

IDENTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DO DISCO ÓPTICO EM IMAGENS COLORIDAS DA RETINA

Raquel Alexandra Afonso Guerra

Licenciada em Matemática Ramos Aplicada e Educacional pela Faculdade de
Ciências da Universidade do Porto

Dissertação submetida para satisfação parcial
dos requisitos de grau de mestre
em Engenharia Biomédica

Dissertação realizada sob supervisão da
Professora Doutora Ana Maria Mendonça,
do Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores
da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Porto, Abril de 2008

"De tudo ficaram três coisas: a certeza de que estava sempre começando, a certeza de que era preciso continuar e a certeza de que seria interrompido antes de terminar. Fazer da interrupção um caminho novo, fazer da queda um passo de dança, do medo, uma escada, do sonho, uma ponte, da procura, um encontro".

Fernando Pessoa

Resumo

Com este trabalho, pretende-se desenvolver técnicas de processamento e análise de imagem para a localização automática do disco óptico em imagens coloridas da retina, tendo também em vista a delimitação do respectivo contorno. O disco óptico refere a porção do nervo óptico que é visível através da observação directa de uma imagem do fundo ocular.

Há diversas patologias que afectam a aparência do disco óptico e, em consequência, a identificação desta estrutura da retina pode ser interessante para o respectivo diagnóstico e acompanhamento. Contudo, dado que o disco óptico se destaca nas imagens do fundo ocular como uma região brilhante e arredondada, a sua detecção pode estabelecer uma referência importante neste tipo de imagens, facilitando a localização de outras estruturas.

No trabalho proposto, e de acordo com esta segunda perspectiva, pretendeu-se o desenvolvimento de métodos robustos para a identificação do disco óptico, que funcionem mesmo em imagens apresentando manifestações patológicas. Neste sentido, foi necessária uma fase inicial de avaliação do tipo de representação de imagem colorida que melhor se adequa à aplicação posterior dos algoritmos de localização.

O algoritmo apresentado baseia-se em algumas características específicas do disco óptico, nomeadamente a sua posição, área, forma redonda e variância de intensidade entre o disco óptico e os vasos emergentes, em comparação com outras regiões, numa imagem do fundo ocular. As principais técnicas de processamento e análise de imagens utilizadas na localização do disco óptico são derivadas de morfologia matemática, enquanto que na determinação do contorno se usou a transformada de *Hough*.

Abstract

With this work, it is intended to develop image analysis and processing techniques for the automatic location of the optic disc in colour images of the retina, and also the delineation of the respective boundary. The optic disc refers the portion of the optic nerve that is visible through the direct observation of an image of the ocular fundus.

There are several pathologies that influence the appearance of the optic disc and, so, the identification of this retinal structure can be interesting for the respective diagnosis and attendance. However, given that the optic disc stands out in the images of the ocular fundus as a brilliant and round area, its detection can establish an important reference for this type of images, facilitating the location of other structures.

In the proposed work, and in agreement with this second perspective, it was intended the development of robust methods for the identification of the optic disc, even in images presenting pathological manifestations. To achieve this, an initial phase was necessary for the evaluation of the type of representation of colored image that better adapts to the subsequent application of the location algorithms.

The presented algorithm is based on some peculiar characteristics of the optic disc, especially its position, area, round shape and variance of intensity between optic disc and the emergent vessels compared with other regions of an image of the ocular fundus. The main techniques for the processing and analysis of images used on the optic disc location are derived of mathematics morphology, whilst on the optic disc boundary detection it was used the *Hough* transform.

Agradecimentos

Tenho muito que agradecer a várias pessoas pela ajuda e disponibilidade ao longo destes anos de mestrado. No entanto, é nestes momentos, em que queremos dizer o que nos vai na alma que as palavras se tornam insuficientes...

Assim, começo por agradecer à minha Orientadora, Professora Doutora Ana Maria Mendonça pelas críticas e sugestões relevantes feitas durante a orientação bem como pela sua disponibilidade e interesse sempre demonstrados.

Aos meus pais, pelo estímulo e apoio incondicional desde a primeira hora; pela paciência e grande amizade com que sempre me ouviram, e sensatez com que sempre me ajudaram. Por terem suportado os encargos dos meus estudos, e pela confiança que me inculcaram ao longo dos meus anos de vida.

Aos meus amigos de longo data, sem nenhuma ordem em particular, à Carina, à Catarina, à Cátia, à Liliana, à Márcia, à Margarida, à Isabel, à Carla, à Ana, ao Hugo, ao Nuno, ao Paulo, que foram perguntando pelo trabalho e suportaram as minhas ausências, bem como as minhas presenças!

Por último gostaria de estender os meus agradecimentos a todos aqueles que de uma forma ou de outra foram ajudando anonimamente.

Índice

Índice de figuras	ix
Índice de tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objectivos	2
1.3 Estrutura da Tese	3
2 Revisão dos métodos para a localização do disco óptico	4
2.1 Introdução.....	4
2.2 Anatomia do fundo ocular	4
2.2.1 Disco óptico.....	7
2.2.2 Mácula lútea.....	8
2.2.3 Artérias e veias retinianas	8
2.3 Métodos para a detecção do disco óptico.....	10
2.3.1 Abordagem geográfica.....	10
2.3.2 Abordagem baseada num modelo	12
2.3.3 Abordagem baseada em características locais.....	15
2.4 Conclusão.....	16
3 Principais técnicas de processamento e análise de imagem utilizadas 17	
3.1 Introdução.....	17
3.2 Morfologia matemática.....	17
3.2.1 Noções base	18
3.2.2 Operadores morfológicos	19
3.3 Segmentação usando <i>watersheds</i>	28
3.3.1. Segmentação por <i>watersheds</i> usando marcadores	30
3.4 Transformada de <i>Hough</i>	31
3.5 Representação de imagens coloridas.....	34
3.5.1 Espaço <i>RGB</i>	35
3.5.2 Os espaços de luminância, matiz e saturação	36
3.5.3 Espaço <i>Lab</i>	40
3.6 Conclusão.....	41

4 Localização e determinação do contorno do disco óptico.....	42
4.1 Introdução.....	42
4.2 Pré-processamento	45
4.3 Algoritmo para a localização do disco óptico	47
4.3.1 Extração dos pixels do <i>foreground</i>	47
4.3.2 Algoritmo para a localização do disco óptico – 1ª fase	50
4.3.3 Algoritmo para a localização do disco óptico – 2ª fase	57
4.4 Algoritmo para a determinação final do contorno do disco óptico.....	60
4.4.1 Transformada de <i>Hough</i>	60
4.5 Resultados e discussão	62
4.5.1 A escolha do espaço de cores	63
4.5.2 Localização do disco óptico	68
4.5.3 Determinação do contorno do disco óptico	72
4.6 Conclusão.....	74
5 Conclusões e considerações finais.....	77
5.1 Conclusões	77
5.2 Considerações finais.....	79
Referências.....	80
Anexo A.....	85
Resultados da localização do disco óptico	85
A.1 Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 1ª fase	85
A.2 Características das regiões candidatas a disco óptico	87
A.3 Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 2ª fase	89
Anexo B.....	91
Resultados da determinação do contorno do disco óptico	91
B.1 Avaliação da circunferência obtida pela transformada de <i>Hough</i>	91
Anexo C.....	93
Algoritmos do método proposto.....	93
C.1 Algoritmo da localização do disco óptico.....	93
C.2 Algoritmo da determinação do contorno do disco óptico.....	100

Índice de figuras

Figura 2.1: Estruturas externas do olho humano.....	5
Figura 2.2: Fundo ocular normal.....	6
Figura 2.3: Uma secção do olho humano.....	7
Figura 2.4: Imagem de um fundo normal, que mostra as propriedades de um disco óptico normal (brilho e forma circular).....	7
Figura 2.5: Uma imagem típica da retina do olho direito. (a) Diagrama da retina; (b) As principais componentes numeradas são as seguintes: 1. Vaso sanguíneo temporal superior; 2. Vaso sanguíneo nasal superior; 3. Fóvea; 4. Disco óptico; 5. Vaso sanguíneo temporal inferior; 6. Vaso sanguíneo nasal inferior.	9
Figura 3.1: Elementos estruturantes: (a) Cruz; (b) Quadrado; (c) Hexágono..	19
Figura 3.2: (a) Imagem binária; (b) Erosão da imagem binária; (c) Dilatação da imagem binária.....	21
Figura 3.3: (a) Imagem binária; (b) Abertura da imagem binária; (c) Fecho da imagem binária.....	22
Figura 3.4: (a) Componente vermelha; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.	24
Figura 3.5: (a) Componente verde; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.	24
Figura 3.6: (a) Componente azul; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.	25
Figura 3.7: (a) Imagem original; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.	25
Figura 3.8: (a) Componente vermelha; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.....	26
Figura 3.9: (a) Componente verde; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.....	26
Figura 3.10: (a) Componente azul; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.....	27

Figura 3.11: (a) Imagem original; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.	27
Figura 3.12: “Linhas” <i>watershed</i> , mínimos e bacias de captação numa superfície topográfica.	29
Figura 3.13: (a) Imagem original; (b) Aplicação da segmentação usando <i>watersheds</i> sobre o gradiente da componente vermelha sem marcadores; (c) Aplicação da segmentação usando <i>watersheds</i> sobre o gradiente da componente vermelha impondo marcadores.	31
Figura 3.14: Representação de uma recta por dois parâmetros s e θ	32
Figura 3.15: Parametrização de uma circunferência.	33
Figura 3.16: O cubo das cores no espaço <i>RGB</i>	35
Figura 3.17: Três componentes coloridas primárias de um fundo ocular: (a) Componente vermelha; (b) Componente verde; (c) Componente azul.	36
Figura 3.18: A dupla pirâmide de cores no espaço <i>HLS</i>	38
Figura 3.19: A pirâmide de cores no espaço <i>HSV</i>	39
Figura 3.20: Espaço de cores <i>Lab</i> : (a) Componente <i>L</i> ; (b) Componente <i>a</i> ; (c) Componente <i>b</i>	40
Figura 4.1: Esquema do procedimento usado no pré-processamento.	43
Figura 4.2: Esquema do procedimento usado na localização do disco óptico e determinação do respectivo contorno.	44
Figura 4.3: (a) Imagem de um fundo ocular no espaço <i>RGB</i> ; (b) Máscara correspondente.	45
Figura 4.4: (a) Componente vermelha; (b) Componente verde; (c) Componente azul.	46
Figura 4.5: (a) Imagem resultante da distância euclideana; (b) Imagem da distância euclideana após a aplicação de operadores morfológicos.	47
Figura 4.6: (a) <i>Background</i> ; (b) <i>Foreground</i> ; (c) <i>Foreground</i> após a aplicação de uma abertura seguida de um fecho.	50
Figura 4.7: Esquema da localização do disco óptico – 1ª fase.	51
Figura 4.8: Dispersão dos centros dos discos ópticos das 81 imagens do subconjunto do Projecto STARE.	52
Figura 4.9: (a) Imagem original; (b) <i>Foreground</i> após submetido a operações morfológicas; (c) Imagem resultante da selecção das regiões candidatas usando como critério a posição do centro.	53

Figura 4.10: (a) Imagem original de um fundo ocular; (b) Distância euclidiana após a aplicação de operadores morfológicos; (c) <i>Foreground</i> após a aplicação de uma abertura seguida de um fecho; (d) Imagem resultante da selecção das regiões candidatas usando como critério a posição do centro.....	53
Figura 4.11: Imagem resultante da selecção das regiões candidatas usando como critério a área e o factor de circularidade.....	55
Figura 4.12: (a) Região candidata a disco óptico com factor de circularidade mais próximo da unidade; (b) Região candidata a disco óptico com maior área.	55
Figura 4.13: Região candidata com maior variância.....	56
Figura 4.14: Regiões candidatas a disco óptico obtidas por algumas propriedades do disco óptico.....	56
Figura 4.15: Esquema do procedimento usado na localização do disco óptico – 2ª fase.	57
Figura 4.16: Etapas da segmentação usando <i>watersheds</i> : (a) Aplicação do filtro gaussiano à componente vermelha; (b) Fecho morfológico da componente vermelha; (c) Abertura por reconstrução da componente vermelha; (d) Gradiente; (e) Resultado do <i>watershed</i> ; (f) Resultado da segmentação na imagem original.	59
Figura 4.17: Transformada de <i>Hough</i> para os diferentes raios de 30 a 55 com incrementos de 5.....	61
Figura 4.18: Transformada de <i>Hough</i> para os diferentes raios de 60 a 90 com incrementos de 5.....	62
Figura 4.19: (a) Distância euclidiana usando as componentes L , a e b ; (b) Distância euclidiana após a aplicação de um fecho morfológico.	65
Figura 4.20: (a) Distância euclidiana usando as componentes L e a ; (b) Distância euclidiana após a aplicação de um fecho morfológico.	65
Figura 4.21: (a) Distância euclidiana usando as componentes R , G e B ; (b) Distância euclidiana usando as componentes R e G ; (c) Distância euclidiana usando as componentes R e G após a aplicação de um fecho morfológico. ...	66
Figura 4.22: Componente L do espaço <i>HLS</i>	67
Figura 4.23: Componente V do espaço <i>HSV</i>	67
Figura 4.24: Imagens do fundo ocular em que não possível localizar o disco óptico pela extracção dos pixels do <i>foreground</i>	69

Figura 4.25: (a) Imagem original de um fundo ocular; (b) Distância euclideana após a aplicação de operadores morfológicos; (c) <i>Foreground</i> ; (d) Imagem resultante da selecção das regiões candidatas a disco óptico.	70
Figura 4.26: Resultados do contorno obtido pela segmentação usando <i>watersheds</i> e pela transformada de <i>Hough</i>	73
Figura 4.27: (a) Imagem original; (b) Fecho da distância euclideana; (c) <i>Foreground</i> ; (d) Candidatos a disco óptico.	75
Figura 4.28: (a) Imagem original; (b) <i>Foreground</i> ; (c) Candidatos a disco óptico.	75

Índice de tabelas

Tabela 4.1: Resultados da localização do disco óptico pelos métodos propostos por alguns dos trabalhos revistos.....	63
Tabela 4.2: Avaliação do desempenho do algoritmo de localização do disco óptico nos espaços de cor <i>RGB</i> e <i>Lab</i>	64
Tabela 4.3: Avaliação das características do disco óptico analisadas.....	71
Tabela 4.4: Avaliação da eficiência do algoritmo proposto na localização do disco óptico.....	72
Tabela A.1: Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 1ª fase.....	85
Tabela A.2: Características das regiões candidatas a disco óptico.....	87
Tabela A.3: Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 2ª fase.....	89
Tabela B.1: Avaliação da circunferência obtida pela transformada de <i>Hough</i>	91

1 Introdução

1.1 Motivação

Nos últimos anos, com o aumento da qualidade da informação, dos avanços tecnológicos e da ciência médica em matéria de diagnóstico e tratamento, tornou-se possível prevenir e tratar doenças oftalmológicas que há pouco tempo atrás eram consideradas incuráveis. A prevenção primária e a detecção precoce, bem como o acesso a terapêuticas cirúrgicas oftalmológicas, são determinantes para a redução da morbidade das doenças da visão [1].

No diagnóstico assistido por computador para detecção de doenças usando imagens coloridas do fundo ocular, a localização automática do disco óptico e a estimação do seu contorno são dois dos primeiros passos, fundamentais antes de qualquer análise posterior. A segmentação do disco óptico, para além de ser um passo importante no pré-processamento de vários algoritmos desenvolvidos para a extracção automática das estruturas anatómicas e para a detecção de lesões na retina, é também um indicador de várias patologias oftalmológicas, especialmente do glaucoma que é uma das causas mais comuns de cegueira. Por outro lado, o contorno do disco óptico actua como uma referência para medir outros parâmetros do disco, como é o caso do aspecto arredondado do contorno [2].

A identificação do disco óptico é também essencial na localização dos vasos, os quais, por sua vez, fornecem uma referência que pode facilitar o processo da detecção da posição de outras estruturas do fundo ocular e de lesões. Para além disso, dada a semelhança do disco óptico e dos exsudados em termos de cor, brilho e contraste, é essencial a remoção prévia do disco óptico nos algoritmos de detecção de exsudados, tornando-se uma vez mais fulcral a localização do disco óptico [3].

1.2 Objectivos

O principal objectivo deste trabalho é desenvolver um processo automático para a localização do disco óptico e determinação do respectivo contorno, que funcione também em imagens da retina que apresentem manifestações patológicas.

De acordo com o objectivo a alcançar, inicialmente foi feito um estudo dos diferentes tipos de representação de imagens coloridas e das principais técnicas de processamento e análise de imagem, de modo a avaliar o espaço e as técnicas que melhor se adequam à aplicação posterior do algoritmo de localização e determinação do contorno do disco óptico.

Este algoritmo desenvolve-se em três fases. Numa primeira fase, os candidatos a disco óptico foram localizados a partir da extracção dos pixels do *foreground* da imagem resultante da distância euclideana das componentes vermelha e verde à origem do espaço de representação de cor, isto é, foram extraídos os pixels que correspondem às estruturas vasculares, ao disco óptico e às lesões. De seguida, os candidatos a disco óptico foram reduzidos para três, no máximo, a partir de critérios relacionados com características específicas do disco óptico.

Na segunda fase, procedeu-se à segmentação usando *watersheds* com marcadores. Para isso, utilizou-se o gradiente da componente vermelha, como marcador interno utilizou-se o centróide c de cada uma das regiões candidatas a disco óptico e como marcador externo o círculo com centro em c e raio correspondente ao raio máximo do disco óptico. Assim, foi possível seleccionar o melhor candidato a disco óptico, no caso de não ter sido encontrado na fase anterior, e ainda encontrar uma aproximação do contorno do disco óptico.

Finalmente, na terceira fase, procedeu-se à determinação do contorno do disco óptico utilizando a transformada de *Hough* para circunferências.

1.3 Estrutura da Tese

A tese está organizada, em cinco capítulos.

O presente capítulo apresenta os factos que motivam a realização deste trabalho, os objectivos propostos e a estrutura da tese, mostrando de forma sucinta os assuntos abordados nos restantes capítulos.

O capítulo 2 introduz a anatomia do fundo ocular e as suas principais estruturas. Este capítulo apresenta também uma classificação das diferentes abordagens para a localização do disco óptico e para a determinação do respectivo contorno, bem como a descrição de algumas soluções relatadas na bibliografia analisada.

No capítulo 3, descrevem-se de forma breve as principais técnicas de processamento e análise de imagem utilizadas no desenvolvimento deste trabalho e, abordam-se ainda as diferentes representações de espaços de cor.

No capítulo 4 detalha-se o método proposto, isto é, descrevem-se as estratégias utilizadas para a localização e para a determinação do contorno do disco óptico. Justifica-se a escolha do espaço de cores usado e são também apresentados os resultados obtidos com o método proposto.

Finalmente, o capítulo 5 contém as considerações finais relativas ao trabalho desenvolvido.

2 Revisão dos métodos para a localização do disco óptico

2.1 Introdução

Neste capítulo são introduzidos os principais conceitos biomédicos, isto é, a anatomia do fundo ocular e as principais estruturas retinianas. Também é aqui apresentada uma classificação das diferentes abordagens para a localização do disco óptico e para a determinação do respectivo contorno, bem como a descrição de algumas das soluções encontradas na bibliografia analisada, que se enquadram nas diferentes abordagens a este problema.

2.2 Anatomia do fundo ocular

O olho humano é responsável pela capacidade do homem interagir visualmente com o meio ambiente que o rodeia. Baseado num conjunto de processos químicos e físicos básicos, o olho transforma estímulos luminosos em estímulos eléctricos e envia-os ao cérebro para que possam ser interpretados.

O sentido da visão é capaz de nos informar sobre variações no espectro electromagnético da luz, num intervalo que vai de 400nm a 700nm. A capacidade de interpretação de suaves variações na tonalidade permite-nos identificar os contornos dos objectos que estão no nosso campo visual. Somos capazes de perceber rapidamente mudanças de cor, distância, tons e luminosidade, o que nos possibilita observar e interpretar imagens de objectos em constante movimento. Nenhum sistema de visualização artificial até hoje construído pelo homem se assemelha ao globo ocular em simplicidade, tamanho, precisão ou eficiência.

O sentido complexo da visão, a capacidade de interpretação visual do cérebro aliada às características do olho, constitui o mais avançado sistema de visualização inteligente. Podemos interpretar cenários ou situações em poucos segundos ou até milésimos de segundos, onde sistemas artificiais utilizando complexas técnicas levariam minutos ou até horas [4].

Para se entender melhor o sistema de visualização introduzem-se a seguir os conceitos necessários, isto é, a anatomia do fundo ocular e as principais estruturas da retina. Algumas estruturas externas e internas do olho humano podem ser observadas nas Figuras 2.1 e 2.2, respectivamente.

O olho humano é aproximadamente esférico, com um diâmetro médio de cerca de 25 mm. É formado externamente por uma membrana dura e branca, a esclerótica (ocupa cerca de 5/6 da sua totalidade exterior). A parte frontal é formada por uma membrana dura e transparente, denominada córnea (ocupa cerca de 1/6 da sua totalidade exterior) [3].

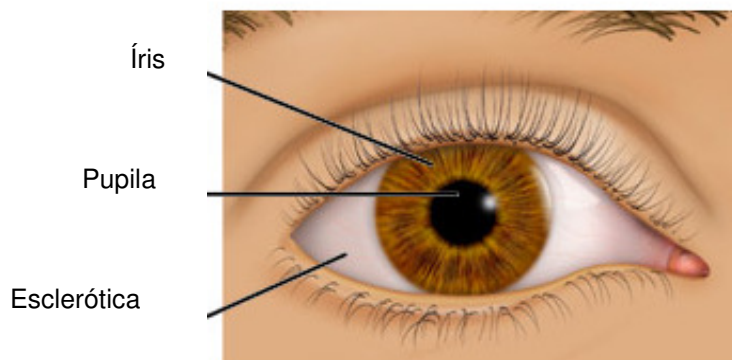


Figura 2.1: Estruturas externas do olho humano.

O fundo ocular é constituído pela retina, onde se destacam o disco óptico, a mácula e a rede vascular (Figura 2.2).

A retina é uma estrutura ocular transparente em que apenas os vasos retinianos representam marcas características à observação. Quando existe edema ou inflamação, a retina perde a sua transparência normal e o fundo ocular perde a sua coloração rosada [5].

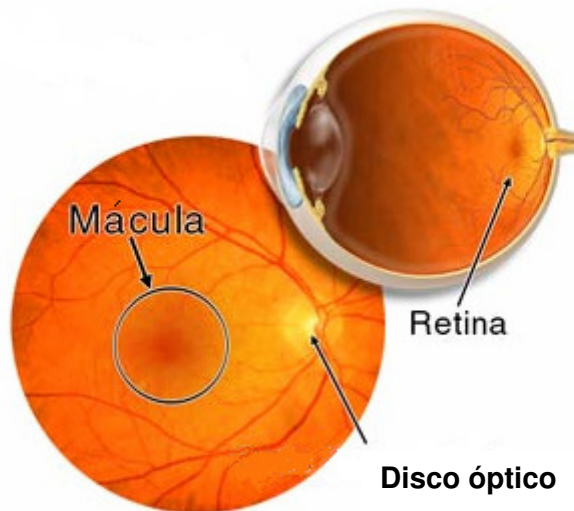


Figura 2.2: Fundo ocular normal.

A retina contém milhares de fotorreceptores que captam os raios de luz e os convertem em impulsos eléctricos. Estes impulsos vão do disco óptico ao cérebro onde são convertidos em imagens. Há dois tipos de fotorreceptores na retina: os bastonetes e os cones. A retina contém aproximadamente seis milhões de cones. Estes fotorreceptores estão contidos na mácula que é a área de maior sensibilidade visual e a parte da retina responsável pela visão central; e, encontram-se, de forma mais densa, na parte central da mácula que é designada fóvea (ponto brilhante no centro da mácula).

Os cones funcionam melhor na presença de luz e permitem-nos avaliar as cores. Por outro lado, os bastonetes funcionam melhor na escuridão e são, por isso, responsáveis pela visão periférica e nocturna. São aproximadamente 125 milhões e encontram-se em toda a retina [4].

A Figura 2.3 mostra uma secção do olho humano com as principais estruturas destacadas.

Nas subsecções seguintes serão descritos de uma forma mais pormenorizada o disco óptico, a mácula, a fóvea e a rede vascular.

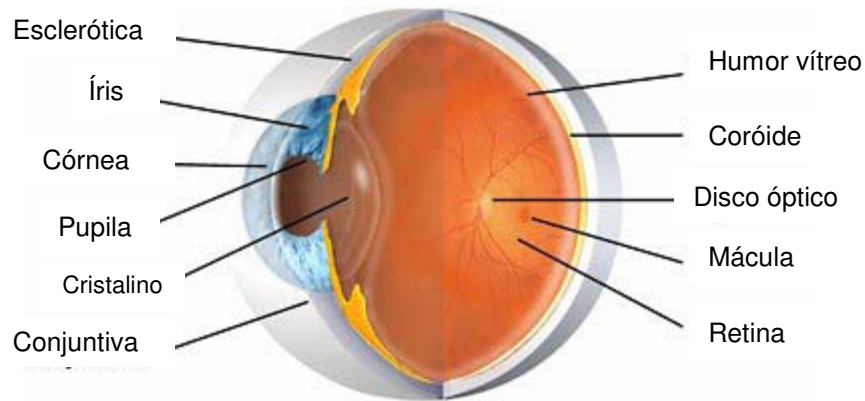


Figura 2.3: Uma secção do olho humano.

2.2.1 Disco óptico

O disco óptico ou papila é uma estrutura circular ou ligeiramente oval; apresenta uma tonalidade rosa-pálido ou esbranquiçada com ligeira palidez temporal e com bordos bem definidos e situa-se no lado nasal da retina [5].

De um modo geral, num olho normal, o diâmetro físico do disco óptico é, em média, cerca de 1,5 mm [6].

A Figura 2.4 mostra uma imagem de um fundo ocular normal onde, como se pode constatar, o disco óptico aparece no lado esquerdo desta imagem como uma região circular; é a parte mais brilhante e também a região de entrada dos vasos na retina. Numa imagem de uma retina normal, todas estas propriedades (forma, cor, tamanho e convergência) contribuem para a identificação do disco óptico.



Figura 2.4: Imagem de um fundo normal, que mostra as propriedades de um disco óptico normal (brilho e forma circular).

2.2.2 Mácula lútea

A mácula lútea é uma área da retina, com 1 a 2 mm de diâmetro e situa-se temporalmente ao disco óptico. Esta área da retina não apresenta vasos visíveis e tem uma tonalidade mais escura que o restante fundo ocular.

Do ponto de vista fisiológico, a mácula é a porção mais importante do fundo ocular pois é responsável pela visão central (é a área de maior sensibilidade visual).

No centro da mácula existe uma depressão com cerca de 0,35 mm de diâmetro – a fóvea central, cujo pequeno tamanho explica a exactidão com que o eixo visual deve ser dirigido para que se obtenha uma visão mais discriminativa [5].

A mácula permite-nos também apreciar detalhes e desempenhar tarefas que requerem a visão central, como por exemplo ler [4].

2.2.3 Artérias e veias retinianas

A artéria central da retina é uma artéria de diâmetro muito pequeno (0,1 mm) que penetra no globo ocular através do disco óptico. As artérias da retina têm uma tonalidade vermelha brilhante. As veias apresentam uma cor vermelha escura. Assim, as artérias para além de se distinguirem das veias pela cor (apresentando uma cor vermelha mais viva), têm menor calibre (a razão entre o diâmetro da artéria e o da veia é de 2 para 3), trajecto mais rectilíneo e reflexo luminoso mais brilhante. Geralmente passam por cima das veias sem as comprimir. Os capilares retinianos, habitualmente, não são visíveis.

A aparência destes vasos varia com a forma do globo ocular e com alterações refractivas existentes [5]:

- Quando o olho é pequeno (por exemplo, nos hipermétropes, em que o olho apresenta um defeito refractivo caracterizado por dificuldade de visão ao perto),

os vasos são mais tortuosos e parece existir estase sanguínea, isto é, o sangue parece circular mais lentamente;

- Nos indivíduos com miopia (a imagem é focada à frente e traduz-se por uma dificuldade de visão ao longe), o olho é grande e os vasos parecem alongados e finos, sendo por isso mais propensos a algumas doenças, como por exemplo o glaucoma (doença dos olhos causada pelo aumento gradual da tensão ocular, lesa a visão e pode mesmo causar cegueira), o descolamento da retina e outras patologias;

- Nos astigmáticos (indivíduos com uma qualidade visual desigual consoante o eixo em causa, resultando na maioria dos casos, uma curvatura desigual da córnea e uma visão distorcida) a observação do fundo ocular permite ver vasos distorcidos.

Concluindo, o fundo ocular apresenta uma grande variabilidade anatómica, dado que as suas características sofrem várias alterações com a existência de doenças refractivas e ainda com a idade do indivíduo.

A Figura 2.5 mostra um exemplo de um fundo ocular com as diferentes estruturas incluindo os vasos, o disco óptico e a fóvea [4]:

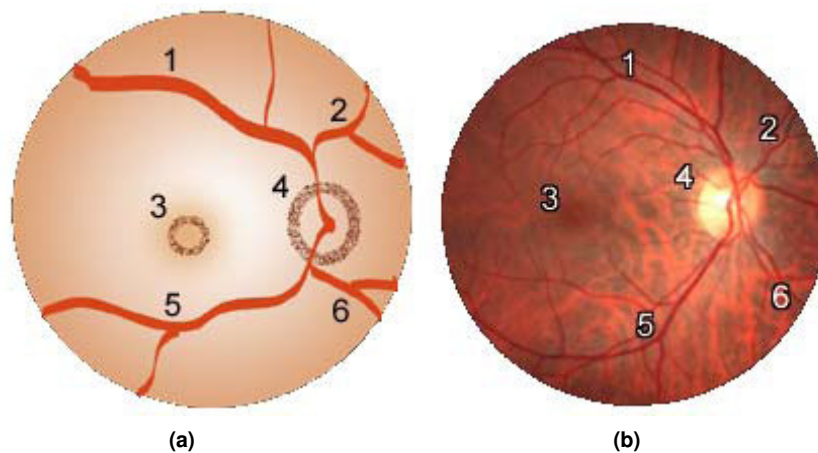


Figura 2.5: Uma imagem típica da retina do olho direito. (a) Diagrama da retina; (b) As principais componentes numeradas são as seguintes: 1. Vaso sanguíneo temporal superior; 2. Vaso sanguíneo nasal superior; 3. Fóvea; 4. Disco óptico; 5. Vaso sanguíneo temporal inferior; 6. Vaso sanguíneo nasal inferior.

2.3 Métodos para a detecção do disco óptico

Muitas técnicas têm sido propostas para detectar o disco óptico, sendo baseadas, principalmente, na sua forma redonda e brilho relativamente elevado, quando comparado com o resto da imagem (Figura 2.4). Recentemente, outras abordagens têm sido propostas; tentam explorar a informação fornecida pela estrutura dos vasos pelo facto de todos os vasos da retina terem origem no disco óptico [7].

Nos trabalhos [8] e [9], os autores sugerem uma classificação das diferentes abordagens para localizar o disco óptico. As três classes propostas nesses trabalhos são apresentadas a seguir: a abordagem geográfica, a abordagem baseada num modelo e a abordagem baseada em características locais; descrevem-se também algumas soluções relatadas na literatura enquadradas nessas três classes.

2.3.1 Abordagem geográfica

Esta abordagem é baseada sobretudo na informação fornecida pela estrutura dos vasos, isto é, no facto de todos os vasos da retina terem origem no disco óptico. Embora a detecção dos principais vasos seja uma operação complexa, a relação geométrica entre o disco óptico e os principais vasos pode ser utilizada para identificar a localização do disco óptico; uma vez conhecida a localização do disco óptico, este é detectado como ponto inicial para determinar o respectivo contorno [6], [7], [10-15].

Em [6] e [10], Hoover e Goldbaum descreveram um método baseado num mecanismo de votação *fuzzy* para encontrar a localização do disco óptico. Neste método, a rede vascular foi previamente segmentada e as linhas centrais dos vasos foram obtidas por adelgaçamento. O disco foi localizado como o ponto de convergência dos vasos. O brilho do disco óptico foi usado como característica secundária, isto é, na ausência de uma forte convergência dos vasos, o disco foi identificado como a região mais brilhante da imagem.

Kavitha e Shenbaga, em [11], desenvolveram um método rápido e eficiente para detectar o disco óptico e os exsudados em imagens da retina. Esse algoritmo foi desenvolvido em três passos: o primeiro, consistiu na segmentação dos vasos usando um filtro de mediana e operações morfológicas, e na detecção do ponto de convergência por modelação dos vasos sanguíneos, usando um algoritmo baseado no critério dos mínimos quadrados; o segundo passo, envolveu a extração das regiões mais brilhantes, usando limiarização multinível, que incluem o disco óptico e eventuais lesões; finalmente, no terceiro passo, foi feita a determinação do disco óptico através das regiões mais brilhantes e do facto do ponto de convergência dos vasos “cair” dentro do disco óptico, etiquetando depois as outras regiões como lesões.

Tolias *et al.*, em [12], apresentaram um método para localizar o disco óptico baseado na segmentação dos vasos sanguíneos e na determinação da região mais brilhante.

Foracchia *et al.*, em [7], fundamentando que todos os vasos da retina têm origem no disco óptico e o seu caminho segue um padrão direccional semelhante a uma curva parabólica, propuseram um novo método geométrico paramétrico baseado na detecção preliminar dos principais vasos da retina. Os vasos foram aproximados por duas curvas parabólicas onde dois dos parâmetros do modelo geométrico proposto vão corresponder às coordenadas do centro do disco óptico.

No trabalho proposto por Abràmoff [13] foi apresentado um método para detectar a posição aproximada do disco óptico usando o método de classificação dos *k-vizinhos mais próximos* (kNN – *k-nearest neighbor*). Inicialmente foi desenvolvido um modelo de regressão para a posição do disco óptico baseado na relação entre a distância do disco óptico ao centro da imagem e de uma medida de circularidade. De seguida os vasos foram segmentados e calculada a distância de cada um dos pixels dos vasos ao centro do disco óptico determinado pelo modelo, sendo depois escolhido, como o melhor candidato a disco óptico, o ponto que estivesse mais perto do centro do disco.

Em [14], à semelhança dos trabalhos de Hoover [6] e de Abràmoff [13], os autores usaram um modelo geométrico baseado na convergência dos vasos para localizar o disco óptico. Os vasos foram segmentados, e dada a sua maior densidade dentro e à volta do disco óptico, foi calculado a partir destes um mapa de densidades, em que o valor máximo foi escolhido como a melhor localização para o disco óptico.

Em [15], os autores apresentaram um método em que, inicialmente, a iluminação e o contraste foram normalizados e os vasos segmentados. De seguida, desenvolveram um mapa das direcções dos vasos. De forma a reduzir o número de candidatos a disco óptico, todos os pixels etiquetados como pixels pertencentes aos vasos que não estavam dentro de quadrados 41×41 centrados nos pixels mais brilhantes da imagem foram marcados como pixels não pertencentes aos vasos. A partir da imagem resultante desta nova etiquetagem obtiveram as coordenadas dos candidatos a centro do disco óptico. A diferença entre estes pontos obtidos e os pontos correspondentes ao mapa das direcções dos vasos à volta de cada uma das áreas dos candidatos a centro do disco óptico foi calculada, fornecendo, finalmente, o mínimo dessa diferença uma estimativa das coordenadas do disco óptico.

2.3.2 Abordagem baseada num modelo

Nesta subsecção, podem-se encontrar alguns métodos baseados em modelos para localizar o disco óptico, tais como:

- O método de análise de componentes principais;
- A decomposição piramidal;
- A distância de *Hausdorff*;
- A técnica de *template matching*;
- O reconhecimento de formas através da transformada de *Hough*.

Nos trabalhos [16-18], Li e Chutatape propõem uma abordagem para localizar o disco óptico usando uma combinação do método de aglomeração de pixels e do método de análise de componentes principais.

Inicialmente, seleccionaram os pixels mais brilhantes na imagem de intensidade como as regiões candidatas a disco óptico. Como esta estratégia apenas funciona bem quando não há anomalias na imagem, como, por exemplo, grandes lesões de exsudados, procederam então à análise das componentes principais sobre essas regiões. De seguida, determinaram os vectores próprios de um conjunto de imagens de treino e cada uma das novas imagens foi projectada segundo estes vectores para um espaço específico, “o espaço do disco”. Depois, calcularam a distância entre os pixels pertencentes às regiões candidatas e à sua projecção. Por fim, o centro do disco óptico foi considerado o ponto de distância mínima entre a imagem da retina e a sua projecção. Em [17] e [19], os autores vão ainda mais longe e determinam também o contorno do disco óptico à custa de um modelo deformável.

Em [20], Lalonde *et al.*, propuseram um método baseado na decomposição piramidal e na distância de *Hausdorff*. Inicialmente, as regiões mais brilhantes da componente verde foram seleccionadas, pela decomposição piramidal, como candidatas a disco óptico. Depois, o operador de *Canny* foi usado nessas regiões, permitindo construir um mapa binário de arestas. Finalmente, as regiões deste mapa foram aproximadas por um modelo circular com diferentes raios usando a distância de *Hausdorff*. O quociente entre o número de pixels sobrepostos e o número total de pontos neste modelo foi calculado para todas as regiões. A região cujo quociente foi maior foi tomada como o disco óptico.

Em [21] e [22], Osareh *et al.*, determinaram a posição aproximada do disco óptico por *template matching*. Para isso, geraram uma imagem *template* de tamanho 110×110 pixels a partir do cálculo da média das intensidades em níveis de cinzento dos pixels pertencentes à região do disco óptico em 25 das 75 imagens analisadas por estes autores. O tamanho da imagem *template* foi escolhido de acordo com o tamanho da região do disco óptico dessas imagens. De seguida, calcularam o coeficiente de correlação de modo a relacionar a imagem original e a imagem *template* utilizada. Após este cálculo, os pixels de maior coeficiente de correlação foram etiquetados como pertencentes ao disco óptico. Finalmente, o contorno das regiões candidatas a disco óptico foi extraído usando contornos activos deformáveis – *snake*.

No trabalho descrito em [23], Lowell *et al.*, descreveram um método para localizar o disco óptico que inclui também *template matching* e contornos activos. Neste trabalho foi utilizado como coeficiente de correlação o coeficiente *R-Pearson*. Para além disso, estes autores exploraram ainda características específicas do disco óptico de forma a superar problemas encontrados noutras abordagens, como por exemplo, a necessidade da posição do modelo ser iniciada correctamente e a necessidade de um pré-processamento usando operadores morfológicos.

Outra abordagem consiste na utilização da transformada de *Hough*, que inicialmente foi aplicada para obter a localização do centro do disco óptico e depois para extrair o seu contorno por aproximação a uma circunferência [24].

Em [25], Liu *et al.*, propõe a determinação do disco óptico através de um algoritmo que inclui também a transformada de *Hough*. Inicialmente, o algoritmo localiza como candidatos a disco óptico regiões de 180×180 pixels que incluam 2% do nível mais elevado de intensidade da componente vermelha da retina. Depois, foi usado o operador de *Sobel* para detectar os pontos das orlas da região candidata. O contorno foi determinado por médias da transformada de *Hough* para circunferências.

No trabalho descrito em [26], Radim *et al.*, sugerem um método que inclui também a transformada de *Hough*. Inicialmente localizaram o disco óptico como sendo a região mais brilhante e aplicaram um filtro não linear de modo a reduzir o ruído que dificulta a determinação do contorno. De seguida, procederam à delineação do contorno a partir do operador de *Canny*. Finalmente, e uma vez que o contorno determinado inclui também os vasos, a transformada de *Hough* foi aplicada para a determinação exacta do contorno do disco óptico.

Outra abordagem em que a transformada de *Hough* é utilizada para localizar o disco óptico é apresentada por Fleming *et al.* em [27]. Nesse método, os autores utilizaram apenas as componentes vermelha e verde, numa razão de 1 para 4. Depois, foi calculada a imagem gradiente usando o operador de *Sobel*. Finalmente, a transformada de *Hough* para circunferências foi aplicada sobre a imagem gradiente, correspondendo o disco óptico à circunferência de máximo acumulador no espaço de *Hough*.

2.3.3 Abordagem baseada em características locais

Nos métodos exemplificados de seguida, a forma redonda e brilho relativamente elevado do disco óptico, comparativamente com o resto do fundo ocular, são de grande relevo e a base do desenvolvimento dos mesmos.

Sintathanayothin *et al*, em [28], identificaram correctamente a localização do disco óptico utilizando a variação de intensidade entre o disco óptico e os vasos sanguíneos adjacentes. Contudo, este algoritmo falha muitas vezes em imagens do fundo ocular com um grande número de lesões brancas, artefactos claros ou vasos coroidais fortemente visíveis. Como alternativa ao uso da variação de intensidade, e assumindo que a aparência das retinopatias (como por exemplo, dos exsudados) não é tão brilhante como a do disco óptico, Walter e Klein, em [29], aproximaram o centro do disco óptico ao centro da região mais brilhante do fundo da imagem.

No trabalho [30], os autores também localizaram o disco óptico com base na variação de intensidade entre o disco óptico e os vasos adjacentes. Para além disso e com o objectivo de superar as limitações desta abordagem, já referidas anteriormente, inicialmente, os autores removeram as menores variações do fundo. Isso permitiu-lhes obter uma nova imagem da imagem original, que incluía o disco óptico mas não os exsudados. Depois desta fase inicial de pré-processamento, a segmentação usando *watersheds* foi aplicada para localizar o contorno do disco óptico. Como o disco óptico é uma área brilhante e os vasos sanguíneos que dele emergem são escuros, a variação dentro do disco óptico é muito alta. Assim, esta variação foi, inicialmente, removida usando um operador de fecho para facilitar mais tarde a aplicação da segmentação usando *watersheds*.

Park [8] apresentou um método baseado também nas características do disco óptico usando um algoritmo simples de processamento de imagem que inclui limiarização, detecção de objectos redondos e detecção de circunferências pela transformada de *Hough*.

Emanuele Trucco e Pawan [31] defenderam uma abordagem robusta para localizar automaticamente o disco óptico em imagens da retina. Assim, em

vez de gerar um único candidato a disco óptico, geraram um conjunto de candidatos plausíveis para o disco óptico, para a mácula e para os principais vasos, depois pesquisaram todos os ternos possíveis usando as relações conhecidas da distribuição destas três estruturas.

No trabalho [9], os autores propõem um método que consiste em três fases. Inicialmente é feito um pré-processamento, que engloba a normalização da imagem; na segunda fase, usando o método de *Otsu* foram calculados diferentes limiares de acordo com a distribuição da variação das intensidades. De seguida, a imagem da retina foi segmentada em diferentes regiões; e, finalmente, na terceira fase, foi usado um processo morfológico de detecção de objectos redondos e um método de modelação de circunferências.

Em [32], o disco óptico é diferenciado das outras regiões brilhantes, como são os exsudados e os artefactos, pela sua dimensão fractal. A dimensão fractal é uma medida quantitativa de auto-semelhança para modelos de objectos ramificados. Posto isto, como o disco óptico é o ponto de convergência dos maiores vasos, a dimensão fractal no disco óptico vai ser maior comparada com as outras regiões brilhantes.

2.4 Conclusão

Neste capítulo, inicialmente foram referidas de forma breve a anatomia do fundo ocular e as suas principais estruturas.

Na terceira secção deste capítulo foram apresentadas três abordagens para localizar o disco óptico e determinar o respectivo contorno bem como algumas soluções relatadas na literatura enquadradas nessas três classes.

Assim, na subsecção 2.3.1 é apresentada a primeira abordagem, nomeada como a abordagem geográfica; na subsecção 2.3.2, foram apresentados alguns métodos para localizar o disco óptico, baseados em modelos; e, finalmente, na terceira abordagem, apresentada na subsecção 2.3.3, os métodos apresentados baseiam-se em características locais da imagem.

3 Principais técnicas de processamento e análise de imagem utilizadas

3.1 Introdução

O objectivo deste capítulo é apresentar e descrever as técnicas de processamento e análise de imagem utilizadas neste trabalho, no pré-processamento das imagens do fundo ocular e na localização do disco óptico e delimitação do respectivo contorno.

Assim, inicialmente, são apresentadas as ferramentas morfológicas utilizadas que permitiram o melhoramento das imagens a partir da diminuição do ruído e do realce do disco óptico. Na secção 3.3 é apresentada a principal técnica de segmentação utilizada neste trabalho – a segmentação usando *watersheds*. De seguida, na secção 3.4, é descrita a transformada de *Hough* utilizada na determinação do contorno do disco óptico. E, finalmente, na secção 3.5 é feita uma breve apresentação dos diferentes espaços de cor com o objectivo de posteriormente ser feita uma avaliação do tipo de representação de imagem colorida que melhor se adequa à aplicação posterior dos algoritmos de localização.

3.2 Morfologia matemática

As operações de morfologia matemática são uma ferramenta muito útil na representação e descrição da forma de um dado objecto ou região. Estas operações, quando aplicadas correctamente, modificam a estrutura dos objectos presentes na imagem mantendo as suas características principais de forma [33].

Esta secção é dedicada a uma breve descrição das ferramentas morfológicas utilizadas nesta tese, sendo na primeira parte apresentadas as noções base e na segunda descritos os operadores morfológicos utilizados.

3.2.1 Noções base

A morfologia matemática nasceu em meados dos anos 60 na “*École Nationale Supérieure des Mines*” de Paris, a partir das ideias de George Matheron e Jean Serra. A ideia inicial destes investigadores era extrair informações de imagens binárias usando duas operações elementares, que foram designadas por dilatação e erosão, baseadas, respectivamente, nas operações de soma e subtracção de *Minkowski* para conjuntos [34].

A adição de *Minkowski*, $A \oplus B$, de dois conjuntos A e B , consiste em todos os pontos c que podem ser expressos como uma adição vectorial $c=a+b$, onde os pontos a e b pertencem aos conjuntos A e B , respectivamente. Então a soma de *Minkowski* de A e B é igual ao conjunto união de todas as translações do conjunto A por b , definidas por $A_b = \{a + b : a \in A\}$ onde o vector b “varre” o conjunto B :

$$A \oplus B = \{a + b : a \in A, b \in B\} = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (3.1)$$

A subtracção de A e B , $A \ominus B$, é a operação dual da adição no conjunto de *Minkowski* [35], e consiste em todos os pontos c que podem ser expressos como a diferença vectorial $c=a-b$, entre dois pontos que pertencem aos conjuntos A e B , respectivamente. Assim, a subtracção de *Minkowski* de A e B é igual à intersecção de todas as translações do conjunto A por cada b pertencente a B :

$$A \ominus B = \{A^C \oplus B\}^C = \bigcap_{b \in B} A_b \quad (3.2)$$

onde A^C representa o complemento de A e é definido por $A^C = \{x : x \notin A\}$.

As transformações produzidas nas imagens binárias (isto é, cujos pixels podem tomar apenas os valores de 0 ou 1) por estas operações dependem de padrões pré-definidos, chamados elementos estruturantes (no exemplo anterior A é a imagem a processar e B o elemento estruturante).

O elemento estruturante é um conjunto completamente definido e conhecido no que diz respeito ao tamanho e à forma [33]. Este elemento interage com as formas geométricas contidas na imagem, modificando-as e possibilitando assim retirar informações relevantes. Alguns exemplos de elementos estruturantes, com origem no centro do elemento (assinalado na figura com um ponto preto), são apresentados na Figuras 3.1 (a), (b) e (c).

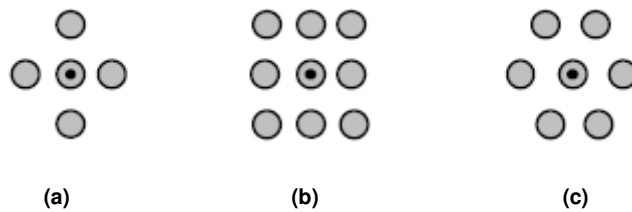


Figura 3.1: Elementos estruturantes: (a) Cruz; (b) Quadrado; (c) Hexágono.

3.2.2 Operadores morfológicos

A erosão e a dilatação, duas das operações elementares da morfologia matemática, contêm, como ideia fundamental, a transformação da imagem original, por comparação local entre a imagem e as translações do elemento estruturante.

Nas imagens binárias, as operações morfológicas são definidas, do ponto de vista geométrico, como operações que encolhem e expandem um conjunto de pontos. Algebricamente, elas são idênticas à subtração e à adição de *Minkowski*, respectivamente, como será exemplificado de seguida.

3.2.2.1 Erosão e dilatação

Seja A um conjunto que representa uma região numa imagem binária e B um elemento estruturante. Então, a erosão de A por B é definida geometricamente como o conjunto dos pontos Z tal que a translação B_Z esteja contida no conjunto original A . Algebricamente, a erosão de A por B é igual à subtracção de *Minkowski* de B^s e A :

$$A \ominus B^s = \{z : B_z \subseteq A\} = \bigcap_{b \in B} A_{-b} \quad (3.3)$$

onde $B^s = \{-b : b \in B\}$.

A operação dual da erosão é a dilatação. De modo semelhante, na morfologia binária a dilatação de A por B é definida geometricamente como o conjunto de todos os pontos Z tais que a translação B_Z intersecta A . Algebricamente, a dilatação de A por B é igual à soma de *Minkowski* de A e B^s [35]:

$$A \oplus B^s = \{z : B_z \cap A \neq \emptyset\} = \bigcup_{b \in B} A_{-b} \quad (3.4)$$

Os resultados destas duas operações são mostrados na Figura 3.2: a erosão elimina todas as componentes conexas menores que o elemento estruturante, os buracos tornam-se maiores e o número de componentes conexas é “reduzido”. Por outro lado, a dilatação é uma operação que “engrossa” as componentes conexas, os buracos menores do que o elemento estruturante desaparecem e o número de componentes conexas pode diminuir [36].

No exemplo ilustrado na Figura 3.2, em ambas as operações morfológicas referidas atrás o número de componentes conexas é reduzido de 4 para 3, no entanto enquanto na erosão isto acontece devido à eliminação de uma das componentes conexas, na dilatação deve-se à conexão de duas componentes numa única.

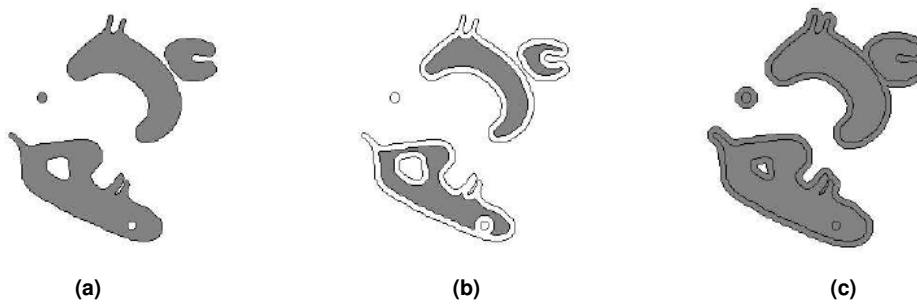


Figura 3.2: (a) Imagem binária; (b) Erosão da imagem binária; (c) Dilatação da imagem binária.

3.2.2.2 Abertura e Fecho

A erosão e a dilatação pelo mesmo elemento estruturante podem ser compostas para formar dois novos operadores, a abertura e o fecho morfológicos, que são descritos de seguida.

A abertura de um conjunto A com um elemento estruturante B é definida por uma operação de erosão seguida de uma operação de dilatação usando o mesmo elemento estruturante. À semelhança do operador de abertura, o fecho resulta de uma dilatação seguida de uma erosão. Assim, a abertura e o fecho são definidos, respectivamente, como:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.5)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3.6)$$

Estas duas operações são duais, dado que:

$$(A \bullet B)^C = (A^C \circ B) \text{ e } (A \circ B)^C = A^C \bullet B \quad (3.7)$$

Um exemplo da aplicação destas operações é mostrado na Figura 3.3:

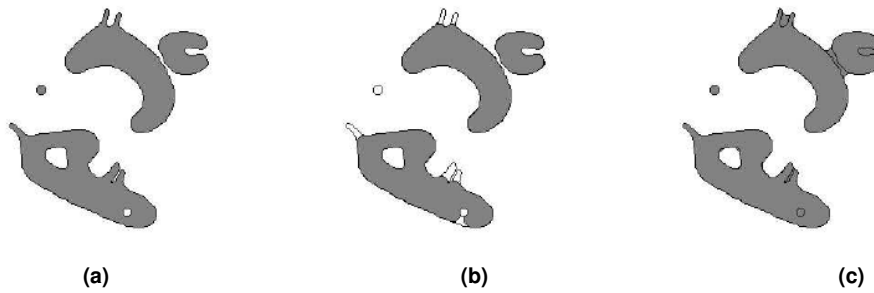


Figura 3.3: (a) Imagem binária; (b) Abertura da imagem binária; (c) Fecho da imagem binária.

Em ambas as operações o resultado é um subconjunto da imagem de entrada. A abertura suaviza os contornos dos objectos, tende a remover objectos e partes destes de dimensões reduzidas e, ainda, a separar objectos ligados por linhas finas. Tal como a abertura, o operador de fecho tende a suavizar os contornos dos objectos, contudo, ao contrário da abertura, geralmente, tende a preencher buracos de dimensões reduzidas e a unir objectos que estejam próximos uns dos outros [36].

3.2.2.3 Abertura por reconstrução

A abertura por reconstrução é uma transformação morfológica que para além do elemento estruturante envolve outras duas imagens: a marcadora e a máscara. A imagem marcadora é o ponto inicial para a transformação e a máscara delimita a transformação.

Como descrito anteriormente, a abertura morfológica é formada pela aplicação de uma erosão seguida de uma dilatação, onde a erosão usualmente elimina pequenos objectos e, de seguida, a dilatação restabelece a forma dos objectos que restam. Contudo, a exactidão desta reconstrução depende da semelhança entre as formas e o elemento estruturante. Assim, é neste contexto, que a abertura por reconstrução assume importância pois preserva a forma dos objectos que não são removidos pela erosão, ou seja, todos os objectos da imagem menores que o elemento estruturante são removidos e os outros permanecem inalteradas [37].

3.2.2.4 Generalização a imagens em níveis de cinzento

As operações anteriores podem ser estendidas para imagens em níveis de cinzento. Na morfologia em níveis de cinzento, as imagens são representadas por funções e as operações de soma e subtração são substituídas pelas funções do máximo (*max*) e mínimo (*min*), respectivamente.

Tal como na morfologia binária, para a implementação das operações da morfologia matemática em imagens de níveis de cinzento é necessário também a definição dos parâmetros do elemento estruturante, que é considerada outra função.

O elemento estruturante também pode ser considerado como uma imagem, ou como uma sub-imagem, já que, na maioria das aplicações, apresenta dimensões bem menores do que a imagem de entrada a ser processada. A imagem e o elemento estruturante, designadas por f e b , respectivamente, representam valores inteiros para os níveis de cinzento correspondentes a cada pixel.

Na morfologia em níveis de cinzento, a erosão de f por b , denotada por $f \ominus b$, é definida como:

$$(f \ominus b)(s, t) = \min\{f(s + x, t + y) - b(x, y)\} \quad \forall (s + x), (t + y) \in D_f, (x, y) \in D_b \quad (3.8)$$

onde, D_f e D_b são os domínios de f e b , respectivamente, e *min* representa o valor mínimo dos resultados. Se todos os pixels do elemento estruturante forem positivos, a imagem resultante tende a ser mais escura do que a imagem de entrada, e os pormenores “brilhantes” da imagem inicial são reduzidos ou eliminados, dependendo dos valores dos pixels e da forma do elemento estruturante.

A dilatação de f por b , denotada por $f \oplus b$, é definida como:

$$(f \oplus b)(s, t) = \max\{f(s - x, t - y) + b(x, y)\} \quad \forall (s - x), (t - y) \in D_f, (x, y) \in D_b \quad (3.9)$$

onde D_f e D_b são os domínios das funções f e b , respectivamente, e max representa o valor máximo dos resultados. Se todos os valores de b são positivos, a imagem, depois de dilatada, tende a ser mais clara do que a imagem de entrada e os detalhes escuros da imagem de entrada serão reduzidos ou totalmente eliminados, dependendo, uma vez mais, do tamanho do elemento estruturante.

De seguida, são apresentadas as componentes, vermelha, verde e azul extraídas de uma imagem original colorida de uma retina, bem como os resultados destas três imagens após a sua dilatação e erosão usando um elemento estruturante em forma de disco com raio 3 pixels. A Figura 3.7 mostra as imagens resultantes da combinação destas três componentes, isto é, a imagem original colorida de uma retina, a combinação das três componentes erodidas e a combinação das três componentes após a dilatação.

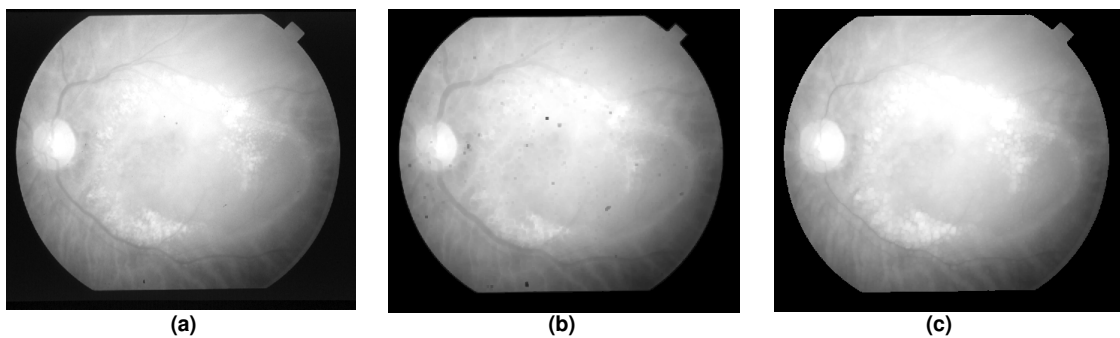


Figura 3.4: (a) Componente vermelha; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.

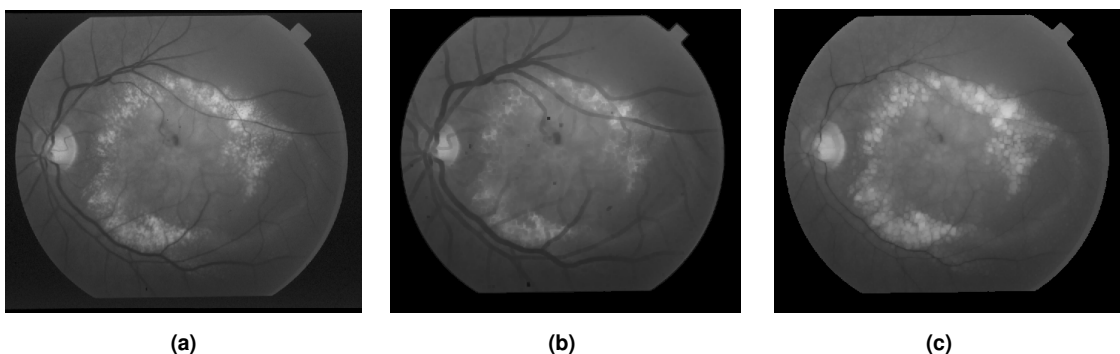


Figura 3.5: (a) Componente verde; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.

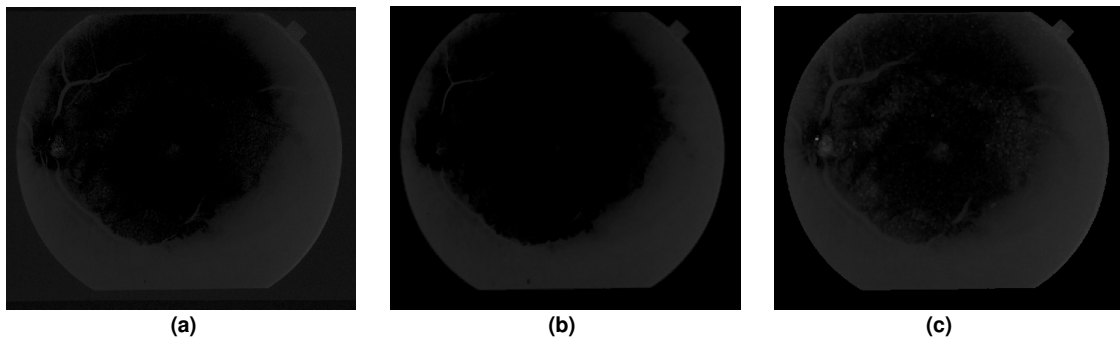


Figura 3.6: (a) Componente azul; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.

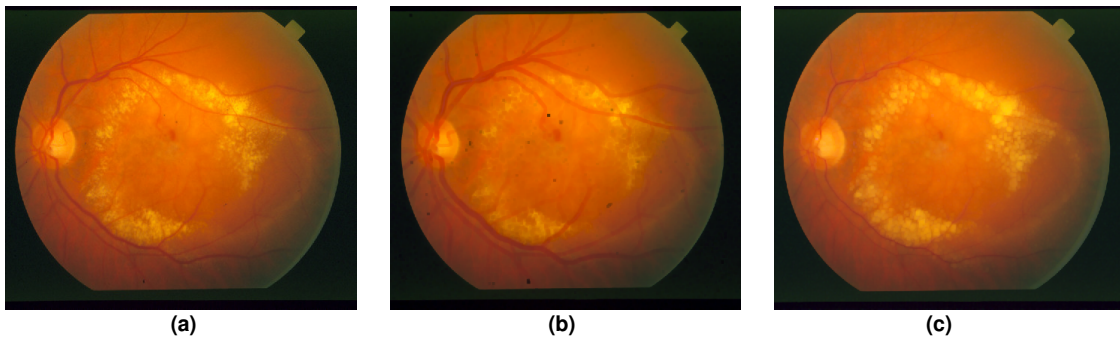


Figura 3.7: (a) Imagem original; (b) Imagem resultante da erosão; (c) Imagem resultante da dilatação.

Como se pode constatar pelas figuras anteriores, a dilatação tende a aumentar o tamanho das regiões brilhantes e a diminuir o das regiões mais escuras; enquanto, na erosão se verifica o contrário, o tamanho das regiões mais escuras aumenta e o das regiões brilhantes diminui.

Relativamente à abertura e ao fecho em morfologia em níveis de cinzento são definidas da mesma forma que nas imagens binárias, respectivamente por:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \tag{3.10}$$

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \tag{3.11}$$

A abertura tende a suavizar as estruturas brilhantes numa imagem enquanto o fecho usualmente suaviza as estruturas mais escuras. Assim, a abertura é usada para remover regiões brilhantes menores do que o elemento estruturante enquanto o fecho é usado para suprimir regiões escuras menores do que o elemento estruturante.

Posto isto, estes dois operadores são muitas vezes combinados para suavizar e remover o ruído de uma imagem.

Em ambas as operações, o resultado obtido exclui pormenores da imagem que são menores que o elemento estruturante, no entanto, sem uma distorção geométrica global das características não suprimidas.

As figuras seguintes ilustram estas transformações em imagens do fundo ocular usando um elemento estruturante em forma de disco com raio igual a 3 pixels. As imagens da Figura 3.11 foram obtidas a partir da combinação das componentes vermelha, verde e azul originais, após uma abertura e após um fecho, respectivamente.

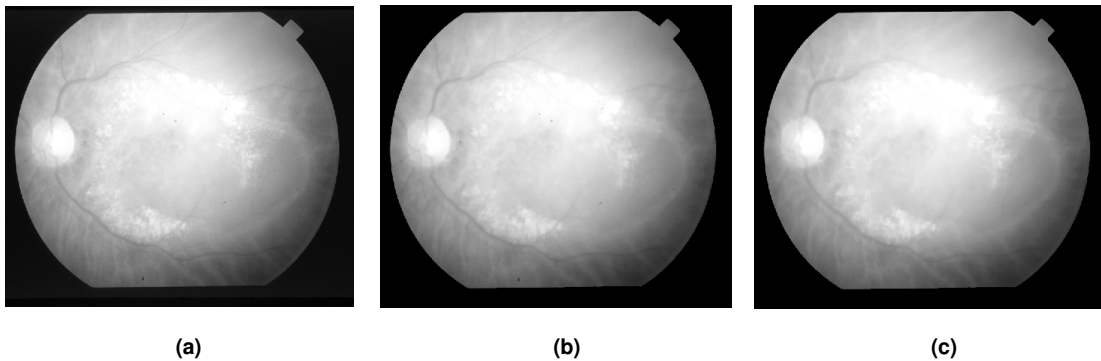


Figura 3.8: (a) Componente vermelha; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.

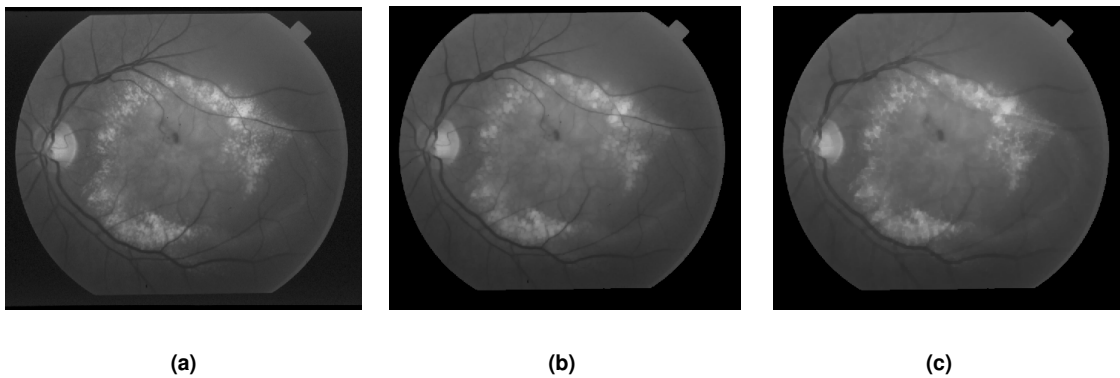


Figura 3.9: (a) Componente verde; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.

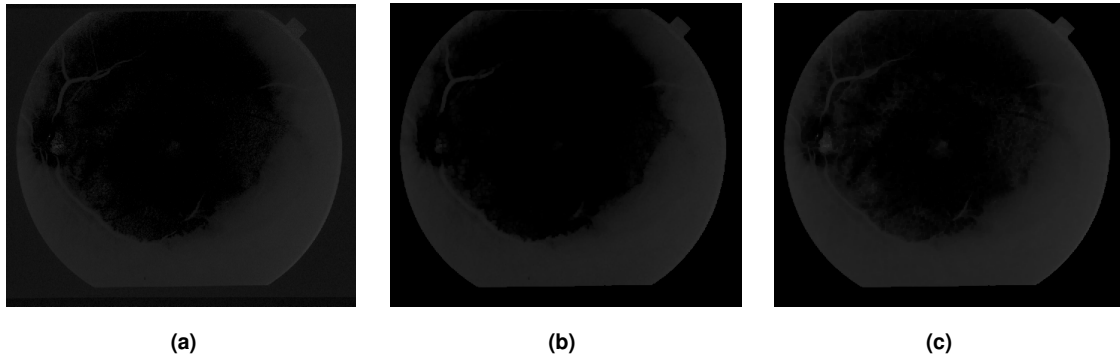


Figura 3.10: (a) Componente azul; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.

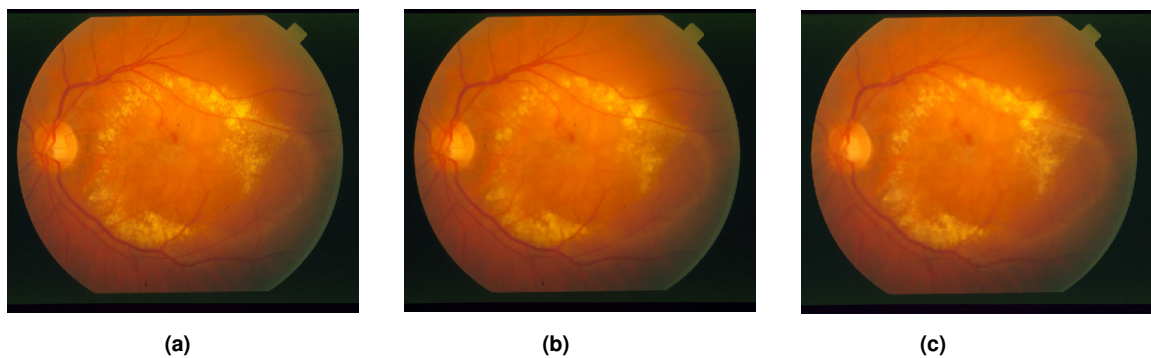


Figura 3.11: (a) Imagem original; (b) Imagem resultante de uma abertura morfológica; (c) Imagem resultante de um fecho morfológico.

3.2.2.5 Gradiente morfológico

A partir dos operadores básicos da morfologia matemática (erosão e dilatação), o gradiente morfológico foi definido como a diferença aritmética entre a dilatação e a erosão de uma imagem f por um elemento estruturante b . Assim, o gradiente morfológico, denotado por $grad$, pode ser calculado como:

$$grad = (f \oplus b) - (f \ominus b) \quad (3.12)$$

Esta operação destaca as transições abruptas entre os níveis de cinzento (contornos) e depende também do elemento estruturante utilizado. Para realçar contornos finos e bem definidos, o ideal é utilizar um elemento estruturante pequeno, uma vez que quando são usados elementos estruturantes maiores, estes não capturam objectos com tamanho menor que a dimensão do elemento

estruturante; pode ocorrer perda de localização de orlas, visto gerarem orlas mais espessas; e pode ocorrer a fusão das orlas onde as mesmas são geometricamente próximas.

O gradiente morfológico é também utilizado como passo intermediário para aplicações subsequentes, como por exemplo na segmentação de imagens.

3.3 Segmentação usando *watersheds*

O processo de segmentação de imagem consiste em separar uma imagem nos seus diversos componentes, e assim identificar as diversas regiões que nela existem. A segmentação usando *watersheds* é a principal ferramenta de segmentação morfológica.

Na técnica de segmentação usando *watersheds*, a imagem em níveis de cinzento pode ser comparada a uma “superfície topográfica”, formada por “vales”, que representam as regiões mais escuras da imagem, e por “montanhas” que representam as regiões mais claras. De acordo com esta analogia, suponhamos que os mínimos em cada uma das “bacias de captação” (mínimos regionais) que constituem a superfície sejam perfurados e que, a imersão das bacias ocorra com velocidade vertical constante. A água que penetra regularmente pelos orifícios preenche a “superfície topográfica”. Durante este preenchimento, dois ou mais fluxos vindos de mínimos diferentes podem unir-se formando, nos pontos de encontro, “diques” que constituem as chamadas “linhas” *watershed*. O processo termina quando a água atinge o maior pico na superfície. Como resultado a superfície é dividida em regiões separadas pelas “linhas” *watershed*. A Figura 3.12 ilustra esta comparação, onde se pode visualizar a superfície topográfica de uma imagem inundada e a formação das “linhas” *watershed*.

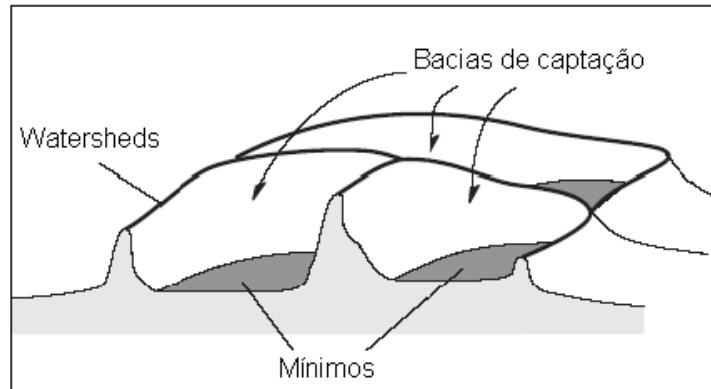


Figura 3.12: “Linhas” watershed, mínimos e bacias de captação numa superfície topográfica.

A segmentação usando *watersheds* associada ao conjunto dos mínimos regionais $\bigcup_{i>0} R_i$ de uma imagem f pode ser definida como o complemento da união de todas as bacias hidrográficas $C_f(R_i)$ e é expressa pela seguinte expressão:

$$W(f) = \left[\bigcup_{i>0} C_f(R_i) \right]^c \quad (3.13)$$

onde R_i representa cada um dos mínimos regionais.

Na maior parte dos casos, a segmentação usando *watersheds* aplica-se ao gradiente da imagem e não à própria imagem, pois este operador realça as descontinuidades da imagem.

Como já referido anteriormente, esta é a principal ferramenta da segmentação morfológica. No entanto tem as suas limitações, designadamente, o facto da carga computacional e a complexidade deste método serem relativamente elevadas e produzir uma segmentação excessiva da imagem. Esta limitação está relacionada com a obtenção de uma “bacia hidrográfica” para cada mínimo, e como numa imagem, normalmente, existem muitos mínimos, obtêm-se demasiadas regiões. Por outro lado, a imagem resultante da aplicação do gradiente morfológico pode também possuir muitas regiões devido à sensibilidade deste método ao ruído [38].

A Figura 3.13 (a) mostra uma imagem original de um fundo ocular e a Figura 3.13 (b), a segmentação excessiva resultante da aplicação de *watersheds* sobre a imagem gradiente da componente vermelha desta imagem. No entanto, este problema pode ser resolvido impondo marcadores, tal como se detalha na subsecção seguinte.

3.3.1. Segmentação por *watersheds* usando marcadores

A segmentação usando *watersheds* produz segmentação excessiva devido à inconsistência do fundo, que contém um grande número de mínimos e máximos. Para evitar este efeito introduz-se uma nova fase ao processo de segmentação que depende do conhecimento prévio dos objectos a serem segmentados, isto é, introduz-se informação de quais mínimos são importantes e quais não o são. Essa informação é introduzida através de marcadores [34].

Um marcador é uma componente conexa que pertence à imagem, sendo definido como interno se está no interior de cada objecto de interesse ou como externo no caso de estar contido no fundo [37].

O principal problema na segmentação usando *watersheds* é agora encontrar os marcadores adequados. Caso os objectos não sejam marcados, a segmentação “perderá” esses objectos, tornando assim a exactidão dos marcadores essencial.

Neste contexto, as regiões de máximos e de mínimos assumem-se como sendo importantes características morfológicas porque, muitas vezes, marcam numa imagem os objectos relevantes: mínimos para o caso dos objectos escuros e máximos relativamente aos objectos claros.

Uma região de mínimos M de uma imagem f de limiar t é uma componente conexa de pixels com valor igual a t e cujos pixels do contorno externo têm um valor estritamente maior do que t . Analogamente, uma região de máximos M de uma imagem tem valores estritamente menores que t [38].

A Figura 3.13, mostra um exemplo de uma imagem de um fundo ocular que foi segmentada usando *watersheds* sobre o gradiente da componente vermelha sem marcadores (Figura 3.13 (b)) e com marcadores (Figura 3.13 (c)). A obtenção do marcador foi feita através da localização aproximada do disco óptico e da determinação do seu centróide. O centróide foi utilizado como marcador interno e o círculo centrado no centróide de raio 90 pixels foi definido como o marcador externo.

Como se pode verificar pelas imagens, e como já referido anteriormente, a segmentação usando *watersheds* sobre a imagem gradiente sem a imposição de marcadores leva a uma segmentação excessiva da imagem. Por outro lado, a utilização de marcadores na segmentação permite obter resultados bem mais satisfatórios, nomeadamente na determinação do contorno do disco óptico.

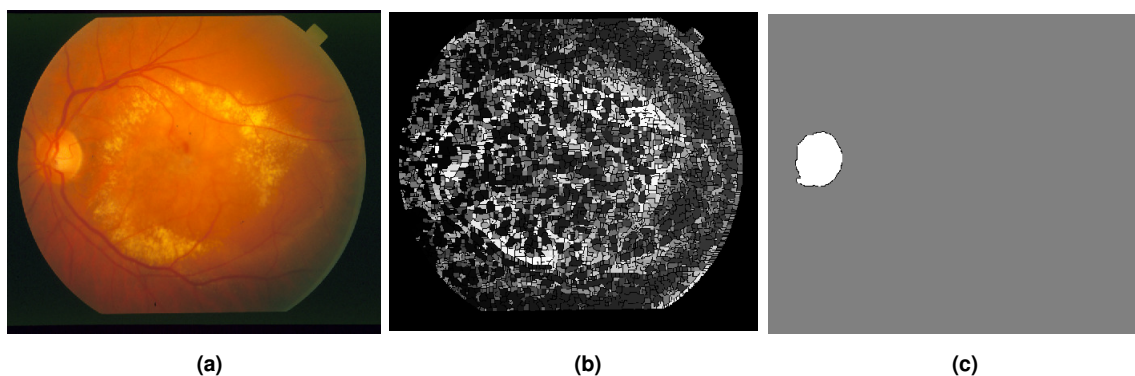


Figura 3.13: (a) Imagem original; (b) Aplicação da segmentação usando *watersheds* sobre o gradiente da componente vermelha sem marcadores; (c) Aplicação da segmentação usando *watersheds* sobre o gradiente da componente vermelha impondo marcadores.

3.4 Transformada de *Hough*

O conceito principal da transformada de *Hough* consiste em definir um mapeamento entre o espaço de imagem contendo um conjunto de linhas que se pretende detectar e o espaço de parâmetros adequado às características das linhas a detectar. Cada ponto da imagem é transformado pelo seu mapeamento nesse espaço de parâmetros.

Seja $f(v, \Phi) = 0$ uma função implícita que parametrize a forma pretendida, onde v é um ponto da curva e Φ é um vector de parâmetros, e seja $g(v, \Phi)$ uma função que vale 1 quando o ponto pertence à forma e 0 caso contrário. A transformada de *Hough* consiste em determinar, para cada forma, o valor de

$$H(\Phi) = \sum_v g(v, \Phi) \quad (3.14)$$

Ao conjunto de todos os $H(\Phi)$ chama-se espaço de acumuladores.

Consideremos, agora, o problema comum de ajustar um conjunto de segmentos de recta a um conjunto de pontos de uma imagem analisada. Há várias parametrizações possíveis para o espaço de rectas. De acordo com a figura abaixo representada, Figura 3.14, é possível definir uma recta através de dois parâmetros, s e θ . A parametrização da recta é assim dada por:

$$s = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3.15)$$

Para calcular o espaço de acumuladores são determinados para cada um dos pontos $v=(x, y)$ da imagem, os valores de s e θ correspondentes [37].

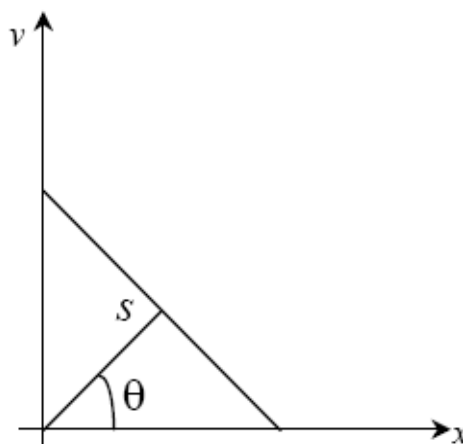


Figura 3.14: Representação de uma recta por dois parâmetros s e θ .

Se o problema a tratar for o ajuste a uma circunferência, que pode ser descrita pela equação:

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (3.16)$$

onde a e b são as coordenadas do centro e r corresponde ao raio, o espaço de acumuladores deverá ter três dimensões.

A Figura 3.15 ilustra um exemplo, em que se pretende encontrar uma circunferência a partir de três pontos de orlas P_1 , P_2 e P_3 . As três circunferências com centros P_1 , P_2 e P_3 e raio r cruzam-se num ponto O , sendo então a circunferência procurada a circunferência de centro O e raio r .

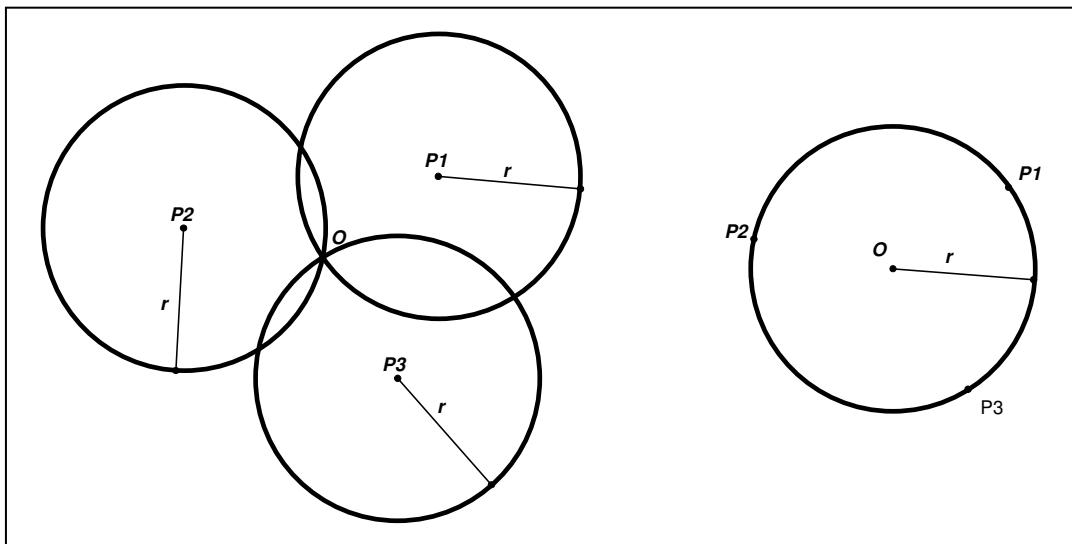


Figura 3.15: Parametrização de uma circunferência.

A transformada de *Hough* tem a vantagem de ser um método robusto, tolerante a falhas em alguns pontos da imagem e pouco afectada pelo ruído da imagem. A desvantagem é a grande quantidade de cálculos que depende do tamanho da imagem, tornando demorado o processamento dos dados [39].

3.5 Representação de imagens coloridas

As imagens coloridas contêm mais informação do que as correspondentes imagens em níveis de cinzento. A primeira tarefa no processamento de imagens coloridas passa pela escolha de uma representação apropriada, pois há diferentes espaços de cores, cada um apresentando as suas vantagens, não havendo, por isso, um espaço de cores que seja mais adequado do que os outros para todas as imagens [33].

O espaço de representação mais comum é o espaço *RGB*, abreviatura das cores que o compõem, isto é, o vermelho (*Red*), o verde (*Green*) e o azul (*Blue*). Este espaço é designado como um espaço aditivo, pois as cores que o constituem são combinadas de várias maneiras formando novas cores.

O espaço *CMY* é complementar ao espaço *RGB*. O nome e a abreviatura desse espaço vêm do sistema de cores formado pelo ciano (*Cyan*), magenta (*Magenta*) e amarelo (*Yellow*). Este espaço é um espaço substractivo de cores, em contraposição ao espaço *RGB*. O ciano é a cor oposta ao vermelho, o que significa que actua como um filtro que absorve a dita cor ($-R +G +B$). Da mesma forma, a cor magenta é a oposta ao verde ($+R -G +B$) e o amarelo é a oposta ao azul ($+R +G -B$). Assim, magenta mais amarelo produzirá vermelho, magenta mais ciano produzirá azul e ciano mais amarelo produzirá verde.

A cor pode ser também definida por três grandezas: a luminância, o matiz e a saturação. A luminância está relacionada com a intensidade da cor, ou seja, com o quanto ela é mais clara ou mais escura; o matiz está relacionado com o comprimento de onda espectral que produz a percepção da cor; e a saturação com a pureza da cor (uma cor pura é aquela que tem na sua composição poucas combinações de diferentes cores). Os espaços *HSV* (*hue, saturation, value*) e *HLS* (*hue, lightness, saturation*) usam este tipo de informação na representação de imagens coloridas [40].

Finalmente, tem-se também o espaço de cor *Lab*, abreviatura das componentes que o constituem, designadamente a componente luminância *L* e as componentes de cromatocidade *a* e *b*.

Nas subsecções seguintes far-se-á uma breve introdução aos diferentes modos de representação de imagens coloridas.

3.5.1 Espaço *RGB*

A visão humana é tricromática, isto é, a percepção de uma cor corresponde à sobreposição de três estímulos provenientes de três tipos de cones da retina, cuja sensibilidade máxima se encontra no vermelho, no verde e no azul. No espaço *RGB*, utiliza-se um código de cor a partir das três cores primárias das quais a sensibilidade corresponde, aproximadamente, à sensibilidade dos cones. Uma cor *C* é representada no espaço *RGB* por um vector de três componentes, o vermelho, o verde e o azul:

$$C = \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = R \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + G \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + B \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = R.r + G.g + B.b \quad (3.17)$$

Os três vectores *r*, *g* e *b* definem um espaço tridimensional. Como *R*, *G* e *B* podem variar apenas entre 0 e 1, todas as cores que podem ser representadas neste sistema estão compreendidas num cubo cujas arestas são unitárias (Figura 3.16).

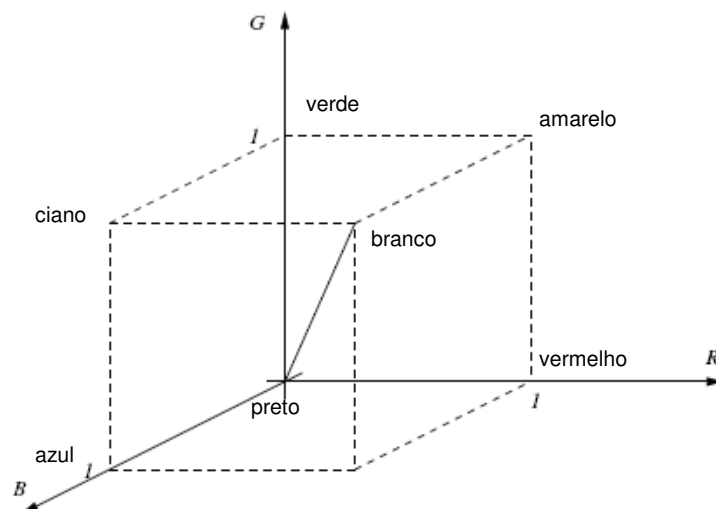


Figura 3.16: O cubo das cores no espaço *RGB*.

No cubo representado, o ponto $(0, 0, 0)$ corresponde ao preto e o ponto $(1, 1, 1)$ corresponde ao branco. Com efeito, sobre a diagonal entre os pontos 0 e 1 , encontram-se as cores tais que $R=G=B$, correspondentes aos níveis em cinzento. Esta diagonal também é designada por eixo acromático.

A representação de cores no espaço RGB decorre directamente do mecanismo da visão humana, e é, provavelmente por isso, o espaço com maior divulgação. É utilizado nas câmaras e nos ecrãs de vídeo. Por outro lado, não é obrigatoriamente o mais utilizado em processamento de imagem [36].

A utilização de apenas uma das componentes do espaço RGB para análise de uma imagem é muito útil quando se pretende eliminar ou destacar certas partes da imagem. Assim, na componente vermelha, Figura 3.17 (a), observa-se que o disco óptico se encontra destacado como uma área de maior brilho e os vasos têm pouco contraste com o fundo da imagem. Por outro lado, na componente verde, Figura 3.17 (b), os vasos encontram-se mais escuros, contrastando mais com o fundo, enquanto o disco óptico tem o seu contorno menos definido do que apresenta na componente vermelha. Na componente azul, Figura 3.17 (c), a imagem do fundo ocular é mais escura, com pouco contraste e sem muita definição do contorno do disco óptico.

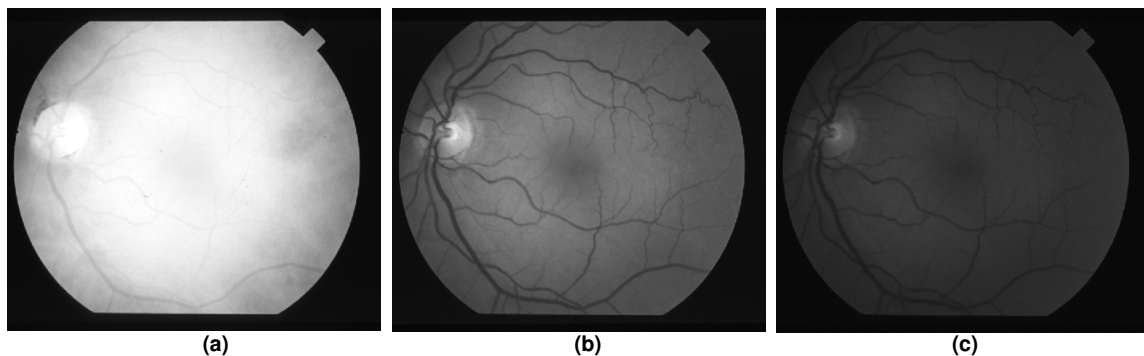


Figura 3.17: Três componentes coloridas primárias de um fundo ocular: (a) Componente vermelha; (b) Componente verde; (c) Componente azul.

3.5.2 Os espaços de luminância, matiz e saturação

A grande vantagem dos espaços de luminância, matiz e saturação é a

separação das duas informações: por um lado, a luminância dá-nos a informação “da cena e dos objectos no campo visual”, isto é, a informação acromática e, por outro lado, a matiz e a saturação dão-nos as características cromáticas [36].

De seguida, são apresentados dois subespaços do espaço de luminância, matiz e saturação, nomeadamente o espaço *HLS* e o espaço *HSV*.

3.5.2.1 Espaço *HLS*

A designação deste espaço de cores deriva também das primeiras letras das palavras em língua inglesa: matiz (*Hue*), luminosidade (*Lightness*) e saturação (*Saturation*). Uma cor no espaço *HLS* pode ser definida a partir do espaço *RGB* como se segue [36]:

$$L(C) = \frac{\max(R, G, B) + \min(R, G, B)}{2}$$

$$S(C) = \begin{cases} 0 & \text{se } \max(R, G, B) = \min(R, G, B) \\ \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B) + \min(R, G, B)} & \text{se } L \leq \frac{1}{2} \\ \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{2 - \max(R, G, B) - \min(R, G, B)} & \text{se } L > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (3.18)$$

$$H'(C) = \begin{cases} \frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} & \text{se } R = \max(R, G, B) \\ \frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} & \text{se } G = \max(R, G, B) \\ \frac{R - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} & \text{se } B = \max(R, G, B) \end{cases}$$

$$H = H' \times 60^\circ$$

onde *C* representa uma cor no espaço *RGB*, *max* representa o máximo e *min* o mínimo dos valores das três componentes que formam o espaço *RGB*, isto é, das componentes vermelha, verde e azul, respectivamente.

A representação tridimensional do espaço de cores *HLS* é constituída por dois cones unidos pelas bases tal como se apresenta na Figura 3.18, onde as cores primárias estão situadas no perímetro da base comum e as cores branca e preta no vértice de cada um dos cones. Os tons cinzentos localizam-se sobre o eixo comum dos dois cones.

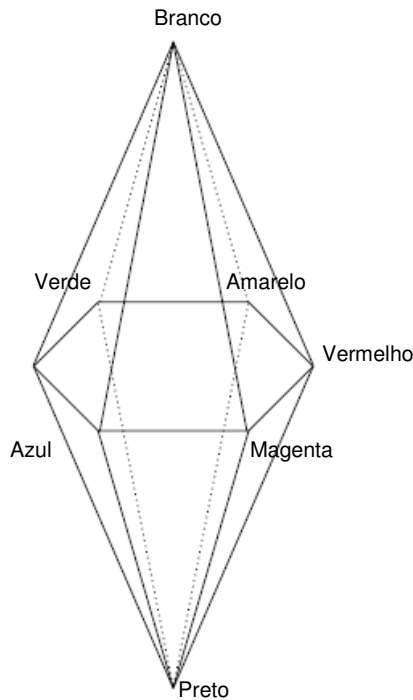


Figura 3.18: A dupla pirâmide de cores no espaço *HLS*.

3.5.2.2 Espaço *HSV*

O espaço *HSV* (*hue*, *saturation*, *value*) é também um espaço caracterizado pela luminância, matiz e saturação. De modo análogo ao espaço *HLS*, uma cor no espaço *HSV* pode ser definida a partir do espaço *RGB*, pelas seguintes equações:

$$V(C) = \max(R, G, B)$$

$$S(C) = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad S = 0 \text{ para } C = 0 \quad (3.19)$$

$$H'(C) = \begin{cases} \text{não definido} & \text{se } S = 0 \\ \frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} & \text{se } R = \max(R, G, B) \\ \frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 2 & \text{se } G = \max(R, G, B) \\ \frac{R - G}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 4 & \text{se } B = \max(R, G, B) \end{cases}$$

onde C representa uma cor no espaço RGB , \max representa o máximo e \min o mínimo dos valores das três componentes que formam o espaço RGB , isto é, das componentes vermelha, verde e azul, respectivamente. H obtém-se em graus multiplicando H' por 60° : $H = 60^\circ \times H'$.

O sólido representativo deste espaço e que decorre das equações (3.19) é mostrado na Figura 3.19.

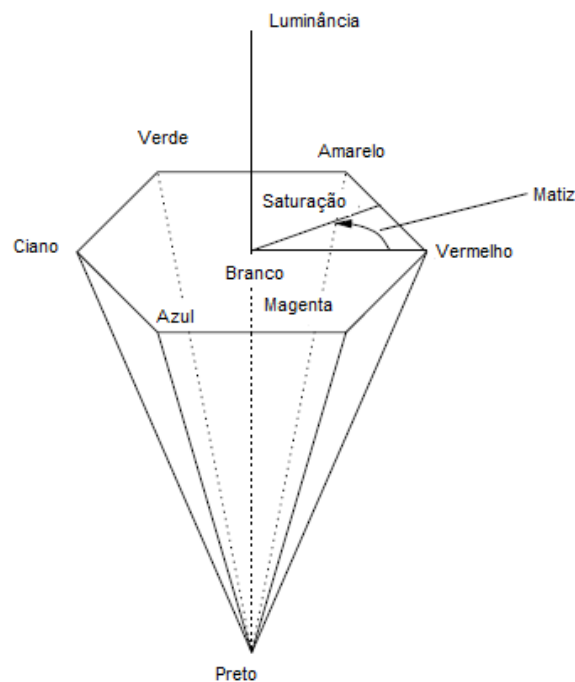
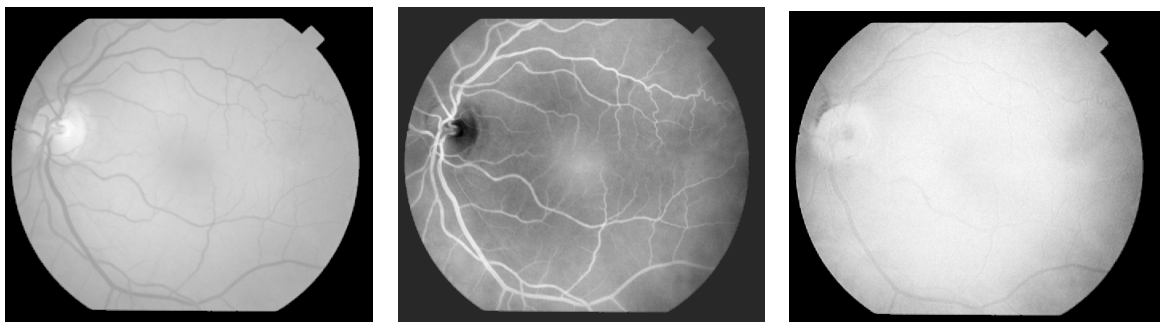


Figura 3.19: A pirâmide de cores no espaço HSV.

3.5.3 Espaço *Lab*

O espaço de cores *Lab* tem três componentes, a componente *L*, que corresponde à componente da luminosidade e as componentes *a* e *b* que são as componentes cartesianas de cromatocidade.

A Figura 3.20 mostra uma imagem de um fundo ocular no espaço *Lab*, mais especificamente, mostra as três componentes que constituem este espaço de cores. Assim, como se pode constatar, na Figura 3.20 (a), na componente da luminosidade, componente *L*, o disco óptico aparece mais brilhante, enquanto que na componente *a*, Figura 3.20 (b), a rede dos vasos assume um maior destaque. Por outro lado, a componente *b*, Figura 3.20 (c), é a menos informativa.



(a) (b) (c)
Figura 3.20: Espaço de cores *Lab*: (a) Componente *L*; (b) Componente *a*; (c) Componente *b*.

Basicamente, quando os valores de *a* assumem valores negativos indicam a presença da cor verde e a cor vermelha no caso de valores positivos. Quanto aos valores de *b* quando são negativos estamos perante a cor azul, no caso de serem positivos, teremos a cor amarela. Os pontos de níveis de cinzento estão localizados no eixo $a=0$ e $b=0$.

A grande vantagem do espaço de cores *Lab* em relação aos outros espaços é o cálculo das distâncias das cores, sendo este espaço construído de modo a que a distância euclideana corresponda à distância da percepção. Portanto, a distância entre duas cores C_1 e C_2 é definida como:

$$d(C_1, C_2) = \sqrt{(L_1 - L_2)^2 + (a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2} \quad (3.20)$$

onde (L_1, a_1, b_1) e (L_2, a_2, b_2) são as componentes das cores C_1 e C_2 , respectivamente, no espaço de cores *Lab* [21].

3.6 Conclusão

Após uma breve descrição das principais técnicas de processamento e análise de imagem utilizadas neste trabalho concluiu-se que a complementaridade dos métodos permite formar um corpo de metodologias ideais como ponto de partida para a localização e determinação do contorno do disco óptico. Assim utilizaram-se as técnicas obtidas pela morfologia matemática, a segmentação usando *watersheds* e a transformada de *Hough* para a localização e determinação do contorno do disco óptico.

4 Localização e determinação do contorno do disco óptico

4.1 Introdução

O disco óptico destaca-se nas imagens do fundo ocular como uma região brilhante e arredondada, sendo também a região de entrada dos vasos da retina. Posto isto e, uma vez que os vasos que dele emergem são escuros, a variância dentro do disco óptico é elevada. Com base nestas propriedades peculiares do disco óptico foi desenvolvida uma abordagem, baseada em características locais, para localizar esta estrutura da retina.

O algoritmo em questão divide-se em duas fases. Na primeira fase, como se mostra na Figura 4.1, as imagens passaram por três passos de pré-processamento. O primeiro passo foi a obtenção da máscara de cada uma das imagens; o segundo constou da extracção das componentes vermelha e verde e da sua combinação pela distância euclideana. No terceiro passo, os candidatos a disco óptico foram localizados a partir da extracção dos pixels do *foreground*, isto é, na imagem resultante da distância calculada foram extraídos os pixels que constituem as estruturas vasculares, o disco óptico e as lesões. Seguidamente, o número de candidatos foi reduzido para o máximo de três através da aplicação de critérios relacionados com algumas características próprias do disco óptico. Na segunda fase, apresentada na Figura 4.2, procedeu-se à segmentação usando *watersheds* de modo a encontrar uma aproximação do contorno do disco óptico e a seleccionar o melhor candidato a disco óptico, no caso de não ter sido encontrado nenhum durante a primeira fase.

No que concerne ao contorno do disco óptico, após a determinação da localização do disco óptico e com base na determinação aproximada do seu

contorno pela segmentação usando *watersheds*, foi utilizada a transformada de *Hough*.

O esquema dos métodos usados nesta tese é mostrado nas Figuras 4.1 e 4.2. A imagem de entrada é uma imagem colorida do fundo ocular, na qual se pretende localizar o disco óptico e delinear o respectivo contorno.



Pré – Processamento

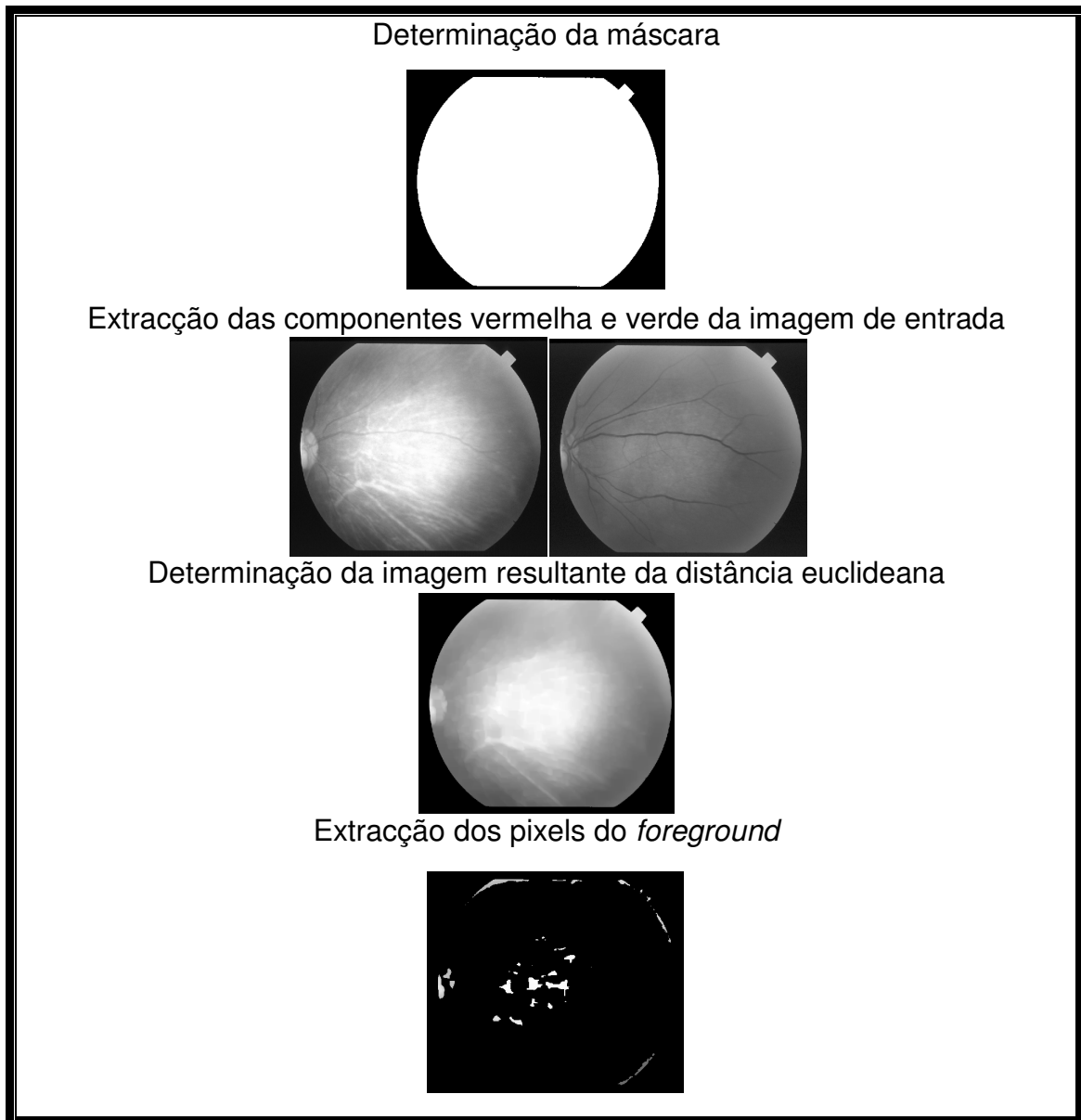


Figura 4.1: Esquema do procedimento usado no pré-processamento.

Segmentação do disco óptico

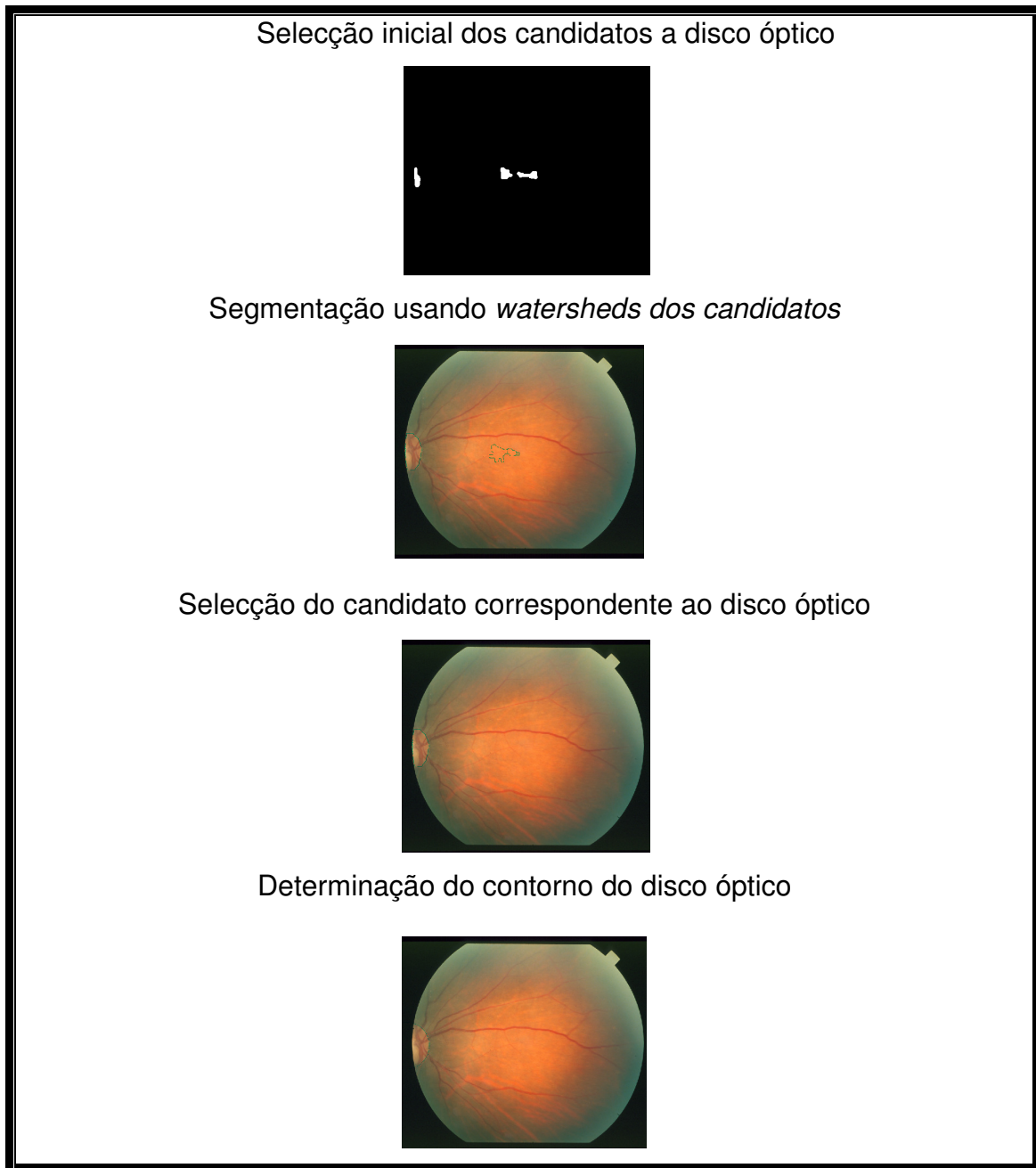


Figura 4.2: Esquema do procedimento usado na localização do disco óptico e determinação do respectivo contorno.

As diversas etapas das sequências de processamento estabelecidas serão descritas nas secções seguintes.

4.2 Pré-processamento

Nesta secção descrevem-se os procedimentos efectuados no pré-processamento com o objectivo de melhorar a imagem original, isto é, diminuir o ruído e realçar o contraste de modo a facilitar o reconhecimento e posterior localização do disco óptico.

Assim, inicialmente, obteve-se a máscara de cada uma das imagens por binarização aplicando um limiar em cada uma das imagens que foi determinado manualmente e escolhido a partir da inspecção visual dos resultados. Assim, atribuiu-se o valor 0 ao fundo da imagem e 1 à região da retina, com o objectivo de etiquetar os pixels pertencentes à região de interesse e excluir o fundo da imagem de cálculos e processamentos posteriores.

A Figura 4.3 mostra uma imagem de um fundo ocular e a respectiva máscara.

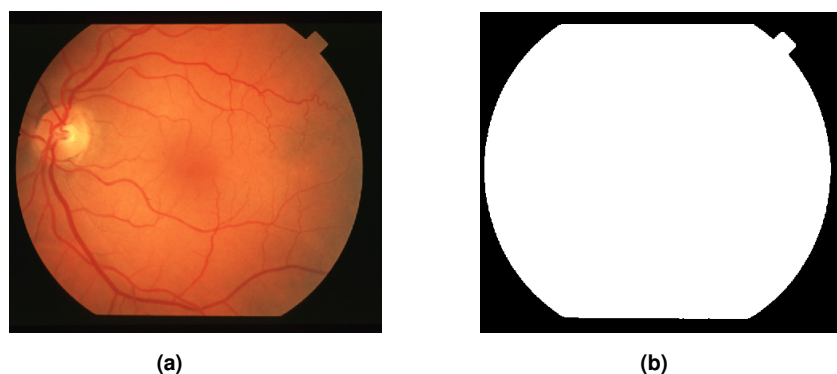


Figura 4.3: (a) Imagem de um fundo ocular no espaço RGB ; (b) Máscara correspondente.

Como, usualmente, é na componente vermelha que os vasos sanguíneos têm um contraste relativamente menor e o disco óptico encontra-se, por isso, mais visível e, por outro lado, é na componente verde que o contorno circular do disco óptico está melhor definido, ambas as componentes, a vermelha e a verde, foram incluídas nesta fase de análise. Consequentemente, o segundo passo constou da extracção destas componentes e da sua combinação pela distância euclidiana ao ponto $O=(O_R, O_G, O_B)$, como se segue:

$$d(I(x, y)) = \sqrt{\lambda_R(I_R - O_R)^2 + \lambda_G(I_G - O_G)^2 + \lambda_B(I_B - O_B)^2} \quad (4.1)$$

onde I_R , I_G e I_B representam as componentes do espaço RGB e $O=(O_R, O_G, O_B)$ refere-se à origem deste espaço de representação de cor. Os coeficientes λ_R , λ_G e λ_B ajustam as contribuições, na função escalar, das componentes I_R , I_G e I_B , respectivamente. Assim, igualou-se λ_R e λ_G a 1 e λ_B a 0, isto é, ignorou-se a componente azul devido a tender a ser pouco informativa. A origem assumiu-se como o ponto $(0, 0, 0)$.

A escolha desta função escalar prende-se com a obtenção de uma imagem em que o disco óptico apareça como uma região mais homogénea e destacada de modo a facilitar a sua posterior localização.

De seguida, um filtro de mediana foi aplicado às componentes vermelha e verde de forma a remover os efeitos mais brilhantes das regiões patológicas e a reduzir o efeito do ruído. Após a utilização de diferentes filtros de mediana e posterior análise dos resultados obtidos com cada um desses filtros, foi escolhida a dimensão 7×7 pois permite eliminar o ruído mantendo as características significativas da imagem.

Finalmente, determinou-se a imagem resultante da distância euclideana das componentes vermelha e verde à origem.

A Figura 4.4 mostra as componentes R , G e B de uma imagem de um fundo ocular e a Figura 4.5 (a) mostra a combinação das componentes vermelha e verde a partir da distância euclideana.

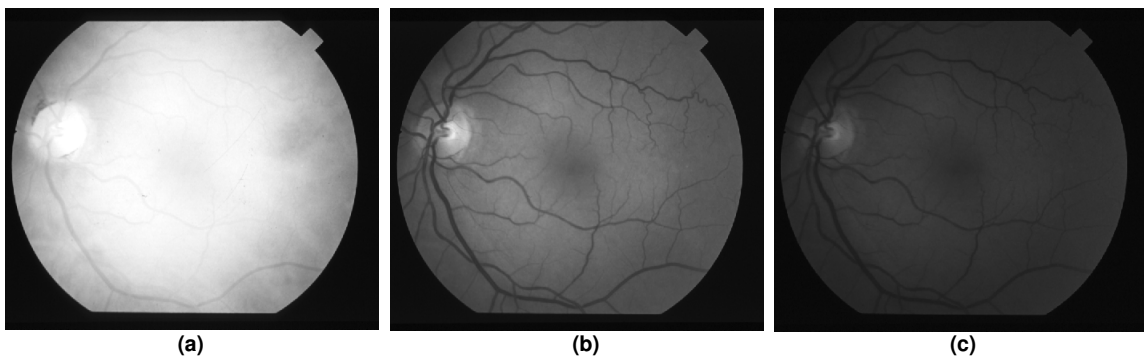


Figura 4.4: (a) Componente vermelha; (b) Componente verde; (c) Componente azul

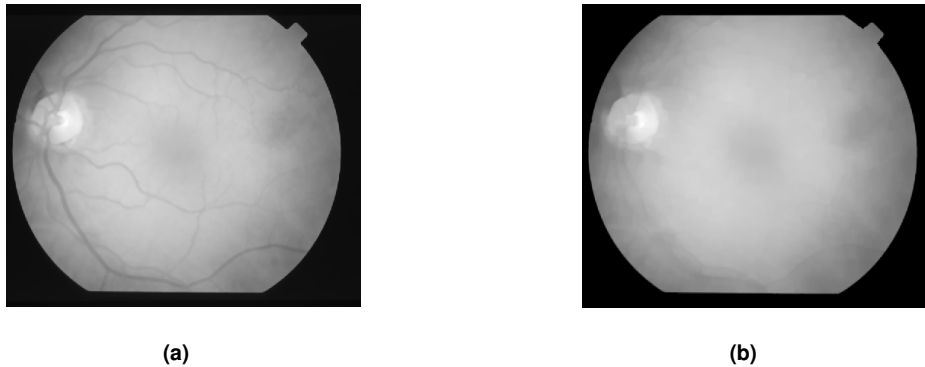


Figura 4.5: (a) Imagem resultante da distância euclideana; (b) Imagem da distância euclideana após a aplicação de operadores morfológicos.

Tendo em conta que a concentração dos vasos dentro do disco óptico tende a reduzir a saturação do brilho das cores nas regiões vizinhas que estes ocupam podendo dar origem a uma região menos homogénea, reconheceu-se a necessidade de, primariamente, processar a imagem resultante da distância euclideana usando operadores morfológicos para remover os vasos, criando assim uma região mais homogénea.

Para obter este resultado, executou-se uma operação de fecho, isto é, uma dilatação para primeiro remover os vasos sanguíneos e depois uma erosão para restaurar os limites do contorno do disco óptico.

Para estas operações usou-se um elemento estruturante quadrado de 15×15 pixels uma vez que a largura dos vasos que se pretendem remover não é maior do que 15 pixels. Esta aproximação permitiu criar uma região mais homogénea e preservar melhor o contorno do disco óptico correspondendo a uma maior exactidão do mesmo, tal como pode ser observada na Figura 4.5 (b).

4.3 Algoritmo para a localização do disco óptico

4.3.1 Extração dos pixels do *foreground*

O *background* de uma imagem da retina é a representação ideal de um fundo ocular, livre de alguma estrutura vascular ou de lesões visíveis.

Tudo o que não é *background* é considerado *foreground*; e nas imagens da retina corresponde normalmente às estruturas vasculares, ao disco óptico e às lesões visíveis.

O algoritmo de extracção dos pixels do *background* baseou-se no seguinte modelo:

$$I = f(I^o) = f(I_b^o + I_f^o) \quad (4.2)$$

onde I é a imagem observada de um fundo ocular, I^o é a informação original, I_b^o é o *background* da imagem, I_f^o é o *foreground* da imagem e f representa a transformação de aquisição.

Assim sendo, e dado que o *background* (imagem complementar ao *foreground*) pode ser aproximado a uma distribuição normal [41]:

$$I_b^o(x, y) \sim N(\mu_b, \sigma_b) \quad (4.3)$$

onde μ_b representa o valor médio e σ_b o desvio padrão, a descrição que será feita terá como base a extracção dos pixels do *background*.

Para a extracção dos pixels do *background* foram consideradas as hipóteses que se seguem. Numa vizinhança N de qualquer pixel da imagem:

1. A luminosidade e o contraste são constantes, isto é, assumiu-se que a luminosidade e o contraste têm um conteúdo espectral concentrado nas baixas frequências;
2. Pelo menos 50% dos pixels fazem parte do *background*, garantindo-se assim que uma parte suficientemente grande do *background* deve estar contida em cada vizinhança N de um pixel;
3. Considerou-se que todos os pixels do *background* têm valores de intensidade significativamente diferentes dos pixels do *foreground*.

Esta última hipótese permite determinar se os pixels pertencem ou não ao *background* pela avaliação das suas intensidades.

Posto isto, o procedimento da extracção dos pixels do *background* pode ser implementado estimando para cada pixel da imagem $I(x,y)$, a média $\mu_N(x,y)$ e o desvio padrão $\sigma_N(x,y)$.

Como estimador para $\mu_N(x,y)$ pode ser usada a média amostral $\hat{\mu}_N$. Como estimador para $\sigma_N(x,y)$ pode ser usado o desvio padrão amostral $\hat{\sigma}_N$. As imagens obtidas podem ser depois combinadas e avaliadas a partir da distância de *Mahalanobis* a $\hat{\mu}_N$, d_M , definida como:

$$d_M = \left| \frac{I(x,y) - \hat{\mu}_N}{\hat{\sigma}_N} \right| \quad (4.4)$$

O *background* caracteriza-se assim pelo conjunto de pixels, $I(x,y)$, cuja distância de *Mahalanobis*, d_M , é menor do que um dado limiar t ; enquanto o *foreground* pode ser caracterizado como o conjunto de pixels, (x,y) , cuja distância de *Mahalanobis*, d_M , é maior do que um dado limiar t [41].

De forma a reduzir a carga computacional, a imagem foi dividida em quadrados S_i de tamanho $l \times l$. Para cada quadrado S_i , os valores de $\hat{\mu}(S_i)$ e $\hat{\sigma}(S_i)$ foram calculados. De acordo com a segunda hipótese estabelecida anteriormente, cada quadrado S_i deve incluir um número suficientemente grande de pixels do *background*. Como resultado ainda desta hipótese os quadrados foram distribuídos na imagem com sobreposição.

No conjunto de imagens em estudo, os valores $l=100$ e a distância entre o quadrado na imagem de 10 pixels em ambas as direcções principais, foram escolhidos empiricamente, baseados na inspecção visual dos resultados.

Como $\hat{\mu}(S_i)$ e $\hat{\sigma}(S_i)$ não correspondem às imagens completas, de seguida, os valores para todos os pontos da imagem foram aproximados por interpolação linear dos valores calculados para as sub-imagens $\hat{\mu}(S_i)$ e $\hat{\sigma}(S_i)$.

Relativamente ao limiar t também de forma empírica e de acordo com os resultados obtidos, foi atribuído a t o valor 1.

Após a extração dos pixels do *foreground* procedeu-se à eliminação das regiões de área reduzida utilizando-se um operador de abertura de modo a reduzir o número de regiões candidatas a disco óptico.

O passo seguinte foi suavizar as regiões obtidas de forma a obter uma melhor representação do interior do disco óptico, o que se concretizou recorrendo a uma operação morfológica de fecho.

A Figura 4.6 (a) ilustra o *background* de uma imagem do fundo ocular, e as Figuras 4.6 (b) e (c) o respectivo *foreground*, antes e depois da aplicação das operações morfológicas anteriormente mencionadas.

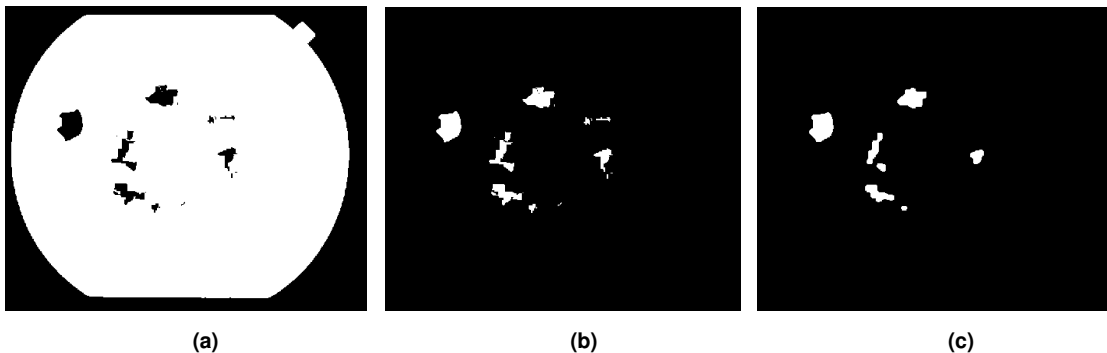


Figura 4.6: (a) *Background*; (b) *Foreground*; (c) *Foreground* após a aplicação de uma abertura seguida de um fecho.

4.3.2 Algoritmo para a localização do disco óptico – 1ª fase

Numa primeira abordagem, o método para a localização do disco óptico consistiu na determinação da região de maior brilho pertencente ao *foreground*. Porém, este método não permite localizar correctamente o disco óptico nas imagens em que as lesões são as áreas brilhantes maiores, ou no caso em que o disco óptico é obscurecido pelos vasos sanguíneos.

Assim, procedeu-se à análise conjunta de várias características locais, nomeadamente, a posição do centróide da região, a área, o factor de circularidade e a variância de intensidade na imagem resultante da distância euclideana.

Através desta complementaridade pretendeu-se superar as dificuldades anteriormente referidas e, conseqüentemente, obter melhores resultados na identificação do disco óptico, mesmo em imagens que apresentam manifestações patológicas.

Para cada uma das características locais, atrás mencionadas, foram usados diferentes métodos, descritos de seguida.

O esquema que se segue, apresentado na Figura 4.7, mostra cada um dos passos que caracteriza esta primeira fase de localização do disco óptico.

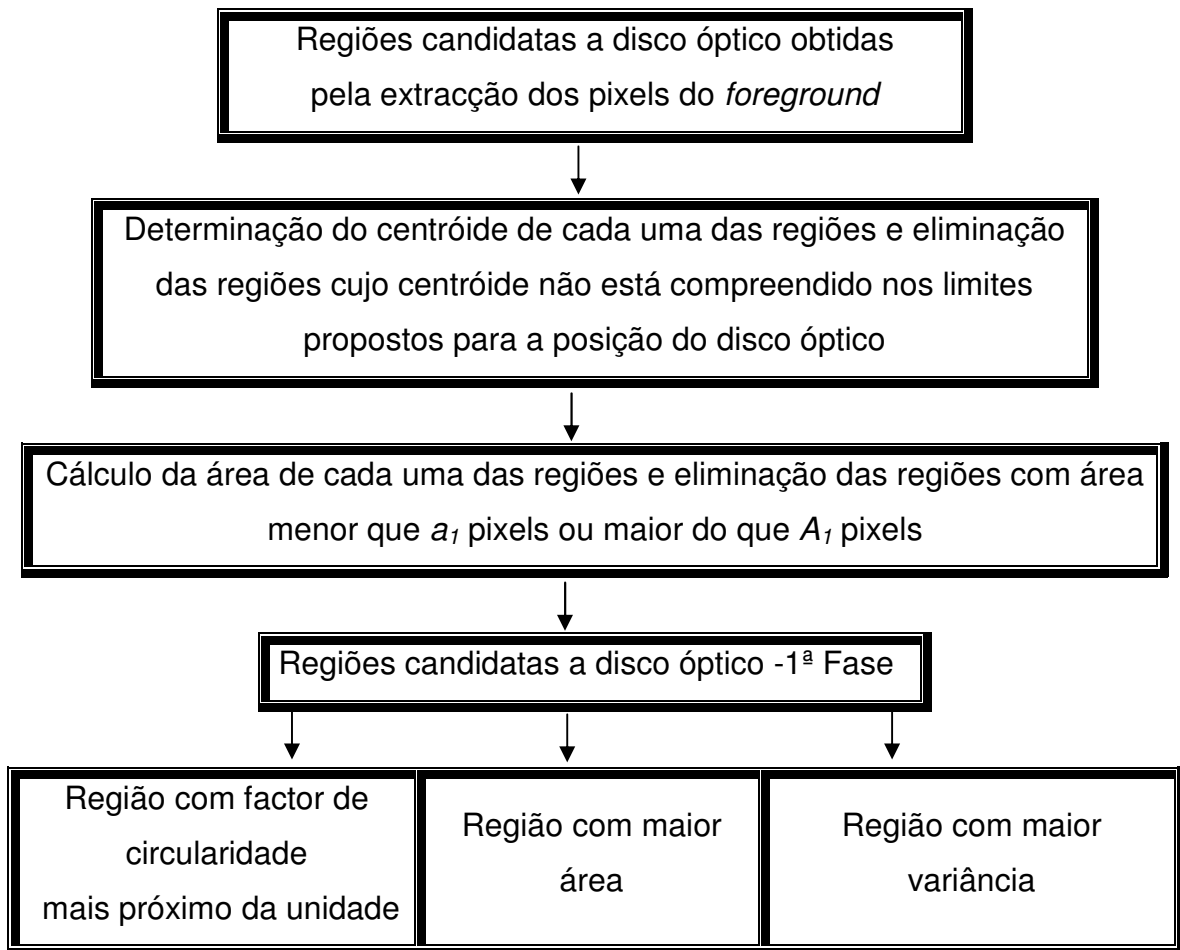


Figura 4.7: Esquema da localização do disco óptico – 1ª fase.

4.3.2.1 Posição do disco óptico

Atendendo ao facto das imagens do fundo ocular serem frequentemente adquiridas centradas na região macular, e tendo em conta que a mácula se situa temporalmente ao disco óptico verificou-se que o disco óptico se localiza com maior frequência em determinadas posições. Com base neste pressuposto, e com o objectivo de reduzir o número de candidatos a disco óptico obtidos pela extracção do *foreground*, foi feito um estudo da posição do centro do disco óptico (Tabela A1 em Anexo) obtendo-se o gráfico de dispersão da Figura 4.8.

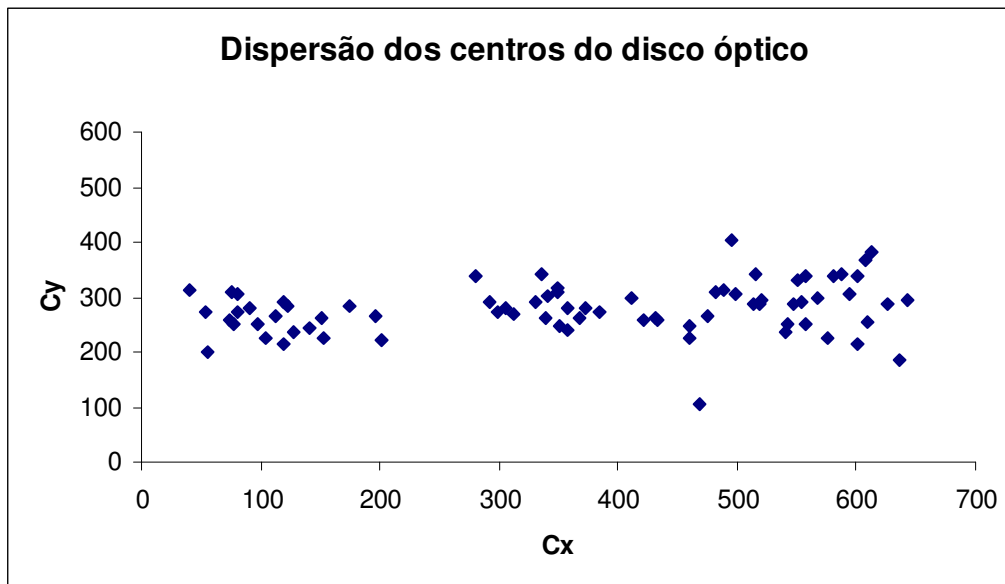


Figura 4.8: Dispersão dos centros dos discos ópticos das 81 imagens do subconjunto do Projecto STARE.

Com esta informação, foi possível estabelecer limites para a ordenada, C_y , da posição do centro do disco óptico, nas imagens do fundo ocular como se segue:

$$100 \leq C_y \leq 400 \quad (4.5)$$

Após o cálculo dos centros de cada uma das regiões obtidas pela extracção dos pixels do *foreground*, se o respectivo centro de uma região não

verificasse a condição anteriormente estabelecida, então essa região seria eliminada reduzindo-se, portanto, o número de candidatos a disco óptico. Assim, a posição das regiões candidatas a disco óptico foi usada como um critério de selecção para a localização do disco óptico.

As Figuras 4.9 e 4.10 mostram os resultados de uma selecção das regiões candidatas a disco óptico usando a condição pré-estabelecida em (4.5).

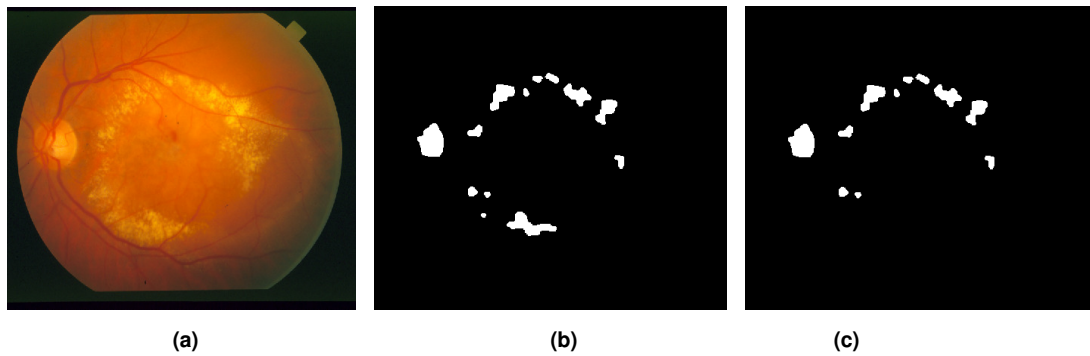


Figura 4.9: (a) Imagem original; (b) *Foreground* após submetido a operações morfológicas; (c) Imagem resultante da selecção das regiões candidatas usando como critério a posição do centro.

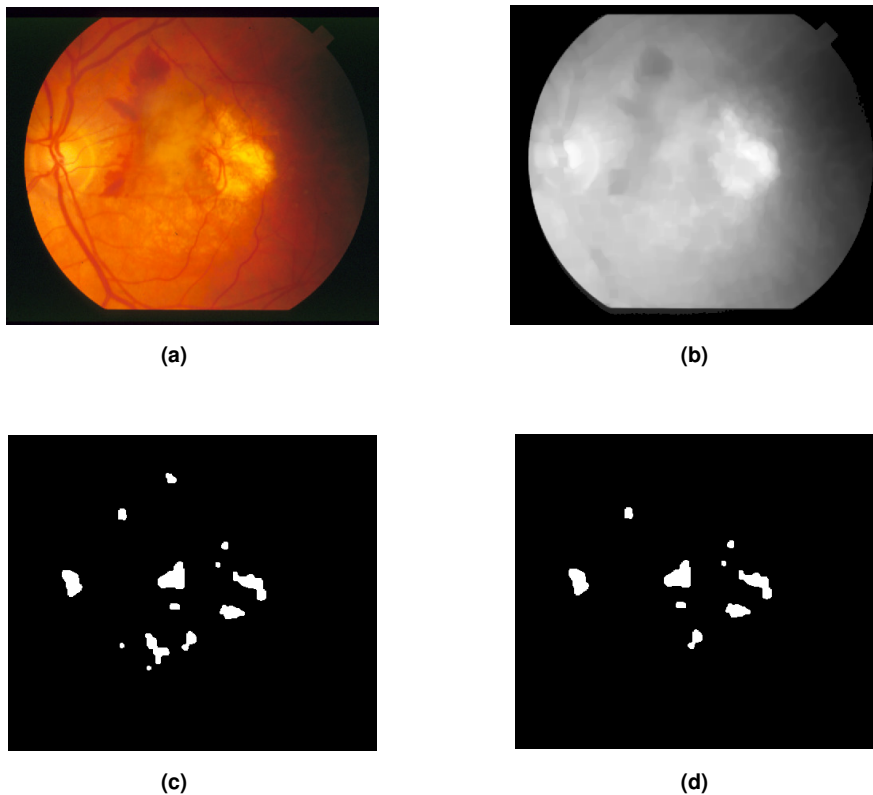


Figura 4.10: (a) Imagem original de um fundo ocular; (b) Distância euclideana após a aplicação de operadores morfológicos; (c) *Foreground* após a aplicação de uma abertura seguida de um fecho; (d) Imagem resultante da selecção das regiões candidatas usando como critério a posição do centro.

4.3.2.2 Factor de circularidade e área

A área é uma das propriedades mais simples de uma região e pode ser estimada pelo número de pixels que constituem essa mesma região. Este método foi usado para remover regiões muito pequenas e muito grandes do conjunto de áreas candidatas a disco óptico.

Os valores usados para estabelecer estes dois limites, foram 690 e 3500 pixels, respectivamente, e foram calculados empiricamente para o conjunto de dados.

Por outro lado, o factor de circularidade (FC) fornece uma medida da circularidade de um objecto, dependendo da área e do perímetro. O FC foi calculado a partir da fórmula:

$$FC = \frac{P^2}{4\pi A} \quad (4.6)$$

onde A corresponde à área da região e P ao perímetro. Os valores obtidos para o conjunto de dados situam-se entre 1 e 2, sendo que valores próximos de 1 correspondem a uma região aproximadamente circular.

Como usualmente o disco óptico exhibe uma forma circular, espera-se que o factor de circularidade do disco óptico se aproxime da unidade. Assim, calculou-se o factor de circularidade de cada uma das regiões candidatas a disco óptico.

De seguida eliminaram-se as regiões cujo factor de circularidade era muito grande. De acordo com a análise dos resultados obtidos, (Tabela A1 em Anexo) o valor escolhido para o limite do factor de circularidade foi 2.

A Figura 4.11 mostra as regiões obtidas da Figura 4.10 (d) pela selecção mencionada anteriormente, isto é, que exclui as regiões de área muito pequena ou muito grande e as regiões de factor de circularidade superior a 2.

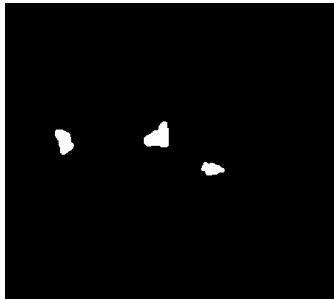


Figura 4.11: Imagem resultante da selecção das regiões candidatas usando como critério a área e o factor de circularidade.

Finalmente, foram seleccionadas duas das regiões candidatas a disco óptico: a região cujo factor de circularidade se aproximasse mais da unidade e dado que o disco óptico, muitas vezes, se destaca numa imagem do fundo ocular como a região maior, foi escolhida também a região de maior área. Porém, desta selecção, muitas vezes, pode resultar apenas uma região, no caso em que esta contemple ambas as condições anteriores (tenha a maior área e factor de circularidade mais próximo da unidade).

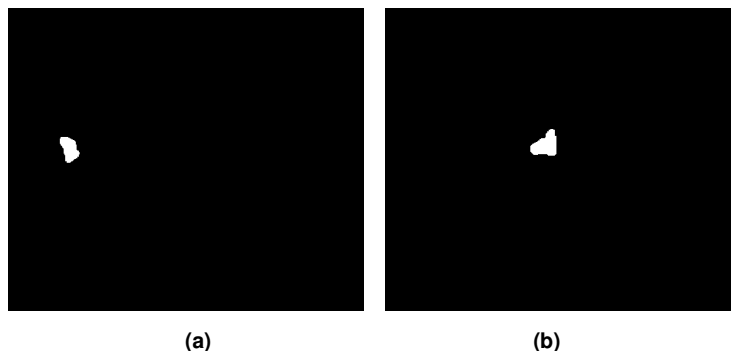


Figura 4.12: (a) Região candidata a disco óptico com factor de circularidade mais próximo da unidade; (b) Região candidata a disco óptico com maior área.

4.3.2.3 Variância

Finalmente, como último procedimento nesta primeira fase da localização do disco óptico, procedeu-se ao cálculo da variância de cada uma das regiões obtidas após a eliminação das regiões de áreas muito pequenas e muito grandes e as de factor de circularidade não incluídos nos limites estabelecidos.

Como o disco óptico é uma área brilhante e os vasos que dele emergem são escuros, estes factos levam a que os segmentos seleccionados sejam regiões com bastante diversidade de intensidade, o que não se espera que aconteça nas regiões patológicas. É pois de prever que a variância dentro do disco seja elevada. Posto isto, após o cálculo da variância das intensidades na imagem de distância em cada uma das regiões, escolheu-se como candidato a disco óptico a região com maior variância (Figura 4.13).

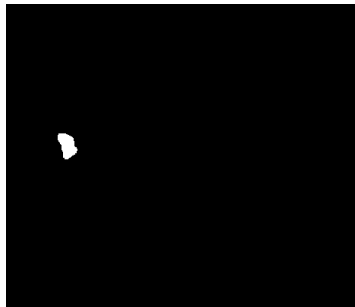


Figura 4.13: Região candidata com maior variância.

Desta análise obtiveram-se no máximo três candidatos a disco óptico, a região candidata de factor de circularidade mais próximo da unidade, a de maior área e a de maior variância. No exemplo ilustrado na Figura 4.14 a selecção feita reduz para dois o número de candidatos a disco óptico, uma vez que o candidato com maior variância e factor de circularidade mais próximo da unidade são coincidentes.



Figura 4.14: Regiões candidatas a disco óptico obtidas por algumas propriedades do disco óptico.

4.3.3 Algoritmo para a localização do disco óptico – 2ª fase

Depois de detectado um segmento da imagem que se admite poder pertencer ao disco óptico, pretende-se agora fazer uma aproximação mais realista ao contorno desta estrutura da retina.

Para esse efeito, foi feita uma segmentação da imagem usando *watersheds* com marcadores. Assim, calculou-se o gradiente da componente vermelha, usou-se como marcador interno o centróide da região antes detectado e usou-se como marcador externo o círculo com centro coincidente com o centróide e raio igual a 90 pixels. O valor 90 foi escolhido empiricamente e baseado na inspeção visual dos resultados. Nos casos em que houve mais do que uma região candidata a disco óptico, isto é, a região correspondente ao disco não era possuidora das três últimas características mencionadas, isto é, maior área, factor de circularidade mais próximo da unidade e maior variância, o contorno de cada uma das regiões candidatas foi determinado por segmentação usando *watersheds*.

De seguida, cada um dos contornos foi analisado e avaliado pelo factor de circularidade e área da região delimitada pelo mesmo, permitindo este estudo escolher, finalmente, o melhor candidato a disco óptico.

Na Figura 4.15, encontra-se um esquema ilustrativo do procedimento usado nesta segunda fase da localização do disco óptico.

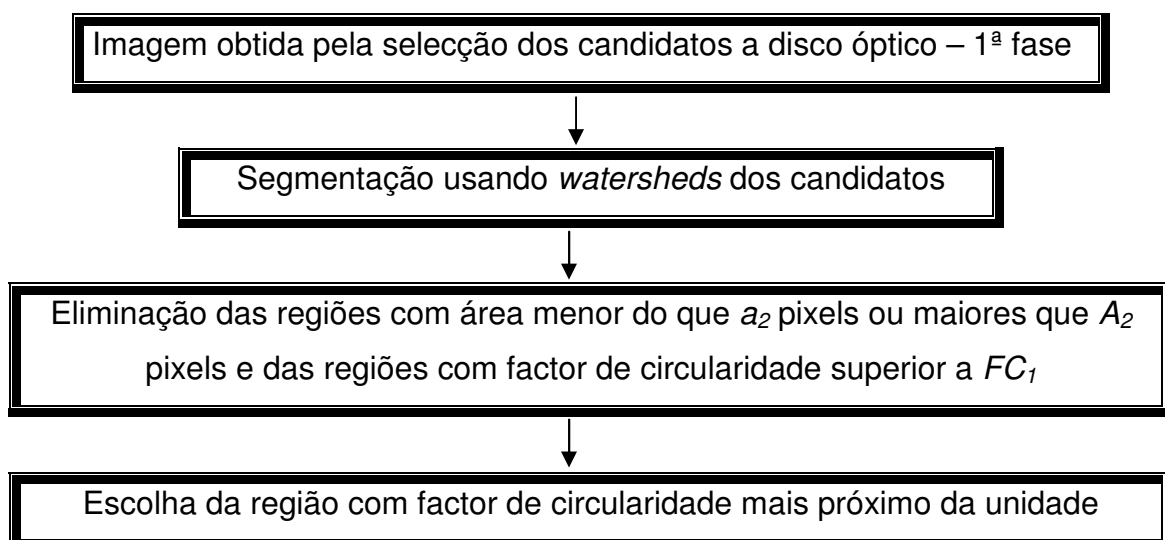


Figura 4.15: Esquema do procedimento usado na localização do disco óptico – 2ª fase.

4.3.3.1 Segmentação usando *watersheds*

Como referido no capítulo anterior, no contexto da morfologia matemática, um dos operadores que se tem mostrado muito útil e eficiente é a segmentação da imagem usando *watersheds*.

Após a comparação da representação das imagens da retina em vários espaços de cor, concluiu-se que o contorno do disco óptico aparece melhor definido e menos distorcido na componente vermelha, R , do espaço de cores RGB .

Inicialmente, a detecção aproximada do contorno da região candidata a disco óptico, ou das regiões candidatas a disco, foi feita utilizando esta componente. De modo a reduzir a interferência dos vasos na determinação do contorno do disco óptico e, conseqüentemente, obter resultados mais satisfatórios, procedeu-se a algumas operações morfológicas.

Assim, a imagem resultante da extracção da componente vermelha foi filtrada com um filtro gaussiano $2D$ de forma a suavizar a imagem e a reduzir o ruído presente. Para este efeito foi utilizado como parâmetro para este filtro uma janela 3×3 .

De seguida e com o objectivo de remover os vasos que interrompem a forma circular do disco óptico aplicou-se uma operação morfológica de fecho usando um elemento estruturante maior do que a largura dos vasos. Posto isto e de acordo com os resultados obtidos foi escolhido para elemento estruturante um disco de raio igual a 3 pixels.

Em diversas imagens verificou-se a existência de picos. Este facto pode produzir valores de gradiente elevados no interior do disco impedindo a detecção dos contornos exteriores. De forma a remover estes picos procedeu-se a uma operação de abertura. No entanto como esta operação altera consideravelmente a forma da região correspondente, procedeu-se a uma abertura por reconstrução da imagem resultante do fecho morfológico, usando agora um disco como elemento estruturante de raio 5 pixels.

Finalmente, a imagem foi segmentada usando *watersheds*. Para isso, inicialmente, foi calculado o gradiente morfológico da imagem resultante da componente vermelha, após a conclusão das operações morfológicas referidas

anteriormente. Para a segmentação da imagem foi utilizada a imagem resultante do gradiente e não a imagem original, uma vez que este operador realça as descontinuidades da imagem.

Contudo, como já referido, é importante atentar ao facto do operador ser muito sensível ao ruído tendo o efeito de uma segmentação excessiva no resultado final. Para evitar este efeito, foram utilizados marcadores de modo a marcar as regiões obtidas durante a primeira fase de localização do disco óptico. Assim, o centróide c , da região candidata a disco óptico determinada na primeira fase, foi utilizado como marcador interno; e como marcador externo foi utilizado o círculo com centro em c e raio que corresponde ao raio máximo do disco óptico ($r=90$). O gradiente da componente vermelha é mostrado na Figura 4.16 (d).

Seguidamente, a imagem resultante da segmentação usando *watersheds* foi calculada e as bacias hidrográficas determinadas (como é ilustrado na Figura 4.16 (e)). O disco óptico corresponderá à bacia que contém o centro c . O resultado do algoritmo é mostrado na Figura 4.16. (f).

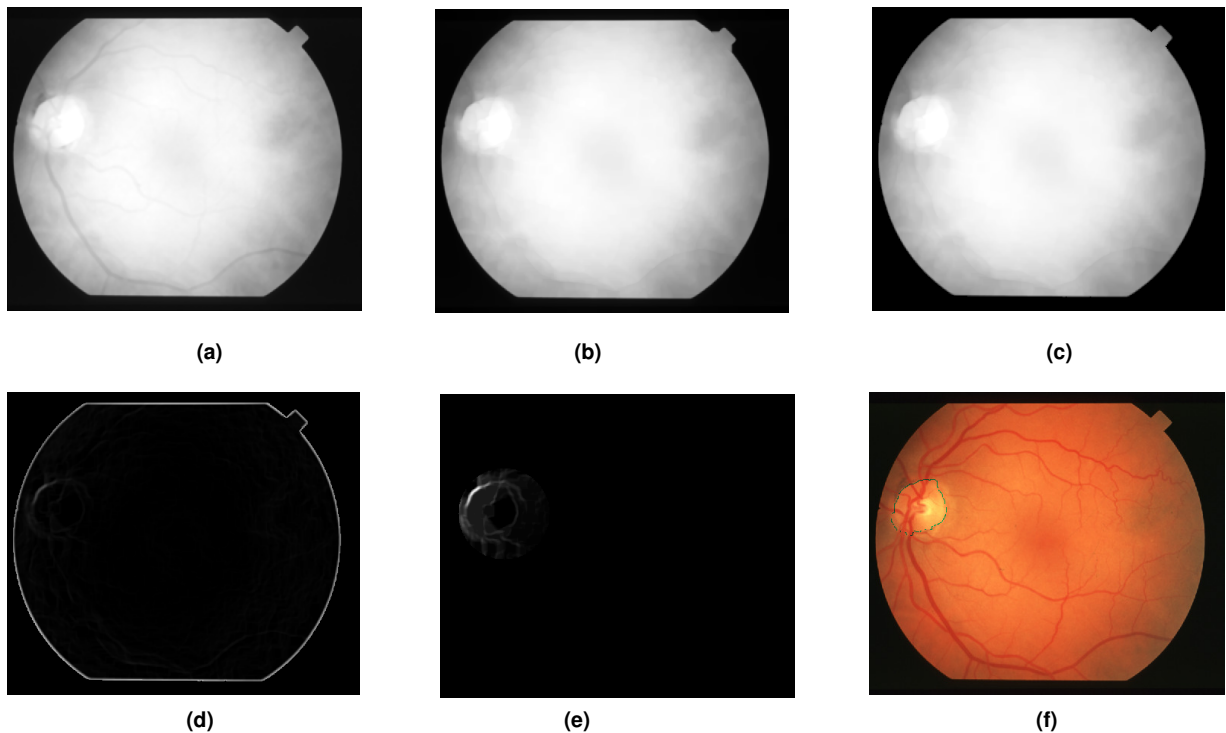


Figura 4.16: Etapas da segmentação usando *watersheds*: (a) Aplicação do filtro gaussiano à componente vermelha; (b) Fecho morfológico da componente vermelha; (c) Abertura por reconstrução da componente vermelha; (d) Gradiente; (e) Resultado do *watershed*; (f) Resultado da segmentação na imagem original.

Neste caso, o número de candidatos a disco óptico é apenas um sendo que, quando esta situação não se verificou, procedeu-se do mesmo modo para os restantes candidatos (no máximo três, o de maior área, o de factor de circularidade mais próximo da unidade e o de maior variância).

Finalmente, seleccionou-se o candidato que, após a segmentação baseada em *watersheds* tivesse factor de circularidade mais próximo da unidade, isto é, aquele cujo contorno se aproximasse mais a uma circunferência.

4.4 Algoritmo para a determinação final do contorno do disco óptico

A segmentação usando *watersheds* permitiu obter parte do contorno do disco óptico, no entanto, este não foi considerado satisfatório, uma vez que os vasos impedem a determinação do contorno completo.

De forma a determinar uma aproximação mais realista do contorno do disco óptico e tratando-se de uma estrutura circular, a transformada de *Hough* para detecção de circunferências foi utilizada.

4.4.1 Transformada de *Hough*

A transformada de *Hough* é um algoritmo comumente usado em processamento de imagem para detectar formas geométricas, como rectas, circunferências ou outras curvas parametrizáveis.

De acordo com a necessidade de detecção de uma circunferência com um determinado raio em cada uma das imagens, no algoritmo de implementação da transformada de *Hough* utilizado, escolheu-se um intervalo para o raio, de 30 a 90 pixels com incrementos de 5 pixels. Para cada um dos valores do raio, calcularam-se as possíveis coordenadas do centro.

De seguida, calculou-se a percentagem da área do candidato detectado contida na circunferência. E, finalmente, escolheu-se como a melhor circunferência para delimitar o contorno, aquela que contivesse mais de 95% da área do candidato detectado e maior acumulador, isto é, a circunferência que tivesse o maior número de pontos do contorno inicial.

No caso de não haver nenhuma circunferência com mais de 95% da área correspondente ao candidato detectado, este limiar foi reduzido para 70%.

Nas Figuras 4.17 e 4.18 pode observar-se um exemplo das diferentes circunferências obtidas pela transformada de *Hough*, na determinação do contorno do disco óptico de uma imagem do fundo ocular. Neste exemplo, a circunferência escolhida foi a de raio igual a 55 pixels e contém toda a região candidata a disco óptico.

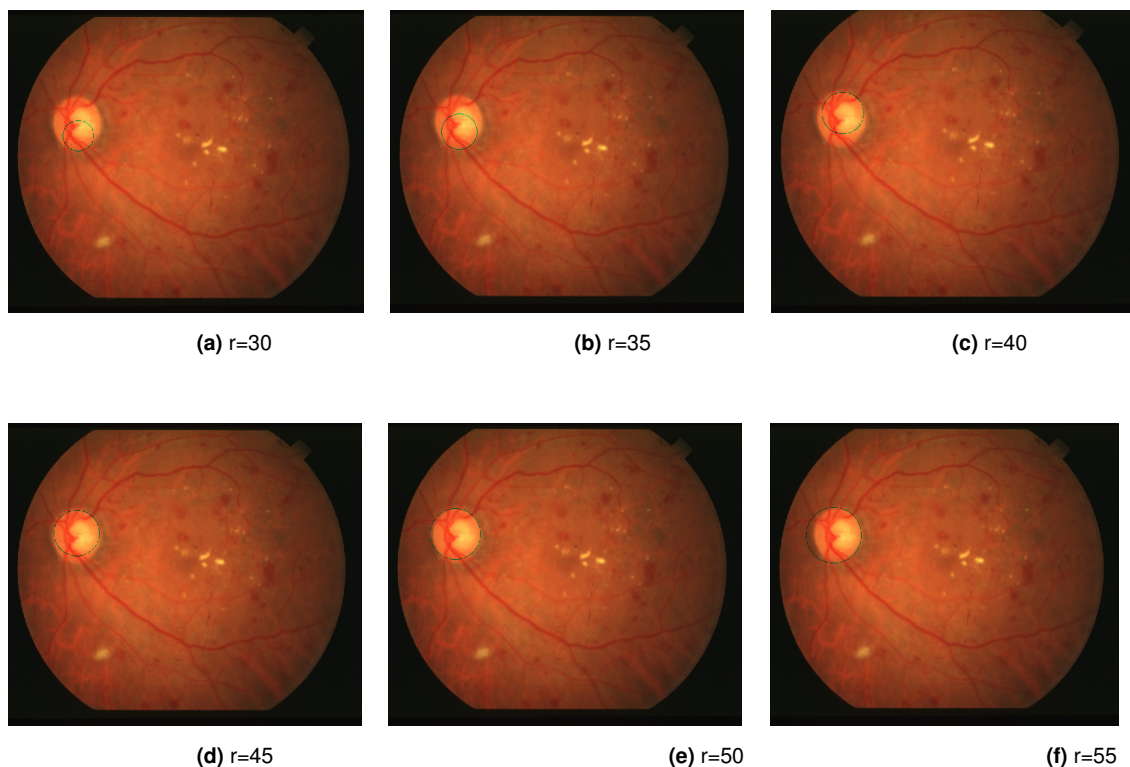


Figura 4.17: Transformada de *Hough* para os diferentes raios de 30 a 55 com incrementos de 5

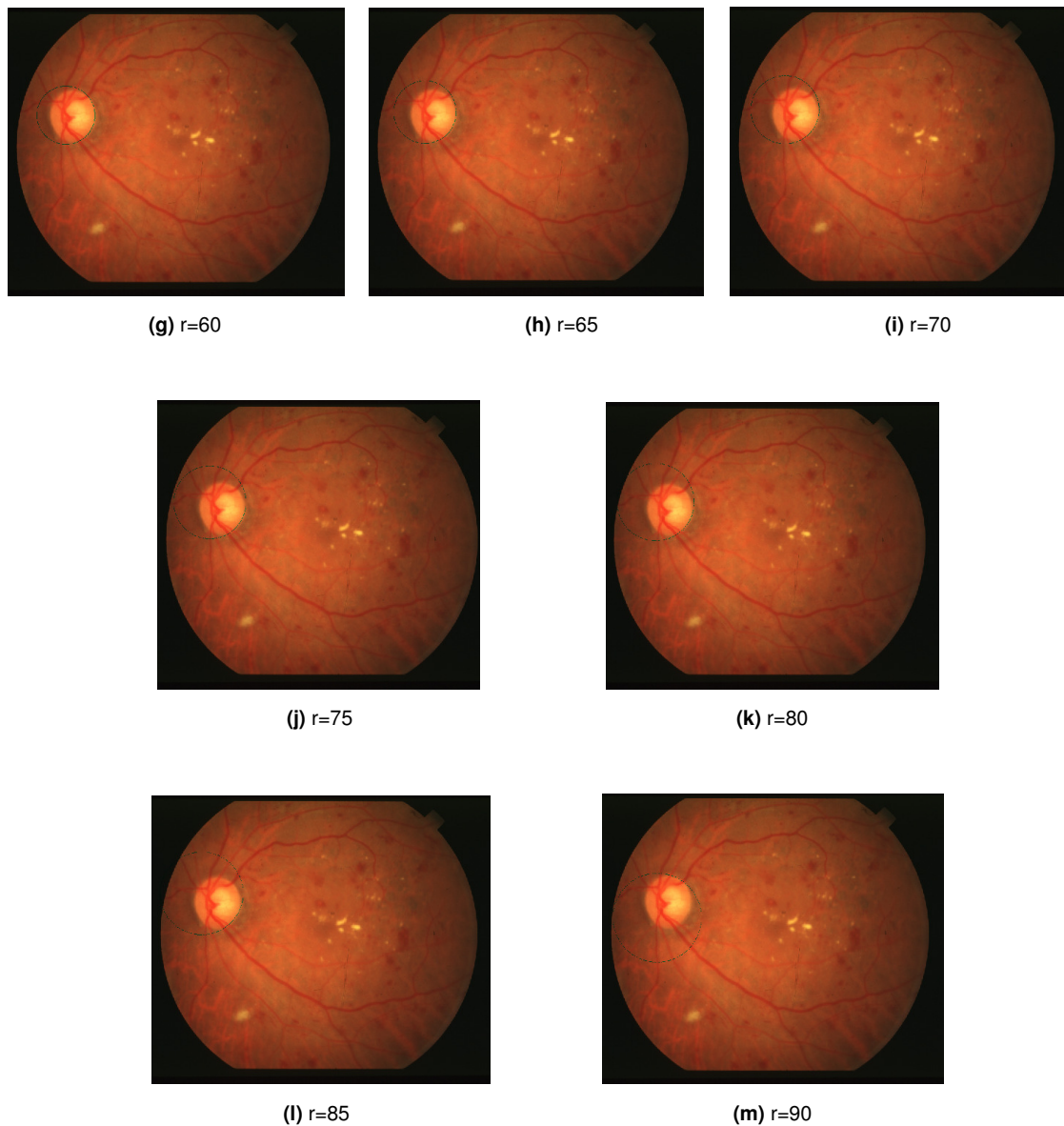


Figura 4.18: Transformada de *Hough* para os diferentes raios de 60 a 90 com incrementos de 5

4.5 Resultados e discussão

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos pelo método proposto nas secções anteriores num subconjunto de 81 imagens do Projecto STARE [42], que inclui 31 imagens de retinas normais e 50 com alterações patológicas. Estas últimas imagens contêm várias patologias, tais como vasos tortuosos, neovascularização coroidal, hemorragias que obscurecem o disco óptico.

As imagens foram capturadas usando uma câmara TopCon TRV-50 com um campo de visão de 35°, e depois digitalizadas em imagens 605×700, com 24 bits por pixel.

Este subconjunto de imagens já foi usado por Sinthanayothin *et al.* [28] seguindo uma abordagem baseada em características locais da imagem; Lalonde *et al.* [20], Osareh *et al.* [21-22] e Barrett [24] de acordo com uma abordagem baseada num modelo; e finalmente, por Walter e Klein [13], Hoover e Goldbaum [6], [10] e Foracchia *et al.* [7] seguindo uma abordagem geográfica.

Os resultados registados usando este subconjunto de imagens do Projecto STARE são mostrados na Tabela 4.1.

Como se pode ver na quarta linha da Tabela abaixo, o método proposto neste trabalho atingiu um sucesso de 84% (isto é, o disco óptico foi detectado correctamente em 68 das 81 imagens do subconjunto do Projecto STARE).

Tabela 4.1: Resultados da localização do disco óptico pelos métodos propostos por alguns dos trabalhos revistos.

Método	Eficiência
Youssif <i>et al.</i> [15] – <i>Direcção dos vasos</i>	98,8%
Foracchia <i>et al.</i> [7] – <i>Modelo geométrico da estrutura dos vasos usando duas parábolas</i>	97,5%
Hoover e Goldbaum [6], [10] – <i>Convergência Fuzzy</i>	89%
Método proposto neste trabalho	84%
Osareh <i>et al.</i> [21], [22] – <i>Template matching</i>	58%
Lalonde <i>et al.</i> [20] – <i>Decomposição piramidal e distância Hausdorff</i>	71,6%
Barrett <i>et al.</i> [24] – <i>Transformada de Hough</i>	67,9%
Walter e Klein [13] – <i>Regiões conexas de maior brilho</i>	58%
Sinthanayothin <i>et al.</i> [28] – <i>Variância mais elevada</i>	42%

4.5.1 A escolha do espaço de cores

Após se terem comparado os resultados da localização do disco óptico usando a representação das imagens originais nos vários espaços de cores mencionados no capítulo 3, constatou-se que os melhores resultados obtêm-se

a partir da extracção dos pixels do *foreground* nos espaços de cores *RGB* e *Lab*. Depois de uma análise mais pormenorizada nestes dois espaços constatou-se, como se pode verificar pela Tabela 4.2, uma maior eficiência na localização do disco óptico no espaço *RGB*, utilizando como imagem inicial a imagem resultante da combinação das componentes vermelha e verde usando a distância euclideana destas intensidades à origem do sistema de referência de cor.

Tabela 4.2: Avaliação do desempenho do algoritmo de localização do disco óptico nos espaços de cor *RGB* e *Lab*.

Extracção do <i>foreground</i> da imagem resultante da distância euclideana	Resultados obtidos na localização do disco óptico nas 31 imagens de retinas saudáveis e nas 50 com patologias
Componentes <i>R</i> , <i>G</i> e <i>B</i> do espaço <i>RGB</i>	79%
Componentes <i>R</i> e <i>G</i> do espaço <i>RGB</i>	84%
Componentes <i>L</i> , <i>a</i> e <i>b</i> do espaço <i>Lab</i>	70%
Componentes <i>L</i> e <i>a</i> do espaço <i>Lab</i>	80%

Quanto aos resultados obtidos no espaço *Lab*, estes são notoriamente melhores usando apenas as componentes *L* e *a* na obtenção da imagem da distância euclideana (Figura 4.20). Esta diferença, pode estar relacionada com o facto da componente *b* ser menos informativa que as componentes *L* e *a*. Deste modo, a sua introdução no cálculo da distância euclideana pode causar a diminuição do valor máximo e do valor mínimo dentro do elemento estruturante. Assim, ignorando esta componente, obtém-se uma região mais homogénea do disco óptico e consequentemente melhores resultados na sua localização.

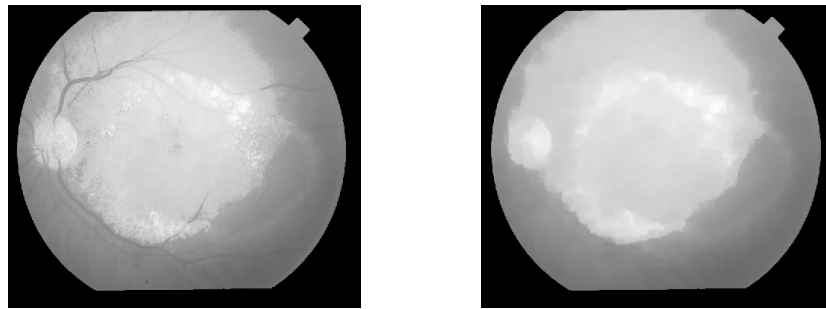


Figura 4.19: (a) Distância euclideana usando as componentes L , a e b ; (b) Distância euclideana após a aplicação de um fecho morfológico.

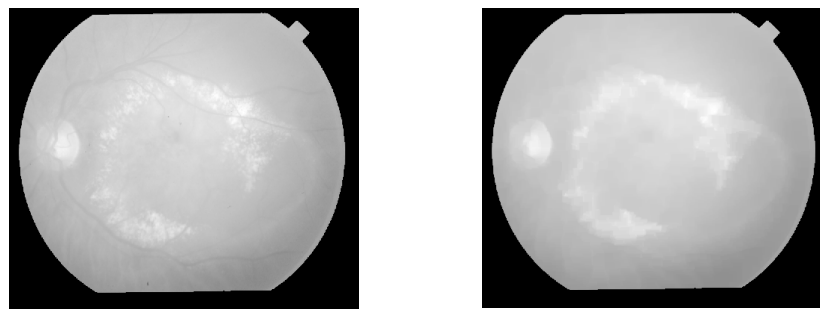


Figura 4.20: (a) Distância euclideana usando as componentes L e a ; (b) Distância euclideana após a aplicação de um fecho morfológico.

Relativamente ao espaço de cores RGB , as três componentes que o constituem possuem diferentes informações, como já referido anteriormente. Na componente vermelha, o disco óptico é observado como uma região muito intensa, onde os vasos têm um menor contraste e, por conseguinte, o contorno do disco óptico aparece mais claramente definido. Contudo, a componente vermelha por si só não é suficiente para a segmentação do disco óptico pois está saturada e contém outras regiões de intensidade elevada que não correspondem ao disco óptico.

Contrariamente à componente vermelha, que tende a ser saturada, o disco óptico aparece na componente azul com baixa intensidade em imagens de contraste baixo. Tende a ser pouco informativa e não é útil para análise neste trabalho.

Finalmente, a componente verde fornece uma boa imagem para a localização do disco óptico.

Com base nestas informações, e de acordo com os resultados obtidos, (Tabela 4.2) efectou-se a eliminação da componente azul e toda a extracção das características, para a localização do disco óptico, foi feita utilizando a imagem resultante do *foreground* da imagem resultante da combinação das componentes vermelha e verde, usando a imagem da distância euclidiana à origem do referencial de cor.

A Figura 4.21 (a) e (b) mostra os resultados das imagens resultantes da distância euclidiana, usando as três componentes do espaço *RGB* e usando apenas as componentes vermelha e verde, respectivamente.

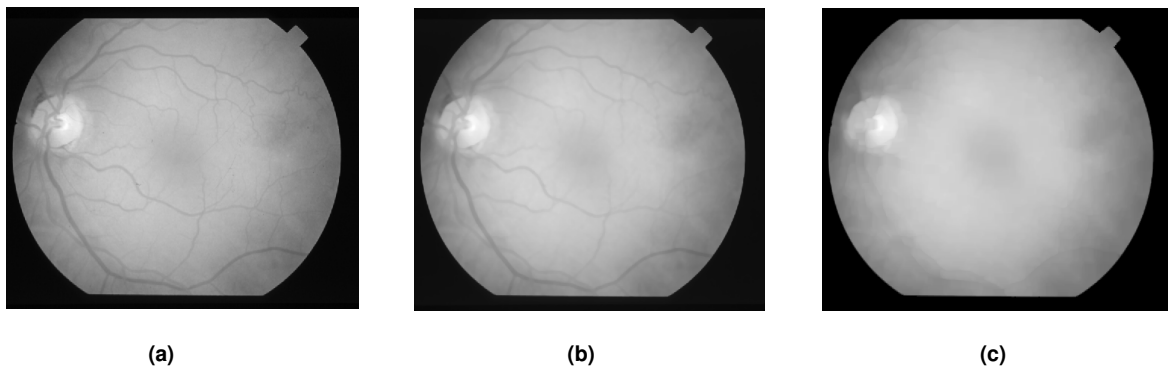


Figura 4.21: (a) Distância euclidiana usando as componentes *R*, *G* e *B*; (b) Distância euclidiana usando as componentes *R* e *G*; (c) Distância euclidiana usando as componentes *R* e *G* após a aplicação de um fecho morfológico.

Como já foi referido, o disco óptico é uma das partes mais brilhantes de uma imagem do fundo ocular, esperando-se pois que na componente *L* (Figura 4.22), do espaço *HLS*, o disco seja mais facilmente identificável. Assim, procedeu-se à análise dos resultados da localização do disco óptico usando a imagem resultante da extracção dos pixels do *foreground* nesta componente. Após essa análise obteve-se uma eficiência de 79% na localização do disco óptico, isto é usando-se apenas esta componente para a extracção dos pixels está a usar-se menos informação e consequentemente obtém-se uma menor taxa de sucesso na localização do disco óptico.

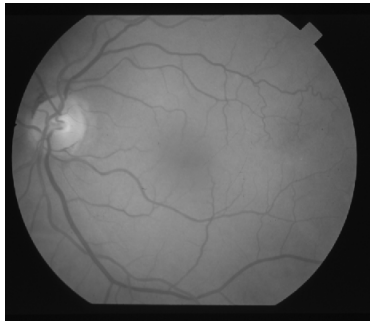


Figura 4.22: Componente *L* do espaço *HLS*.

Por motivos semelhantes procedeu-se ao estudo da localização do disco óptico usando apenas a componente *V* do espaço *HSV*. Deste procedimento, foi possível localizar correctamente o disco óptico em 65 das 81 imagens, isto é, neste exemplo, a eficácia foi de 77%. Uma vez mais a menor eficiência deste algoritmo deve-se à menor informação utilizada na extracção dos pixels do *foreground* para posterior utilização na localização do disco óptico.

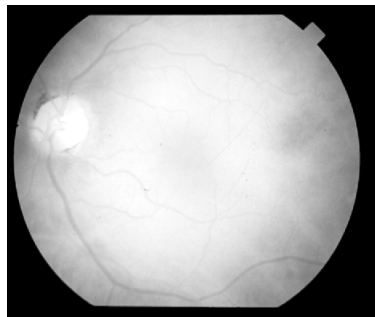


Figura 4.23: Componente *V* do espaço *HSV*.

Posto isto, comprovou-se também, em comparação com estes dois últimos subespaços do espaço de luminância, matiz e saturação, a adequabilidade do espaço *RGB* no método proposto para a localização do disco óptico.

4.5.2 Localização do disco óptico

Da imagem resultante da extração dos pixels *foreground* e depois de processada com um operador de fecho seguida de uma operação de abertura morfológica, obtiveram-se as regiões candidatas a disco óptico. No entanto, tal não foi possível em 8 das 81 imagens.

Nas retinas saudáveis, o nervo óptico tem um tamanho, forma ((semi)circular), cor (mais brilhante), e localização dos vasos sanguíneos (convergem para o disco óptico) facilmente identificáveis, e todas estas propriedades contribuem para a identificação do disco óptico.

Contudo, estas características mostram uma grande variabilidade particularmente nas retinas que apresentam patologias. De seguida apresentam-se essas imagens.

A Figura 4.24 (a) mostra um exemplo de uma inflamação retiniana, em que o nervo óptico aparece dilatado, e a sua forma circular e tamanho estão distorcidos. A Figura 4.24 (b) mostra uma retina exibindo uma neovascularização coroidal e fibrose retinal, com uma lesão circular semelhante ao nervo óptico. Na Figura 4.24 (c) é possível ver um exemplo de uma patologia degenerativa da retina, a saber, uma retinite pigmentar. Nesta imagem patológica, o disco óptico aparece pálido e com margens ligeiramente esborratadas.

Finalmente as Figuras 4.24 (d)-(h) ilustram retinas que apresentam distúrbios circulatórios, mais precisamente a oclusão da artéria e da veia central da retina [42]. O disco óptico está obscurecido pelas hemorragias e tem limites mal definidos e as veias apresentam-se tortuosas e dilatadas.

Em suma, nestas imagens o disco óptico não reunia as características que o permitissem identificar usando os critérios estabelecidos neste trabalho, não se destacando por isso no *foreground* e conseqüentemente não foi possível localizá-lo.

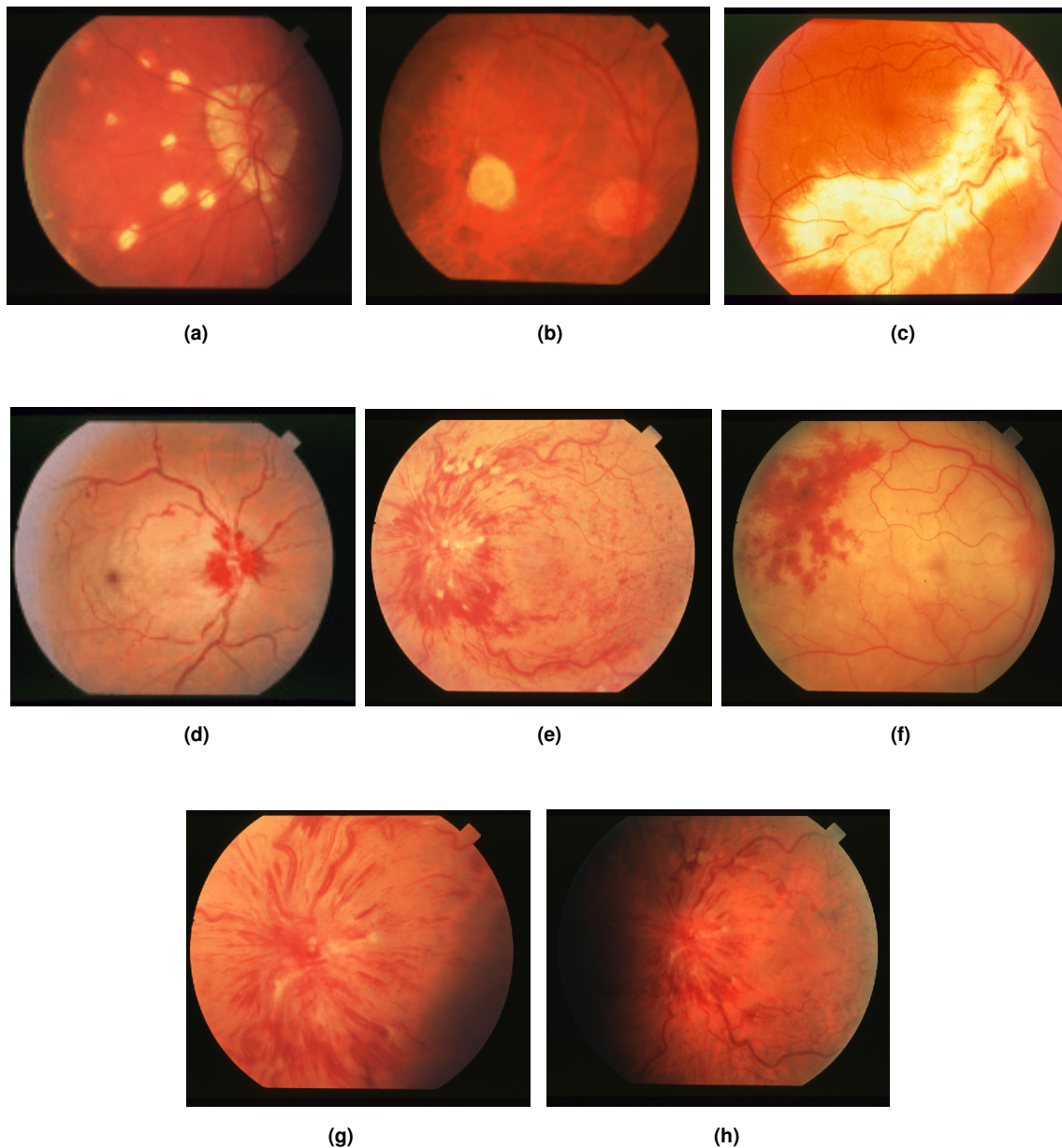


Figura 4.24: Imagens do fundo ocular em que não possível localizar o disco óptico pela extracção dos pixels do *foreground*.

Após a segmentação da imagem de *foreground*, o número de regiões candidatas foi reduzido para, no máximo, três, usando algumas características específicas do disco óptico. Então, seleccionou-se a região de maior área, a região com factor de circularidade mais próximo da unidade e a região com maior variância.

Desta selecção, 4 das imagens foram excluídas pois a região correspondente ao disco óptico não possuía nenhuma das características atrás mencionadas.

A Figura 4.25 mostra um exemplo de uma das imagens excluídas. Esta retina apresenta neovascularização coroidal e manchas amarelas sob a retina mais brilhantes do que o disco óptico, o que fez com que fossem estas as regiões seleccionadas em vez da região correspondente ao disco óptico.

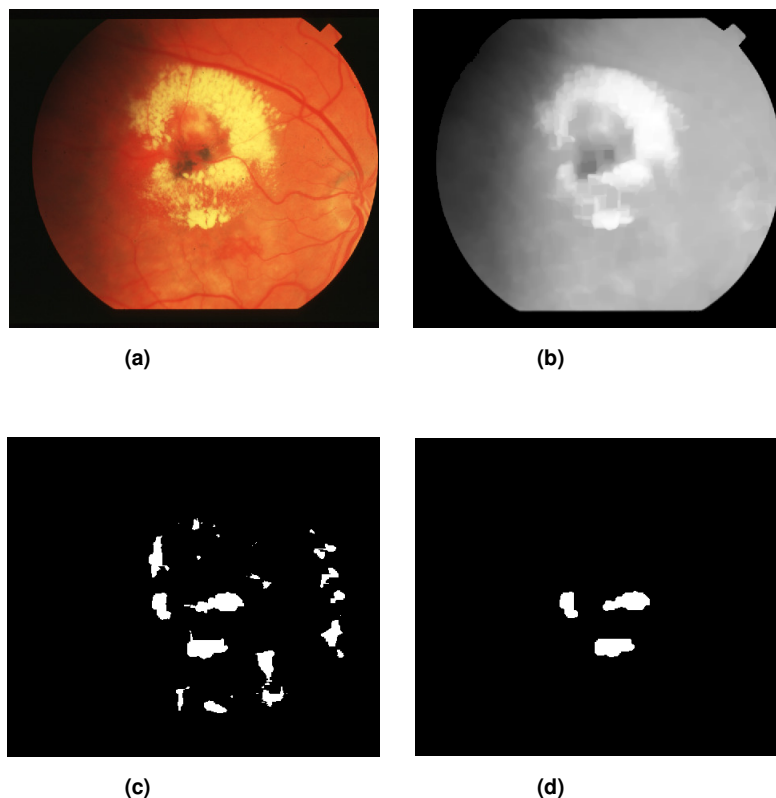


Figura 4.25: (a) Imagem original de um fundo ocular; (b) Distância euclideana após a aplicação de operadores morfológicos; (c) *Foreground*; (d) Imagem resultante da selecção das regiões candidatas a disco óptico.

Dos resultados obtidos da selecção da região de maior área, da região de factor de circularidade mais próximo da unidade e da região de maior variância, verificou-se que em 42 das 69 imagens em que foi possível obter a região correspondente ao disco óptico, o número de candidatos foi reduzido a um, correspondendo ao disco óptico. Posto isto, a partir desta primeira fase de localização do disco óptico foi possível identificar o disco óptico em mais de metade do conjunto total das imagens.

A Tabela 4.3 apresenta as características que permitiram identificar a região do disco óptico na primeira fase da sua localização, assim como o número de imagens em que foi possível localizar o disco óptico a partir dessa(s) mesma(s) característica(s).

Note-se que 52% das imagens são detentoras das três características analisadas e a característica mais comum da região correspondente ao disco óptico é possuir um factor de circularidade mais próximo da unidade. Assim, esta é a característica que permite melhor distinguir o disco óptico das outras regiões obtidas na imagem de *foreground*, nomeadamente das estruturas vasculares e das lesões. Isto está relacionado com o facto das lesões aparecerem como regiões brilhantes mas os seus contornos serem mais irregulares.

Tabela 4.3: Avaliação das características do disco óptico analisadas.

Características	Número de imagens em que a região candidata correspondente ao disco óptico é detentora da(s) característica(s) referida(s)
Maior variância e factor de circularidade mais próximo de 1	8
Maior área e factor de circularidade mais próximo de 1	2
Maior área	5
Factor de circularidade mais próximo de 1	2
Maior variância	1
Maior área e maior variância	9
Maior área, factor de circularidade mais próximo de 1 e maior variância	42

De modo a obter a localização do disco óptico nas imagens em que não foi possível fazê-lo a partir da primeira fase da sua localização, foi explorada outra abordagem, numa segunda fase, a saber, a segmentação usando *watersheds*.

Depois da aplicação deste procedimento, explicado na secção 4.3.3, identificou-se a região do disco óptico em todas as imagens à excepção de uma. Esta detecção foi feita a partir do factor de circularidade de cada uma das regiões obtidas pela segmentação usando *watersheds*, e posterior escolha da

região cujo factor de circularidade se aproximasse mais da unidade. Mais uma vez o factor de circularidade foi a propriedade por excelência na distinção da região correspondente ao disco óptico em relação às outras regiões candidatas.

Deste modo, a posição do disco óptico foi correctamente identificada em 68 das 81 imagens (84% das imagens), mesmo em situações patológicas. No conjunto de imagens com patologias, o método atingiu 78% das detecções correctas.

Tabela 4.4: Avaliação da eficiência do algoritmo proposto na localização do disco óptico.

	Resultados do método utilizado nas 31 imagens de retinas saudáveis e nas 50 com patologias
Retinas saudáveis	94%
Retinas com patologias	78%
Todas as retinas	84%

4.5.3 Determinação do contorno do disco óptico

A segmentação usando *watersheds*, para além de ter finalizado o algoritmo da localização do disco óptico, permitiu também determinar o respectivo contorno em algumas imagens (36 imagens). Nas restantes imagens, os vasos foram detectados juntamente com o contorno, provocando inexactidões no mesmo. Esta situação pode ocorrer pelo facto dos vasos também contrastarem com o disco, ou devido ao fraco contraste desta região ou ainda devido à saturação da componente vermelha.

Assim, e com o objectivo de obter melhores resultados na obtenção do contorno do disco óptico, utilizou-se a transformada de *Hough* para circunferências.

O contorno do disco óptico foi determinado correctamente, usando a transformada de *Hough*, em 56 das 81 imagens, isto é em 69% das imagens em estudo. Dado que os resultados deste algoritmo dependem da localização da posição do disco óptico, das 68 imagens em que este se localizou, houve 12 em que não se encontrou nenhuma circunferência que aproximasse o contorno do disco óptico. Isto deve-se ao facto dos pontos do contorno obtidos pela segmentação usando *watersheds* incluírem os pontos dos vasos.

A Figura 4.26 mostra alguns resultados obtidos na determinação do contorno do disco óptico, através da segmentação usando *watersheds* e a partir da transformada de *Hough* para circunferências. Notoriamente o contorno obtido pela transformada de *Hough* apresenta uma maior exactidão.

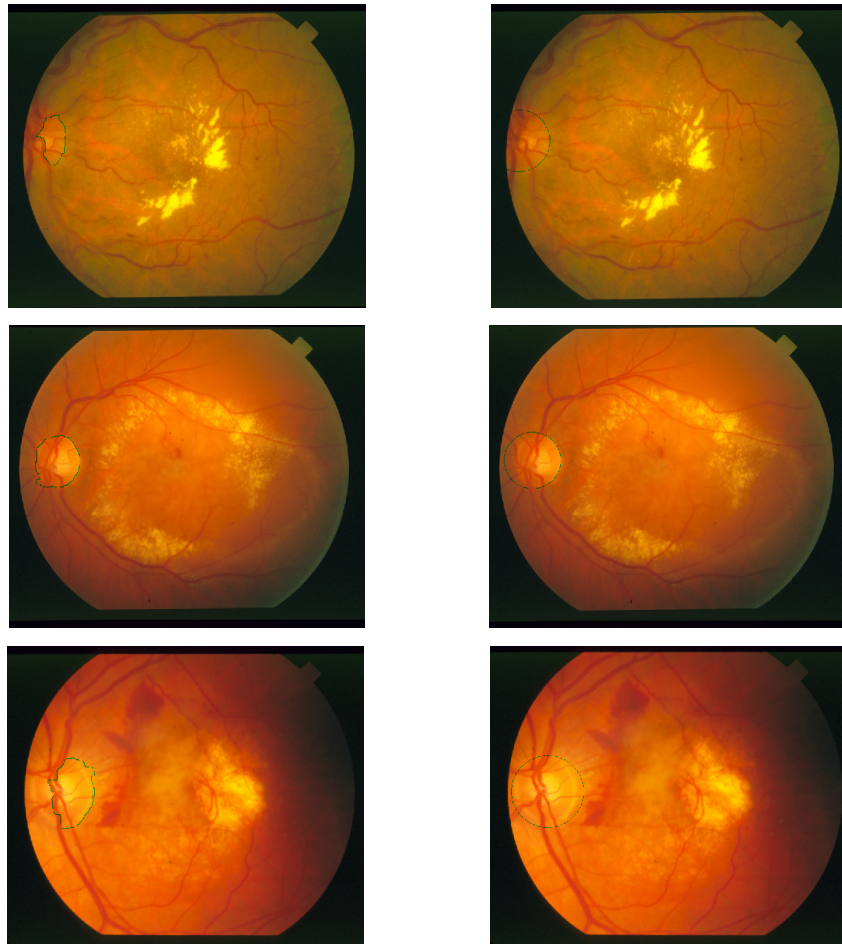


Figura 4.26: Resultados do contorno obtido pela segmentação usando *watersheds* e pela transformada de *Hough*.

4.6 Conclusão

Neste capítulo, foi descrito o método utilizado para a localização do disco óptico e determinação do respectivo contorno; e analisada a eficiência do método proposto, a partir dos resultados obtidos pelo mesmo.

Inicialmente foi feito um estudo e posterior avaliação dos vários espaços de cores usados na representação das imagens utilizadas na primeira fase da localização do disco óptico. Após a análise dos resultados, mostrados na Tabela 4.2, concluiu-se a melhor adequabilidade do espaço de cor *RGB*, mais especificamente das componentes vermelha e verde e da sua combinação pela distância euclideana destas intensidades à origem do referencial de cor.

Os melhores resultados obtidos a partir da combinação mencionada anteriormente estão relacionados com as propriedades das imagens que caracterizam cada uma das componentes bem como com a informação que é requerida para a extracção dos pixels do *foreground*.

Como já foi descrito na secção 4.3, durante a primeira fase de localização do disco óptico, o número de regiões candidatas a disco óptico, obtidas pela extracção dos pixels do *foreground*, foi reduzido para no máximo três. Esta selecção foi feita a partir de algumas características específicas do disco óptico, nomeadamente a sua posição, área, forma redonda e variância de intensidade entre o disco óptico e os vasos emergentes, em comparação com outras regiões numa imagem do fundo ocular.

Após esta selecção constatou-se que o aspecto arredondado do disco óptico é a característica que o melhor distingue das outras regiões candidatas. Isto está relacionado com o facto de muitas vezes as lesões terem um aspecto maior que a região correspondente ao disco óptico, não sendo por isso a escolha da região de maior área suficiente por si só na localização do disco óptico. A Figura 4.27 exemplifica esta limitação, em que o disco óptico corresponde à região de maior variância e de factor de circularidade mais próximo da unidade, mas não à região de maior área.

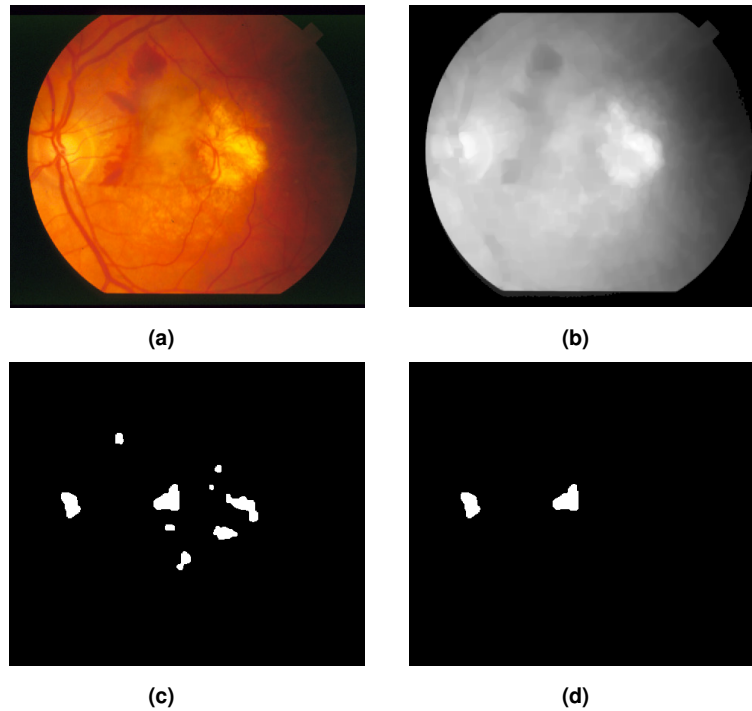


Figura 4.27: (a) Imagem original; (b) Fecho da distância euclidean; (c) *Foreground*; (d) Candidatos a disco óptico.

Por outro lado, a variância também falha algumas vezes em imagens do fundo ocular com um grande número de lesões claras, artefactos claros ou vasos coroidais fortemente visíveis. A Figura 4.28 ilustra este facto mostrando um exemplo de uma imagem de um fundo ocular em que dos candidatos obtidos pela extracção dos pixels do *foreground*, o disco óptico corresponde à região de maior área e de factor de circularidade mais próximo da unidade, mas não corresponde à região de maior variância. Assim, também nesta imagem, após esta primeira fase, não foi possível localizar o disco óptico, daí a necessidade de uma segunda fase.

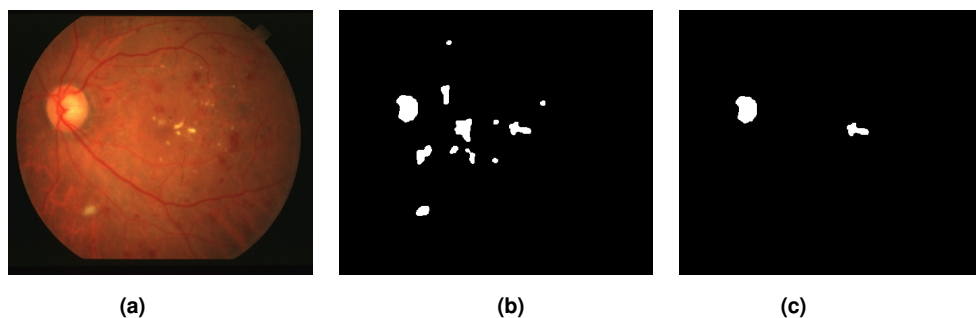


Figura 4.28: (a) Imagem original; (b) *Foreground*; (c) Candidatos a disco óptico.

Assim, na segunda fase de localização do disco óptico, procedeu-se à identificação do disco óptico nas imagens em que na primeira fase tal não foi possível. Para isso e como já mencionado, foi aplicada a segmentação usando *watersheds* sobre a componente vermelha devidamente pré-processada, como referido na secção 4.3.3.

A segmentação usando *watersheds* permitiu ainda obter um contorno mais exacto do disco óptico em algumas das imagens, mas não em todas. Posto isto, e de forma a determinar uma melhor aproximação do contorno do disco óptico, e tratando-se de uma estrutura com um aspecto circular, utilizou-se a transformada de *Hough* para circunferências. A partir desta transformada foi possível obter resultados para o contorno do disco óptico mais satisfatórios do que os obtidos com a segmentação usando *watersheds*.

No entanto, no caso das imagens que aparecem com um contraste fraco, ou em que há uma grande interferência dos vasos sobre o disco óptico, não foi possível encontrar o contorno exacto do disco óptico mesmo com a transformada de *Hough* usando os critérios estabelecidos para a selecção da melhor circunferência.

Em suma, a localização do disco óptico é importante para a avaliação de doenças, tal como o glaucoma e para outros algoritmos como a detecção de exsudados. Nestes algoritmos a localização do disco óptico é essencial para a sua exclusão dado o seu aspecto brilhante e maior intensidade semelhante às lesões.

O método apresentado neste trabalho funciona bem para as imagens de retinas saudáveis, mas não para algumas imagens com patologias. Em comparação com outros métodos baseados também em características locais da imagem (Tabela 4.1) e que usaram o mesmo subconjunto de imagens do Projecto STARE, o método proposto atingiu melhores resultados.

5 Conclusões e considerações finais

5.1 Conclusões

O principal objectivo deste trabalho foi desenvolver um processo automático para a localização do disco óptico e determinação do respectivo contorno, que funcione também em imagens da retina que apresentem manifestações patológicas.

O disco óptico é considerado uma das principais estruturas da retina, sendo a sua localização essencial em muitos processos de detecção automática de outras estruturas da retina e de lesões.

Relativamente aos algoritmos de detecção dos exsudados a localização do disco óptico assume uma grande relevância visto ter características semelhantes aos exsudados em termos de cor, tamanho e contraste, sendo essas características muitas vezes usadas para a localização dos exsudados. Assim, nestes algoritmos é essencial a localização prévia do disco óptico e posterior eliminação.

O disco óptico pode ser usado também como um ponto inicial para os métodos de localização da rede vascular. Por outro lado, qualquer alteração na forma ou na cor do disco óptico é um indicador de várias patologias oftalmológicas, especialmente do glaucoma.

A primeira parte da dissertação deteve-se na busca de informações relevantes a respeito da anatomia do fundo ocular e de métodos para localizar o disco óptico e delinear o seu contorno.

O capítulo 3 descreve de forma sucinta as principais técnicas de processamento e análise de imagem utilizadas, nomeadamente alguns métodos de morfologia matemática, a segmentação usando *watersheds* e a transformada de *Hough*.

Finalmente, no capítulo 4 descreve-se o método proposto. Neste método o disco óptico foi identificado como sendo uma região arredondada (factor de circularidade mais próximo da unidade), com maior área e com maior variância. Foi estimada uma aproximação do contorno dos vários candidatos (no máximo três) pela segmentação usando *watersheds* com marcadores e foi identificado como melhor candidato aquele cujo factor de circularidade era mais próximo da unidade (no caso deste não ter sido identificado durante a primeira fase).

Para finalizar o algoritmo de determinação do contorno do disco óptico, este foi aproximado a uma circunferência, pela transformada de *Hough*. Das circunferências obtidas foi escolhida aquela cuja região contivesse mais de 95% da região identificada como disco óptico e tivesse também maior acumulador. Nos casos em que não houvesse uma circunferência nessas condições, passou-se à análise das circunferências que contivessem mais de 70% da região localizada como disco óptico e, finalmente, destas escolheu-se a de maior acumulador.

A eficácia do algoritmo proposto foi avaliada usando um conjunto de 81 imagens, das quais 31 correspondiam a retinas normais e 50 a retinas que apresentavam patologias. Neste conjunto de imagens de retinas patológicas, o método detectou o disco óptico com sucesso em 78% dos casos; e, no caso das retinas normais a eficiência do método foi de 94%. Relativamente ao método utilizado na determinação do contorno do disco óptico, a taxa de sucesso foi de 69%, isto é, o contorno foi aproximado por uma circunferência pela transformada de *Hough* em 56 das 81 imagens.

Dos dois problemas que se pretendiam resolver, o da localização do disco óptico, foi bem solucionado. O outro, correspondente à determinação do contorno do disco óptico, devido à sua maior complexidade pode ainda ser melhorado. A principal dificuldade na aplicação dos métodos para a detecção do contorno do disco óptico, foi a remoção da influência dos vasos sanguíneos. Algumas vezes partes do contorno do disco óptico não estão bem definidas ou estão parcialmente obscurecidas pelos vasos sanguíneos, o que tornou a detecção da fronteira do disco óptico mais complicada.

5.2 Considerações finais

Para ultrapassar as dificuldades encontradas poder-se-iam utilizar mais informações, nomeadamente, a que é fornecida pela estrutura dos vasos uma vez que todos os vasos da retina têm origem no disco óptico. Assim, e embora a detecção dos principais vasos seja uma operação complexa, a relação geométrica entre o disco óptico e os principais vasos pode ser utilizada para identificar a localização do disco óptico. Como se pode ver pela Tabela 4.1, os métodos baseados na informação fornecida pela estrutura vascular são os que apresentam uma maior taxa de sucesso.

A principal contribuição desta tese foi o desenvolvimento de um método eficiente para localizar o disco óptico usando algumas propriedades do mesmo, seguindo uma abordagem baseada em operadores morfológicos, segmentação usando *watersheds* e a transformada de *Hough*.

Referências

[1] www.min-saude.pt

[2] J. Xu, O. Xutatape e P. Chew, "Automated Optic Disk Boundary Detection by Modified Active Contour Model", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, nº 3, pp. 473-482, Março de 2007.

[3] L. Gagnon, M. Lalonde, M. Beaulieu, M. C. Boucher, "Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images", *Proc. of Conf. Med. Imag.*, pp. 1218-1225, Fevereiro de 2001.

[4] <http://www.stlukeseye.com/anatomy/Retina.asp>

[5] Associação de Estudantes da Faculdade de Medicina da Universidade do Porto, *Sebenta de Oftalmologia*, 1997.

[6] A. Hoover e M. Goldbaum, "Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of blood vessels", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 22, nº 8, pp. 951-958, Agosto de 2003.

[7] M. Foracchia, E. Grisan, e A. Ruggeri, "Detection of optic disc in retinal images by means of a geometrical models of vessel structure", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 23, nº10, pp. 1189-1195, Outubro de 2004.

[8] M. Park, J. S. Jin, S. Luo, "Locating the Optic Disc in Retinal Images", *IEEE Proc. Int. CGIV*, pp. 141-145, Julho de 2006.

[9] P.C. Siddalingaswamy, G. K. Prabhu, "Automated detection of anatomical structures in retinal images", *Int. Conf. on Comp. Int. and Mult. Applications*, pp. 47-51, 2007.

-
- [10] A. Hoover e M. Goldbaum, "Fuzzy Convergence", in *Proc. IEEE Computer Soc. Conf. Computer Vis. Pattern Recognit.*, Santa Barbara, CA, pp. 716-721, 1998.
- [11] D. Kavitha, S. Shenbaga Devi, "Automatic Detection of Optic Disc and exudates in retinal images", *IEEE Proceedings ICISIP*, pp. 501-506, 2005.
- [12] Y. Toliaş e S. Panas, "A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering", *IEEE Trans. on Medical Imag.*, vol. 17, nº2, pp.263-273, 1998.
- [13] M. Abràmoff e M. Niemeijer, "The automatic detection of the optic disc location in retinal images using optic disc location regression", *Proc. of the 28th IEEE EMBS Annual Int. Conf.*, pp. 4432-4435, Setembro de 2006.
- [14] D' Antoni Roberto, De Gusti Andrea, "Model based retinal analysis for retinopathy detection", *Proc. Of the 29th Annual International, Conf. of the IEEE EMBS*, Cité Internationale, Lyon, France, pp. 6731-6734, 23-26 de Agosto de 2007.
- [15] A. A. A. Youssif, A. Z. Ghalwash, A. S. Ghoneim, "Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter", *IEEE Trans. on Med. Imag.*, vol. 27, nº1, pp. 11-18, Janeiro de 2008.
- [16] H. Li e O. Chutatape, "Automatic location of optic disk in retinal images", *Proc. Int. Conf. Image Processing*, vol. 2, pp. 837-840, Outubro de 2001.
- [17] H. Li e O. Chutatape, "A model based approach for automated feature extraction in fundus images". *Proc. of 9th IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 394-399, Outubro de 2006.
- [18] H. Li e O. Chutatape, "Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach", *IEEE Trans. on Biom. Eng.*, vol.51, nº2, pp. 246-254, Fevereiro de 2004.

-
- [19] S. Anantha Vidya, S. Balasubramaniam, V. Chandrasekara, "A novel integrated approach using dynamic thresholding and edge detection (IDTED) for automatic detection of exudates in digital fundus retinal images", *Proc. of the Int. Conf. on Computing: Theory and Applications (ICCTA' 07)*, Andhra Pradesh, India 515134, 2007.
- [20] M. Lalonde, M. Beaulieu, e L. Gagnon, "Fast and robust optic disc detection using pyramidal decomposition and hausdorff-based template matching", *IEEE Trans. on Med. Imag.*, vol. 20, nº11, pp. 1193-1200, Novembro de 2001.
- [21] A. Osareh, "Automated Identification of Diabetic Retinal Exudates and the Optic Disc", Ph. D. dissertação, Department of Computer Science, Faculty of Engineering, University of Bristol, Bristol, U.K., Janeiro de 2004.
- [22] A. Osareh, M. Mirmehd, B. Thomas, e R. Markham, "Comparison of colour spaces for optic disc localisation in retinal images", *Proc. 16th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol.1, pp. 743-746, Agosto de 2002.
- [23] J. Lowell, A. Hunter, D. Steel, A. Basu, R. Ryder, E. Fletcher, e L. Kennedy, "Optic nerve head segmentation", *IEEE on Trans. Med. Imag.*, vol.23, nº2, pp. 256-264, Fevereiro de 2004.
- [24] S. F. Barrett, E. Naess e T. Molvik, "Employing the Hough transform to locate the optic disk", in *Biomed. Sci. Instrum.* , vol. 37, pp. 81-86, 2001;
- [25] Z. Liu, C. Opas e S. Krishnan, "Automatic image analysis of fundus photograph", *Proc. of 19th IEEE Int. Conf. on Eng. in Med. and Biol. Soc.*, pp. 524-525, 1997.
- [26] C. Radim, W. Matthias, D. Klaus, M. Georg, N. Heinrich, "Optic disc segmentation in retinal images", Department of Ophthalmology, Friedrich-Alexander-University Erlangen-Nürnberg Schwabachanlage 6, D-91054 Erlangen, Alemanha, 2002.

-
- [27] A. D. Fleming, A. G. Keith, P. Sam, A. O. John, F. S. Peter, “Automatic detection of retinal anatomy to assist diabetic retinopathy screening”, *Phys. Med. Biol.* 52, pp. 331-345, 2007.
- [28] C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, H. L. Cook, e T. H. Williamson, “Automated localisation of the optic disk, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images”, *Br. J. Ophthalmol.*, vol.83, nº8, pp. 902-910, Agosto de 1999.
- [29] T. Walter e J. C. Klein, “Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques”, in *Proc. 2nd Int. Symp. Med. Data Anal.*, pp. 282-287, Madrid, Espanha, 9-11 de Outubro de 2001.
- [30] T. Walter, J. C. Klein, P. Massin, e A. Erginany, “A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy – Detection of exudates in color fundus images of the human retina”, *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 21, nº 10, pp. 1236-1243, Outubro de 2002.
- [31] E. Trucco e P. J. Kamat, “Locating the optic disk in retinal images via plausible detection and constraint satisfaction”, *Proc. Int. Conf. Image Processing*, pp. 155-158, Outubro de 2004.
- [32] Huajun Ying, Ming Zhang, Jyh-Charn, “Fractal-based automatic localization and segmentation of optic disc in retinal images”, *Proc. of the 29th Annual Conf of the IEEE Eng. In Med. And Biol. Soc.*, Lyon, France, nº1, pp.4139-4141, Agosto de 2007.
- [33] http://homepage.esoterica.pt/~rscf/apsi_e3/introducao.html
- [34] R. Hirata, “Segmentação de imagens por morfologia matemática”, Março de 1997.
- [35] P. Sérgio de Sá Leitão, “Morfologia matemática aplicada a segmentação de imagens de fundo de olhos”, *Unibratec*.

[36] Walter, “Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d’ images couleur”, PhD Thesis, Centre of Mathematical Morphology, Paris School of Mines, 234 páginas, Setembro de 2003.

[37] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, S. L. Eddins, “Digital Image Processing Using MATLAB”.

[38] Z. Xin, “Mathematical morphological processing for retinal image analysis”, *Bachelor of Science*, Northwestern Polytechnical University, Xi’ an, China 2005.

[39] T. Qi-Chuan, P. Quan, C. Yong-Mei, G. Quan-Xue, “Fast algorithm and application of Hough transform in iris segmentation”, *Proc. of the Third Int. Conf. on Machine Learning and Cybernetics*, Shanghai, 26-29 de Agosto de 2004.

[40] <http://pt.wikipedia.org/>

[41] M. Foracchia, E. Grisan, A. Ruggeri, “Luminosity and contrast normalization in retinal images”, *Medical Image Analysis*, vol.9, pp. 179-190, Setembro de 2004.

[42] <http://www.parl.clemson.edu/stare/>

Anexo A

Resultados da localização do disco óptico

A.1 Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 1ª fase

Tabela A.1: Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 1ª fase.

Imagem	Área	Perímetro	Factor de circularidade	Centróide
0001	1679	170	1.3639	(91, 279)
0002	2512	199	1.2601	(112, 267)
0003	1707	179	1.4986	(78, 252)
0004	1537	147	1.1248	(575, 227)
0005	Não localiza o disco óptico			
0006	1315	144	1.2468	(601, 216)
0007	1807	162	1.1561	(80, 273)
0008	1283	148	1.3672	(122, 282)
0009	2245	187	1.2376	(153, 225)
0010	Não localiza o disco óptico			
0011	2510	214	1.4542	(197, 265)
0012	1414	169	1.611	(119, 290)
0013	1490	150	1.2092	(612, 383)
0014	1635	170	1.4047	(201, 222)
0015	2591	209	1.3441	(541, 236)
0016	1818	169	1.248	(580, 339)
0017	975	134	1.4758	(608, 368)
0018	1876	181	1.389	(518, 288)
0019	Não localiza o disco óptico			
0020	Não localiza o disco óptico			
0021	Não localiza o disco óptico			
0022	2404	203	1.3581	(475, 265)
0023	1075	127	1.1904	(350, 248)
0024	1485	150	1.2133	(340, 303)
0025	1975	187	1.4104	(412, 298)
0026	Não localiza o disco óptico			
0027	762	102	1.0913	(75, 309)
0028	2124	187	1.3033	(292, 290)
0029	2987	243	1.5825	(298, 271)
0030	773	125	1.6214	(460, 224)
0031	1975	175	1.1247	(498, 307)
0032	2053	181	1.276	(127, 237)
0033	1369	154	1.3703	(547, 287)
0034	1346	152	1.37	(557, 252)

Imagem	Área	Perímetro	Factor de circularidade	Centróide
0035	2309	220	1.665	(554, 292)
0036	Não localiza o disco óptico			
0037	1994	202	1.6367	(551, 331)
0038	1352	140	1.158	(460, 248)
0039	2019	185	1.3418	(557, 337)
0040	2501			(331, 292)
0041	Não localiza o disco óptico			
0042	Não localiza o disco óptico			
0043	1924	190	1.4989	(433, 257)
0044	Não localiza o disco óptico			
0045	2404	224	1.6577	(489, 314)
0046	2315	184	1.1641	(141, 245)
0048	2025	195	1.4868	(305, 281)
0049	1996	186	1.3761	(543, 251)
0050	1243	138	1.2275	(643, 295)
0076	Não localiza o disco óptico			
0077	1775	158	1.121	(74, 259)
0080	1963	211	1.8106	(358, 279)
0081	1514	163	1.3974	(104, 225)
0082	2071	188	1.3514	(626, 286)
0139	2150	186	1.2828	(610, 256)
0162	2215	197	1.3991	(175, 282)
0163	3463	292	1.9556	(349, 315)
0164	1692	187	1.6481	(358, 240)
0170	2671	210	1.3134	(567, 297)
0190	1184	128	1.1092	(636, 187)
0198	2347	214	1.5481	(280, 338)
0216	2090	191	1.399	(372, 279)
0219	1785	158	1.1215	(601, 339)
0231	2164	193	1.3657	(367, 261)
0235	2313	200	1.3818	(151, 263)
0236	2246	195	1.3519	(120, 213)
0237	2502	243	1.8765	(516, 342)
0238	2780	256	1.8805	(422, 257)
0239	2657	235	1.6497	(80, 307)
0240	2382	194	1.2608	(587, 342)
0241	1765	166	1.2494	(432, 261)
0242	1735	207	1.9717	(384, 272)
0243	1461	160	1.3966	(481, 310)
0245	2522	208	1.3692	(521, 294)
0249	701	103	1.2241	(349, 309)
0252	1963	176	1.2532	(513, 288)
0253	1501	148	1.1572	(335, 343)
0255	1757	189	1.6095	(98, 251)
0278	1677	160	1.2093	(312, 269)
0291	696	128	1.8715	(40, 312)
0319	1850	187	1.5018	(53, 271)

A.2 Características das regiões candidatas a disco óptico

Tabela A.2: Características das regiões candidatas a disco óptico.

Imagem	Maior área	Maior variância	Factor de circularidade mais próximo da unidade
0001			X
0002	X	X	X
0003	X	X	X
0004	X	X	X
0005			
0006	X	X	X
0007	X	X	X
0008		X	X
0009	X		X
0010			
0011	X		
0012	X		
0013	X	X	X
0014	X	X	X
0015	X	X	
0016	X		
0017			
0018	X	X	
0019			
0020			
0021			
0022	X	X	X
0023	X	X	X
0024		X	X
0025	X	X	X
0026			
0027		X	X
0028	X	X	X
0029	X	X	
0030	X	X	X
0031	X	X	X
0032	X	X	X
0033		X	X
0034			X
0035	X	X	
0036			
0037	X	X	X
0038		X	X
0039	X	X	X
0040	X		
0041			
0042			
0043	X	X	
0044			
0045	X	X	X
0046	X	X	X

Imagem	Maior área	Maior variância	Factor de circularidade mais próximo da unidade
0048	x		
0049	x		x
0050		x	x
0076			
0077	x	x	x
0080	x	x	x
0081	x	x	x
0082	x	x	x
0139	x	x	x
0162	x	x	x
0163	x	x	
0164	x	x	x
0170	x	x	
0190		x	x
0198	x	x	x
0216	x	x	
0219	x	x	x
0231	x	x	x
0235	x	x	
0236	x	x	x
0237			
0238	x	x	x
0239	x	x	x
0240	x	x	x
0241	x	x	x
0242	x	x	x
0243	x	x	x
0245	x	x	x
0249	x	x	x
0252	x	x	x
0253	x	x	x
0255	x	x	x
0278	x	x	x
0291		x	
0319	x	x	x

A.3 Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 2ª fase

Tabela A.3: Avaliação das regiões candidatas a disco óptico – 2ª fase

Imagem	Área	Perímetro	Factor de circularidade
0001	3364	259	1.1899
0002	7057	325	1.1899
0003	4383	294	1.5679
0004	4266	277	1.4321
0005	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0006	4117	294	1.6664
0007	4962	295	1.3954
0008	8556	402	1.5034
0009	7552	324	1.1082
0010	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0011	12493	451	1.2946
0012	9066	421	1.5595
0013	3091	247	1.5729
0014	7718	430	1.9029
0015	11791	414	1.1542
0016	5222	315	1.5095
0017	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0018	5079	291	1.3262
0019	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0020	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0021	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0022	6127	359	1.6696
0023	15386	516	1.378
0024	1977	182	1.3301
0025	3893	292	1.7867
0026	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0027	6223	348	1.5456
0028	2689	210	1.3029
0029	4497	285	1.4498
0030	2880	216	1.294
0031	6339	297	1.1097
0032	8642	375	1.2957
0033	3194	233	1.3582
0034	14765	529	1.5069
0035	3623	269	1.5927
0036	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0037	14063	453	1.1635
0038	11349	418	1.2265
0039	3259	250	1.5287
0040	6500	315	1.2168
0041	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0042	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0043	5033	325	1.6758
0044	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0045	6001	359	1.706
0046	4993	312	1.5481
0048	7107	321	1.1543
0049	2235	203	1.4701
0050	6666	346	1.4309

Imagem	Área	Perímetro	Factor de circularidade
0076	Não localizou o disco óptico durante a 1ª fase		
0077	6554	360	1.5694
0080	7568	400	1.6782
0081	7913	356	1.2781
0082	4281	270	1.3601
0139	5761	289	1,1548
0162	4941	301	1.459
0163	12388	512	1.6822
0164	16269	579	1.642
0170	9148	356	1.0994
0190	1330	138	1.1392
0198	7910	415	1.7332
0216	4038	266	1.3925
0219	2162	188	1.2993
0231	10437	398	1.2062
0235	8828	419	1.5978
0236	7693	369	1.4057
0237	Não localiza o disco óptico		
0238	10785	467	1.6082
0239	9375	387	1.2654
0240	5406	343	1.733
0241	10195	388	1.1759
0242	9561	404	1.3598
0243	13531	461	1.2502
0245	6524	308	1.1572
0249	9665	422	1.4696
0252	6893	316	1.1511
0253	9724	425	1.4779
0255	6358	308	1.1858
0278	10173	430	1.444
0291	3688	263	1.4898
0319	3944	264	1.4106

Anexo B

Resultados da determinação do contorno do disco óptico

B.1 Avaliação da circunferência obtida pela transformada de Hough

Tabela B.1: Avaliação da circunferência obtida pela transformada de Hough

Imagem	Raio	Percentagem da área do candidato detectado contida na circunferência
0001	50	99.88%
0002	50	96.51%
0003	65	99.82%
0004	55	99.51%
0005	O disco óptico não é localizado	
0006	60	99.98%
0007	75	99.94%
0008	70	99.32%
0009	55	99.84%
0010	O disco óptico não é localizado	
0011	65	96%
0012	80	95.38%
0013	55	99.16%
0014	75	95.69%
0015	65	98.71%
0016	65	98.51%
0017	O disco óptico não é localizado	
0018	45	98.42%
0019	O disco óptico não é localizado	
0020	O disco óptico não é localizado	
0021	O disco óptico não é localizado	
0022	Nenhuma circunferência aproxima o contorno	
0023	80	98.52%
0024	Nenhuma circunferência aproxima o contorno	
0025	Nenhuma circunferência aproxima o contorno	
0026	O disco óptico não é localizado	
0027	Nenhuma circunferência aproxima o contorno	
0028	35	99.07%
0029	50	97.69%
0030	35	98.58%
0031	45	97.67%

Imagem	Raio	Parte do candidato a disco óptico contida na circunferência
0032		Nenhuma circunferência aproxima o contorno
0033	50	100%
0034	75	97.48%
0035	50	96.3%
0036		O disco óptico não é localizado
0037	70	97.33%
0038	65	98.39%
0039	55	95.8%
0040	60	99.22%
0041		O disco óptico não é localizado
0042		O disco óptico não é localizado
0043	50	97.79%
0044		O disco óptico não é localizado
0045	60	99.87%
0046	60	97.66%
0048	50	97.9%
0049	40	99.6%
0050	80	99.98%
0076		O disco óptico não é localizado
0077	75	99.76%
0080	70	98.06%
0081	60	98.03%
0082	60	99.65%
0139	45	95.97%
0162		Nenhuma circunferência aproxima o contorno
0163		Nenhuma circunferência aproxima o contorno
0164	70	78.21%
0170	55	96.57%
0190	30	99.92%
0198	75	98.53%
0216	40	97.72%
0231	65	99.33%
0235		Nenhuma circunferência aproxima o contorno
0236	65	98.58%
0237		Nenhuma circunferência aproxima o contorno
0238	65	99.54%
0239	65	98.22%
0240	90	98.83%
0241	60	98.93%
0242	65	96.89%
0243	70	98.49%
0245	45	95.34%
0249		Nenhuma circunferência aproxima o contorno
0252	50	99.56%
0253	90	97.86%
0255	50	98.91%
0278	75	95.29%
0291	65	99.84%
0319	60	98.83%

Anexo C

Algoritmos do método proposto

C.1 Algoritmo da localização do disco óptico

```
% Localizar o disco óptico

clear all
close all
clc

% Imagem original no espaço de cores RGB
I=imread('im0002.tif');
figure, imshow(I);
title('imagem original')

% Componentes R, G e B
IR=im2double(I(:,:,1));
IG=im2double(I(:,:,2));
IB=im2double(I(:,:,3));
IR1=IR(3:602,1:700);
IG1=IG(3:602,1:700);
IB1=IB(3:602,1:700);
rgb=cat(3,IR1,IG1,IB1);

% Máscara
masc=imread('im0002_mask.tif');
masc=im2double(masc(3:602,1:700));

% Pré-processamento das componentes R e G
IR=medfilt2(IR1,[7 7]);
IG=medfilt2(IG1,[7 7]);

% Distância métrica usando as componentes R e G
d=sqrt(IR.^2+IG.^2);
d=mat2gray(d);
figure, imshow(d)
title('Distância métrica usando as componentes R e G');
```

```

% Fecho da distância métrica de forma a eliminar os vasos
que "interrompem" o disco óptico.
se=strel('square',15);
C1=imclose(d,se);
C=C1.*masc;
figure,imshow(C)
title('Fecho da distância métrica');

% Determinação do "foreground"
dm=50;
mascX=zeros(600+2*dm,700+2*dm);
CX=zeros(600+2*dm,700+2*dm);
mascX(1+dm:600+dm,1+dm:700+dm)=masc;
CX(1+dm:600+dm,1+dm:700+dm)=C;
M=zeros(60,70);
D=zeros(60,70);
mask=zeros(2*dm+1,2*dm+1);
kl=0;
for i=1+dm:10:600+dm
    kl=kl+1;kc=0;
    for j=1+dm:10:700+dm
        kc=kc+1;
        mask=mascX(i-dm:i+dm,j-dm:j+dm);
        indices=find(mask);
        S=CX(i-dm:i+dm,j-dm:j+dm);
        if mask==zeros(2*dm+1,2*dm+1);
            M(kl,kc)=0;
            D(kl,kc)=0;
        else
            M(kl,kc)=mean(S(indices));
            D(kl,kc)=std(S(indices));
        end;
    end;
end;
XI=1:1:700;
YI=1:1:600;
X=1:10:700;
Y=1:10:600;
Y=Y';
Med=interp2(X,Y,M,XI,(YI)','linear');
Dev=interp2(X,Y,D,XI,(YI)','linear');
f=zeros(600,700);
Med=Med.*masc;
Dev=Dev.*masc;
for i=1:600
    for j=1:700
        if ((Dev(i,j)~=0 & (C(i,j)-Med(i,j))./Dev(i,j)>1))
            f(i,j)=1;
        end;
    end;
end;
end;

```

```

figure,imshow(f);
title('Foreground');

% Eliminação das partículas mais pequenas
se1=strel('disk',5);
b=imopen(f,se1);
se2=strel('disk',5);
b=imclose(b,se2);
b=b.*C;

% Selecção dos candidatos a disco óptico

[L1,num]=bwlabel(b);
b1=b>0;
R=(b1>0).*1;
L2=bwlabel(R);
D1=regionprops(L2,'area');
D2=regionprops(L2,'perimeter');

% Análise da posição do centro do disco óptico
Fc=1;
Im=zeros(600,700);
Cent=zeros(600,700);
for i=1:num
    [r,c]=find(L1==i);
    S=bwselect(L1,c,r);

    [C1,C2]=find(S);
    c1=int16((min(C1)+max(C1))/2);
    c2=int16((min(C2)+max(C2))/2);

    c2=double(c1)
    c1=double(c2)

if (100<=c2 & c2<=400)

% Análise do factor de circularidade
    I1=find(L1==i);
    Cent=Cent+(L1==i);
    A=D1(i).Area
    P=D2(i).Perimeter

    if (690<A & A<3500);

        FC=(P.^2)/(4*pi*A)
        if (1<FC & FC<2)
            Im=Im+(L1==i);
            fc=abs(FC-1);
            if fc<Fc;
                Fc=fc;

```

```

                Ifc=(L1==i);
            end;
            end;
        end;
end;
end;

if Im==zeros(600,700);
    Im=b;
    Ifc=zeros(600,700);
else

figure,imshow(Ifc)
title('Candidato a disco óptico cujo factor circularidade
é mais próximo de 1')
end;

% Análise das áreas
[L5,num]=bwlabel(Im);
D5=regionprops(L5,'area');
B1=0;
j=0;
for i=1:num
    A1=D5(i).Area
    if B1<A1;
        B1=A1;
        j=i;
    end;
end;
[r,c]=find(L5==j);
Ia=bwselect(L5,c,r);
figure,imshow(Ia);
title('Candidato a disco óptico com maior área')

%Análise da variância
Vari=0;
[Lm,num]=bwlabel(Im);
for i=1:num
    indices=find(Lm==i);
    Var=var(C(indices))
    if Var>Vari;
        Vari=Var;
        Iv=(Lm==i);
    end;
end;
figure,imshow(Iv);
title('Candidato a disco óptico com maior variância');

Ig=zeros(600,700)+Ifc+Ia+Iv;

```

```

Ig=(Ig>0).*1;
figure,imshow(Ig);
title('Candidatos a disco óptico - 1ªfase');

% 2ª fase da localização do disco óptico

Im1=zeros(size(IR));
Wf=ones(size(IR));
W2=cat(3,IR1,IG1,IB1);

% Redução do ruído na componente vermelha por um filtro
gaussiano
F=fspecial('gaussian',[3 3],4);
IR=imfilter(IR,F);

% Remoção dos vasos que interrompem o disco óptico
se1=strel('disk',3);
p1=imclose(IR,se1);

% Remoção dos picos por uma abertura seguida de uma
reconstrução
se2=strel('disk',5);
p2=imopen(p1,se2);
p3=imreconstruct(p2,p1);
p3=p3.*masc;

% Cálculo do gradiente morfológico
se=strel('disk',3);
gd=imdilate(p3,se);
ge=imerode(p3,se);
grad=imsubtract(gd,ge);
grad=grad.*masc;

% Determinação dos marcadores
[L,num]=bwlabel(Ig);
for i=1:num
    [r,c]=find(L==i);
    S=bwselect(L,c,r);
    [C1,C2]=find(S);
    c1=int16((min(C1)+max(C1))/2);
    c2=int16((min(C2)+max(C2))/2);

    c1=double(c1);
    c2=double(c2);

```

```

M=max(max(IR));
r=90;
em=zeros(size(IR));

for x=1:size(IR,1);
    for y=1:size(IR,2);
        if sqrt((x-c1).^2+(y-c2).^2)<=r;
            em(x,y)=0;
        else
            em(x,y)=1;
        end;
    end;
end;

% Imposição de marcadores na segmentação usando watersheds
em(c1,c2)=1;
gradim=imimposemin(grad,em);
W=watershed(gradim);
figure,imshow(mat2gray(W));
title('watershed')
W1=ones(size(IR));
W1(W==1)=0;
W2(W==0)=0;
Wf=Wf+W;
end;

% Avaliação das regiões segmentadas

%Eliminação das partículas muito pequenas
se1=strel('disk',2);
A=imerode(Wf,se1);
Wf=imreconstruct(A,Wf);

Wf=mat2gray(Wf);
for x=1:600
    for y=1:700
        if Wf(x,y)<=0.7;
            Wf(x,y)=0;
        else
            Wf(x,y)=1;
        end;
    end;
end;

se2=strel('disk',8);
Wf1=imclose(Wf,se2);

```

```

[Lw, num]=bwlabel(Wf);
[Lw1, num1]=bwlabel(Wf1);
if num1==num
    Wf=Wf1;
end;

%Avaliação do factor de circularidade

[Lw, num]=bwlabel(Wf);
Wf=(Wf>0).*1;
Wf=bwlabel(Wf);
Dw=regionprops(Wf, 'area');
D2=regionprops(Wf, 'perimeter');

IM=zeros(size(IR));
Fc=2;
for i=1:num
    Iw=find(Lw==i);
    Aw=Dw(i).Area
    if (1300<Aw & Aw<17000);
        Pw=D2(i).Perimeter
        FC=(Pw.^2)/(4*pi*Aw)
        if (0.75<FC & FC<2)
            [r, c]=find(Lw==i);
            Im=bwselect(Lw, c, r);
            IM=IM+Im;
            fc=abs(FC-1);
            if fc<Fc;
                Fc=fc;
                Ifc1=(Lw==i);
            end;
        end;
    end;
end;

figure, imshow(IM)
title('Candidatos a disco óptico - 2ª fase');

figure, imshow(mat2gray(Ifc1))
title('O melhor candidato a disco óptico')

```

C.2 Algoritmo da determinação do contorno do disco óptico

```

% Determinação do contorno pela transformada de Hough

IFC1=imdilate(Ifc1,[1 1 1; 1 1 1; 1 1 1]);
Con=IFC1-Ifc1;
Ifc1=Ifc1*1;
Areal=regionprops(Ifc1,'area');
Areal=Areal.Area;

xo=0;
yo=0;
M=0;
M1=0;

for R=30:5:90;
Ifc2=Ifc1;
Imi=cat(3,IR1,IG1,IB1);
[y0detect,x0detect,Accumulator] = houghcircle(Con,R);

MaxAc=max(max(Accumulator));

[x y]=find(Accumulator==max(max(Accumulator)));
x=x(1);
y=y(1);

Circ=zeros(600,700);
for i=1:600;
    for j=1:700;
        if (i-x)^2+(j-y)^2<=R^2;
            Circ(i,j)=1;
        end;
    end;
end;

Circf=Circ.*Ifc1;

if Circf==zeros(600,700);
    Area2=0;
else
Area2=regionprops(Circf,'area');
Area2=Area2.Area;
end;

```

```
p=Area2/Area1

[circle]=draw_circle([y x],R,[600 700]);
Imi(circle==1)=0;
figure,imshow(Imi)
title(['Contorno aplicando a transformada de Hough-
raio=',int2str(R)]);

if p>0.95
    if M<MaxAc;
        M=MaxAc;
        xo=x;
        yo=y;
        raio=R;
    end;
end;

if p>0.7
    if M1<MaxAc;
        M1=MaxAc;
        x1=x;
        y1=y;
        raio1=R;
    end;
end;

end;

Imi=cat(3,IR1,IG1,IB1);

if (xo==0 & yo==0)
    [circle]=draw_circle([y1 x1],raio1,[600 700]);
else
    [circle]=draw_circle([yo xo],raio,[600 700]);
end;

Imi(circle==1)=0;
figure,imshow(Imi)
title('Contorno aplicando a transformada de Hough-Maior
acumulador');
```
