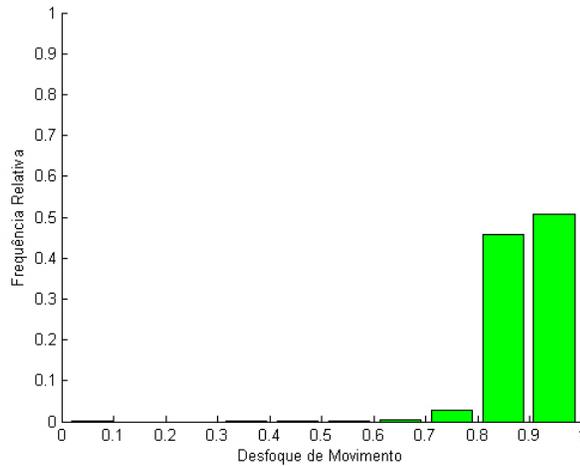


Figura 5.16: ICE - Gráfico da frequência relativa do desfoque de movimento

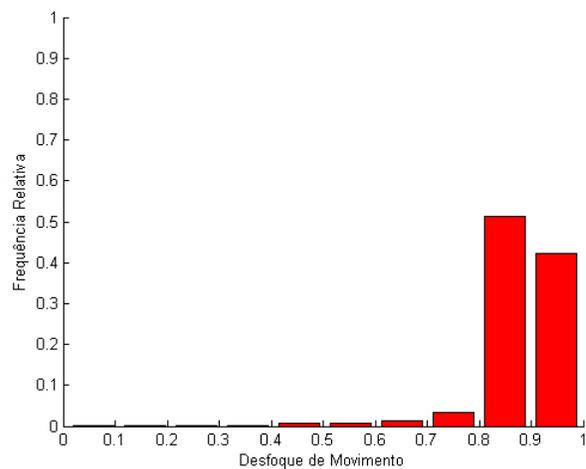


Figura 5.17: WVU - Gráfico da frequência relativa do desfoque de movimento

Ao nível do desfoque de movimento, o conjunto CASIA apresentou os piores resultados. Os conjuntos ICE e WVU não são significativamente afectados por este factor.

5.2.3 Gráficos da oclusão

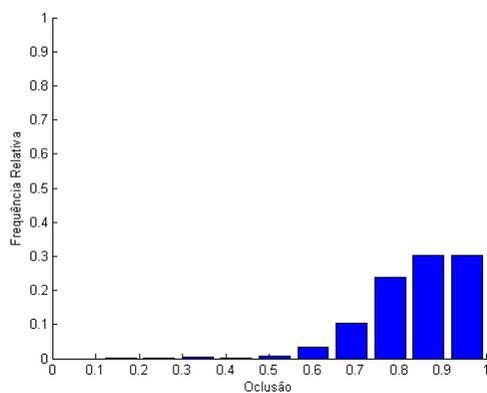


Figura 5.18: CASIA - Gráfico da frequência relativa da oclusão

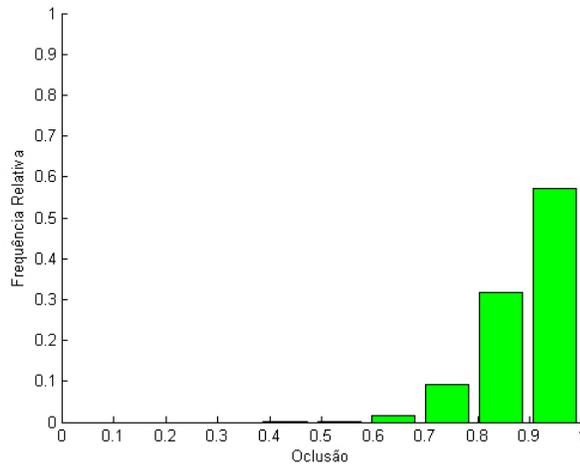


Figura 5.19: ICE - Gráfico da frequência relativa da oclusão

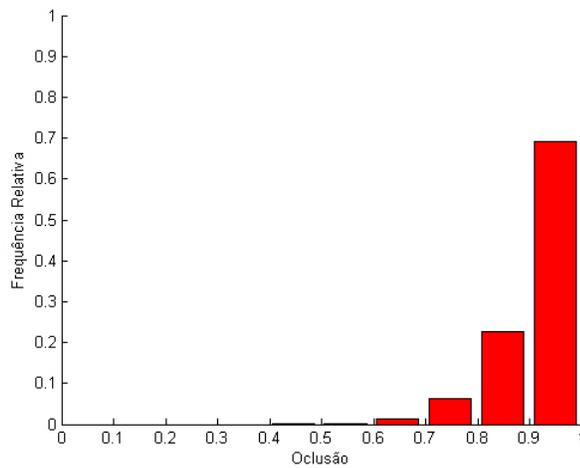


Figura 5.20: WVU - Gráfico da frequência relativa da oclusão

Na oclusão, o conjunto CASIA voltou a ser o conjunto mais afectado. Estes resultados vão de encontro à análise visual do conjunto, pois os voluntários são maioritariamente asiáticos.

5.2.4 Gráficos dos reflexos

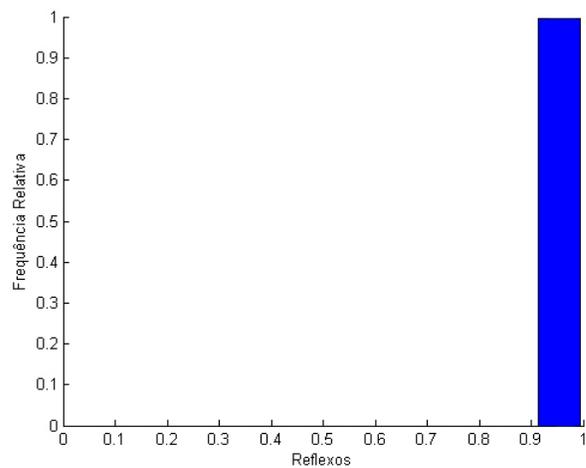


Figura 5.21: CASIA - Gráfico da frequência relativa dos reflexos

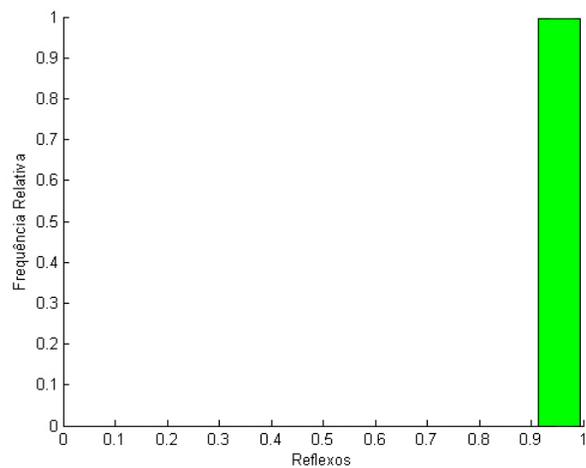


Figura 5.22: ICE - Gráfico da frequência relativa dos reflexos

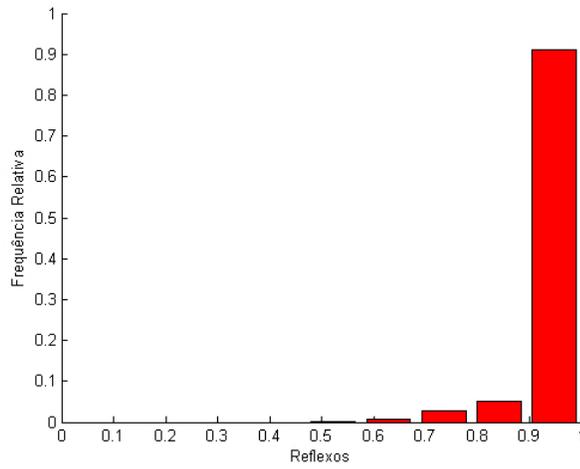


Figura 5.23: WVU - Gráfico da frequência relativa dos reflexos

O conjunto mais afectado por reflexos na zona da íris é o WVU.

5.2.5 Gráficos da luminosidade

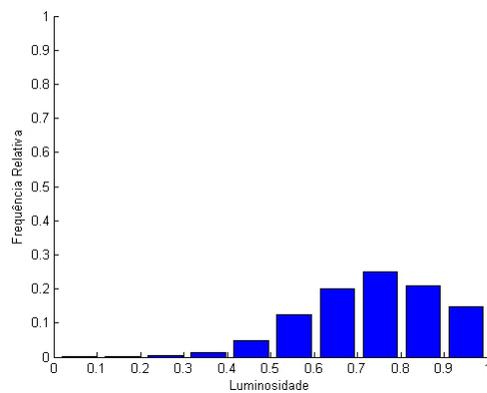


Figura 5.24: CASIA - Gráfico da frequência relativa da luminosidade

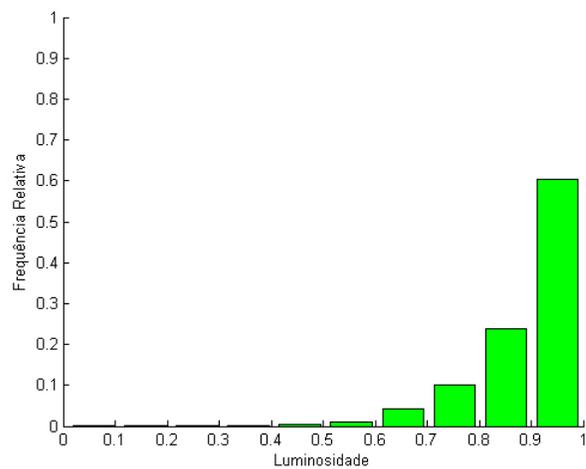


Figura 5.25: ICE - Gráfico da frequência relativa da luminosidade

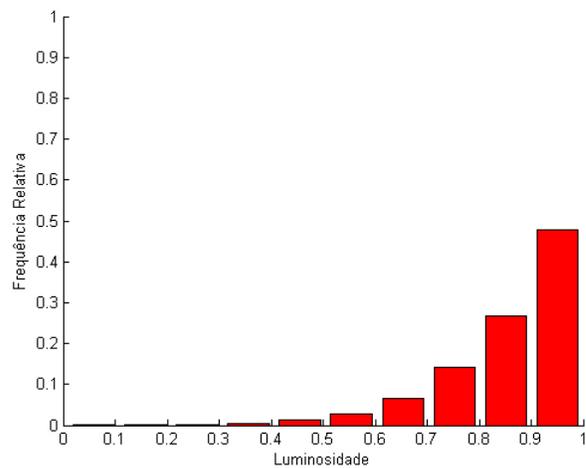


Figura 5.26: WVU - Gráfico da frequência relativa da luminosidade

Os conjuntos CASIA e WVU são os que contêm mais variação de luminosidade nas suas imagens.

5.2.6 Gráficos da contagem de pixels

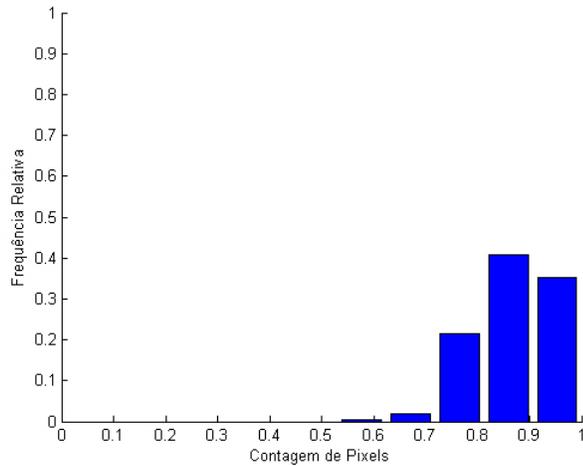


Figura 5.27: CASIA - Gráfico da frequência relativa da contagem de pixels

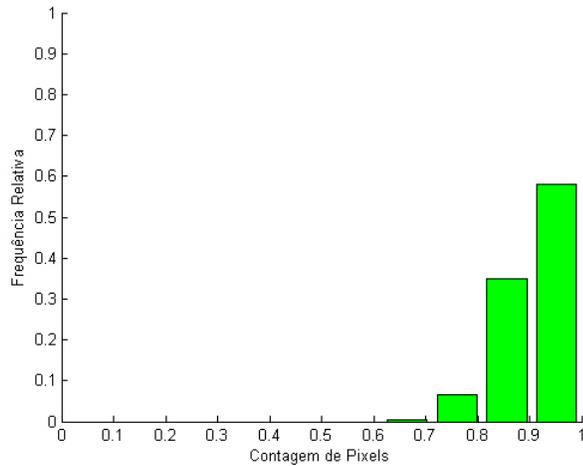


Figura 5.28: ICE - Gráfico da frequência relativa da contagem de pixels

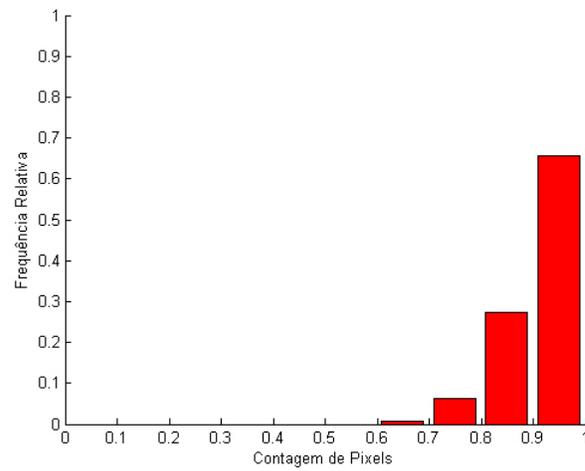


Figura 5.29: WVU - Gráfico da frequência relativa da contagem de pixels

Como a contagem de pixels está relacionada com número de pixels que contêm oclusão, o conjunto CASIA obteve os piores resultados.

5.2.7 Gráficos da qualidade

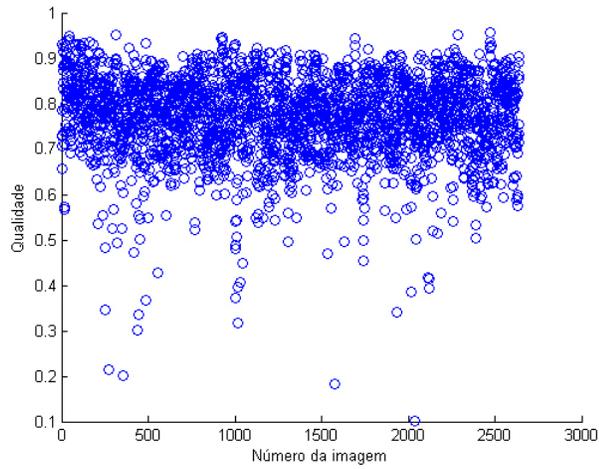


Figura 5.30: CASIA - Gráfico com os valores da qualidade para cada uma das imagens

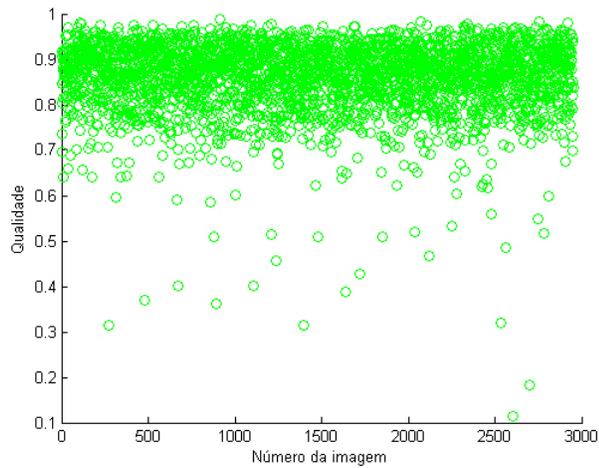


Figura 5.31: ICE - Gráfico com os valores da qualidade para cada uma das imagens

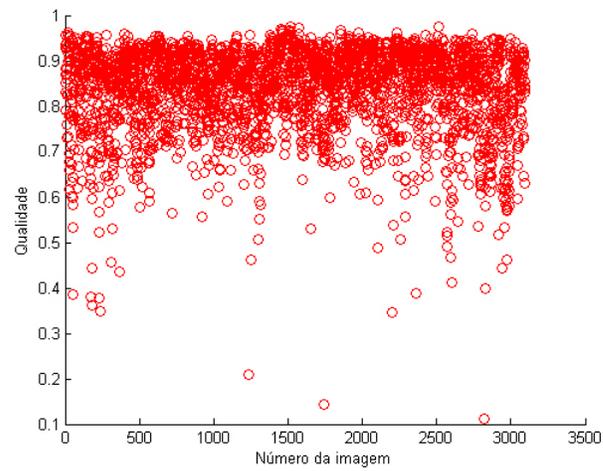


Figura 5.32: WVU - Gráfico com os valores da qualidade para cada uma das imagens

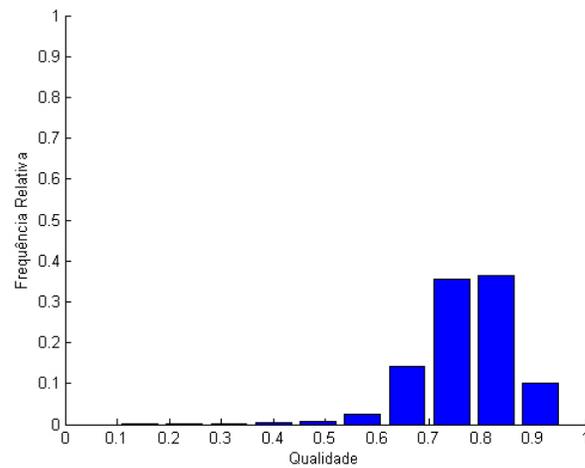


Figura 5.33: CASIA - Gráfico da frequência relativa da qualidade

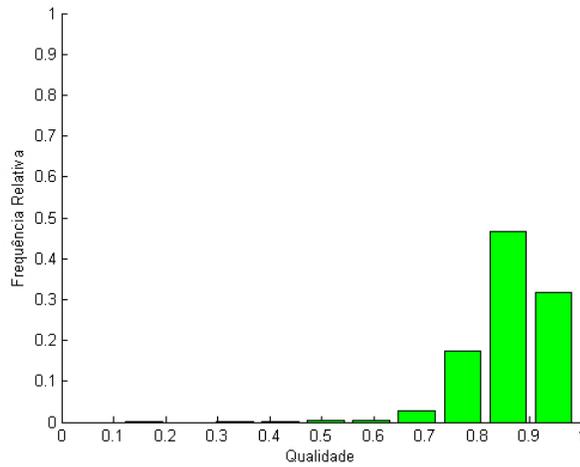


Figura 5.34: ICE - Gráfico da frequência relativa da qualidade

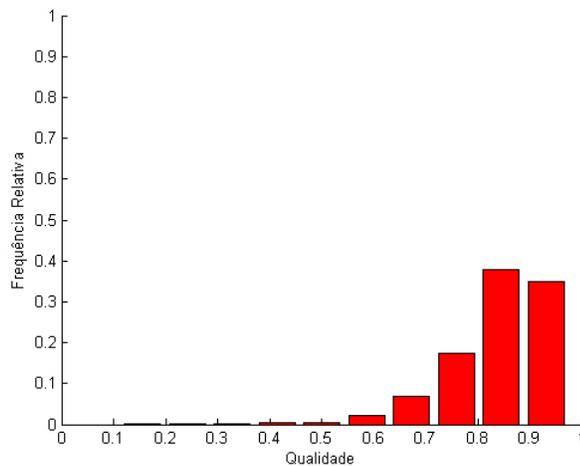


Figura 5.35: WVU - Gráfico da frequência relativa da qualidade

O conjunto ICE obteve os melhores resultados de qualidade, e CASIA os piores. Se definíssemos como critério mínimo de qualidade uma pontuação de 0.6, teríamos de remover do conjunto CASIA 89 fotos, do conjunto WVU 65 fotos, e do conjunto ICE 27 fotos.

5.3 Médias e variâncias

Apresentamos de seguida as tabelas com os valores médios e variância, para cada um dos factores de qualidade e para os valores de qualidade fundidos.

	Desfoque	Movimento	Oclusão	Reflexos	Luminosidade	Contagem Pixels
CASIA	0.7808	0.8138	0.8413	0.7344	0.9932	0.8708
ICE	0.8131	0.8930	0.8981	0.8938	0.9943	0.9119
WVU	0.7851	0.8809	0.9226	0.8589	0.9695	0.9199

Figura 5.36: Média dos factores de qualidade

	Desfoque	Movimento	Oclusão	Reflexos	Luminosidade	Contagem Pixels
CASIA	0.0223	0.0055	0.0129	0.0224	0.0001	0.0064
ICE	0.0179	0.0043	0.0068	0.0109	0.0001	0.0042
WVU	0.0251	0.0064	0.0064	0.0151	0.0042	0.0053

Figura 5.37: Variância dos factores de qualidade

	Média	Variância
CASIA	0.7705	0.0078
ICE	0.8604	0.0058
WVU	0.8387	0.0085

Figura 5.38: Média e variância da qualidade

Capítulo 6

Conclusões e trabalho futuro

Os principais objectivos deste projecto foram atingidos com sucesso. Através da análise dos factores individuais de qualidade da imagem da íris, conseguimos gerar um único valor representativo da qualidade global. Este trabalho pode servir como apoio fiável à análise da qualidade de conjuntos de imagens da íris, ou ser integrado num sistema de reconhecimento, logo após a fase de captura de imagem. A principal limitação do algoritmo é a necessidade de segmentação da imagem, pois como foi demonstrado neste relatório as imagens com segmentação incorrecta originam falsos resultados. O trabalho futuro passa por aperfeiçoar o processo de estimativa da qualidade, através do melhoramento das técnicas utilizadas e inclusão de novos factores. Será um desafio interessante ajustar esta implementação ao conjunto de dados (6).

Ao nível da aquisição de conhecimentos este projecto foi muito importante, pois tratou-se do meu primeiro contacto com a análise de imagens biométricas e programação em Matlab.

Apêndice A

Aplicação em Matlab

Com apenas um comando, todas as imagens de um determinado conjunto são avaliadas individualmente:

```
Command Window
>> run_ICE
Foto: 239219.tiff (ICE 1/2953 - 05:11:12)
A processar...
```

Figura A.1: *Início da avaliação do conjunto de dados ICE*

É apresentada no ecrã a etapa actual do processo, assim como os valores de cada um dos factores de qualidade, ainda por normalizar:

```
A localizar a iris e a pupila...
Valor do desfoque...
desfoque =
    187935
Valor do movimento...
movimento =
    45
```

Figura A.2: *Valores dos factores de qualidade, por normalizar*

Para avaliar o funcionamento das diferentes etapas, são guardadas imagens de controlo devidamente identificadas:

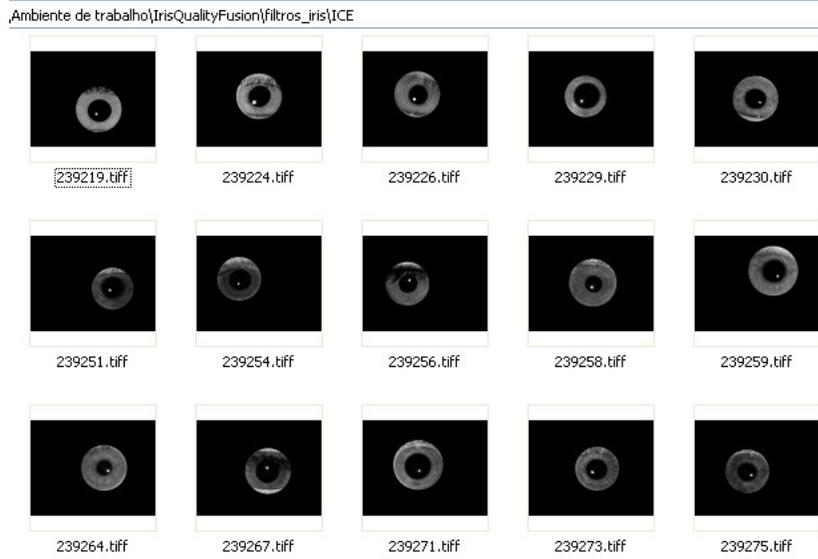


Figura A.3: *Imagens resultantes da segmentação*

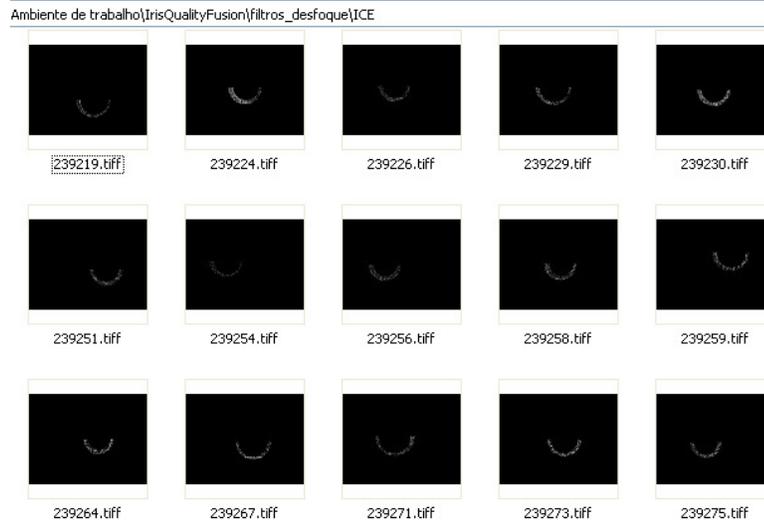


Figura A.4: *Imagens resultantes do cálculo do desfoque*

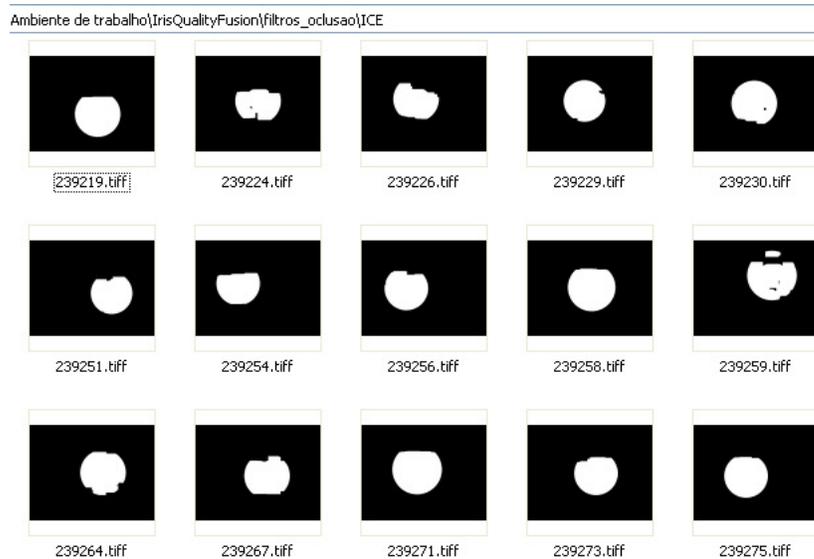


Figura A.5: *Imagens resultantes do cálculo da oclusão*

Num computador com processador *AMD Quad-Core 2.20Ghz* e *2GB de memória RAM*, cada imagem foi segmentada e classificada em cerca de 30 segundos.

Na pasta *resultados* é gerado um ficheiro de texto que em cada linha contém os nomes originais das imagens processadas (*ficheiros.txt*), e outro com os resultados obtidos na avaliação dos factores de qualidade (*resultados.txt*).

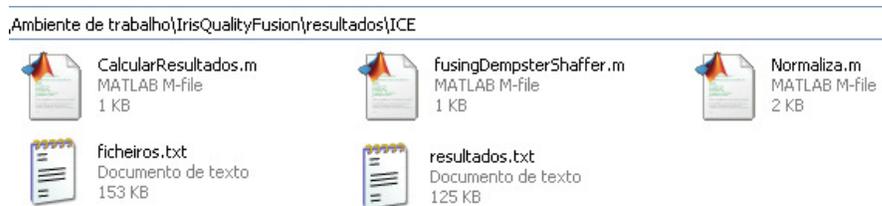
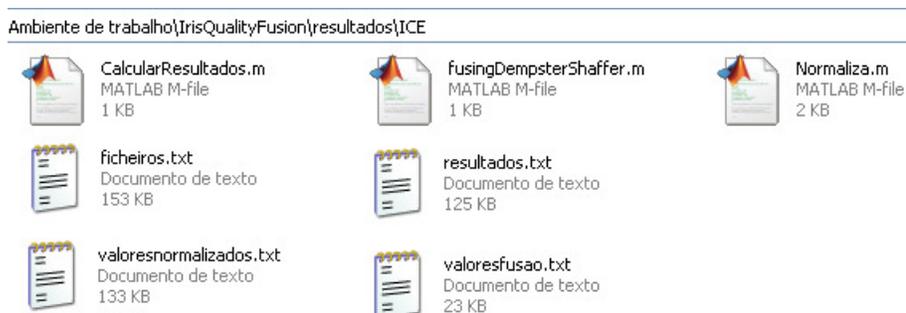


Figura A.6: *Pasta resultados*

Quando executamos o *CalcularResultados* no Matlab, são gerados dois ficheiros, um contém valores dos factores de qualidade normalizados (*valoresnormalizados.txt*), e outro os valores finais de qualidade após a fusão (*valoresfusao.txt*):



Podemos importar esses dados como matriz do Matlab, utilizando o comando *dlmread*.

```
Command Window
>> qualidades = dlmread('valoresfusao.txt');
>> max(qualidades)

ans =

    0.9894

>> mean(qualidades)

ans =

    0.8604
```

Figura A.7: Importar os dados para o Matlab

Bibliografia

- [1] N. Kalka, J. Zuo, N. Schmid, and B. Cukic, "Estimating and Fusing Quality Factors for Iris Biometric Images", *IEEE - Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 2009 (to appear)
- [2] J. Daugman, "High confidence visual recognition of person by a test of statistical independence", *IEEE Trans. PAMI* 15, 1148-1161, 1993
- [3] J. Daugman, "How iris recognition works", *IEEE - Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 14, no. 1, pp. 21-30, 2004
- [4] G. Shafer, "A Mathematical Theory of Evidence", *Princeton University Press*, 1976
- [5] H. Proença and L. Alexandre, "Ubiris: A noisy iris image database", *Proc. of the International Conference on Image Analysis and Processing*, pp. 970 - 977, 2005
- [6] Hugo Proença, "Towards Non-Cooperative Biometric Iris Recognition", *Universidade da Beira Interior, Tese de Doutoramento*, Janeiro, 2007
- [7] "CASIA Iris Image Database (version 3.0)", <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>
- [8] "WVU Iris Biometric Dataset Collection", <http://www.citer.wvu.edu>
- [9] "NIST ICE Iris Image Database, 2007", <http://iris.nist.gov/>
- [10] SOCIA Lab, "Soft Computing and Image Analysis Lab", *Universidade da Beira Interior*, <http://socia-lab.di.ubi.pt/>
- [11] R. Murphy, "Adaptive rule of combinations for observations over time", *Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 125-131, 1996

- [12] R. Murphy, "Dempster-shafer theory for sensor fusion in autonomous mobile robots", *EEE Trans. On Robotics and Automation*, vol. 14, no. 2, pp. 197-206, 1998
- [13] M. Mladenovski, "Information fusion schemes for real time risk assessment in adaptive control systems", *Master's thesis, West Virginia University*, 2004
- [14] "O globo ocular e os seus diversos componentes", <http://www.davi.pt/content.php?code=02>