

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

DANIEL WELFER

**Métodos Computacionais para Identificar
Automaticamente Estruturas da Retina e
Quantificar a Severidade do Edema
Macular Diabético em Imagens de Fundo
do Olho**

Tese apresentada como requisito parcial
para a obtenção do grau de
Doutor em Ciência da Computação

Prof. Dr. Jacob Scharcanski
Orientador

Porto Alegre, setembro de 2011

CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Welfer, Daniel

Métodos Computacionais para Identificar Automaticamente Estruturas da Retina e Quantificar a Severidade do Edema Macular Diabético em Imagens de Fundo do Olho / Daniel Welfer. – Porto Alegre: PPGC da UFRGS, 2011.

91 f.: il.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação, Porto Alegre, BR-RS, 2011. Orientador: Jacob Scharcanski.

1. Edema macular diabético. 2. Imagens de fundo do olho. 3. Morfologia matemática. 4. Diagnóstico por imagens. 5. Fotografia. 6. Interpretação de imagens. 7. Assistida por computador. I. Scharcanski, Jacob. II. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. Carlos Alexandre Netto

Vice-Reitor: Prof. Rui Vicente Oppermann

Pró-Reitora de Pós-Graduação: Prof. Aldo Bolten Lucion

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Flávio Rech Wagner

Coordenador do PPGC: Prof. Álvaro Freitas Moreira

Bibliotecária-chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

*“Tell me and I forget.
Teach me and I remember.
Involve me and I learn.”*
— BENJAMIN FRANKLIN

AGRADECIMENTOS

À Jesus Cristo, alicerce da nossa existência. *“Porque ninguém pode lançar outro fundamento, além do que já está posto, o qual é Jesus Cristo”*. **I Co 3:11**.

Agradeço a minha família pelo suporte afetivo, moral e financeiro dado durante toda a minha caminhada, e que foram decisivos para que essa tese se concretizasse.

Agradeço os comentários e críticas de todos os revisores anônimos de todos os artigos que submeti e publiquei ao longo dessa jornada. Os comentários, críticas e dúvidas recebidas permitiram engrandecer os resultados e as discussões dos diversos métodos propostos nessa tese.

Ao meu orientador, que através de seu conhecimento e experiência engrandeceu a contribuição dessa tese.

À todos os médicos especialistas em oftalmologia pela ajuda na validação dos métodos propostos nessa tese através da disponibilização das imagens de referência, em especial à Dra. Diane Ruschel Marinho do Hospital de Clínicas de Porto Alegre.

À CAPES e ao CNPq pelo auxílio financeiro recebido através da concessão de bolsas de estudos pois dessa forma pude dedicar-me exclusivamente a este trabalho e às demais atividades acadêmicas.

À todos os colegas e amigos da 160^o turma do movimento de Emaús da Arquidiocese de Porto Alegre, em especial ao Mons. Urbano Zilles da Igreja Nossa Senhora do Líbano - Paróquia Maronita, meus agradecimentos pela convivência, pelo apoio e pelo aprendizado.

Por fim, à todos os meus colegas da UNIPAMPA - Universidade Federal do Pampa, campus Alegrete, pelo coleguismo, companheirismo, amizade, profissionalismo e compreensão.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	7
LISTA DE SÍMBOLOS	8
LISTA DE FIGURAS	9
LISTA DE TABELAS	14
RESUMO	15
ABSTRACT	16
1 MOTIVAÇÃO	17
2 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA	20
3 REVISÃO DA LITERATURA	24
3.1 Estado da arte dos métodos de detecção do disco óptico	24
3.2 Estado da arte dos métodos de detecção da fóvea	26
3.3 Estado da arte dos métodos de detecção de exsudatos	27
3.4 Conclusões	28
4 CONCEITOS FUNDAMENTAIS DE MORFOLOGIA MATEMÁTICA	29
5 DETECÇÃO DE ESTRUTURAS DA RETINA	38
5.1 Detecção do disco óptico	38
5.1.1 Método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos	39
5.1.2 Método para a detecção do disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases	47
5.2 Identificação do centro da fóvea	54
5.2.1 Método para a detecção do centro da fóvea baseado na anatomia da retina e em morfologia matemática	54
5.3 Conclusões	56
6 DETECÇÃO DE EXSUDATOS	57
6.1 Método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases	57
6.2 Método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de três fases	61

6.2.1	Fase A: Correção da iluminação irregular	61
6.2.2	Fase B: Detecção de exsudatos de maneira preliminar	62
6.2.3	Fase C: Refinamento na detecção de exsudatos	63
6.3	Análise da distribuição espacial de exsudatos	63
6.4	Conclusões	66
7	RESULTADOS EXPERIMENTAIS	67
7.1	 Materiais	67
7.2	 Resultados do método para detectar o disco óptico baseado na árvore de vasos e para o método baseado em uma abordagem de duas fases	68
7.3	 Resultados do método para detectar a fóvea	72
7.4	 Resultados do método para detectar os exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases e para o método baseado em uma abordagem de três fases	75
7.5	 Resultados da análise da distribuição espacial de exsudatos	79
7.6	 Conclusões	83
8	 CONCLUSÕES	84
	REFERÊNCIAS	86

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

RD	Retinopatia Diabética
EMD	Edema Macular Diabético
OMS	Organização Mundial de Saúde
ADA	Associação Americana de Diabetes
DMRI	Degeneração Macular Relacionada à Idade
DD	Discos de Diâmetro
FSA	Filtros Sequenciais Alternados

LISTA DE SÍMBOLOS

δ	Dilatação morfológica
ε	Erosão morfológica
$\mathcal{R}_g(f)$	Reconstrução morfológica por dilatação da imagem marca f condicionada à imagem máscara g
$\mathcal{R}_g^*(f)$	Reconstrução morfológica por erosão da imagem marca f condicionada à imagem máscara g
$RMAX$	Operador de máximos regionais
$RMIN$	Operador de mínimos regionais
γ	Abertura morfológica
ϕ	Fechamento morfológico
γ_{TH}	Top-hat por abertura
ϕ_{TH}	Top-hat por fechamento

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1:	Lesões que ocasionam o Edema Macular Diabético. (a) Imagem original com as lesões do Edema Macular Diabético. (b) Imagem cujas lesões do Edema Macular Diabético foram identificadas manualmente por especialistas.	19
Figura 2.1:	Imagem de fundo de olho ilustrando a localização do disco óptico, das arcadas principais (superior e inferior) e da fóvea.	22
Figura 2.2:	Imagem de fundo de olho ilustrando os 10 setores identificados a partir do centro da fóvea, a saber: 1) setor central; 2) setor intermediário superior; 3) setor intermediário temporal; 4) setor intermediário inferior; 5) setor intermediário nasal; 6) setor superior externo; 7) setor temporal externo; 8) setor inferior externo; 9) setor nasal externo e 10) setor temporal extremo.	23
Figura 2.3:	Resumo da sequência de problemas propostos para a identificação automática do grau de gravidade do Edema Macular Diabético.	23
Figura 4.1:	(a) Canal verde do espaço de cores RGB da imagem colorida original de fundo do olho. (b) Imagem resultante da transformação <i>top-hat</i> por abertura. (c) Imagem resultante da transformação <i>top-hat</i> por fechamento.	31
Figura 4.2:	Imagem resultante da aplicação do operador de máximos regionais na imagem ilustrada pela Figura 4.1 (a).	32
Figura 4.3:	Passos sumarizados para encontrar os pixels de mínimos regionais de uma imagem de tamanho 3×3	33
Figura 4.4:	Imagem resultante da aplicação do operador de mínimos regionais na imagem ilustrada pela Figura 4.1 (a).	33
Figura 4.5:	Resumo dos passos para obter o volume dos picos e vales de uma imagem de entrada. (a) Uma imagem de entrada 3×3 contendo um vale. (b) Pixels selecionados a partir de uma imagem de entrada (isto é, usando um elemento estruturante na forma de cruz de tamanho 3×3). (c) Perfil 1-D da imagem de entrada mostrando dois picos e um vale. (d) Componentes de nível dos dois picos. (e) Área de cada componente de nível dos dois picos. (f) Volume de cada componente de nível dos dois picos. (g) Área de cada componente de nível do vale. (h) Volume de cada componente de nível do vale.	36

Figura 4.6:	Remoção de um vale com o filtro de volumes mínimos v -mínima. (a) Matriz 3×3 representando a imagem original $f(x, y)$. O vale é o pixel central com o nível de cinza 1. (b) Imagem resultante após a aplicação do filtro de volumes mínimos na imagem original $f(x, y)$, usando como parâmetro de entrada $v=1$. Todos os vales com volume menor ou igual a 1 são removidos. (c) Imagem resultante após a aplicação do filtro de volumes mínimos na imagem original $f(x, y)$ (isto é, $v=2$). (d) Imagem resultante usando $v=3$. (e) Imagem resultante sem vales, obtida com $v=4$	37
Figura 4.7:	(a) Canal verde do espaço de cores RGB da imagem colorida original de fundo do olho. (b) Imagem resultante da aplicação do filtro de volumes mínimos utilizando como parâmetro $v=1000$	37
Figura 5.1:	Esquema resumido demonstrando os problemas e os métodos envolvidos para alcançar a identificação do grau de gravidade do edema macular diabético.	39
Figura 5.2:	Passos resumidos para detectar a árvore de vasos.	40
Figura 5.3:	Passos para a segmentação da rede de vasos. (a) Imagem Original f_g . (b) Imagem marca derivada do operador RMIN segundo a Equação 5.1. (c) Imagem <i>background</i> f_{g_1} derivada da Equação 5.1. (d) f_{g_4} : Top-hat por fechamento da imagem f_{g_3} . (e) f_{g_5} : Supremo das aberturas de f_{g_4} . (f) f_{g_6} : Reconstrução da imagem f_{g_5} usando a imagem f_{g_4} como a imagem marca. (g) Imagem f_{g_7} : Mínimos regionais invertidos da imagem f_{g_6} . (h) Imagem esqueleto f_{g_8} obtida depois do algoritmo de afinamento sequencial baseado na Transformada <i>Hit-or-Miss</i> aplicado na imagem f_{g_7} . (i) Imagem f_{g_9} obtida após 20 ciclos de poda (<i>pruning</i>) na imagem f_{g_8}	42
Figura 5.4:	Os oito <i>templates</i> usados para identificar os pontos <i>hit-or-miss</i> de uma imagem	43
Figura 5.5:	Detecção da localização do disco óptico. (a) Imagem f_{g_9} com as setas brancas indicando dois buracos. (b) Imagem $f_{g_9}^{(1)}$ (do Algoritmo 1) com todos seus buracos preenchidos. (c) Imagem $f_{g_9}^{(2)}$ (do Algoritmo 1) que representa o esqueleto da imagem $f_{g_9}^{(1)}$. (d) Imagem $f_{g_9}^{(n)}$ após 20 ciclos de poda (<i>pruning</i>). (e) Imagem $f_{g_9}^{(n)}$ após 40 ciclos de poda. (f) Imagem $f_{g_9}^{(n)}$ após 100 ciclos de poda indicando o centroide e o ponto extremo mais distante do centroide.	45
Figura 5.6:	Detectando apenas a rede de vasos que passa pelo disco óptico. (a) Imagem podada (<i>pruned</i>) f_{g_9} com uma linha vertical posicionada sobre o centroide. (b) Imagem $f_{g_{10}}$ mostrando a ruptura ocorrida na rede de vasos causada pela subtração da linha vertical da imagem f_{g_9} . (c) A linha vertical é transladada algumas posições em direção ao disco óptico. (d) Imagem $f_{g_{11}}$ obtida pela reconstrução por dilatação usando a linha vertical como marca e a imagem $f_{g_{10}}$ como imagem máscara.	46

- Figura 5.7: Detectando o disco óptico, utilizando a árvore de vasos, com mais precisão. (a) Imagem f_{g11} com seu centroide indicado pela seta branca. (b) Imagem f_{g12} obtida pelo operador de “fechamento de buracos” aplicado na imagem f_{g11} . (c) Imagem obtida após aplicar o algoritmo de afinamento na imagem f_{g12} . (d) Imagem f_{g13} obtida após aplicar o algoritmo de *pruning* na versão afinada da imagem f_{g12} . (e) O Centroides da imagem f_{g11} é movido horizontalmente até encontrar a rede de vasos da imagem f_{g13} . (f) O ponto onde o centroides interceptou a rede de vasos é o ponto interno do disco óptico (I_x, I_y) 47
- Figura 5.8: Detectando as bordas do disco óptico usando o método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos. (a),(b),(c),(d) mostra quatro contornos (de forma circular irregular) detectados usando a Transformada Watershed para cada ponto $\{K^i_{(I_x, I_y)}\}$. O maior círculo branco representa o marcador externo e a forma circular sólida de cor branca representa o marcador interno. (e) A forma sólida branca é a forma com a maior circularidade após sofrer uma erosão morfológica. Essa forma erodida, é usada como o novo marcador interno e um círculo de tamanho predefinido centrado nela é utilizado como marcador externo. A forma intermediária representa o contorno final obtido através da transformada Watershed utilizando esses novos marcadores. (f) O contorno final obtido em (e) sobre o canal verde da imagem. 48
- Figura 5.9: Visão geral da primeira fase do método baseado em uma abordagem de duas fases desenvolvido para detectar o disco óptico. 49
- Figura 5.10: Primeira etapa da detecção do disco óptico do método baseado em uma abordagem de duas fases. (a) Componente L do espaço de cores $L*u*v*$. (b) Imagem realçada f_1 . (c) Imagem contendo os mínimos regionais f_2 . (d) Imagem reconstruída f_3 . (e) Diferença entre a transformada $Hmin_h(f_3)$ e $Hmax_h(f_3)$ (f_4 image). (f) Rede de vasos no *foreground* da imagem f_5 ; (g) Imagem de variância f_6 . (h) Imagem de variância somada ao componente verde original (f_7 image). (i) Imagem contendo os máximos regionais (f_8 image). (j) Imagem marca f_9 . (k) Reconstrução por dilatação usando f_8 como imagem máscara e, $f_9(x,y)$ como imagem marca (f_{10} image). (l) Disco óptico detectado grosseiramente e sobreposto na imagem original L. 52
- Figura 5.11: Visão geral da segunda fase do método baseado em uma abordagem de duas fases desenvolvido para detectar o disco óptico. 53
- Figura 5.12: Detecção das bordas do disco com mais precisão (segunda fase do método para a detecção do disco baseado em uma abordagem de duas fases). (a) Componente verde da imagem colorida de entrada (imagem f_g). (b) Imagem marca f_{11} . (c) Imagem reconstruída f_{12} . (d) Diferença entre a imagem f_g e f_{12} (imagem f_{13}). (e) Após a operação de fechamento morfológico (imagem f_{14}). (f) Resultado após a operação de abertura morfológica (imagem f_{15}). (g) Gradiente morfológico da imagem f_{15} (imagem f_{16}). (h) Marcador externo e interno. (i) Borda do disco óptico detectada e sobreposta no componente verde da imagem colorida de entrada. 54
- Figura 5.13: Resumo do método proposto para a identificação do centro da fóvea. 55

Figura 6.1:	Passos sumarizados para a detecção de exsudatos de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases.	58
Figura 6.2:	Detectando os exsudatos de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases. (a) Componente verde da imagem colorida original de fundo do olho (imagem f_{29}). (b) Componente L do espaço de cores $L*u*v*$. (c) Imagem realçada f_{23} . (d) Imagem f_{24} contendo apenas os mínimos regionais. (e) Imagem reconstruída f_{25} sem artefatos brilhantes. (f) Imagem resultante da diferença entre f_{23} e f_{25} (isto é, a imagem f_{26}). (g) Imagem resultante da Transformada H-máxima. (h) Imagem binária contendo os exsudatos grosseiramente detectados. (i) Imagem Marca f_{30} . (j) Imagem Reconstruída f_{31} . (k) Imagem resultante da diferença entre a imagem f_{29} e f_{31} . (l) Exsudatos detectados (imagem f_{32}).	60
Figura 6.3:	Passos resumidos para a detecção de exsudatos utilizando o método baseado em uma estratégia de três fases.	64
Figura 6.4:	Duas imagens do banco de dados DIARETDB1 com os exsudatos marcados e com os setores de interesse delimitados. (a) Representa a imagem 03 do DIARETDB1 apresentando exsudatos no setor central, intermediário superior, intermediário nasal, intermediário temporal, superior externo e temporal externo. (b) Representa a imagem 06 do DIARETDB1 contendo exsudatos longe da fóvea, isto é, no setor externo superior, externo temporal e no setor temporal extremo. . . .	65
Figura 7.1:	Áreas usadas para encontrar a sensibilidade e especificidade das bordas do disco óptico.	70
Figura 7.2:	Algumas imagens com as bordas do disco óptico identificadas utilizando o método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos.(a-f): aceitável; (g-l): identificação das bordas inaceitável. . .	72
Figura 7.3:	Resultados comparativos para o método de detecção do disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases. (a) Resultado do método proposto por Sopharak et al.. (b) Resultado do método proposto por Walter et al.. (c) Resultado do método proposto por Seo et al.. (d) Resultado do método proposto por Kande et al.. (e) Resultado do método proposto por Şaṗpor et al.. (f) Resultado do método proposto por Lupaşcu et al.. (g) Resultado do método para detectar o disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases.	73
Figura 7.4:	Resultados do método para detectar o disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases utilizando algumas imagens do banco de dados DIARETDB1. (a),(b) Bordas do disco óptico detectado em uma imagem contendo lesões da retinopatia diabética e variação de iluminação. (c),(d) Os únicos dois casos onde a detecção do disco óptico falha (por exemplo, quando o disco óptico não tem uma intensidade identificável e/ou contém reflexão macular).	74

Figura 7.5:	Comparando os resultados da detecção do centro da fóvea em duas imagens do DIARETDB1. (a) e (b) ilustram imagens de fundo do olho onde o asterisco de cor vermelha representa o centro da fóvea automaticamente detectado, e o símbolo de adição de cor vermelha representa o centro da fóvea manualmente detectado pelo especialista. O erro é definido pela distância euclidiana entre o centro da fóvea detectado automaticamente e pelo centro da fóvea detectado manualmente. Em (a), o erro foi de 6.08 pixels, e em (b) foi de 5.84 pixels.	75
Figura 7.6:	Resultados comparativos. (a) Componente verde contendo exsudatos. (b) <i>Ground truth da imagem (a)</i> . (c) Resultado do método de Sopharak et al. (sensitividade = 42.64%). (d) Resultado do método de Walter et al. (sensitividade = 45.53%). (e) Resultado do método de duas fases proposto (sensitividade = 55.58%).	77
Figura 7.7:	Detecção dos exsudatos: Resultados comparativos para uma imagem normal. (a) Componente verde sem a presença de exsudatos. (b) Resultado do método de Sopharak et al.(especificidade = 99.88%; proporção incorretamente classificada = 0.11%). (c) Resultado do método de Walter et al.(especificidade = 99.97%; proporção incorretamente classificada = 0.034%). (d) Resultado do método de duas fases proposto (especificidade = 99.87%; proporção incorretamente classificada = 0.12%).	78
Figura 7.8:	Resultados de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases em uma imagem contendo a reflexão macular normal relacionada à idade. (a) Componente verde da imagem original da retina com reflexão macular normal, isto é, as áreas esbranquiçadas são as reflexões. (b) Resultado do método proposto de duas fases sobreposto no componente verde da imagem original.	79
Figura 7.9:	Detecção de exsudatos em duas imagens do DIARETDB1. (a) e (c) ilustra o componente verde da imagem 1 e 10 do DIARETDB1 respectivamente. (b) e (d) mostra os exsudatos detectados de acordo com o método baseado em uma estratégia de três fases e sobrepostos na imagem obtida em (a) e (d) respectivamente.	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1:	Escala de gravidades do Edema Macular Diabético	20
Tabela 6.1:	Distribuição de exsudatos na Figura 6.4 (a)	65
Tabela 6.2:	Distribuição de exsudatos na Figura 6.4 (b)	65
Tabela 7.1:	Taxa de acerto na localização do disco óptico usando os dois métodos apresentados para a detecção do disco óptico nessa tese e outros métodos disponíveis na literatura (bancos de imagens DRIVE e DIARETDB1).	69
Tabela 7.2:	Custo computacional do método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos proposto usando o banco de dados DIARETDB1	69
Tabela 7.3:	Taxa de sucesso para a identificação das bordas do disco óptico de acordo com os dois métodos desenvolvidos para a detecção do disco óptico e, outros propostos na literatura.	71
Tabela 7.4:	Resultados para a detecção do centro da fóvea utilizando o método proposto e outros métodos disponíveis na literatura utilizando o banco de imagens DRIVE e DIARETDB1.	74
Tabela 7.5:	Resultados da detecção de exsudatos de acordo com o método proposto para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases e para o método baseado em uma abordagem de três fases.	76
Tabela 7.6:	Distribuição de exsudatos para a classificação do Edema Macular Diabético. Área igual a zero significa ausência para lesões do tipo exsudatos.	80
Tabela 7.7:	Comparação do nível de gravidade do DME classificado pelo esquema proposto e por quatro especialistas em retina, usando 35 imagens de fundo do olho do DIARETDB1 com sinais de DME.	82

RESUMO

Através das imagens de fundo do olho, os especialistas em oftalmologia podem detectar possíveis complicações relacionadas ao Diabetes como a diminuição ou até a perda da capacidade de visão. O Edema Macular Diabético (EMD) é uma das complicações que lideram os casos de danos à visão em pessoas em idade de trabalho. Sendo assim, esta tese apresenta métodos para automaticamente identificar os diferentes níveis de gravidade do Edema Macular Diabético visando auxiliar o especialista no diagnóstico dessa patologia. Como resultado final, propõe-se automaticamente e rapidamente identificar, a partir da imagem, se o paciente possui o EMD leve, moderado ou grave. Utilizando imagens de fundo do olho de um banco de dados livremente disponível na internet (ou seja, o DIARETDB1), o método proposto para a identificação automática do EMD obteve uma precisão de 94,29%. Alguns métodos intermediários necessários para a solução desse problema foram propostos e os resultados publicados na literatura científica.

Palavras-chave: Edema macular diabético, imagens de fundo do olho, morfologia matemática, diagnóstico por imagens, fotografia, interpretação de imagens, assistida por computador.

ABSTRACT

Through color eye fundus images, the eye care specialists can detect possible complications related to diabetes as the vision impairment or vision loss. The Diabetic Macular Edema (DME) is the most common cause of vision damage in working-age people. Therefore, this thesis presents an approach to automatically identify the different levels of severity of diabetic macular edema aiming to assist the expert in the diagnosis of this pathology. As a final result, a methodology to automatically and quickly identify, from the eye fundus image, if a patient has the EMD mild, moderate or severe EMD is proposed. In a preliminary evaluation of our DME grading scheme using publicly available eye fundus images (i.e., DIARETDB1 image database), an accuracy of 94.29% was obtained. Some intermediate methods needed to solve this problem have been proposed and the results published in scientific literature.

Keywords: Diabetic macular edema, eye fundus images, mathematical morphology, diagnostic imaging, photography, image interpretation, computer assisted.

1 MOTIVAÇÃO

“Tenha sempre diante dos olhos o ponto de partida; os resultados conseguidos, conserva-os; o que fazes, faça-o bem; não pare; mas, antes, com corrida veloz e passo rápido, com pé seguro, que nem sequer o pó permita retardar o andar, cautelosamente avance confiante...”

(Santa Clara de Assis, *Mensagens dos Santos*, Editora Paulus).

O diabetes é uma doença crônica que está se alastrando rapidamente. Até o ano 2000, 18 milhões de norte-americanos foram afetados pelo diabetes, e estima-se que em 2030 o número de diabéticos nos Estados Unidos ultrapasse 30 milhões (LANG, 2007; WILD et al., 2004). Em nível mundial, é esperado que o número de pessoas diabéticas (com 20 anos ou mais) aumente de 171 milhões (ano 2000) para 366 milhões em 2030 (WILD et al., 2004). No ano 2000, o Brasil ocupava o oitavo lugar na lista de países com o maior número de casos de diabetes (cerca de 4.6 milhões de diabéticos) porém, em 2030, estima-se que ocupará o sexto lugar com 11.3 milhões de pessoas diabéticas (WILD et al., 2004). A Associação Americana de Diabetes (ADA), estimou que o custo nacional causado pelo diabetes nos Estados Unidos foi de \$US 132 bilhões em 2002 e aumentará para \$US 192 bilhões em 2020 (World Health Organization; International Diabetes Federation, 2006). Dos US\$132 bilhões gastos em 2002, aproximadamente US\$92 bilhões (70 %) foram de despesas médicas e \$US 40 bilhões (30 %) foram de perda de produtividade causada por invalidez ou morte prematura (American Diabetes Association, 2003). No entanto, a Organização Mundial de Saúde (OMS), afirma que os custos do diabetes para um indivíduo ou família não são apenas financeiros, pois há o custo da dor e das preocupações que acarretam em uma reduzida qualidade de vida em geral e que possuiu um impacto imensurável na vida de uma pessoa (World Health Organization; International Diabetes Federation, 2004).

Dessa forma, a severa expansão do diabetes o caracteriza como uma doença epidêmica tornando-a, portanto, um dos maiores desafios da saúde atual (OSAREH, 2007). Uma das consequências do diabetes é a diminuição da capacidade visual ou até mesmo a sua perda total, isto é, cegueira. As complicações do diabetes que lideram os casos de danos à visão em pessoas em idade de trabalho são a Retinopatia Diabética (RD) e o Edema Macular Diabético (EMD)(CIULLA; AMADOR; ZINMAN, 2003). No entanto, a perda da

capacidade de visão ocasionada pelo diabetes pode ser controlada através de uma abordagem baseada na prevenção e tratamento. Abordagens preventivas urgentes como aumento da atividade física, dieta saudável, perda de peso e ausência de tabagismo podem fazer diminuir o surgimento de novos casos apenas de determinados tipos de diabetes (World Health Organization; International Diabetes Federation, 2004). Assim, o tratamento desempenha um papel importante no que se refere ao controle das consequências do diabetes. Segundo a Organização Mundial de Saúde (OMS), o tratamento de retinopatias pode reduzir o risco da perda de visão em mais de 90 % (World Health Organization, 2007, 2005). Para isso, detectar essas retinopatias em um estágio que ainda permita tratamento é um dos principais mecanismos para a prevenção da perda da capacidade de visão.

Nesse contexto, a presente tese tem por objetivo geral identificar automaticamente os diferentes graus de gravidade (World Health Organization, 2005) do Edema Macular Diabético (EMD) que levam à perda da acuidade visual. Essa identificação utiliza as imagens de fundo do olho e técnicas de processamento e análise de imagens para automaticamente identificar e qualificar as lesões provocadas pelo Edema Macular Diabético. Essa pode ser vista globalmente como uma técnica de triagem e que pode auxiliar o profissional da saúde a identificar pessoas que necessitam de tratamento mais urgente. Dessa forma, os portadores do edema macular diabético moderado ou grave podem ser encaminhados para o atendimento terciário (especializado), isto é, permite ordenar a demanda pelo serviço especializado e dar prioridade ao paciente com maior risco de agravamento de sua condição. Essa gerência pode ser obtida, por exemplo, agregando os métodos que quantificam automaticamente a gravidade do EMD em determinados módulos de um *Picture Archiving and Communication System* (PACS) (WELFER; SCHARCANSKI, 2008).

Assim, métodos de assistência ao diagnóstico em oftalmologia são muito úteis pois, apesar das imagens de fundo de olho serem adquiridas de forma digital, a maior parte do processo de análise delas é feito manualmente. E isso em oftalmologia implica em analisar um grande número de imagens por paciente para se chegar a um diagnóstico (LALIBERTÉ; GAGNON; SHENG, 2003).

A Figura 1.1 (a) mostra uma imagem do fundo de olho que apresenta sinais de lesões que caracterizam o Edema Macular Diabético. Essas lesões são os exsudatos duros e se apresentam sob a forma de áreas amarelas ou brancas e com a borda bem definida (FRITH et al., 2001). A Figura 1.1 (b) mostra a marcação manual das lesões feita por um especialista através de um software de marcação (KAUPPI et al., 2007).

Assim, a presente tese propõe métodos computacionais automáticos para identificar e qualificar as lesões do Edema Macular Diabético. Qualificar significa identificar automaticamente a região do olho onde as lesões podem estar presentes. Pois, quanto mais distante do centro da região da mácula está a lesão, menor é o grau de gravidade do Edema Macular Diabético (CIULLA; AMADOR; ZINMAN, 2003).

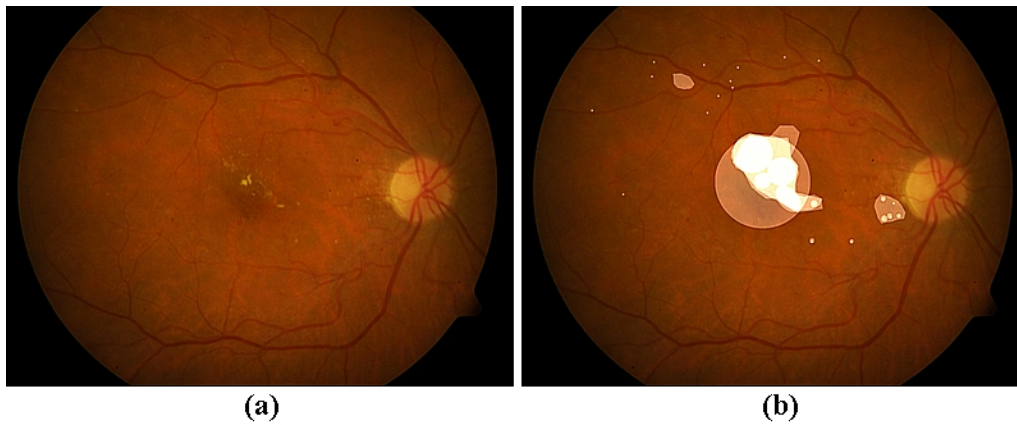


Figura 1.1: Lesões que ocasionam o Edema Macular Diabético. (a) Imagem original com as lesões do Edema Macular Diabético. (b) Imagem cujas lesões do Edema Macular Diabético foram identificadas manualmente por especialistas (KAUPPI et al., 2007).

2 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

“- Então - perguntou Fook - , qual é o problema ?”

(Douglas Adams, *O Guia do Mochileiro das Galáxias*, Editora Sextante).

O problema dessa tese consiste na identificação automática do grau de gravidade do Edema Macular Diabético através de imagens de fundo do olho. A Tabela 2.1 apresenta a escala de gravidades do EMD e o que caracteriza cada nível de gravidade (World Health Organization, 2005; CIULLA; AMADOR; ZINMAN, 2003).

Tabela 2.1: Escala de gravidades do Edema Macular Diabético

Diagnóstico	Característica
Edema Macular Diabético Ausente	sem aparente engrossamento da retina ou exsudatos duros
Edema Macular Diabético Presente	com aparente engrossamento da retina ou exsudatos duros
Se o Edema Macular Diabético está presente	
Nível de gravidade	Característica
Edema Macular Diabético leve	engrossamento da retina ou exsudatos duros distante do centro da mácula
Edema Macular Diabético Moderado	engrossamento da retina ou exsudatos duros na vizinhança do centro da mácula mas não envolvendo o centro
Edema Macular Diabético grave	engrossamento da retina ou exsudatos duros envolvendo o centro da mácula

Conforme visto na Tabela 2.1, o EMD é caracterizado por duas lesões: a primeira é o engrossamento da retina em volta da região da mácula e a segunda a presença de exsudatos. EMD é leve quando há engrossamento da retina ou exsudatos duros longe do centro da mácula. O EMD moderado ocorre quando há o engrossamento da retina ou exsudatos duros próximos ao centro da mácula. Por fim, o EMD grave ocorre quando há engrossamento da retina ou exsudatos duros no centro da mácula. Exsudações são depósitos de lipídio e lipoproteína de cor esbranquiçada ou amarela (GARCIA et al., 2007), (TENG; LEFLEY; CLAREMONT, 2002), (WALTER et al., 2002). Há as exsudações duras e as exsudações algodinosas. As exsudações duras possuem a borda relativamente bem definida (nítida), cor amarelada e com tamanho que varia de pequeno para grande. As exsudações algodinosas apresentam a borda borrada, cor esbranquiçada e com tamanho que varia de pequeno para médio (KUIVALAINEN, 2005). A mácula é a região mais importante da retina se a visão for afetada e está situada no lado temporal ao nervo óptico (FRITH et al., 2001). Ela é importante porque abriga a máxima densidade de células do

tipo cones (células receptoras de cor) (SPARROW, 2007). Além disso, em uma imagem da retina normal, isto é, sem lesões, a mácula é a região mais escura da imagem do fundo de olho (SINTHANAYOTHIN et al., 1999).

No entanto, para classificar automaticamente o EMD como sendo leve, moderado ou grave não basta apenas identificar essas lesões. Como dito anteriormente, é necessário identificar também a região onde essas lesões se encontram. Em adição, é necessário também remover o disco óptico da imagem uma vez que ele possui características similares às lesões e, com isso, pode ser confundido com as mesmas. É importante notar também que essa tese preocupa-se apenas com as lesões do tipo exsudatos para realizar a triagem das imagens segundo o EMD. Dessa forma, o engrossamento da retina na região macular não é considerado nessa tese pois é difícil identificá-lo usando as imagens formadas pelas câmeras de fundo do olho;

Dessa forma, o problema a ser resolvido consiste de diferentes etapas: 1) identificar automaticamente o contorno do disco óptico; 2) identificar automaticamente o centro da mácula; 3) identificar automaticamente os exsudatos duros de cada setor; 4) analisar a distribuição de exsudatos ao redor da fóvea através dos setores de interesse e classificar o EMD conforme as escalas mostradas na Tabela 2.1. A seguir, cada uma dessas etapas são detalhadas.

1. A primeira etapa refere-se à identificação do local e das bordas do disco óptico. Na Figura 2.1 é apresentada a estrutura do disco óptico em uma imagem do olho esquerdo que foi retirada do banco de imagens DIARETDB1 (KAUPPI et al., 2007). A identificação do local do disco pode ajudar na identificação do tipo de olho, isto é, se a imagem de fundo do olho representa um olho esquerdo ou um olho direito. Já a identificação do perímetro da borda do disco óptico é necessária por três motivos: 1) Identificação do ponto central do disco; 2) identificação do diâmetro do disco óptico; e 3) remoção de toda a área pertencente ao disco óptico da imagem. O ponto mais interno ao disco pode auxiliar na detecção do centro da fóvea (fóvea e mácula são usadas muitas vezes como sinônimo (FRITH et al., 2001)). Já o diâmetro do disco óptico é necessário para encontrar a região da fóvea. Finalmente, a remoção da área do disco óptico impede que o mesmo seja identificado como uma lesão do tipo exsudato duro. No entanto, a região da imagem que é representada pelo nervo óptico não é simples de ser segmentada. O nervo óptico é uma estrutura vazada, isto é, não possui uma borda fechada pois há os vasos das arcadas e contra-arcadas superiores e inferiores que partem do seu centro (FRITH et al., 2001). Assim, eliminar a interferência desses vasos a fim de obter uma borda automaticamente identificada e coerente é um dos grandes problemas e desafios desse trabalho.
2. O segundo problema diz respeito a localização automática do centro da fóvea. A partir do centro da fóvea são identificados os setores de fundo do olho. A fóvea localiza-se sempre do lado temporal do disco óptico, isto é, entre as arcadas superiores e inferiores. A Figura 2.1 ilustra a localização da fóvea e das arcadas superior e inferior dos vasos presentes na imagem de fundo do olho.
3. O terceiro problema refere-se à detecção das lesões do tipo exsudatos duros na imagem de fundo do olho. Segundo Walter et al. (WALTER et al., 2002), as exsudações duras representam o principal sinal do EMD e, portanto, podem ser utilizadas para descobrir o nível de gravidade do EMD. Exsudatos são agregados de material adiposo formados a partir de lipídios e proteínas que se depositam na retina humana

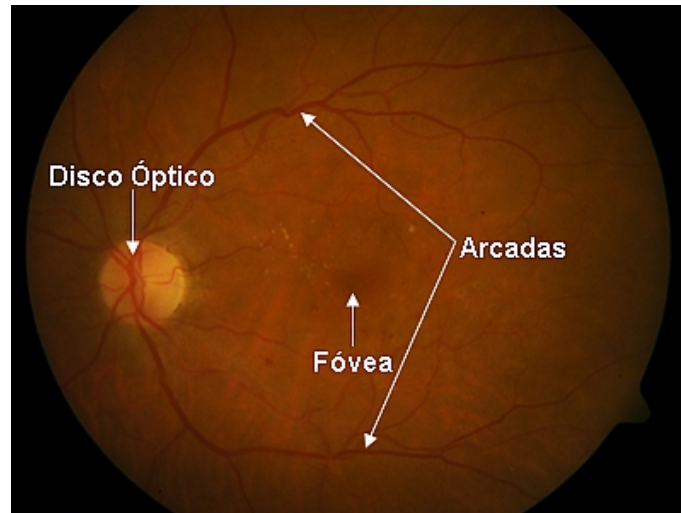


Figura 2.1: Imagem de fundo de olho ilustrando a localização do disco óptico, das arcadas principais (superior e inferior) e da fóvea.

e que podem danificar a visão (FRITH et al., 2001) (HOLLYFIELD; ANDERSON; LAVAIL, 2006).

4. O próximo passo consiste em analisar a distribuição de exsudatos previamente detectados ao redor da fóvea. Para isso é preciso identificar os setores de fundo do olho. Esses setores são regiões circulares delimitadas por três círculos concêntricos onde o diâmetro de cada um é calculado a partir do diâmetro do disco óptico e cujo centro de cada círculo é o centro da fóvea (LI; CHUTATAPE, 2004). Assim, há setores mais próximos do centro da fóvea e outros mais distantes. E é justamente através desses setores que é possível identificar as lesões que estão na vizinhança, lesões que estão distantes ou lesões que se situam na área central da fóvea como descreve a Tabela 2.1. Ao total são 10 setores: nasal externo, superior externo, inferior externo, temporal externo, nasal intermediário, superior intermediário, inferior intermediário, temporal intermediário, central e temporal extremo. A Figura 2.2 apresenta esses 10 setores localizados a partir do centro da fóvea em uma imagem do banco de imagens DIARETDB1.

Assim, com os setores identificados, é possível realizar a análise da distribuição de exsudatos. O objetivo dessa fase é identificar a proximidade da lesão em relação a fóvea. Após isso, através da Tabela 2.1 e com o conhecimento sobre a posição das lesões, é possível classificar determinada imagem como apresentando sinais do EMD leve, moderado ou grave ou ainda ausência do EMD.

A Figura 2.3 ilustra resumidamente a sequência de problemas propostos sobre o tema abordado.

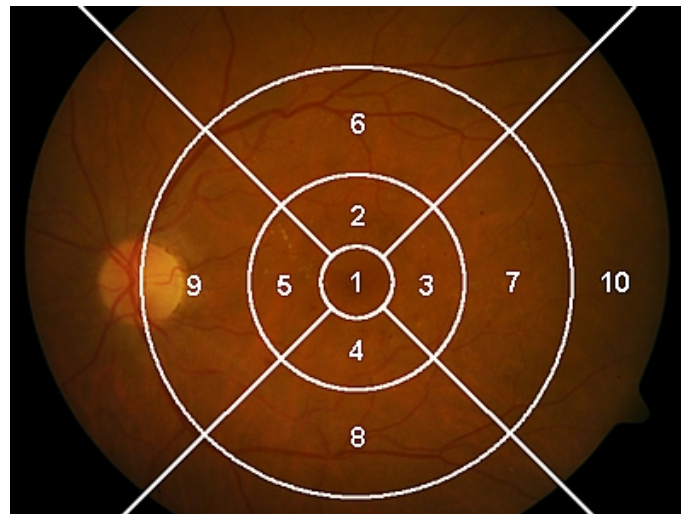


Figura 2.2: Imagem de fundo de olho ilustrando os 10 setores identificados a partir do centro da fóvea, a saber: 1) setor central; 2) setor intermediário superior; 3) setor intermediário temporal; 4) setor intermediário inferior; 5) setor intermediário nasal; 6) setor superior externo; 7) setor temporal externo; 8) setor inferior externo; 9) setor nasal externo e 10) setor temporal extremo.

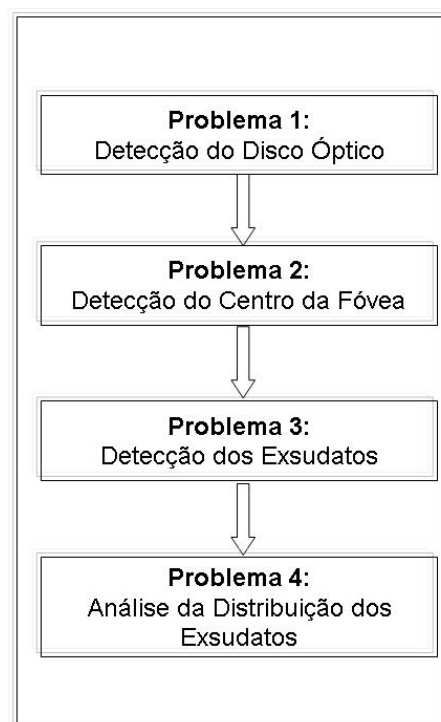


Figura 2.3: Resumo da sequência de problemas propostos para a identificação automática do grau de gravidade do Edema Macular Diabético.

3 REVISÃO DA LITERATURA

“When starting on a journey or changing their mode of life, men capable of reflection are generally in a serious frame of mind. At such moments one reviews the past and plans for the future.”

(Leo Tolstoy, *War and Peace*).

Para que a identificação do grau de gravidade do Edema Macular Diabético (EMD) seja alcançada, muitos problemas precisam ser resolvidos como mostrado no capítulo anterior. No entanto, pode-se resumi-los em 3, a saber: detecção do disco óptico, identificação do centro da fóvea e detecção das lesões do tipo exsudatos. Os outros problemas são solucionados a partir desses três, isto é, esses três problemas constituem a base para se alcançar a classificação do Edema Macular Diabético (EMD). Dessa forma, nesse capítulo serão apresentados alguns trabalhos relacionados a cada um desses problemas.

3.1 Estado da arte dos métodos de detecção do disco óptico

A presença de retinopatias, tais como exsudatos e/ou drusas, pode aparecer em imagens de fundo do olho como aglomerados formando regiões cujo tamanho e intensidade de pixels são comparáveis ao disco óptico (PATTON et al., 2006). Isso torna a detecção do disco óptico uma tarefa desafiadora, uma vez que características como tamanho de região e intensidade de pixels não são características confiáveis para a segmentação do disco óptico.

Park et al. (PARK; JIN; LUO, 2006), propõem localizar o disco óptico de acordo com suas propriedades morfológicas (por exemplo assumindo que ele apareça na imagem do fundo de olho como uma forma aproximadamente circular e com grande variabilidade de brilho). Todas as áreas aproximadamente circulares e com grande variabilidade de brilho são então selecionadas como possíveis candidatas para o disco óptico. Posteriormente, a Transformada de Hough é usada para selecionar apenas as áreas de forma circular. Após, a área circular de mais alto brilho é selecionada para representar o disco óptico. A variabilidade local dos tons de cinza existente na região do disco óptico foi explorada primeiro por Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999). Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999), propõem usar a variabilidade local dos níveis de cinza que existem na região do disco óptico para detectá-lo. Na região do disco óptico, existem vasos sanguíneos caracterizados por valores de pixel de baixa intensidade,

e tecidos da fibra do nervo caracterizados por valores de pixels de alta intensidade. Assim, essa região tipicamente tem uma variação de intensidade maior do que outras regiões na mesma imagem de fundo do olho. Então, para encontrar a região do disco óptico, uma imagem de variância pode ser encontrada computando a variância na vizinhança de cada pixel usando uma “janela deslizante” com 80 x 80 pixels (como sugerido em (SINTHANAYOTHIN et al., 1999)). Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999) relatam que localizaram o disco óptico corretamente em 99.1% dos casos (exemplo: em 111 de 112 imagens). Entretanto, eles não detectam as bordas do disco óptico, isto é, eles apenas detectam a localização do disco. Além disso, esse método frequentemente falha se retinopatias (por exemplo exsudações brilhosas sobre um fundo local escuro) estão presentes na imagem (WALTER et al., 2002), (PATTON et al., 2006). Isso acontece porque essa região, na qual a retinopatia está presente, pode ter uma variabilidade de intensidade e tamanho comparável ao disco óptico. Assim, o método de Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999) e Park et al. (PARK; JIN; LUO, 2006) tendem a funcionar bem em imagens cuja retinopatia diabética está ausente. Park et al. (PARK; JIN; LUO, 2006) atinge uma taxa de acerto de 90.25% na detecção do disco, mas seu método não detecta as bordas do disco.

Walter et al. (WALTER et al., 2002) também usam a imagem de variância (formada pela identificação da variabilidade de uma região da imagem) para detectar a região do disco óptico, porém com alguns melhoramentos. Eles usam Filtros Sequenciais Alternados (FSA) e um operador de correção de sombra para reduzir a chance de erroneamente detectar regiões que não representam o disco óptico. Após isso, eles executam a segmentação do disco óptico utilizando a Transformada Watershed por marcadores. Como marcador interno é utilizado um ponto interno ao disco óptico e como marcador externo um círculo centrado nesse ponto interno. Assim, a saída da Transformada Watershed é uma imagem binária cujos pixels de valor “1” representam as bordas do disco, isto é, seu perímetro. Entretanto, os vasos que partem do disco óptico (e que possuem diâmetro variável) podem dificultar a detecção das bordas do disco óptico. Como resultado, Walter et al. (WALTER et al., 2002) relata 96.6% de precisão para a localização do disco óptico, e 93.10% de precisão para a identificação das bordas do disco óptico.

Youssif et al. (YOUSSIF; GHALWASH; GHONEIM, 2008) propõem detectar o disco óptico usando filtros direcionais para detectar os vasos que partem do disco óptico. Eles relatam uma taxa de sucesso de 100% na detecção do disco óptico, mas as bordas do disco óptico não são detectadas. Singh et al. (SINGH; JOSHI; SIVASWAMY, 2008) descreve uma taxa de acerto de 94.87% na correta detecção do lugar do disco óptico usando uma abordagem baseada no realce de contraste local. No entanto, eles não discutem ou quantificam a localização das bordas do disco óptico. Lupaşcu et al. (LUPAŞCU; TEGOLO; ROSA, 2008), por outro lado, discutem a detecção do centro e das bordas do disco óptico, relatando 95% de sucesso para a correta localização do disco óptico, e uma precisão de 70% na localização das bordas do disco óptico (usando um círculo como aproximação). Eles utilizam descritores de textura e um método baseado em regressão para encontrar o círculo que mais se ajusta às bordas do disco óptico (LUPAŞCU; TEGOLO; ROSA, 2008).

Joshi et al. (JOSHI; GONDLE; SIVASWAMY, 2008) relatam 97% de sucesso na localização do disco óptico, mas eles não se preocupam com a detecção das bordas do disco óptico. Ying et al. (YING; ZHANG; LIU, 2007) propõem uma abordagem baseada em fractais para localizar o disco óptico nas imagens de fundo do olho. Eles dizem atingir 97.5% de sucesso (isto é, 39 discos ópticos são detectados em um total de 40 imagens).

Sekhar et al. (SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008a) propõem identificar o disco óptico usando uma abordagem híbrida baseada em morfologia matemática e a Transformada de Hough. Eles relatam uma taxa de acerto de 94.7% (36 discos ópticos corretamente localizados de um total de 38 imagens). Além disso, o método deles pode identificar as bordas do disco óptico, mas eles não avaliam quantitativamente a precisão do método, isto é, quão preciso ele é para detectar as bordas do disco. Tobin et al. (TOBIN et al., 2007) propõem o uso de 4 diferentes filtros de imagem para extrair características locais da imagem da retina. Eles aplicam esses filtros sobre imagens binárias onde apenas o esqueleto da árvore de vasos sanguíneos está presente, e sobre imagens tons de cinza da retina. Cada um desses filtros resulta em um mapa (imagem) de características, e a união desses mapas de características resulta em uma imagem de confiabilidade final, como a imagem de variância descrita anteriormente. Assim, a coordenada do ponto com o valor de confiabilidade mais alto na imagem de confiabilidade final representa o centro do disco óptico. Eles reportam um desempenho de 90.4% para a correta localização do disco óptico. Entretanto, eles não identificam com precisão as bordas do disco óptico porque eles usam um modelo de borda circular, com um diâmetro constante para representar as bordas do disco óptico. Assim, a abordagem proposta por Tobin et al. (TOBIN et al., 2007) não leva em conta que o disco óptico tende a ser mais elíptico, e menos circular.

3.2 Estado da arte dos métodos de detecção da fóvea

De acordo com Patton et al. (PATTON et al., 2006), existem poucos trabalhos que discutem a localização da fóvea. Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999), usam uma imagem artificial da fóvea (chamada *template*) para encontrar o lugar da fóvea nas imagens da retina. Esse *template* é uma imagem tons de cinza artificial de tamanho igual a 40x40 pixels e que imita a região de uma fóvea real. Essa imagem artificial é obtida usando uma distribuição Gaussiana com um desvio padrão pré-estabelecido (SINTHANAYOTHIN et al., 1999). Então, para detectar as regiões candidatas da fóvea, primeiro eles calculam os coeficientes de correlação entre a imagem sintética e a imagem do fundo de olho. Após, os coeficientes de correlação são limiarizados resultando em uma nova imagem com várias regiões candidatas para a fóvea. Então, apenas o centro da região candidata mais escura e que está localizada a uma distância aceitável do disco óptico é selecionada para ser o centro da fóvea. Usando um banco de imagens local composto por 112 imagens coloridas de fundo do olho eles relatam 80.4% de sensibilidade e 99.1% de especificidade para a correta localização da fóvea. No entanto, esse método tende a falhar quando há microhemorragias ou microaneurismas presentes na imagem pois essas lesões possuem atributos similares as da região da fóvea. Sekhar et al. (SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008b), usam a Transformada de Hough e operadores morfológicos para automatizar a localização da fóvea. Primeiramente, eles estimam o lugar do disco óptico usando os operadores morfológicos, e em seguida eles encontram as bordas do disco óptico usando a Transformada de Hough. Então, a fóvea é identificada usando a relação espacial existente entre o diâmetro do disco óptico e a região da mácula (SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008b). Eles reportam uma taxa de sucesso de 100% (34 de 34 imagens) para a identificação da fóvea usando o banco de imagens DRIVE (DRIVE: DIGITAL RETINAL IMAGES FOR VESSEL EXTRACTION, 2008). O banco de imagens DRIVE, consiste de 40 imagens de fundo do olho mas Sekhar et al. (SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008b) usou apenas 36 dessas imagens. Além disso, eles não quantificam a precisão na detecção da fóvea, isto é, o erro existente entre a fóvea mar-

cada por um especialista em oftalmologia e pela fóvea automaticamente identificada pelo método. Singh et al.(SINGH; JOSHI; SIVASWAMY, 2008), descrevem uma taxa de sucesso de 100% para a identificação da fóvea. Eles usam diferentes canais da imagem de fundo de olho colorida original para melhorar o contraste local, e um método para detectar estruturas baseadas em suas aparências (por exemplo, estruturas escuras como a região da fóvea). Entretanto, assim como Sekhar et al.(SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008b), eles não calculam a acurácia na detecção da fóvea. Os resultados são apenas visualmente validados por um especialista em oftalmologia(SINGH; JOSHI; SIVASWAMY, 2008). Köse et al.(KÖSE; SEVIK; GENÇALIAGLU, 2008), identificam um local aproximado da mácula através da posição do disco óptico. Por exemplo, a mácula no olho esquerdo pode ser localizada no lado direito da imagem, e a mácula no olho direito pode ser localizada no lado esquerdo. Entretanto, o método proposto por Köse et al.(KÖSE; SEVIK; GENÇALIAGLU, 2008), não identifica a fóvea, mas apenas uma aproximação da região da mácula.

3.3 Estado da arte dos métodos de detecção de exsudatos

Walter et al. (WALTER et al., 2002), utilizam uma abordagem baseada em técnicas morfológicas para identificar os exsudatos. Para isso, primeiro eles eliminam os vasos presentes na imagem através de um fechamento morfológico e depois encontram as regiões com alto contraste local. Essas regiões são as candidatas para serem os exsudatos duros. Então, após uma limiarização, apenas as regiões de exsudatos que permaneceram na imagem tem sua borda identificada através de técnicas de reconstrução morfológica. Após, todos os exsudatos na região do disco óptico são eliminados para reduzir os falsos positivos detectados (uma vez que os exsudatos e a região do disco óptico podem ter brilho e forma similares). Utilizando 15 imagens do fundo de olho não públicas, eles alcançaram uma sensibilidade média de 92.8% mas não quantificam a especificidade (WALTER et al., 2002). Entretanto, como o método deles requer a eliminação da árvore de vasos para funcionar, é necessário saber a largura dos vasos para definir um elemento estruturante apropriado para a remoção desses vasos para, dessa forma, conseguir distinguir entre vasos e exsudatos. Li et al.(LI; CHUTATAPE, 2004), descreve 100% de sensibilidade e 71% de especificidade na detecção de exsudatos em 35 imagens não públicas. Eles dividem cada imagem em 64 sub imagens e utilizam o espaço de cores *Luv* para detectar os exsudatos de forma aproximada. Após, combinam um método de crescimento de regiões e um método de detecção de bordas (como por exemplo Canny) para encontrar os exsudatos de forma mais precisa. Osareh (OSAREH, 2007), utiliza as fases de pré-processamento, segmentação e classificação para identificar os exsudatos duros. Na fase de pré-processamento a imagem é normalizada e tem seu contraste local realçado. Após, a imagem resultante da fase de pré-processamento é submetida a um algoritmo de segmentação de imagens coloridas onde os exsudatos e o disco óptico são identificados. A fase de classificação utiliza redes neurais para identificar se determinada região é um exsudato ou não. Osareh (OSAREH, 2007), reporta uma sensibilidade (identificação correta de exsudatos) de 93.0% e especificidade(identificação correta do que não é exsudato) de 94.0%. Lalonde et al. (LALONDE; LALIBERTÉ; GAGNON, 2004) descreve o desenvolvimento de um software para detectar exsudatos, microaneurismas e outras estruturas anatômicas como por exemplo o disco óptico e a mácula. Eles relatam uma sensibilidade e especificidade no que se refere à detecção de exsudatos de 100% e 87%, respectivamente. Entretanto, eles simplesmente não descrevem o método utilizado para essa detecção, além de utilizarem

um banco de imagens de fundo do olho não público. Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008) descreve um método muito similar ao método proposto por Walter et al. (WALTER et al., 2002). Primeiro eles segmentam e removem o disco óptico para evitar falsos positivos, e para detectar os exsudatos mais precisamente. Esse método baseia-se em operadores morfológicos e na variabilidade local da imagem, e eles relatam 80% de sensibilidade média e 99.5% de especificidade média utilizando um banco não público com 60 imagens de fundo do olho. Entretanto, assim como o método proposto por Walter et al., eles precisam remover os vasos e baseiam-se na variabilidade local da imagem para detectar as lesões do tipo exsudatos. Köse et al. (KÖSE; SEVIK; GENÇALIAGLU, 2008), quantifica a degeneração macular relacionada à idade (DMRI) detectando os exsudatos das imagens do fundo de olho. Primeiro eles identificam todas as estruturas típicas da retina como veias, disco óptico e mácula, e todas as demais estruturas remanescentes são consideradas lesões. Eles descrevem que atingiram uma precisão de 90% utilizando 60 imagens de um banco de imagens de fundo do olho não público.

3.4 Conclusões

De uma forma geral, a literatura já provê diversos métodos para o problema da detecção do disco óptico. No entanto, a maioria desses métodos não se preocupam em quantificar de forma mais precisa seus resultados no que se refere à detecção principalmente das bordas do disco. O disco óptico possui uma forma elíptica e vazada, isto é, visualmente não possui um contorno contínuo pois os vasos da arcada principal partem dele e o atravessam. Dessa forma, conseguir detectar um contorno uniforme e elíptico para o disco óptico ainda é um desafio. Nessa tese, mais adiante, é apresentado o desenvolvimento de dois métodos para a detecção do disco óptico de maneira robusta. Além disso, mostramos uma análise baseada nas medidas de sensibilidade e especificidade para quantificar a precisão desses dois métodos propostos. A detecção da fóvea em imagens de fundo do olho é uma questão discutida muito genericamente pelo estado da arte. Existem artigos que se dedicam exclusivamente à detecção da fóvea, mas são poucos. Além disso a precisão na identificação da fóvea muitas vezes não é apresentada e os métodos são validados utilizando imagens de fundo do olho de acesso restrito. Nessa tese foi descrito o desenvolvimento de um método para detectar a fóvea de forma robusta. Ele utiliza a relação anatômica entre fóvea e disco óptico para efetuar essa detecção. Além disso, foi quantificada a precisão na detecção da fóvea para cada imagem utilizada (que pertence a um banco de dados público). No que se refere à detecção e análise de exsudatos, os métodos do estado da arte mostram excelentes resultados que são validados em um número bastante reduzido de imagens não públicas. Porém, quando esses métodos são replicados e testados em bancos de imagens públicos da retina, eles mostram-se menos eficientes no que se refere à sensibilidade e especificidade. Nessa tese são apresentados dois métodos para a detecção de exsudatos cuja validação utilizou imagens de domínio público e cujos resultados foram quantificados de maneira a deixar claro a robustez e as desvantagens das abordagens utilizadas. Assim como alguns métodos da literatura fazem, essa tese utiliza os conceitos de morfologia matemática no desenvolvimento de diversas soluções para os diversos problemas como por exemplo para a detecção do disco óptico, dos exsudatos e da fóvea. No entanto, a principal motivação para usar morfologia é que esta é bastante apropriada para a detecção das diversas estruturas necessárias para a identificação automática do EMD.

4 CONCEITOS FUNDAMENTAIS DE MORFOLOGIA MATEMÁTICA

Essa tese se baseia nos conceitos de morfologia matemática. Métodos morfológicos foram utilizados na detecção do disco óptico, na detecção da rede de vasos, na detecção da fóvea e, por fim, na detecção de exsudatos. Por exemplo, na detecção do disco óptico foram utilizados entre outros, operadores morfológicos de erosão, dilatação, operador de mínimos regionais, reconstrução morfológica por dilatação, operador top-hat por abertura e operador top-hat por fechamento. Em adição, foi utilizado a implementação dos operadores morfológicos presentes na biblioteca MMORPH (<http://www.mmorph.com/>) (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003) para o desenvolvimento dos diferentes métodos necessários para a identificação do grau de gravidade do EMD. Nesse contexto, esse capítulo pretende apresentar uma visão geral breve sobre os principais operadores morfológicos e outras estruturas utilizadas em morfologia.

Morfologia matemática foi criada em 1964 pelos pesquisadores Georges Matheron e Jean Serra, da École Supérieure des Mines de Paris, em Fontainebleau (FACON, 1996). A estrutura básica de morfologia matemática é o elemento estruturante. O elemento estruturante é um conjunto definido e conhecido no que se refere à forma e tamanho, e que por sua vez é comparado com o conjunto de uma imagem que está sendo processada com o objetivo de extrair informações relativas à geometria e à topologia dessa imagem (FACON, 1996). Esse elemento estruturante pode ser visto também como uma imagem onde ambos, elemento estruturante e imagem processada constituem a base dos operadores morfológicos (SHIH, 2009). Por exemplo, utilizando elementos estruturantes lineares é possível extrair os vasos de uma imagem da retina (veja figura 5.3(e) do capítulo 5). Esse resultado é possível porque os vasos da retina possuem também uma forma linear.

Os operadores básicos em morfologia referem-se respectivamente ao operador de dilatação, denotado por δ e, o operador morfológico básico de erosão, denotado por ε . A operação de dilatação de uma imagem f por um elemento estruturante predefinido B , em um dado pixel x , é o valor máximo da imagem cuja vizinhança foi definida pelo elemento estruturante e está centrada em x . Por outro lado, a operação de erosão de uma imagem f por um elemento estruturante predefinido B , em um dado pixel x , é o valor mínimo da imagem cuja vizinhança foi definida pelo elemento estruturante e está centrada em x . As operações de dilatação e erosão são mostradas respectivamente na equação 4.1:

$$\begin{aligned} (\delta^{(B)}(f))(x) &= \max_{b \in B} f(x + b), \\ (\varepsilon^{(B)}(f))(x) &= \min_{b \in B} f(x + b). \end{aligned} \quad (4.1)$$

Nessa tese, foram utilizados também os operadores morfológicos de abertura e de fechamento, além da transformação top-hat por abertura e por fechamento. A abertura

morfológica, γ , de uma imagem f é o resultado da erosão de f por um elemento estruturante predefinido, seguido da dilatação do resultado da erosão pelo mesmo elemento estruturante, como é mostrado abaixo:

$$\gamma^{(B)} = \delta^{(B)}(\varepsilon^{(B)}(f)), \quad (4.2)$$

onde B é o elemento estruturante.

Já o fechamento, ϕ , é a operação morfológica dual da abertura morfológica, e é definida na Equação 4.3. Nesse operador morfológico, primeiro é realizada uma dilatação e então uma operação de erosão:

$$\phi^{(B)} = \varepsilon^{(B)}(\delta^{(B)}(f)). \quad (4.3)$$

As técnicas de processamento e análise de imagens necessitam muitas vezes da detecção de picos (máximos locais) e/ou vales (mínimos locais) (FACON, 1996). Nessa tese foi utilizado uma técnica de realce morfológico que utiliza a detecção de picos e vales. Como será descrito posteriormente, esse realce morfológico foi proposto por Soille et al. (SOILLE, 2003) e utiliza a transformação *top-hat* por abertura, e a transformação *top-hat* por fechamento para realçar detalhes em uma imagem. A transformação *top-hat* por abertura detecta os picos em uma imagem e, a transformação *top-hat* por fechamento detecta os vales. A transformação *top-hat* por abertura, γ_{TH} , e *top-hat* por fechamento, ϕ_{TH} , da imagem f , usando um elemento estruturante B são definidas na Equação 4.4 (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999):

$$\begin{aligned} \gamma_{TH} &= f - \gamma^{(B)}(f), \\ \phi_{TH} &= \phi^{(B)}(f) - f. \end{aligned} \quad (4.4)$$

A Figura 4.1 (a) ilustra uma imagem do canal verde do espaço de cores RGB de uma imagem colorida de fundo do olho. A Figura 4.1 (b) ilustra o resultado da transformação *top-hat* por abertura na imagem do canal verde original. Um elemento estruturante na forma de cruz, de tamanho 3 foi utilizado nesse experimento. Pode-se claramente ver que as regiões de máximos locais como os exsudatos e a região do disco óptico foram realçadas. A Figura 4.1 (c) descreve o realce resultante da transformação *top-hat* por fechamento na imagem do canal verde original onde as regiões de mínimos locais como, por exemplo, a rede de vasos, foram realçadas.

Entretanto, existe em morfologia situações que não envolvem apenas a combinação de uma imagem de entrada com um elemento estruturante. Os operadores geodésicos, por exemplo, utilizam a combinação de uma imagem de entrada (chamada de imagem marca) e uma segunda imagem de mesmo tamanho que a imagem de entrada. Essa segunda imagem, normalmente é chamada de imagem máscara ou imagem condicional (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999). Por exemplo, considere duas imagens de entrada f e g , onde f é a imagem marca e g a imagem máscara. Deixamos δ denotar o operador básico de dilatação, e ε o operador morfológico básico de erosão. A dilatação geodésica de ordem n ($\delta_g^{(n)}(f)$ onde $f \leq g$) e a erosão geodésica de ordem n ($\varepsilon_g^{(n)}(f)$ onde $f \geq g$) são mostradas na equação 4.5:

$$\begin{aligned} \delta_g^{(n)}(f) &= \delta_g^{(1)}(\delta_g^{(n-1)}(f)), \text{ onde } \delta_g^{(1)}(f) = \delta^{(B)}(f) \wedge g, \\ \varepsilon_g^{(n)}(f) &= \varepsilon_g^{(1)}(\varepsilon_g^{(n-1)}(f)), \text{ onde } \varepsilon_g^{(1)}(f) = \varepsilon^{(B)}(f) \vee g, \end{aligned} \quad (4.5)$$

onde n representa as dilatações, ou erosões geodésicas sucessivas de f em relação a g , \wedge e \vee são operadores de mínimo e máximo e B é o elemento estruturante utilizado para a

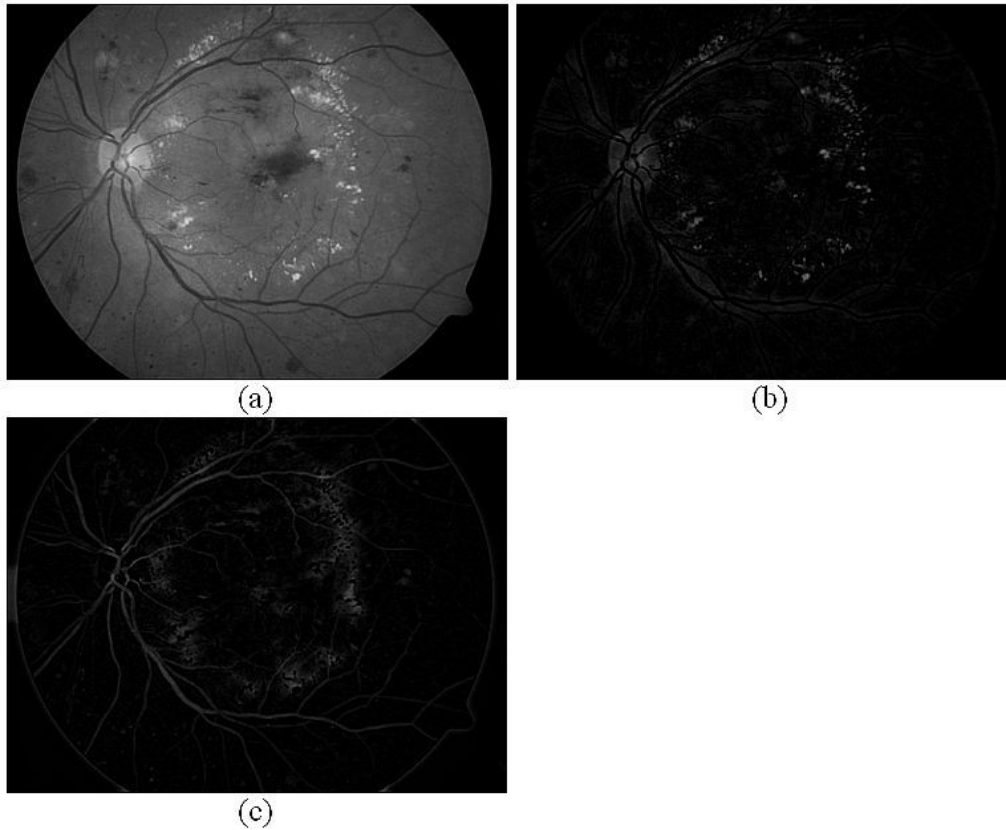


Figura 4.1: (a) Canal verde do espaço de cores RGB da imagem colorida original de fundo do olho. (b) Imagem resultante da transformação *top-hat* por abertura. (c) Imagem resultante da transformação *top-hat* por fechamento.

dilatação ou erosão elementar.

Se a dilatação ou erosão é realizada sucessivamente até a estabilidade, é possível obter respectivamente a reconstrução morfológica por dilatação $\mathcal{R}_g(f)$, ou a reconstrução morfológica por erosão $\mathcal{R}_g^*(f)$. A Equação 4.6 define essas duas reconstruções:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_g(f) &= \delta_g^{(i)}(f), \text{ onde } i \text{ é tal que } \delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f), \\ \mathcal{R}_g^*(f) &= \varepsilon_g^{(i)}(f), \text{ onde } i \text{ é tal que } \varepsilon_g^{(i)}(f) = \varepsilon_g^{(i+1)}(f). \end{aligned} \quad (4.6)$$

Utilizando a ideia de reconstrução por dilatação e reconstrução por erosão, é possível definir o operador de máximos regionais, $RMAX$, e de mínimos regionais, $RMIN$, de uma imagem f . O operador de máximos regionais, $RMAX$, retorna uma imagem binária a partir de uma imagem tons de cinza f . Se um conjunto de pixels conectados de f possui o mesmo nível de cinza, forma-se uma região homogênea. Se essa região possuir um valor de intensidade maior que seus pixels vizinhos, então o valor lógico “1” é atribuído para todos os pixels desse conjunto, caso contrário “0” é atribuído para todos os pixels do conjunto. A Equação 4.7 define o operador de máximos regionais $RMAX$:

$$RMAX(f) = f + 1 - \mathcal{R}_{f+1}(f). \quad (4.7)$$

A Figura 4.2 ilustra uma imagem resultante da aplicação do operador de máximos regionais na imagem ilustrada pela Figura 4.1 (a).

O operador de mínimos regionais, $RMIN$, utiliza a ideia de reconstrução por erosão e produz uma imagem tons de cinza onde cada região de mesma intensidade de f , que

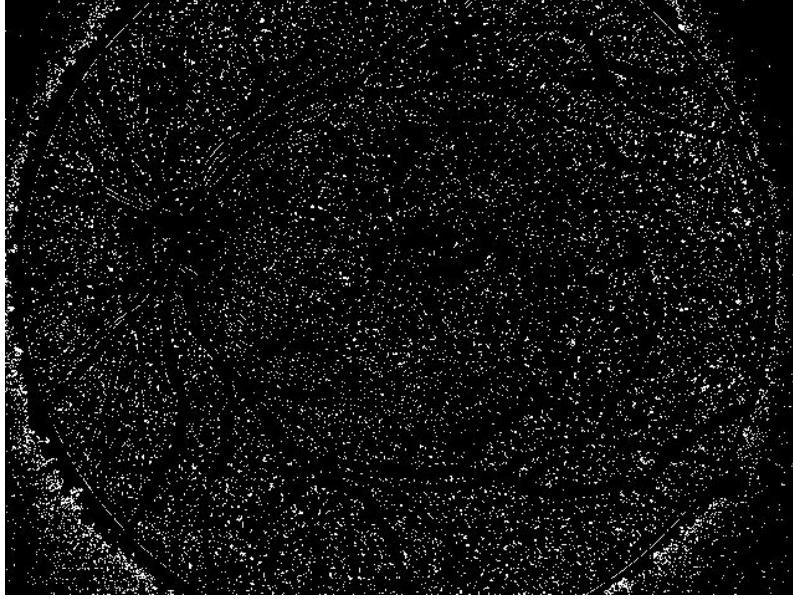


Figura 4.2: Imagem resultante da aplicação do operador de máximos regionais na imagem ilustrada pela Figura 4.1 (a).

tem uma intensidade menor ou igual que a seus pixels vizinhos é preservada. Caso contrário, o pixel recebe a intensidade igual a zero (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999), (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003). Isto é, cada pixel de f cercado por pixels mais brilhantes é parte de um mínimo regional. Os mínimos regionais, $RMIN$, da imagem f podem ser encontrados conforme a Equação 4.8:

$$RMIN(f) = \mathcal{R}_f^*(f + 1) - f, \quad (4.8)$$

A Figura 4.3 descreve didaticamente o processo de encontrar o pixel de mínimo regional de uma imagem de tamanho 3×3 através de erosões condicionais conforme mostrado pela equação 4.8.

A Figura 4.4 ilustra uma imagem resultante da aplicação do operador de mínimos regionais na imagem ilustrada pela Figura 4.1 (a).

Ainda usando a ideia de reconstrução por dilatação, é possível definir também a Transformada H -maxima (SOILLE, 2003) (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003). A Transformada H -maxima de f , ou seja, $Hmax_h(f)$, é definida na Equação 4.9.

$$Hmax_h(f) = \mathcal{R}_f(f - h), \quad (4.9)$$

onde, h é o limiar utilizado pela Transformada H -maxima para remover os pixels conectados que representam os picos da imagem f . Assim, a Transformada H -maxima remove todos os picos conectados que apresentam um contraste menor que h .

Já a Transformada H -minima, remove todos os pixels conectados de vales com um contraste menor que h . Equação 4.10 define a Transformada H -minima.

$$Hmin_h(f) = \mathcal{R}_f^*(f + h), \quad (4.10)$$

onde, h é o limiar utilizado.

No método de detecção da fóvea (descrito posteriormente) foi utilizado o filtro morfológico de volumes mínimos (v -minima) (VACHIER, 2001) (DOUGHERTY; LOTUFO,

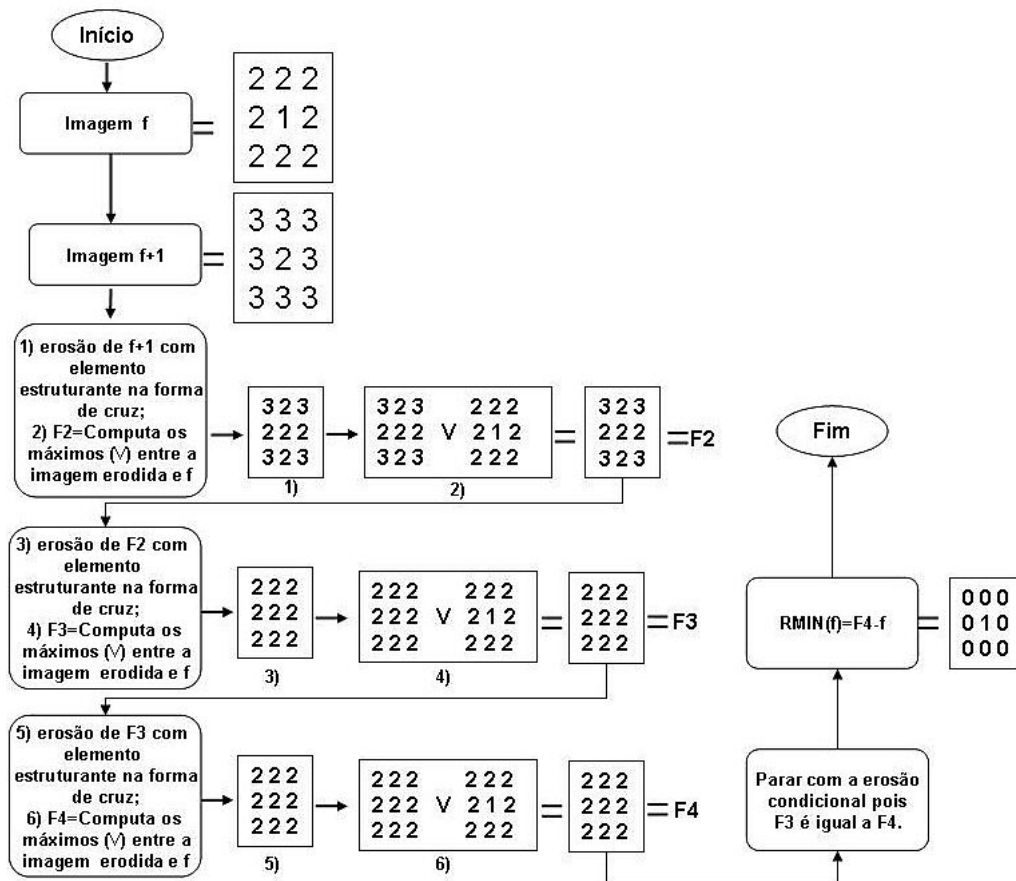


Figura 4.3: Passos sumarizados para encontrar os pixels de mínimos regionais de uma imagem de tamanho 3×3 .

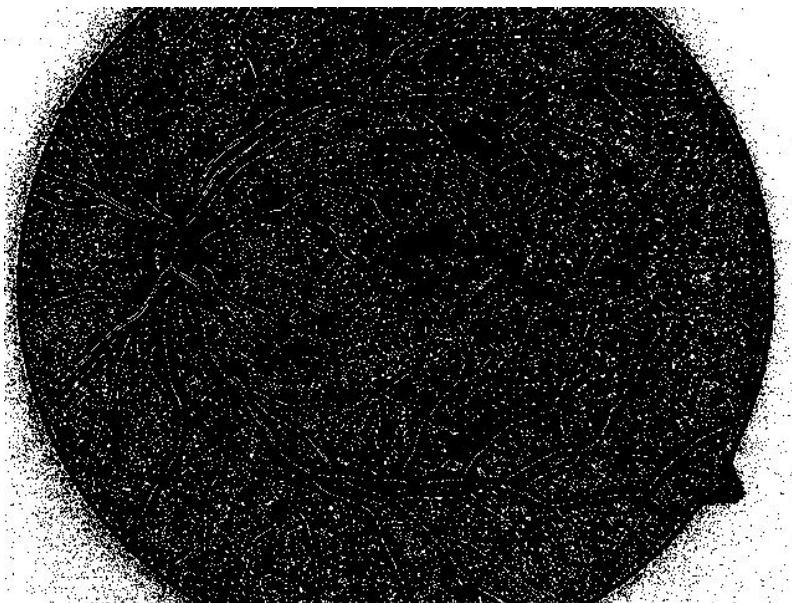


Figura 4.4: Imagem resultante da aplicação do operador de mínimos regionais na imagem ilustrada pela Figura 4.1 (a).

2003). Esse filtro foi utilizado para remover estruturas indesejáveis para a ocasião como

pequenos pigmentos de baixa intensidade (os quais podem ser atribuídos à pigmentação natural do olho ou a microhemorragias) e, pequenos vasos como, por exemplo, os vasos capilares.

De acordo com Dougherty et al. (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003), existem dois filtros que usam o conceito de volume. O filtro de volumes máximos, v -máximos, que remove todos os picos com volume menor que v , e o filtro de volumes mínimos que remove todos os vales com o volume menor que v a partir de uma imagem tons de cinza.

A Figura 4.5 exibe um fluxograma indicando o conceito de volume. O passo (a) desse fluxograma ilustra uma imagem de entrada $f(x, y)$ de tamanho 3×3 . Então, usando um elemento estruturante 3×3 na forma de cruz, centralizado sobre o vale, apenas cinco pixels são selecionados a partir da imagem de entrada $f(x, y)$, a saber 5, 5, 1, 5, 5 (veja Figura 4.5 (b)). A Figura 4.5 (c) mostra o perfil 1-D $f(x)$, onde o vale está no centro do perfil. Após, como ilustrado na Figura 4.5 (d), o nível dos componentes dos dois picos do perfil são identificados (isto é, os componentes conectados que existem em cada nível de cinza). A fim de identificar cada nível do componente, o perfil $f(x)$ é decomposto nos conjuntos $F_t^{(i)}$ (THIERRY GERAUD; VLIET, 2004), onde t é o nível do perfil 1-D $f(x)$, e i é o número de componentes conectados em cada nível de cinza t . Existem apenas 9 componentes de nível no perfil 1-D do vale, a saber: $F_t^{(i)}$, componente do nível de cinza t e rótulo de valor i ; Por exemplo, $F_2^{(2)}$, é o componente de nível pertencente ao nível de cinza 2 (acima do nível de cinza 1) e rótulo de valor 2; $F_2^{(3)}$, é o componente de nível pertencente ao nível de cinza 2 (em cima do nível de cinza 1) e rótulo de valor 3, e assim por diante. O próximo passo consiste na identificação da área de cada componente de nível $F_t^{(i)}$ para o perfil 1-D, como ilustrado na Figura 4.5 (e). A área do componente de nível (isto é, $A(F_t^{(i)})$) é o número de elementos rotulados desse específico componente conectado. Por exemplo, o número de elementos rotulados do componente de nível $F_5^{(1)}$ é 2, então sua área é $A_5^{(1)} = 2$. O número de elementos rotulados do componente de nível $F_1^{(1)}$ é 5, então sua área $A_5^{(1)} = 5$. Dadas as áreas ($A(F_t^{(i)})$), o volume pode ser calculado como mostrado na Figura 4.5 (f). O volume de um componente de nível (por exemplo, $F_5^{(1)}$) dá-se pela adição de sua área com as áreas de todos os componentes de nível acima dele (VACHIER, 2001), (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003), (THIERRY GERAUD; VLIET, 2004). Por exemplo, no caso do perfil 1-D mostrado na Figura 4.5 (c), o volume de $F_1^{(1)}$ (isto é, $v(F_1^{(1)})$) é dado por: $v(F_1^{(1)}) = A|F_1^{(1)}| + A|F_2^{(2)}| + A|F_3^{(4)}| + A|F_4^{(6)}| + A|F_5^{(8)}|$. Isso resulta em $v(F_1^{(1)}) = 5 + 2 + 2 + 2 + 2 = 13$. Generalizando, o volume de cada componente de nível $F_t^{(i)}$ pode ser computado pela Equação 4.11.

$$v(F_t^{(i)}) = \sum_{t' \geq t} |F_{t'}^{(i)}| \quad (4.11)$$

Para os vales, existem apenas 4 componentes de nível no perfil 1-D anteriormente descrito, um em cada nível de cinza, a saber: $F_5^{(1)}$, o componente do nível de cinza 5 e rótulo de valor 1; $F_4^{(2)}$, o componente do nível de cinza 4 (abaixo do nível de cinza 5) e rótulo de valor 2; $F_3^{(3)}$, o componente de nível de cinza 3 (abaixo do nível de cinza 4), e rótulo de valor 3; $F_2^{(4)}$, o componente do nível de cinza 2 (abaixo do nível de cinza 3) e rótulo de valor 4. No caso desse vale de perfil 1-D $f(x)$, em cada um desses componentes de nível existe apenas um componente conectado, por isso todos eles tem apenas um rótulo por nível. Para esse vale, o número de elementos rotulados em cada um dos componentes de nível (isto é, $F_5^{(1)}$, $F_4^{(2)}$, $F_3^{(3)}$, $F_2^{(4)}$) é 1; Então, a área de $A_5^{(1)} = 1$; $A_4^{(2)} = 1$; $A_3^{(3)} = 1$;

$A_2^{(4)} = 1$; Assim, dadas as áreas ($A(F_t^{(i)})$) desse vale, o volume pode ser encontrado como mostrado na Figura 4.5 (h). Por exemplo, no caso do perfil 1-D mostrado na Figura 4.5 (c), o volume de $F_5^{(1)}$ (isto é, $v(F_5^{(1)})$) é dado por: $v(F_5^{(1)}) = A|F_5^{(1)}| + A|F_4^{(2)}| + A|F_3^{(3)}| + A|F_2^{(2)}|$. Isso resulta em $v(F_5^{(1)}) = 1 + 1 + 1 + 1 = 4$.

A Figura 4.6 descreve como o filtro de volumes mínimos (v -minima) trabalha utilizando a mesma matriz de entrada 3×3 $f(x, y)$ usada na Figura 4.5. O pixel central com o tom de cinza “1” (isto é, $f(2, 2)$), representa o vale que precisa ser removido. Primeiramente, o volume de cada componente de nível é obtido, como mostrado na Figura 4.5 (h). Então, os componentes de nível abaixo de um determinado limiar são removidos. Em outras palavras, se o volume de um componente de nível é menor ou igual a um dado volume, o componente de nível é trocado por outro volume com um tom de cinza maior que o limiar. Por exemplo, se forem removidos todos componentes de nível com um volume menor ou igual a 1, o tom de cinza de $f(2, 2)$ é trocado por 2 em $f(x, y)$ (como mostrado na Figura 4.6 (b)). Agora, se todos componentes com um volume menor ou igual a 3 são removidos, o tom de cinza de $f(2, 2)$ é trocado por 4 (veja Figura 4.6 (d)). O vale representado na Figura 4.6 (a) é removido quando todos componentes de nível com volume menor ou igual a 4 são removidos, como ilustrado na Figura 4.6 (e).

A Figura 4.7 ilustra a aplicação do filtro de volumes mínimos no canal verde de uma imagem de fundo do olho. A Figura 4.7 (b) ilustra a imagem resultante da aplicação do filtro onde pode-se ver que pequenos vales (regiões escuras) foram completamente eliminadas ou se tornaram regiões de mínimos regionais, isto é, regiões de mesma intensidade de nível de cinza. O limiar $v=1000$ foi empiricamente obtido e mostrou-se robusto para a eliminação dos pequenos vales existentes na região de interesse.

Nesse capítulo foram revisados os principais conceitos de morfologia matemática, como por exemplo os operadores básicos de erosão e dilatação, a definição de elemento estruturante, abertura e fechamento morfológico, e as operações geodésicas básicas de reconstrução por dilatação e de reconstrução por erosão. Nos capítulos seguintes, são apresentados vários métodos que utilizam esses conceitos morfológicos para solucionar problemas específicos como a detecção de exsudatos, detecção do centro da fóvea, e detecção do disco óptico.

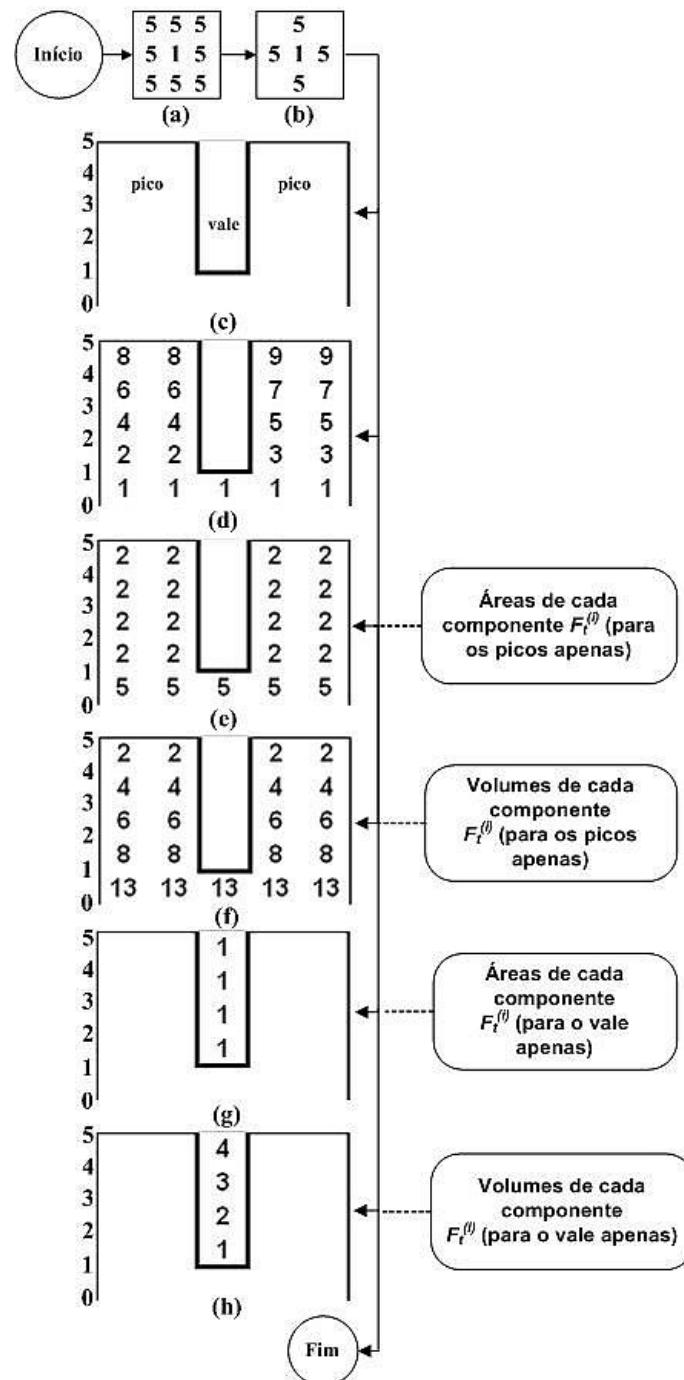


Figura 4.5: Resumo dos passos para obter o volume dos picos e vales de uma imagem de entrada. (a) Uma imagem de entrada 3x3 contendo um vale. (b) Pixels selecionados a partir de uma imagem de entrada (isto é, usando um elemento estruturante na forma de cruz de tamanho 3x3). (c) Perfil 1-D da imagem de entrada mostrando dois picos e um vale. (d) Componentes de nível dos dois picos. (e) Área de cada componente de nível dos dois picos. (f) Volume de cada componente de nível dos dois picos. (g) Área de cada componente de nível do vale. (h) Volume de cada componente de nível do vale.

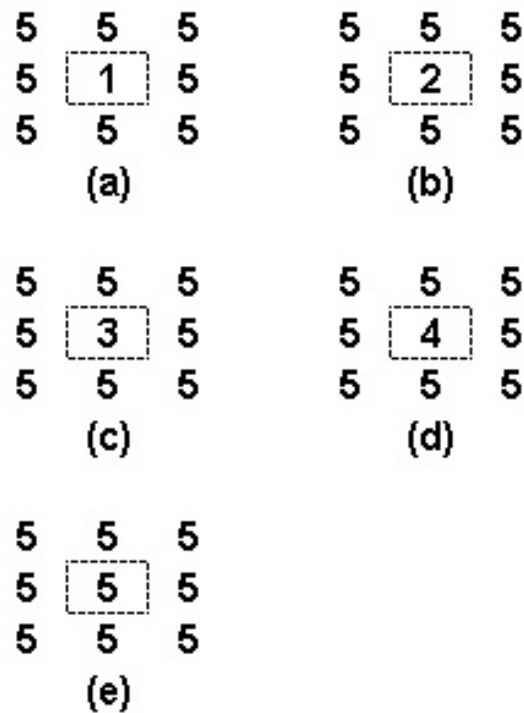


Figura 4.6: Remoção de um vale com o filtro de volumes mínimos v -mínima. (a) Matriz 3×3 representando a imagem original $f(x, y)$. O vale é o pixel central com o nível de cinza 1. (b) Imagem resultante após a aplicação do filtro de volumes mínimos na imagem original $f(x, y)$, usando como parâmetro de entrada $v=1$. Todos os vales com volume menor ou igual a 1 são removidos. (c) Imagem resultante após a aplicação do filtro de volumes mínimos na imagem original $f(x, y)$ (isto é, $v=2$). (d) Imagem resultante usando $v=3$. (e) Imagem resultante sem vales, obtida com $v=4$.

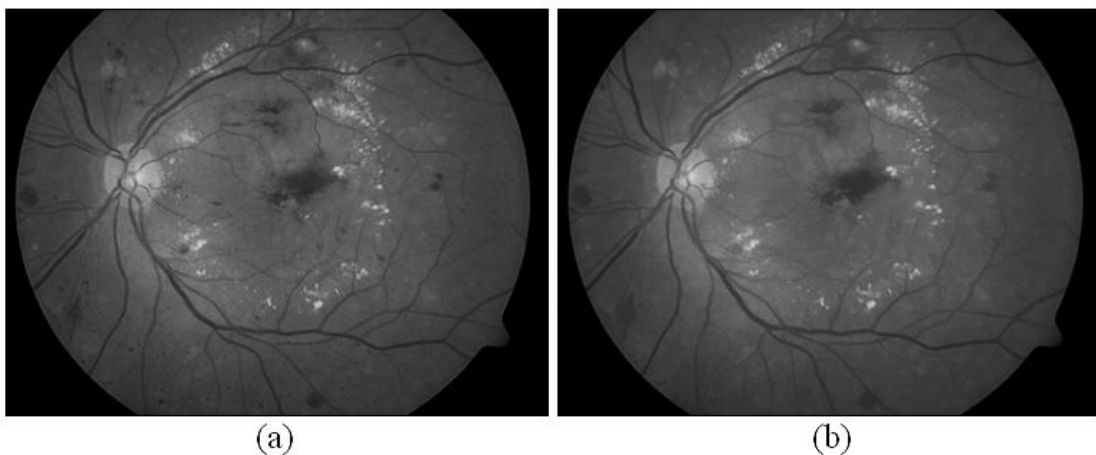


Figura 4.7: (a) Canal verde do espaço de cores RGB da imagem colorida original de fundo do olho. (b) Imagem resultante da aplicação do filtro de volumes mínimos utilizando como parâmetro $v=1000$.

5 DETECÇÃO DE ESTRUTURAS DA RETINA

“Todos os artistas têm em comum a experiência da distância insondável que existe entre a obra de suas mãos, por conseguida que seja, e a perfeição fulgurante da beleza percebida no fervor do momento criativo: o que conseguem expressar no que pintam, esculpem ou criam é só um tênue reflexo do esplendor que durante uns instantes brilhou ante os olhos de seu espírito.”

(Papa João Paulo II)

“Fear nothing. We shall overcome these, and many other difficulties. Besides, as we approach the centre, I expect to find it luminous” -

(Jules Verne, *Journey to the Centre of the Earth*).

Nesse capítulo são apresentados os métodos desenvolvidos que viabilizam a identificação do grau de gravidade do edema macular diabético. A Figura 5.1 descreve um esquema resumido que associa o objetivo que é a identificação do grau de gravidade do edema macular diabético com os diversos problemas envolvidos nessa identificação. Em adição, a Figura 5.1 descreve também a associação que existem entre os diversos problemas envolvidos na identificação do edema macular diabético com os cinco métodos desenvolvidos para superar esses problemas. Nesse contexto, nesse capítulo primeiramente são descritos os métodos desenvolvidos na resolução do problema da detecção do disco óptico. Após, o método desenvolvido para a detecção da fóvea é apresentado. Finalmente, no Capítulo 6, os métodos desenvolvidos para a detecção de exsudatos são detalhadamente descritos.

5.1 Detecção do disco óptico

Nessa seção serão apresentados dois métodos para a detecção do disco óptico. O primeiro método utiliza uma abordagem exclusivamente baseada na árvore de vasos para

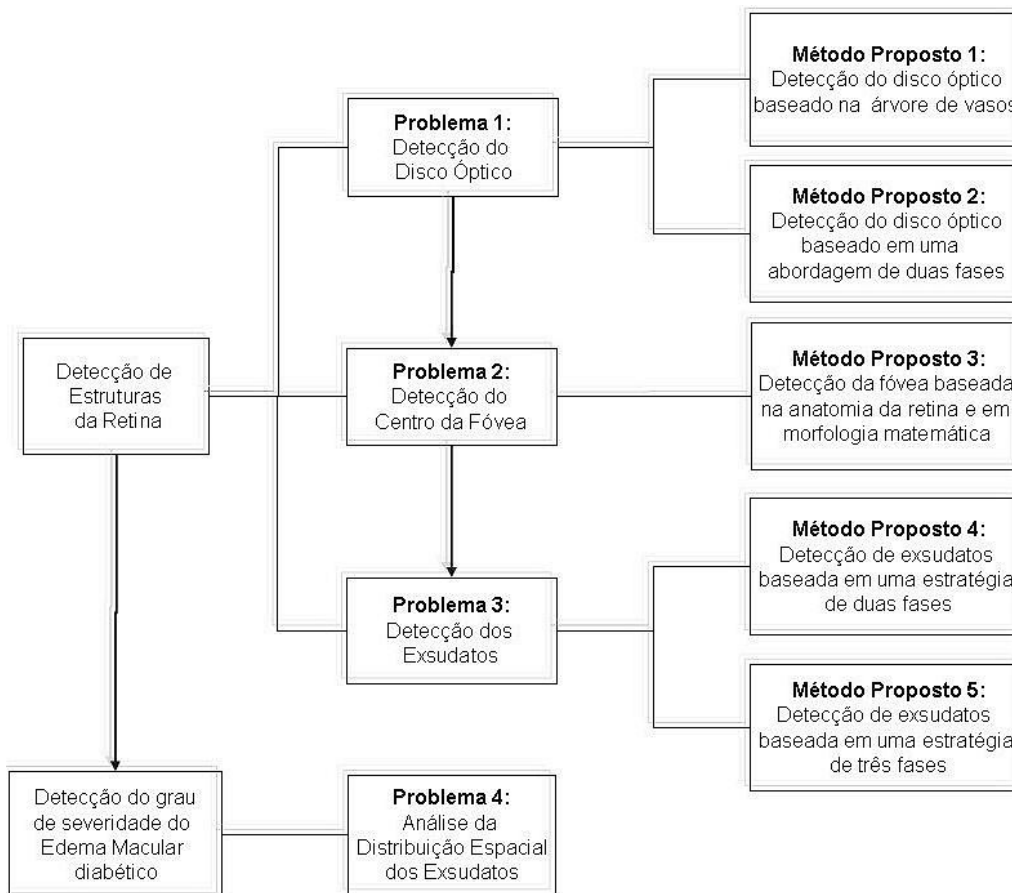


Figura 5.1: Esquema resumido demonstrando os problemas e os métodos envolvidos para alcançar a identificação do grau de gravidade do edema macular diabético.

detectar o disco óptico. Já o segundo método utiliza uma abordagem baseada em duas fases e é um aperfeiçoamento do primeiro método, pois baseia-se não apenas na árvore de vasos mas também em outros mecanismos que permitem a identificação mais precisa do disco óptico. Em adição, esse segundo método também é mais adaptativo que o primeiro, isto é, utiliza mais informações que variam de acordo com a imagem utilizada para a solução do problema. Entretanto, como ambos métodos representam uma evolução e contribuição na solução do problema da identificação do disco óptico, ambos métodos são apresentados e formalizados a seguir.

5.1.1 Método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos

O método proposto nessa seção para a detecção do disco óptico foi projetado para ser robusto no que diz respeito à iluminação irregular (característica comum nas imagens do fundo de olho) e no que diz respeito à presença de aglomerados de exsudatos de mesma intensidade e tamanho que o disco óptico. Esse método e sua contribuição para o estado da arte foram descritos no artigo (WELFER et al., 2010).

Esse primeiro método detecta o disco óptico através dos vasos da arcada principal superior e inferior. Dessa forma, aglomerados de exsudatos não são confundidos com o disco óptico (que pode possuir a mesma intensidade de níveis de cinza que os exsudatos) e o método ganha em robustez. Dessa forma, o primeiro passo do método é detectar os vasos da retina, e para isso são utilizados operadores morfológicos. O fluxograma

mostrado na Figura 5.2 ilustra resumidamente passo a passo o algoritmo usado para obter uma imagem binária que representa o esqueleto da rede de vasos da retina. A entrada desse fluxograma é o componente verde f_g da imagem da retina colorida original, e a saída é uma imagem contendo o esqueleto aparado da rede dos vasos (imagem f_{g_9}).

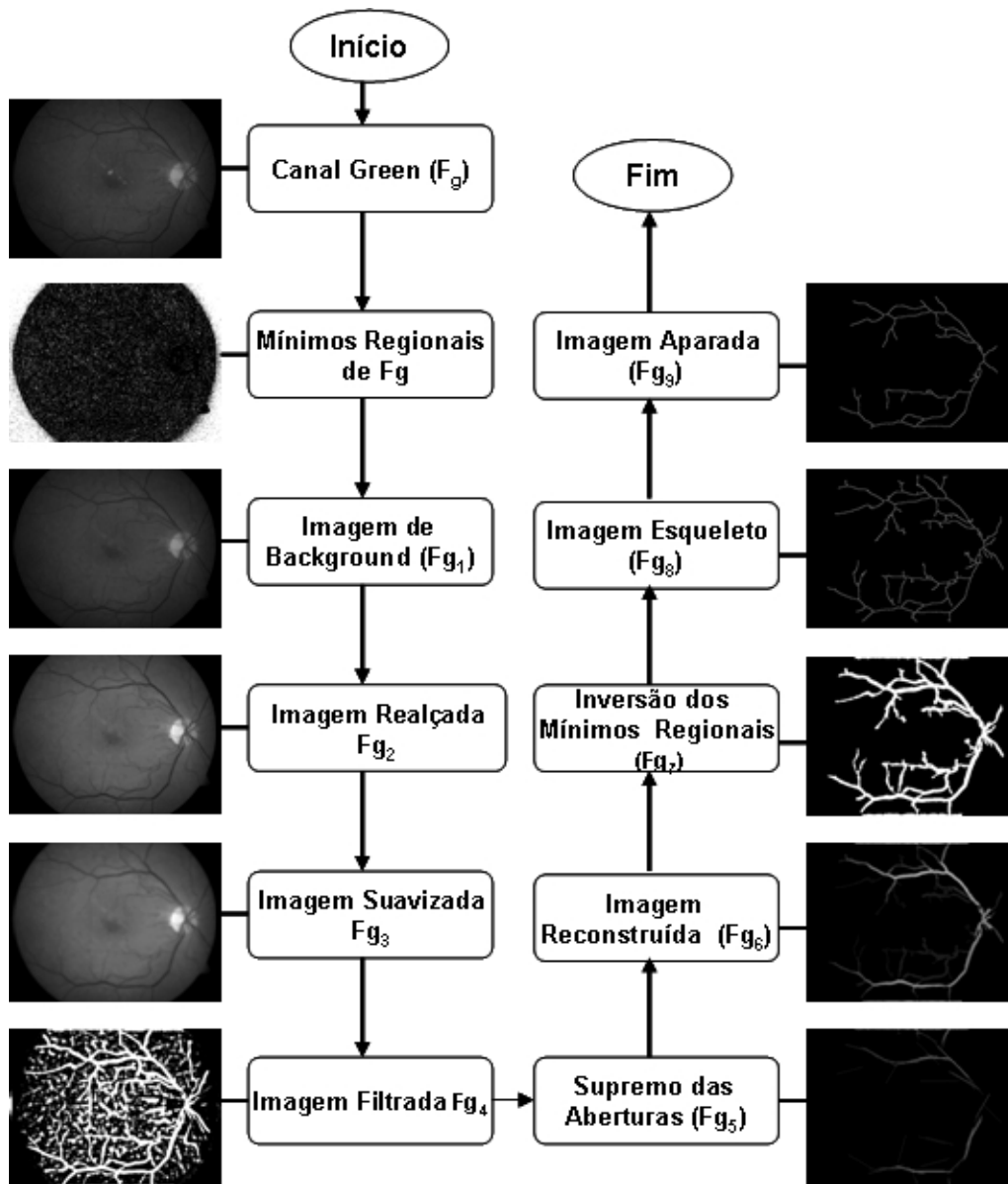


Figura 5.2: Passos resumidos para detectar a árvore de vasos.

O canal verde do espaço de cores RGB é utilizado porque os vasos sanguíneos aparecem mais contrastados nesse canal (WALTER; KLEIN, 2001). Assim, usando a imagem f_g que ilustra o canal verde (ilustrado pela Figura 5.3 (a)), é possível remover as áreas brilhosas da imagem que potencialmente são associadas com as lesões do diabetes. A ideia central é identificar o *background* da imagem f_g . As estruturas brilhosas como os exsudatos são considerados como *foreground* e todas as demais estruturas remanescentes (ex: os vasos) como *background*. Então, é possível estimar o *background* (imagem f_{g_1} ilustrada pela Figura 5.3 (c)) da imagem f_g através do operador de mínimos regionais e da reconstrução morfológica por dilatação como mostrado na Equação 5.1.

$$f_{g_1} = \mathcal{R}_{f_g}(\text{RMIN}(f_g)),$$

e onde,

$$\text{RMIN}(f_g) = \mathcal{R}_{f_g}^*(f_g + 1) - f_g. \quad (5.1)$$

A seguir, aplica-se o realce proposto por Wirth et al. (WIRTH; FRASCHINI; LYON, 2004). Esse realce é mostrado na Equação 5.2.

$$f_{g_2} = f_{g_1} + \gamma_{TH} - \phi_{TH}, \quad (5.2)$$

onde o operador top-hat por abertura γ_{TH} representa uma imagem que contém apenas as altas frequências ou picos (ex: regiões brilhantes) de f_{g_1} , e o operador top-hat por fechamento ϕ_{TH} contém apenas os vales (ex: regiões escuras) de f_{g_1} . Então, somando o sinal da imagem original com o sinal obtido pelo top-hat por abertura e então, desse resultado subtrair o sinal obtido pelo operador top-hat por fechamento, o realce é alcançado. Após, a imagem realçada é suavizada por um filtro Gaussiano com o intuito de reduzir ruído e eliminar pequenos microaneurismas. Denomina-se essa imagem suavizada de f_{g_3} e ela é definida segundo a Equação 5.3.

$$f_{g_3} = f_{g_2} * G(x, y),$$

e onde,

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (5.3)$$

onde σ é o desvio padrão.

Em seguida, o operador top-hat por fechamento, ϕ_{TH} , (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999) é utilizado na imagem f_{g_3} como mostrado na Equação 5.4.

$$f_{g_4} = \phi_{TH}^{(B)}(f_{g_3}), \quad (5.4)$$

onde B é um elemento estruturante planar na forma de diamante. A Figura 5.3 (d) ilustra a imagem f_{g_4} .

Na imagem f_{g_4} foi aplicado o operador supremo das aberturas. Utilizando esse operador apenas as estruturas lineares (ex: os vasos) da imagem f_{g_4} são recuperadas. Assim é possível se livrar de várias estruturas não desejadas. Para implementar tal ideia, o operador supremo das aberturas utiliza elementos estruturantes lineares de diferentes direções como mostra a Equação 5.5:

$$f_{g_5} = (\cup_{R_\theta=1}^{12} \gamma^{(B_{R_\theta})}(f_{g_4})) \cup (\cup_{L_\theta=1}^{12} \gamma^{(B_{L_\theta})}(f_{g_4})), \quad (5.5)$$

onde B_{R_θ} são os elementos estruturantes utilizados para detectar os vasos da arcada superior e inferior no olho direito usando como ângulos de rotação: $R_\theta = \{15^\circ \dots 90^\circ; -15^\circ \dots -90^\circ\}$; e B_{L_θ} são os elementos utilizados para o olho esquerdo e cujos ângulos de rotação são: $L_\theta = \{105^\circ \dots 180^\circ; 195^\circ \dots 270^\circ\}$. Por exemplo, um elemento estruturante linear de tamanho 4 e com um ângulo de rotação de 180° pode ser descrito como um vetor de 7 posições da seguinte forma: $B_{180^\circ} = \{1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0\}$ (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003). A imagem resultante f_{g_5} é ilustrada pela Figura 5.3 (e).

A imagem formada pelo operador supremo de aberturas consiste em um conjunto de segmentos de estruturas lineares não conectados, como mostrado na Figure 5.3 (e). Então, a rede de vasos pode ser estimada pela reconstrução morfológica por dilatação

(JLASSI; HAMROUNI; ELLOUZE, 2006) usando f_{g_4} como a imagem máscara e f_{g_5} como a imagem marca. Esse processo é demonstrado pela Equação 5.6:

$$f_{g_6} = \mathcal{R}_{f_{g_4}}(f_{g_5}) = \delta_{f_{g_4}}^{(i)}(f_{g_5}), \quad (5.6)$$

onde i denota as dilatações recursivas de f_{g_5} em relação à imagem máscara f_{g_4} , até a estabilidade. A imagem f_{g_6} é ilustrada pela Figura 5.3 (f).

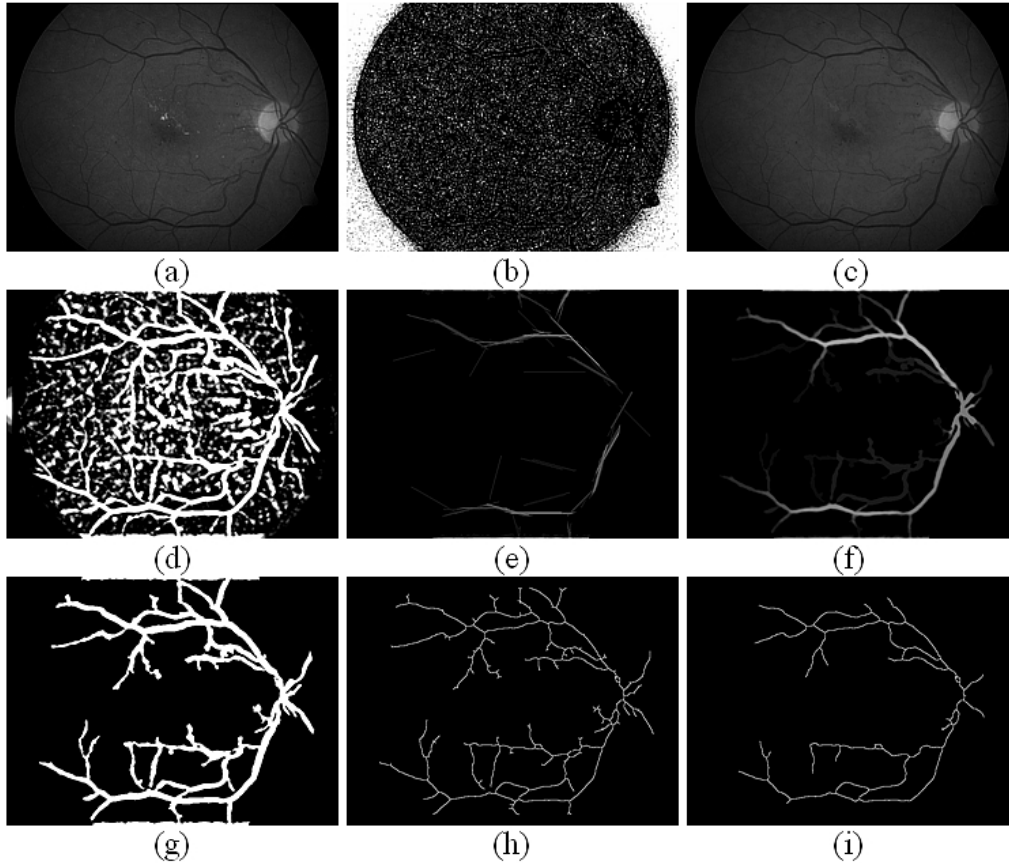


Figura 5.3: Passos para a segmentação da rede de vasos. (a) Imagem Original f_g . (b) Imagem marca derivada do operador RMIN segundo a Equação 5.1. (c) Imagem *background* f_{g_1} derivada da Equação 5.1. (d) f_{g_4} : Top-hat por fechamento da imagem f_{g_3} . (e) f_{g_5} : Supremo das aberturas de f_{g_4} . (f) f_{g_6} : Reconstrução da imagem f_{g_5} usando a imagem f_{g_4} como a imagem marca. (g) Imagem f_{g_7} : Mínimos regionais invertidos da imagem f_{g_6} . (h) Imagem esqueleto f_{g_8} obtida depois do algoritmo de afinamento sequencial baseado na Transformada *Hit-or-Miss* aplicado na imagem f_{g_7} . (i) Imagem f_{g_9} obtida após 20 ciclos de poda (*pruning*) na imagem f_{g_8} .

No entanto, a imagem f_{g_6} é tons de cinza, isto é, ainda não existem valores lógicos que discriminam o que é um vaso do que é o fundo da imagem. Para isso, um processo de limiarização precisa ser implementado. Para isso foram utilizados operadores morfológicos para atribuir o valor lógico “1” para todas as regiões de vasos e “0” para o fundo. Então foi utilizado o complemento dos mínimos regionais da imagem f_{g_6} para conseguir a extração final dos vasos como é descrito na Equação 5.7. A Figura 5.3(g) demonstra a imagem f_{g_7} resultante desse processo. É importante ressaltar que uma simples limiarização também resolveria esse problema de discriminar o que é um vaso do que é o fundo,

isto é, atribuindo o valor lógico “1” para todas as regiões que possuem o valor de tons de cinza maior que zero. No entanto, utilizou-se de morfologia matemática para a solução desse problema apenas para descrever que uma solução morfológica também é possível.

$$f_{g_7} = (RMIN(f_{g_6}))^c. \quad (5.7)$$

O próximo passo consiste na esqueletonização da rede de vasos identificados na imagem f_{g_7} . Para isso foi utilizado o algoritmo de afinamento sequencial baseado na Transformada *Hit-or-Miss* (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003). A Transformada *Hit-or-Miss* é útil para analisar a relação entre o *foreground* e o *background* de imagens binárias. Na abordagem apresentada, ela será utilizada para afinar a rede de vasos presentes na imagem f_{g_7} . A Transformada *Hit-or-Miss* utiliza oito *templates* (espécie de elementos estruturantes como mostrado na Figura 5.4) para identificar os pontos *hit-or-miss* da imagem para então removê-los. A remoção desses pontos acarreta no afinamento das regiões de *foreground* da imagem. Esse afinamento é sequencial e ocorre até que nenhum ponto *Hit-or-Miss* seja mais identificado. A Equação 5.8 descreve o afinamento sequencial aplicado na imagem f_{g_7} .

$$\begin{array}{cccc}
 \begin{array}{ccc} 0 & 0 & 0 \\ . & 1 & . \\ 1 & 1 & 1 \end{array} & \begin{array}{ccc} . & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & . \end{array} & \begin{array}{ccc} 1 & . & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & . & 0 \end{array} & \begin{array}{ccc} 1 & 1 & . \\ 1 & 1 & 0 \\ . & 0 & 0 \end{array} \\
 T_{0^\circ} & T_{45^\circ} & T_{90^\circ} & T_{135^\circ} \\
 \\
 \begin{array}{ccc} 1 & 1 & 1 \\ . & 1 & . \\ 0 & 0 & 0 \end{array} & \begin{array}{ccc} . & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & . \end{array} & \begin{array}{ccc} 0 & . & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & . & 1 \end{array} & \begin{array}{ccc} 0 & 0 & . \\ 0 & 1 & 1 \\ . & 1 & 1 \end{array} \\
 T_{180^\circ} & T_{225^\circ} & T_{270^\circ} & T_{315^\circ}
 \end{array}$$

Figura 5.4: Os oito *templates* usados para identificar os pontos *hit-or-miss* de uma imagem

$$\begin{aligned}
 f_{thin_1} &= f_{g_7} \odot T_{0^\circ}, \\
 f_{thin_2} &= f_{thin_1} \odot T_{45^\circ}, \\
 f_{thin_3} &= f_{thin_2} \odot T_{90^\circ}, \\
 f_{thin_4} &= f_{thin_3} \odot T_{135^\circ}, \\
 f_{thin_5} &= f_{thin_4} \odot T_{180^\circ}, \\
 f_{thin_6} &= f_{thin_5} \odot T_{225^\circ}, \\
 f_{thin_7} &= f_{thin_6} \odot T_{270^\circ}, \\
 f_{thin_8} &= f_{thin_7} \odot T_{315^\circ},
 \end{aligned} \quad (5.8)$$

onde $\iota = 1, \dots, K$, e K é o número de iterações até que o afinamento estabilize, e T_{0° , T_{45° , T_{90° , T_{135° , T_{180° , T_{225° , T_{270° e T_{315° são os oito *templates* mostrados na Figura 5.4 e usados por cada iteração ι . A partir de agora a imagem afinada f_{thin_8} será chamada de f_{g_8} e é ilustrada pela Figure 5.3 (h).

Finalmente, alguns esqueletos de vasos são eliminados através do algoritmo de poda (*pruning*) (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003). Utilizando *templates* similares aos ilustrados na figura 5.4, todos os pontos extremos de uma região binária afinada são identificados e removidos. Por exemplo, para remover 20 pixels a partir de cada ponto extremo de uma

região binária afinada, 20 ciclos do algoritmo sequencial de poda são necessários. Então, se subtermos a imagem f_{g_s} a poda, o resultado será a imagem f_{g_s} mostrada na Figura 5.3 (i).

Agora, utilizando a imagem f_{g_s} o disco óptico pode ser encontrado. Primeiramente utiliza-se o Algoritmo 1 para encontrar a posição do disco óptico, isto é, se ele está localizado no lado direito ou esquerdo. Por exemplo, se é uma imagem do olho esquerdo, então o disco óptico está situado mais à esquerda da imagem com a fóvea e as arcadas principais situadas mais à direita.

Algoritmo 1: Pseudocódigo para encontrar a posição do disco óptico.

Entrada: imagem (f_{g_s}).
Saída: posição do disco óptico.

- 1 $f_{g_s}^{(1)}$ = imagem binária f_{g_s} com buracos preenchidos;
- 2 $f_{g_s}^{(2)}$ = imagem esqueleto $f_{g_s}^{(1)}$ pelo algoritmo de afinamento;
- 3 **para todo** $i \leftarrow 3$ **até** n **faça**
- 4 $f_{g_s}^{(i)}$ = poda da imagem $f_{g_s}^{(i-1)}$;
- 5 Encontrar o centroide (Cx, Cy) da imagem $f_{g_s}^{(n)}$;
- 6 Encontrar os pontos extremos de $f_{g_s}^{(n)}$ usando a Transformada *Hit-or-Miss*;
- 7 Encontrar o ponto extremo mais distante (Ex, Ey) do centroide (Cx, Cy);
- 8 **se** $Cy > Ey$ **então**
- 9 a arcada está localizada no lado esquerdo e o disco óptico está no lado direito;
- 10 **senão**
- 11 a arcada está localizada no lado direito e o disco óptico está no lado esquerdo

A Figura 5.5 exibe os resultados parciais de cada linha do Algoritmo 1.

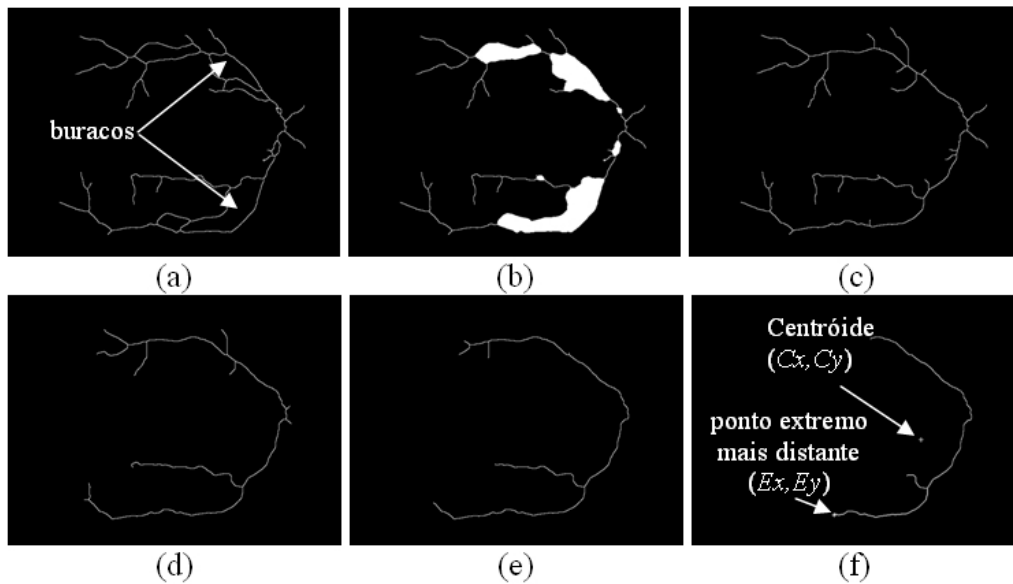


Figura 5.5: Detecção da localização do disco óptico. (a) Imagem f_{g_9} com as setas brancas indicando dois buracos. (b) Imagem $f_{g_9}^{(1)}$ (do Algoritmo 1) com todos seus buracos preenchidos. (c) Imagem $f_{g_9}^{(2)}$ (do Algoritmo 1) que representa o esqueleto da imagem $f_{g_9}^{(1)}$. (d) Imagem $f_{g_9}^{(n)}$ após 20 ciclos de poda (*pruning*). (e) Imagem $f_{g_9}^{(n)}$ após 40 ciclos de poda. (f) Imagem $f_{g_9}^{(n)}$ após 100 ciclos de poda indicando o centroide e o ponto extremo mais distante do centroide.

Com o conhecimento sobre a posição do disco óptico é possível encontrar de forma mais precisa o lugar do disco óptico (ex: um pixel interno ao disco óptico). Para isso, “quebra-se” a rede de vasos da imagem f_{g_9} como mostrado na Figura 5.6(d), utilizando-se uma linha vertical posicionada sobre o centroide (Figura 5.6(a)). Então essa linha é removida causando a ruptura dessa rede de vasos e formando a imagem $f_{g_{10}}$ (Figura 5.6(b)). Após, a linha vertical é transladada algumas posições em direção ao disco óptico. Essa direção é dada pelo Algoritmo 1 e ilustrada pela Figura 5.6(c). Então, utilizando a imagem $f_{g_{10}}$ como imagem máscara, a linha vertical como uma imagem marca e a reconstrução morfológica por dilatação, é possível reconstruir apenas a rede de vasos que cruza o centro do disco óptico como mostrado pela imagem $f_{g_{11}}$ (Figura 5.6(d)).

Então, dando sequência ao método, sob a imagem $f_{g_{11}}$, um novo centroide é calculado (Figura 5.7 (a)), e após o operador de “fechamento de buracos” (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003) é aplicado resultando na imagem $f_{g_{12}}$ (Figura 5.7. (b)). Esses “buracos” são regiões formadas pelo entrelaçamento dos vasos da retina e precisam ser eliminados para se alcançar um ponto interno ao disco com mais precisão. Então, o algoritmo de afinamento e poda é executado na imagem $f_{g_{12}}$ resultando na imagem $f_{g_{13}}$ como ilustrado pela Figura 5.7(c) e pela Figura 5.7(d) respectivamente. Após, utilizando a imagem $f_{g_{13}}$, o centroide que foi anteriormente calculado é movido horizontalmente até alcançar o esqueleto dos vasos como mostra a Figura 5.7(e). O ponto onde o centroide encontrou o esqueleto dos vasos situa-se dentro do disco óptico como mostrado pela Figura 5.7(f). Assim, conclui-se a fase responsável por encontrar o disco óptico com mais precisão.

Agora, utilizando esse ponto interno ao disco óptico, propõe-se identificar as bordas do disco. A ideia é simples: são escolhidos K pontos acima e abaixo desse ponto interno.

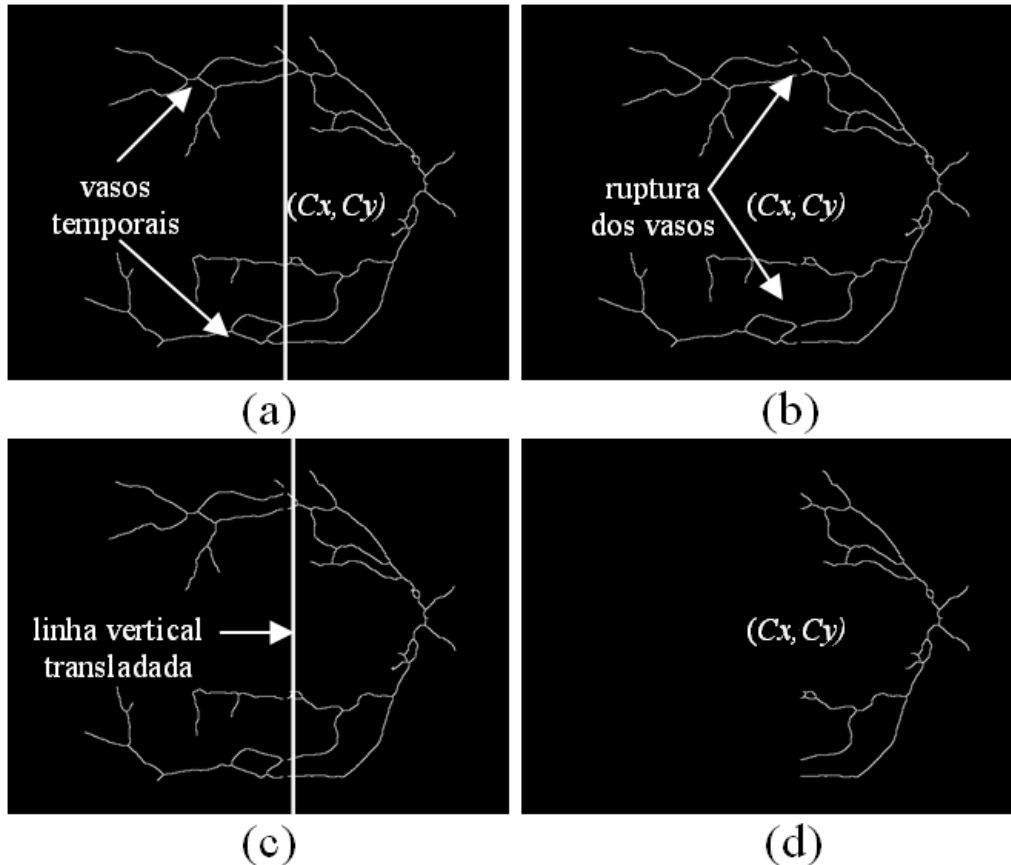


Figura 5.6: Detectando apenas a rede de vasos que passa pelo disco óptico. (a) Imagem podada (*pruned*) f_{g_9} com uma linha vertical posicionada sobre o centroide. (b) Imagem $f_{g_{10}}$ mostrando a ruptura ocorrida na rede de vasos causada pela subtração da linha vertical da imagem f_{g_9} . (c) A linha vertical é transladada algumas posições em direção ao disco óptico. (d) Imagem $f_{g_{11}}$ obtida pela reconstrução por dilatação usando a linha vertical como marca e a imagem $f_{g_{10}}$ como imagem máscara.

Cada ponto dessa fila ($\{K_{(I_x, I_y)}^i\}$) de pontos é uma semente que será utilizada para gerar diversas aproximações da borda do disco óptico. Então, é escolhida a aproximação de maior circularidade (SONKA; FITZPATRICK, 2000) para gerar uma segmentação final da borda do disco. A Figura 5.8(a-f) mostra o funcionamento dessa etapa final com mais detalhes para $k = 4$, isto é, para quatro pontos na vizinhança de (I_x, I_y) . Na Figura 5.8(a), o círculo maior representa o marcador externo centrado no ponto k (círculo branco sólido) que funciona como o marcador interno. O contorno irregular entre esses dois marcadores é resultante da Transformada Watershed e representa o primeiro contorno parcial que terá sua circularidade calculada. O mesmo processo ocorre nas Figuras 5.8(b), (c) e (d). A Figura 5.8(e) mostra a etapa final de identificação das bordas do disco óptico onde a forma sólida branca representa o contorno parcial de maior circularidade após uma erosão morfológica. Esse contorno de maior circularidade é utilizado como um novo marcador interno e um círculo centrado nesse contorno escolhido funciona como um marcador externo. Aplicando esses dois novos marcadores na Transformada Watershed é obtido o contorno final mostrado na Figura 5.8(f).

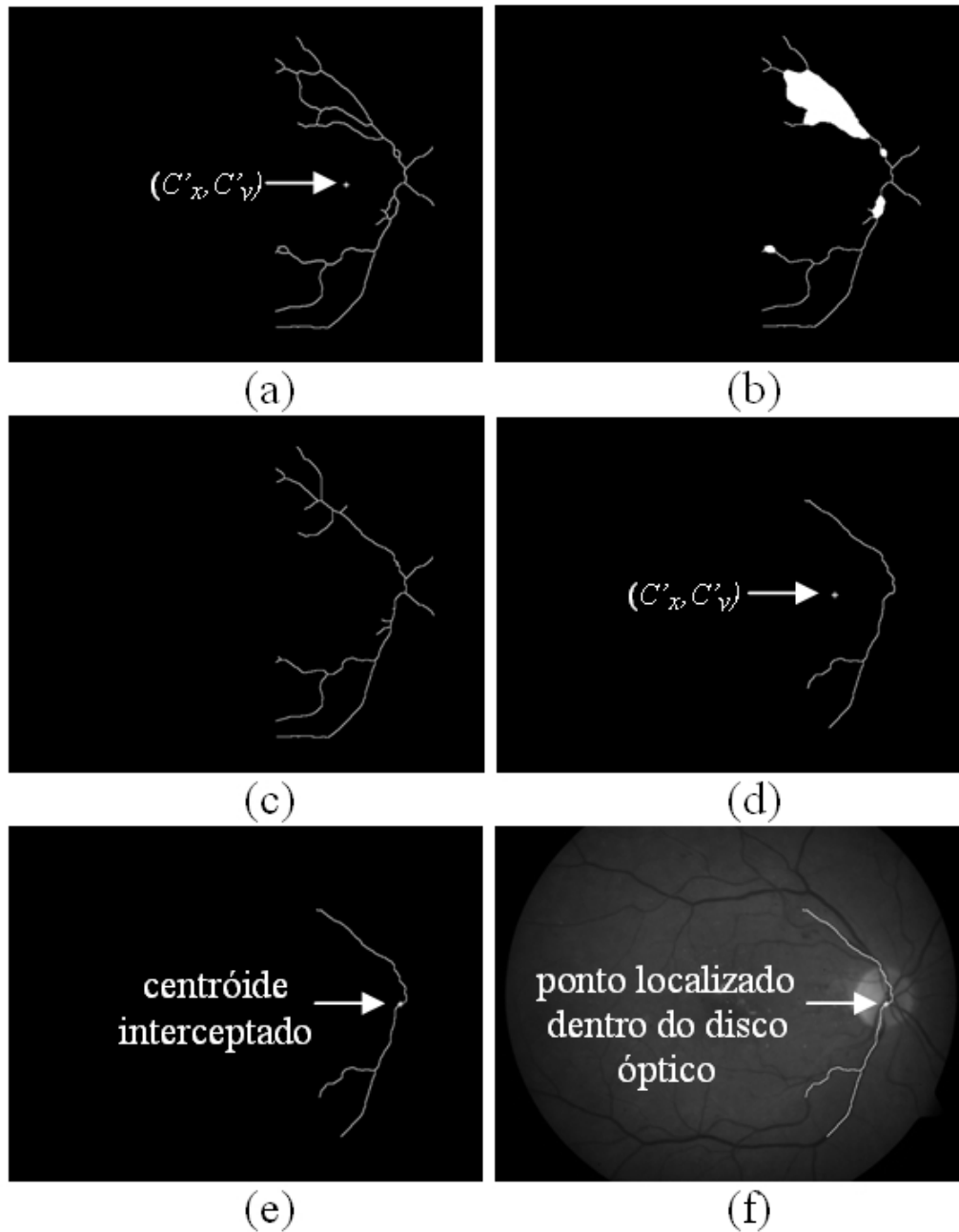


Figura 5.7: Detectando o disco óptico, utilizando a árvore de vasos, com mais precisão. (a) Imagem f_{g11} com seu centroide indicado pela seta branca. (b) Imagem f_{g12} obtida pelo operador de “fechamento de buracos” (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003) aplicado na imagem f_{g11} . (c) Imagem obtida após aplicar o algoritmo de afinamento na imagem f_{g12} . (d) Imagem f_{g13} obtida após aplicar o algoritmo de *pruning* na versão afinada da imagem f_{g12} . (e) O Centroide da imagem f_{g11} é movido horizontalmente até encontrar a rede de vasos da imagem f_{g13} . (f) O ponto onde o centroide interceptou a rede de vasos é o ponto interno do disco óptico (I_x, I_y) .

5.1.2 Método para a detecção do disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases

Agora, será discutido um novo método, isto é, o segundo método que foi desenvolvido para a identificação do disco óptico. Originalmente, esse método foi descrito

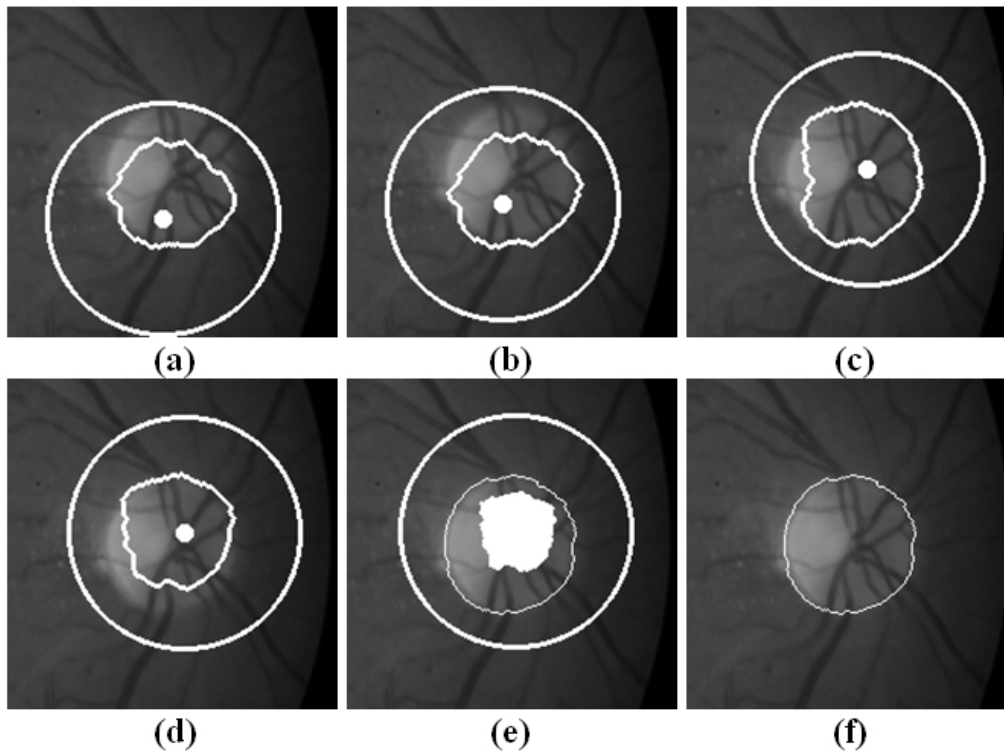


Figura 5.8: Detectando as bordas do disco óptico usando o método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos. (a),(b),(c),(d) mostra quatro contornos (de forma circular irregular) detectados usando a Transformada Watershed para cada ponto $\{K_{(I_x, I_y)}^i\}$. O maior círculo branco representa o marcador externo e a forma circular sólida de cor branca representa o marcador interno. (e) A forma sólida branca é a forma com a maior circularidade após sofrer uma erosão morfológica. Essa forma erodida, é usada como o novo marcador interno e um círculo de tamanho predefinido centrado nela é utilizado como marcador externo. A forma intermediária representa o contorno final obtido através da transformada Watershed utilizando esses novos marcadores. (f) O contorno final obtido em (e) sobre o canal verde da imagem.

em (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2009a). Assim como ocorreu no primeiro método, foi identificado tanto o centro como as bordas do disco óptico. Esse método é um aperfeiçoamento do primeiro método, pois baseia-se não apenas na árvore de vasos mas também em outros mecanismos que permitem a identificação mais precisa do disco óptico. Em adição, esse segundo método também é mais adaptativo que o primeiro, isto é, utiliza mais informações que variam de acordo com a imagem utilizada para a solução do problema. Foi considerado correto todo disco óptico localizado automaticamente dentro das bordas do disco óptico manualmente marcado (ground truth). Por exemplo, se o centro de 10 discos ópticos foi detectado corretamente em um total de 100 imagens, foi alcançada uma taxa de sucesso igual a 10%. Para avaliar a precisão na detecção da borda do disco óptico, foram utilizadas as medidas de sensibilidade e especificidade apresentadas pela Equação 7.1. É importante perceber que um valor de sensibilidade e especificidade igual 100%, significa que o método foi capaz de identificar as bordas do disco óptico sem nenhum erro se comparado com a borda do disco manualmente identificada. Os resultados do método proposto foram comparados com outros métodos disponíveis na literatura e verificamos que os resultados foram excelentes.

Este novo método para detectar o disco óptico possui duas fases. A primeira fase detecta grosseiramente o disco óptico, isto é, de forma imprecisa. Já a segunda fase detecta de maneira bastante precisa as bordas do disco óptico. Uma visão geral da primeira fase desse novo método proposto é ilustrada na Figura 5.9, e nas próximas seções o método é descrito em mais detalhes.

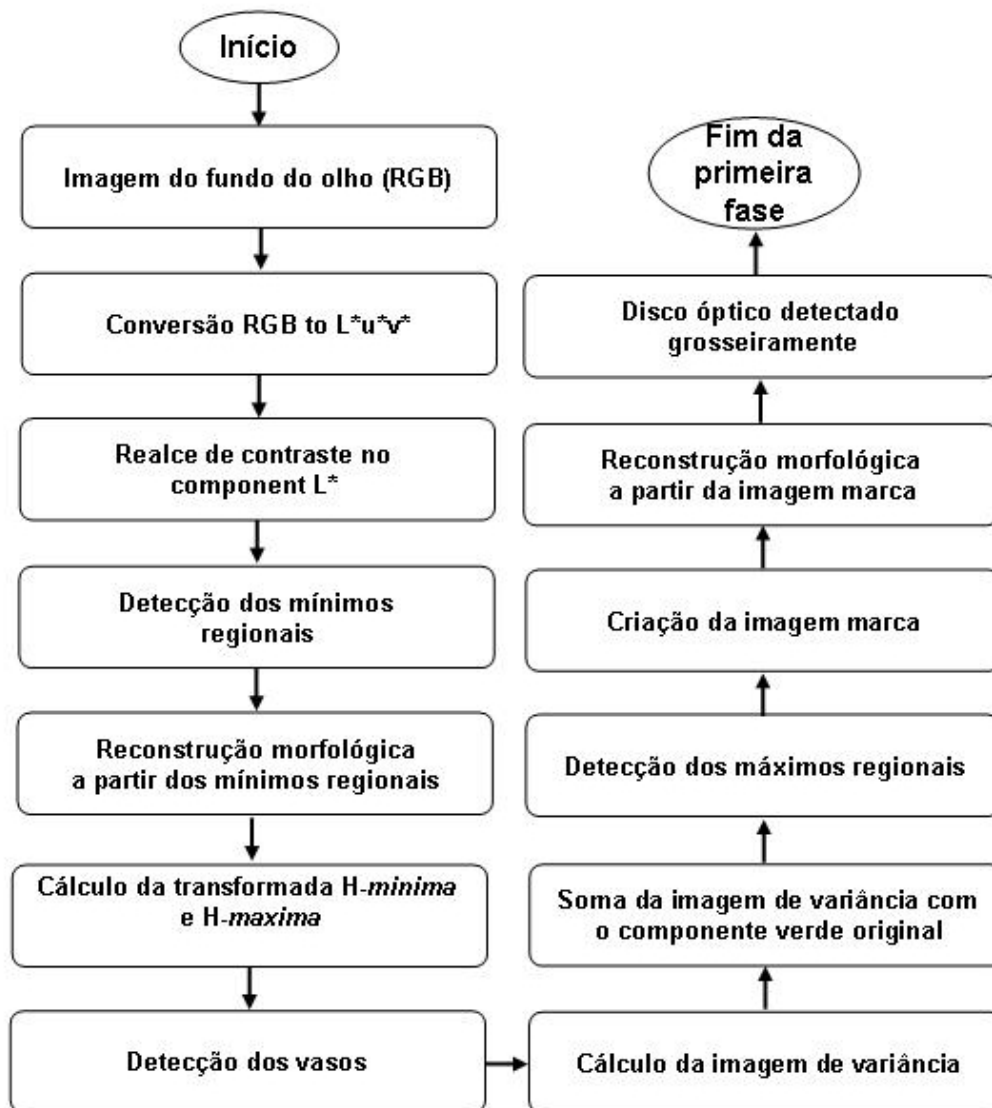


Figura 5.9: Visão geral da primeira fase do método baseado em uma abordagem de duas fases desenvolvido para detectar o disco óptico.

A primeira fase desse método consiste no pré-processamento da imagem de entrada até que uma versão preliminar (isto é, grosseira) do disco óptico seja detectada. Para isso, a imagem de entrada é convertida para outro espaço de cores a fim de se conseguir uma imagem com uma iluminação mais regular. Isso é necessário porque o método utiliza informações globais e uma iluminação irregular pode influenciar negativamente nos resultados esperados na detecção do disco óptico (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999). Vários espaços de cores foram testados para encontrar uma imagem de entrada apresentando uma iluminação homogênea, e o espaço de cores $L^*u^*v^*$ foi selecionado para representar a imagem de entrada a ser processada. No entanto, foi utilizado ape-

nas o canal L^* , isto é, o de luminância. Esse canal de luminância é ilustrado na Figura 5.10 (a). Para melhorar o contraste desse canal de luminância, o realce de contraste morfológico proposto por Wirth et al. (WIRTH; FRASCHINI; LYON, 2004) (veja linha 3 do Algoritmo 2) é aplicado. Para fins didáticos, toda a primeira fase desse novo método é sumarizada na forma de pseudo código apresentado pelo Algoritmo 2 e ilustrada pela Figura 5.10 (a-l).

Algoritmo 2: Pseudocódigo da primeira fase para encontrar o disco óptico de acordo com o método baseado em uma abordagem de duas fases.

Entrada: imagem colorida de fundo do olho (RGB).

Saída: aproximação grosseira do disco óptico (versão preliminar da detecção do disco óptico).

- 1 Converter a imagem colorida original para $L^*u^*v^*$;
 - 2 Selecionar apenas o componente L^* ;
 - 3 $f_1 = L + \gamma_{TH}(L) - \phi_{TH}(L)$;
 - 4 $f_2 = RMIN(f_1) = \mathcal{R}_{f_1}^*(f_1 + 1) - f_1$;
 - 5 $f_3 = \mathcal{R}_{f_1}(f_2)$;
 - 6 $f_4 = Hmin_h(f_3) - Hmax_h(f_3)$;
 - 7 $f_5 =$ imagem binária apresentando apenas os vasos;
 - 8 $f_6 =$ imagem de variância;
 - 9 $f_7 = f_5 + f_6$;
 - 10 $f_8 = RMAX(f_7) = f_7 + 1 - \mathcal{R}_{f_7+1}(f_7)$;
 - 11 $f_9(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } [f_6(x,y) = \max(f_6)] \text{ and } [f_5(x,y) = 1] \\ 0, & \text{CasoContrario,} \end{cases}$;
 - 12 $f_{10} = \mathcal{R}_{f_8}(f_9)$;
-

A imagem resultante da Linha 3 do Algoritmo 2 é ilustrada pela Figura 5.10 (b). A Linha 4 do Algoritmo 2 resulta em uma imagem de saída onde aparecem apenas os mínimos regionais (veja Figura 5.10 (c)). A Linha 5 gera a imagem ilustrada pela Figura 5.10 (d). Essa imagem é o resultado da reconstrução morfológica da imagem que contém apenas os mínimos regionais condicionada a imagem que teve o contraste realçado. A Linha 6 gera uma imagem resultante da diferença entre o resultado da transformada *H-minima* e o resultado da transformada *H-maxima*. A imagem resultante dessa subtração é mostrada na Figura 5.10 (e). A transformada *H-minima* da imagem f_3 (denotada por $Hmin_h(f_3)$), e a transformada *H-maxima* da imagem f_3 (denotada por $Hmax_h(f_3)$), são descritas na Equação 5.9.

$$Hmin_h(f_3) = \mathcal{R}_{f_3}^*(f_3 + h),$$

$$Hmax_h(f_3) = \mathcal{R}_{f_3}(f_3 - h).$$

(5.9)

onde h é o limiar utilizado para remover as bases e os picos da imagem f_3 . A transformada *H-minima* remove todas as bases que apresentam contraste menor que h . Assim a saída dessa transformada é uma imagem tons de cinza cujas estruturas como pequenos vasos

ou hemorragias são removidas. Por outro lado, a transformada *H-maxima* remove todos os picos com contraste menor que h resultando em uma imagem que contém apenas as estruturas que correspondem aos picos mais altos que h . Então, subtraindo o resultado da transformada *H-minima* da *H-maxima* irá diminuir o contraste que as veias apresentam na imagem f_3 . Isso é muito útil para garantir que a região de maior variância na imagem seja uma região interna ao disco óptico. Isso ocorre porque as veias dentro do disco óptico continuam com grande variância pois estão numa região de alto brilho (o que não se constata em outras partes da imagem).

A Linha 7 do Algoritmo 2, mostra que os vasos identificados na imagem são atribuídos a imagem f_5 . A rede de vasos foi encontrada utilizando o mesmo esquema apresentado pela Figura 5.2. Esses vasos são ilustrados pela Figura 5.10 (f). A Linha 8 mostra que a imagem de variância foi atribuída para a imagem f_6 . Essa imagem foi gerada a partir de uma “janela deslizante” que vai calculando a variância de cada pixel com base na vizinhança definida pela janela deslizante (SINTHANAYOTHIN et al., 1999), (WALTER et al., 2002), (SOPHARAK et al., 2008). O tamanho dessa janela é de 80 x 80 pixels e esse valor foi utilizado porque representa o diâmetro médio do disco óptico das imagens utilizadas. Essa imagem de variância resultante é ilustrada pela Figura 5.10 (g). A Linha 9 executa a soma entre a imagem tons de cinza que representa o componente verde da imagem original de fundo do olho com a imagem de variância. Essa etapa é necessária para que não haja mínimos regionais próximo à região de variância máxima global (indicada pela seta branca na Figura 5.10 (g)). Assim, é possível recuperar a região do disco óptico sem interrupções ou falhas. A Linha 10 recupera todos os máximos regionais da imagem f_7 , resultando na imagem f_8 ilustrada pela Figura 5.10 (i). A Linha 11 do Algoritmo 2 mostra a obtenção de uma imagem marca que será utilizada para encontrar apenas a região do disco óptico de forma robusta e adaptativa. Essa imagem marca (veja Figura 5.10 (j)) é uma imagem binária formada apenas pelo máximo global da imagem de variância e que está localizado no *foreground* da imagem f_5 . A Linha 12 mostra que através de uma reconstrução por dilatação que utiliza a imagem binária f_9 como imagem marca, e a imagem f_8 como imagem máscara, é possível recuperar apenas a região do disco óptico. A Figura 5.10 (k) ilustra uma imagem cuja região do disco óptico foi detectada.

A segunda etapa consiste em utilizar essa versão grosseira, isto é, a versão preliminar do disco óptico detectada na primeira etapa do método, para detectar de forma mais precisa as bordas do disco. A Figura 5.11 apresenta resumidamente os passos utilizados pela segunda fase para detectar as bordas do disco de forma mais precisa.

O Algoritmo 3 mostra com detalhes cada um desses passos. A Linha 1 mostra a formação da imagem marca. A Figura 5.12 (b) ilustra essa imagem marca resultante. A Linha 2 define a reconstrução por dilatação da imagem marca e a imagem resultante dessa reconstrução é ilustrada pela Figura 5.12 (c). A Figura 5.12 (d) mostra a imagem resultante da Linha 3 do Algoritmo 3 e a Linha 4 define o fechamento morfológico cuja imagem resultante é ilustrada pela Figura 5.12 (e). A Linha 5 define a abertura morfológica tendo como imagem resultante a imagem ilustrada pela Figura 5.12 (f). O gradiente morfológico é definido pela Linha 6 e ilustrado pela Figura 5.12 (g). A Linha 7 representa a marca externa utilizada pela Transformada Watershed. Essa marca externa nada mais é do que o gradiente morfológico da imagem f_{10} . Já a Linha 8 representa a marca interna utilizada pela Transformada Watershed e nada mais é do que o centroide da região de *foreground* da imagem f_{10} . Esses marcadores são ilustrados pela Figura 5.12 (h). Então, utilizando esses marcadores e a imagem gradiente f_{16} , como parâmetros para a Transformada Watershed (Linha 9), as bordas do disco óptico são detectadas com mais precisão.

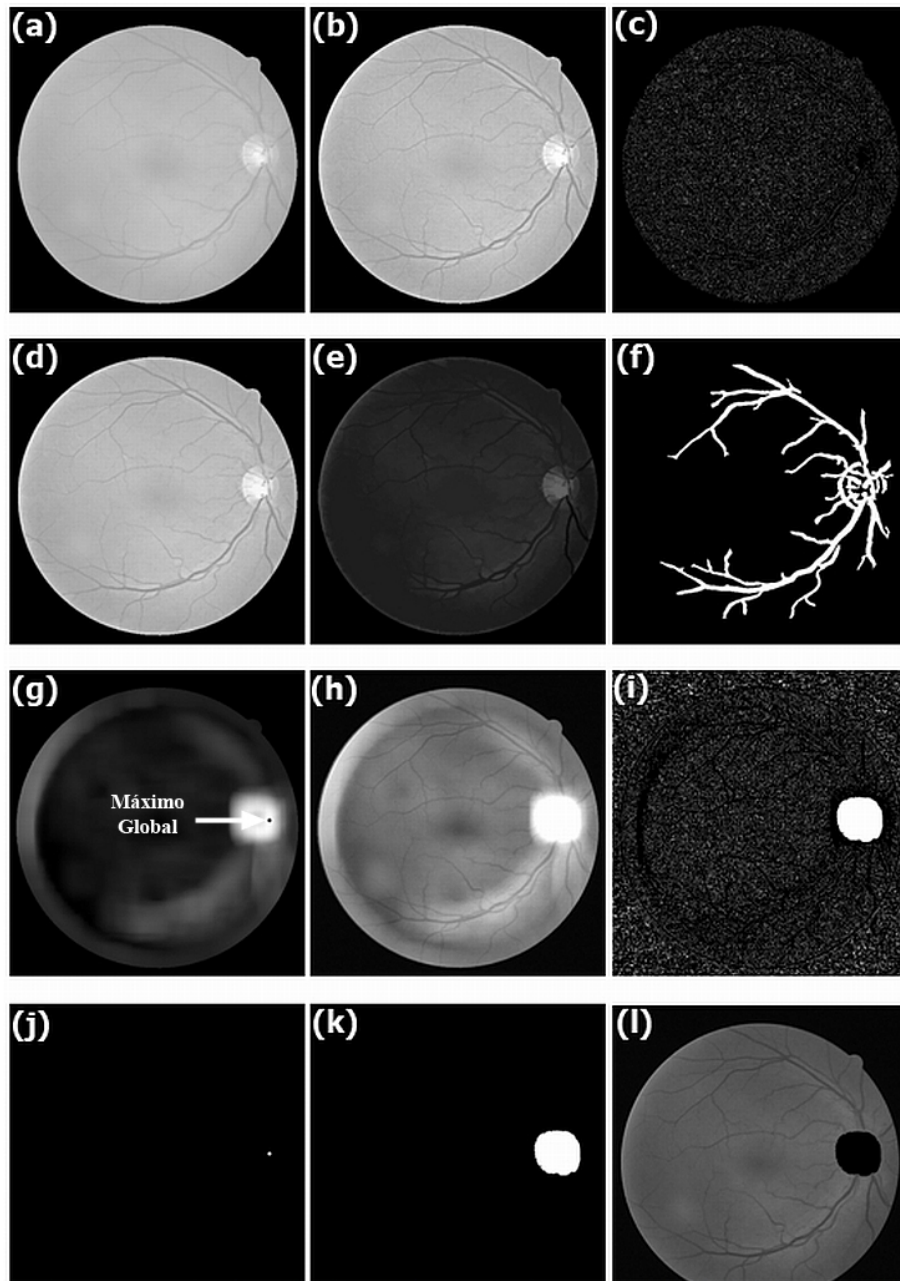


Figura 5.10: Primeira etapa da detecção do disco óptico do método baseado em uma abordagem de duas fases. (a) Componente L do espaço de cores $L^*u^*v^*$. (b) Imagem realçada f_1 . (c) Imagem contendo os mínimos regionais f_2 . (d) Imagem reconstruída f_3 . (e) Diferença entre a transformada $Hmin_h(f_3)$ e $Hmax_h(f_3)$ (f_4 image). (f) Rede de vasos no *foreground* da imagem f_5 ; (g) Imagem de variância f_6 . (h) Imagem de variância somada ao componente verde original (f_7 image). (i) Imagem contendo os máximos regionais (f_8 image). (j) Imagem marca f_9 . (k) Reconstrução por dilatação usando f_8 como imagem máscara e, $f_9(x,y)$ como imagem marca (f_{10} image). (l) Disco óptico detectado grosseiramente e sobreposto na imagem original L.

O resultado da Transformada Watershed é ilustrado pela Figura 5.12 (i).

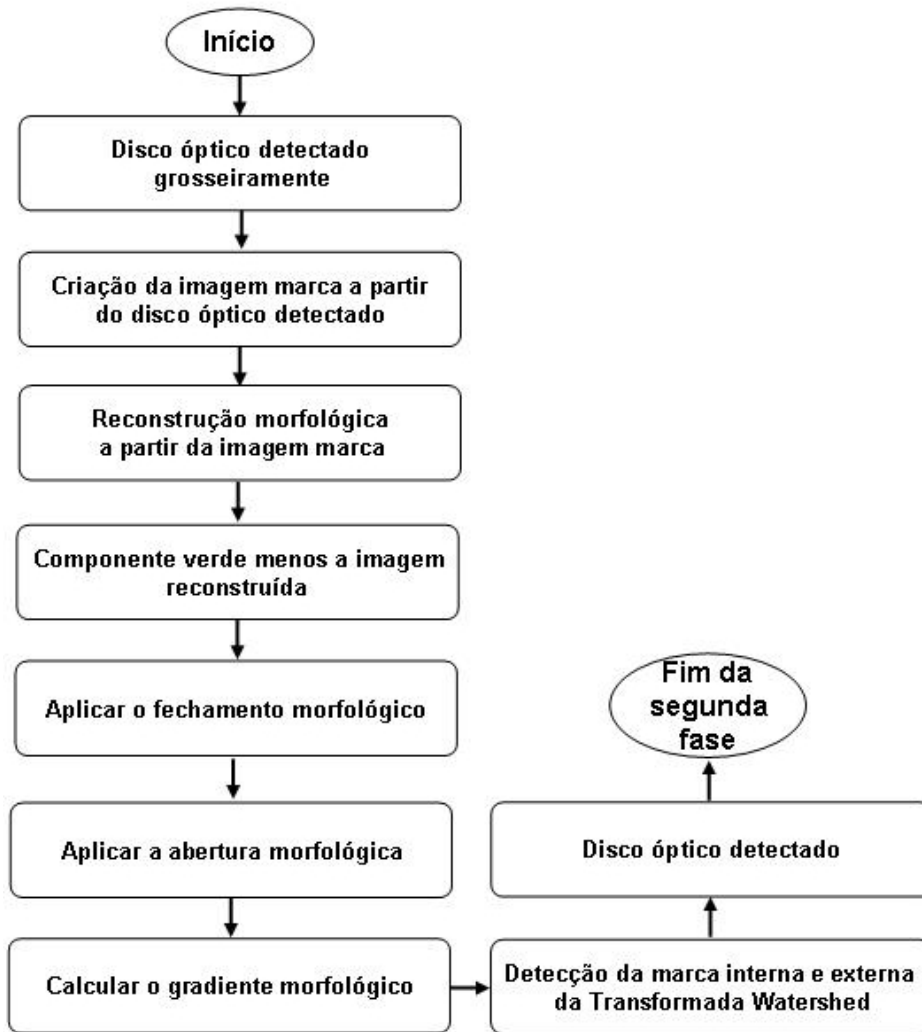


Figura 5.11: Visão geral da segunda fase do método baseado em uma abordagem de duas fases desenvolvido para detectar o disco óptico.

Algoritmo 3: Pseudocódigo da segunda fase para encontrar o disco óptico de acordo com o método baseado em uma abordagem de duas fases.

Entrada: aproximação grosseira do disco óptico (imagem f_{10}).

Saída: disco óptico detectado com mais precisão.

$$1 \quad f_{11}(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } \delta^{(B)}(f_{10}(x,y)) = 1 \\ f_g(x,y), & \text{if } \delta^{(B)}(f_{10}(x,y)) = 0, \end{cases} ;$$

$$2 \quad f_{12} = \mathcal{R}_{f_g}(f_{11});$$

$$3 \quad f_{13} = f_g - f_{12};$$

$$4 \quad f_{14} = \phi^{(B)} = \varepsilon^{(B)}[\delta^{(B)}(f_{13})];$$

$$5 \quad f_{15} = \gamma^{(B)} = \delta^{(B)}[\varepsilon^{(B)}(f_{14})];$$

$$6 \quad f_{16} = \delta^{(B)}(f_{15}) - \varepsilon^{(B)}(f_{15});$$

$$7 \quad M_{ext} = \delta^{(B_2)}(\delta^{(B_1)}(f_{10})) - \varepsilon^{(B_2)}(\delta^{(B_1)}(f_{10}));$$

$$8 \quad M_{int} = C(Cx, Cy);$$

$$9 \quad f_{17} = WT^{M_{ext} \cup M_{int}}(f_{16});$$

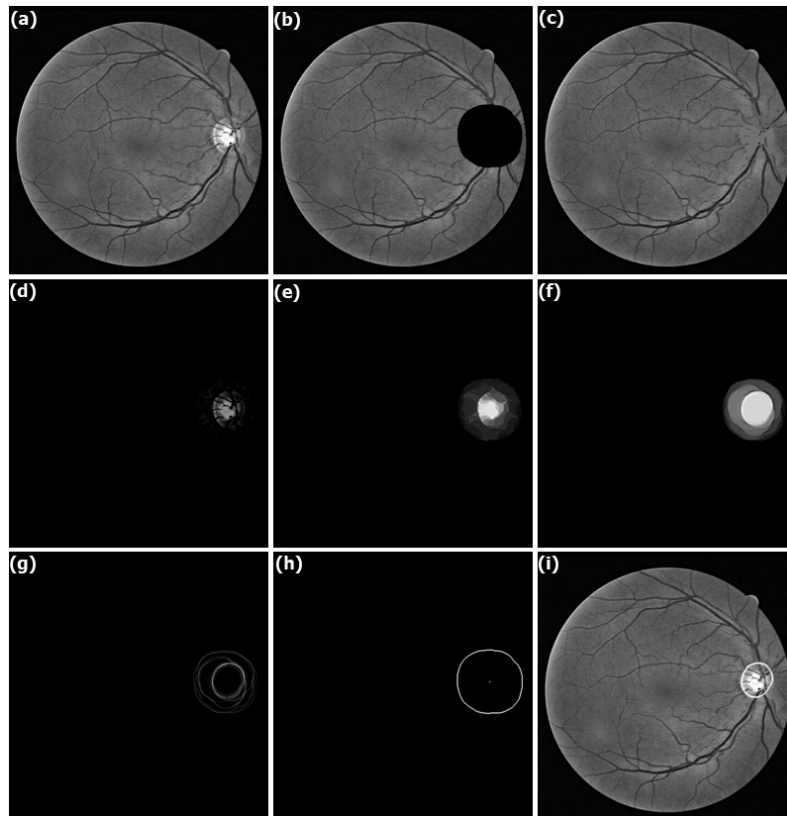


Figura 5.12: Detecção das bordas do disco com mais precisão (segunda fase do método para a detecção do disco baseado em uma abordagem de duas fases). (a) Componente verde da imagem colorida de entrada (imagem f_g). (b) Imagem marca f_{11} . (c) Imagem reconstruída f_{12} . (d) Diferença entre a imagem f_g e f_{12} (imagem f_{13}). (e) Após a operação de fechamento morfológico (imagem f_{14}). (f) Resultado após a operação de abertura morfológica (imagem f_{15}). (g) Gradiente morfológico da imagem f_{15} (imagem f_{16}). (h) Marcador externo e interno. (i) Borda do disco óptico detectada e sobreposta no componente verde da imagem colorida de entrada.

5.2 Identificação do centro da fóvea

Nessa seção será apresentado o método publicado nos artigos (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2009b) e (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2010a) para identificar o centro da fóvea nas imagens de fundo do olho. Ressalta-se, que o conhecimento sobre a posição do centro da fóvea é um pré-requisito para encontrar o grau de gravidade do Edema Macular Diabético (EMD).

5.2.1 Método para a detecção do centro da fóvea baseado na anatomia da retina e em morfologia matemática

O método proposto explora a relação espacial existente entre o disco óptico e a fóvea para encontrar o lugar da fóvea. Mais precisamente, a fóvea pode ser localizada a uma distância mínima de 2 discos ópticos de diâmetro do centro do disco (SINTHANAYOTHIN et al., 1999), (LI; CHUTATAPE, 2004), (GOLDBAUM et al., 1996). Nesse contexto, para que o centro da fóvea seja encontrado, primeiramente faz-se necessário identificar as bordas do disco óptico. De posse da informação acerca das bordas do disco óptico, é possível calcular o diâmetro do disco. No entanto, nesse estágio da tese, já é conhecido

as bordas do disco e o seu diâmetro pois previamente foram descritos e desenvolvidos dois métodos para a detecção do disco, isto é, o método para a detecção do disco baseado na árvore de vasos e o método para a detecção do disco baseado em uma abordagem de duas fases. O passo 2 da Figura 5.13 mostra essa dependência que existe entre o método para a detecção da fóvea que está sendo descrito agora com pelo menos um dos métodos utilizados para a detecção do disco óptico.

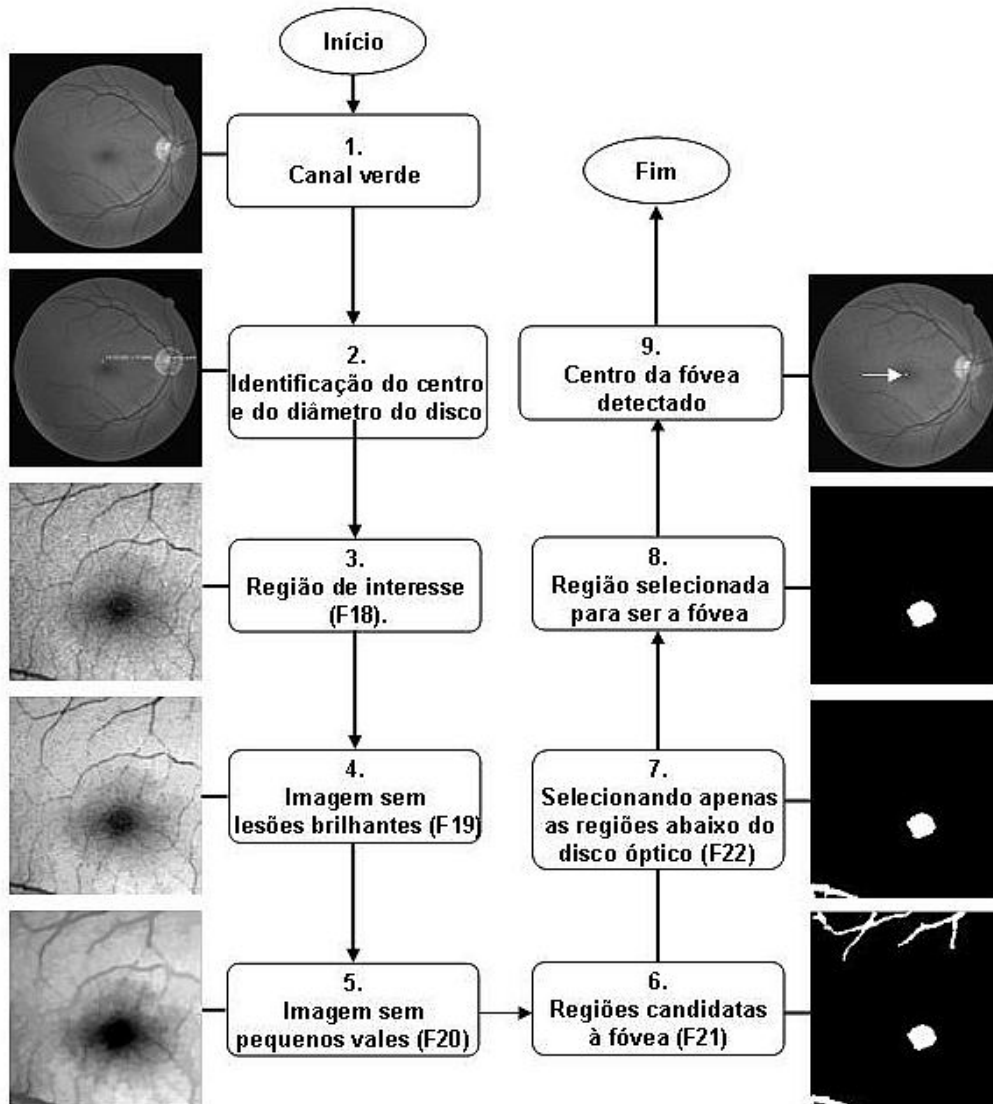


Figura 5.13: Resumo do método proposto para a identificação do centro da fóvea.

Então, a uma distância de 2.6 DD (discos de diâmetro) do centro do disco óptico uma região de interesse é selecionada. Essa região de interesse (ROI - *Region of Interest*) possui 160 x 160 pixels e seu centro está alinhado com o centro do disco óptico (passo 3 da Figura 5.13). Apenas essa região de interesse será utilizada para encontrar o centro da fóvea. Agora, nessa região, todas as lesões brilhosas (ex: exsudatos) são removidos através do operador de mínimos regionais e da reconstrução morfológica por dilatação como mostra a Equação 5.10.

$$f_{19} = \mathcal{R}_{f_{18}}(RMIN(f_{18})), \quad (5.10)$$

onde, a nova imagem, f_{19} (passo 4 da Figura 5.13), não contém mais lesões brilhosas como as exsudações e f_{18} refere-se à Região de interesse (ROI) de 160 x 160 pixels acima descrita. O tamanho dessa ROI representa o dobro do diâmetro médio do disco óptico das imagens utilizadas.

O próximo passo consiste em remover todos os pequenos vales (regiões de baixa intensidade) presentes na imagem f_{19} . Pequenos pontos escuros (como pigmentos naturais e microhemorragias) e pequenos vasos (ex: capilares), são exemplos de estruturas que caracterizam vales na imagem f_{19} . Para remover essas estruturas, foi utilizado o filtro de volumes mínimos (VACHIER, 2001) (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003). Esse filtro remove todas as estruturas de vales que possuem um volume menor que um determinado limiar pré-estabelecido. O resultado desse filtro é a imagem f_{20} ilustrada pelo passo 5 da Figura 5.13. O próximo passo consiste em binarizar essa imagem para obter valores lógicos exclusivos, isto é, as regiões candidatas para serem a fóvea devem ter um valor lógico que as distingue de outras regiões. Para isso, foi utilizado o operador de mínimos regionais como mostrado pela Equação 5.11.

$$f_{21} = RMIN(f_{20}). \quad (5.11)$$

onde a nova imagem f_{21} , é uma imagem binária com várias regiões candidatas à fóvea como mostra o passo 6 da Figura 5.13. Então, eliminam-se todas as regiões candidatas acima do centro do disco óptico (ou acima do centro da imagem de interesse (ROI), uma vez que ambas estruturas estão alinhadas). Essa etapa está fundamentada no fato de que o centro da fóvea, está normalmente, abaixo do centro do disco óptico (SCHLOTE et al., 2006). Isso acarreta na imagem f_{22} como mostra o passo 7 da Figura 5.13. Após, a região que tem a média das intensidades mais baixa é escolhida para ser a região da fóvea (passo 8 da Figura 5.13). Para finalizar, o ponto centroide dessa região escolhida como a fóvea é selecionado para ser o centro da fóvea. O resultado final é mostrado pelo passo 9 da Figura 5.13.

5.3 Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas as soluções desenvolvidas para alguns problemas relacionados à detecção automática do Edema Macular Diabético (DME). Especificamente, foram desenvolvidas duas soluções para a detecção do disco e uma para a fóvea. A ordem com que as soluções foram implementadas é proposital pois há dependência entre os problemas. Por exemplo, a detecção da fóvea depende da detecção do disco óptico. Da mesma forma, a análise da distribuição de exsudatos (descrita mais adiante nessa tese) depende da detecção prévia do centro da fóvea e do diâmetro do disco óptico. Os métodos apresentados mostraram-se originais e robustos, isto é, demonstram ser uma clara contribuição para o estado da arte nesse tema. Essa contribuição fica mais clara no capítulo referente aos resultados experimentais.

6 DETECÇÃO DE EXSUDATOS

“Havia algo de ligeiramente estranho nele, mas era algo muito sutil, difícil de identificar.”

(Douglas Adams, *O Guia do Mochileiro das Galáxias*, Editora Sextante).

Nesse capítulo será apresentado dois métodos que foram desenvolvidos para a detecção de exsudatos nas imagens de fundo do olho. Ambos métodos foram publicados em (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2010b) e (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2010c) respectivamente.

6.1 Método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases

Essa seção fundamenta-se no artigo intitulado *A Coarse-to-Fine Strategy for Automatically Detecting Exudates in Color Eye Fundus Images* (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2010b). O método proposto nessa seção possui duas fases, a saber: 1) detecção grosseira ou preliminar de exsudatos e; 2) detecção mais precisa de exsudatos. A Figura 6.1 descreve resumidamente os passos que cada uma dessas fases implementa.

O Algoritmo 4 apresenta a formalização do método no que se refere a detecção grosseira de exsudatos, isto é, os passos da primeira fase. A Linha 1 representa o método de realce de contraste proposto por Wirth et al. (WIRTH; FRASCHINI; LYON, 2004). Esse método de realce utiliza o componente L do espaço de cores $L*U*V^*$ como exibido pela Figura 6.1. Em adição, a imagem resultante desse método de realce é a imagem f_{23} . A Linha 2 cria uma imagem contendo apenas os mínimos regionais da imagem que foi previamente realçada. Essa imagem, contendo apenas os mínimos regionais como pixels de *foreground*, é a imagem marca utilizada para posterior reconstrução. O ruído tende a afetar o método de mínimos regionais pois quanto maior o ruído menor são as regiões homogêneas cuja vizinhança possui uma intensidade maior. A utilização de filtros de remoção de ruído foi descartada para não afetar ou eliminar lesões sutis, isto é, exsudatos que são representados por poucos pixels na imagem. A imagem resultante da aplicação do método de mínimos regionais é a imagem f_{24} . A Linha 3 mostra a reconstrução por dilatação da imagem marca (que contém os mínimos regionais) condicionada à imagem máscara f_{23} . A Linha 4 realiza a subtração entre a imagem contrastada e a imagem reconstruída. A imagem contrastada possui os exsudatos e a reconstruída não.

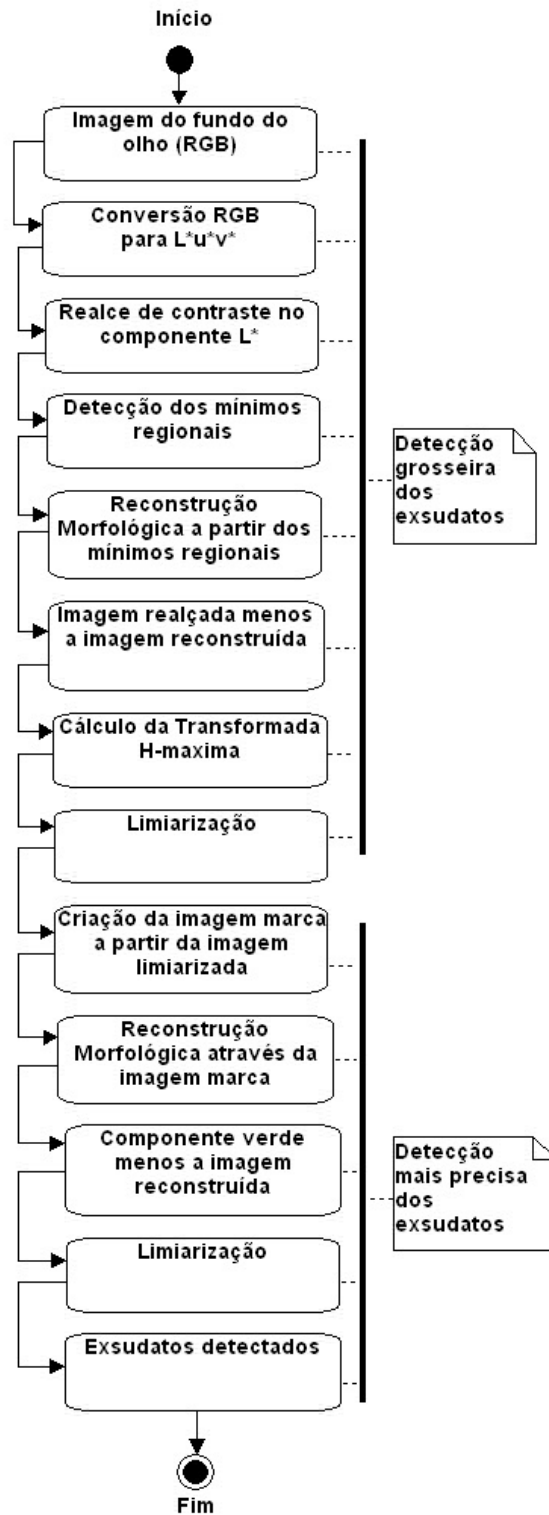


Figura 6.1: Passos sumarizados para a detecção de exsudatos de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases.

Logo, através dessa subtração de imagens é possível separar os exsudatos (que representam o *foreground*) dos pixels que não interessam e que pertencem ao *background* (isto é, vasos, microhemorragias e outros). A imagem resultante da aplicação dessa operação é a imagem f_{26} . No entanto, como existe ainda muitos pixels que não representam os

exsudatos na imagem f_{26} , foi utilizado a Transformada H-maxima para remover todos os pixels com contraste menor que h . Nos experimentos foi utilizado o valor $h=20$ para a transformada H-maxima, e esse valor foi empiricamente obtido. E como os pixels que não representam exsudatos possuem um baixo contraste, eles podem ser facilmente removidos pela Transformada H-maxima (veja Linha 5). A imagem resultante da aplicação da transformada H-maxima é a imagem f_{27} . Então, utilizando a técnica de limiarização de imagens apresentada na Linha 6 do Algoritmo 4, é possível detectar uma versão grosseira dos pixels da imagem que representam os exsudatos. Nos experimentos foi utilizado $\lambda_1 = 15$ (empiricamente obtido) e a imagem resultante desse processo de limiarização é a imagem $f_{28}(x,y)$.

Algoritmo 4: Pseudocódigo para encontrar os exsudatos de maneira preliminar de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases.

Entrada: Imagem colorida de fundo do olho.

Saída: Detecção preliminar de exsudatos.

- 1 $f_{23} = L + \gamma_{TH}(L) - \phi_{TH}(L)$;
- 2 $f_{24} = RMIN(f_{23}) = \mathcal{R}_{f_{23}}^*(f_{23} + 1) - f_{23}$;
- 3 $f_{25} = \mathcal{R}_{f_{23}}(f_{24})$;
- 4 $f_{26} = f_{23} - f_{25}$;
- 5 $f_{27} = Hmax_h(f_{26})$;
- 6 $f_{28}(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } f_{27} \leq \lambda_1 \\ 1, & \text{if } f_{27} > \lambda_1 \end{cases}$;

As imagens ilustradas pelas Figuras 6.2(a) até (h) representam essa primeira fase da detecção de exsudatos. Por exemplo, a Figura 6.2 (c) ilustra a imagem resultante formada na Linha 1 do Algoritmo 4. Já a Figura 6.2 (h) ilustra a imagem resultante do da Linha 6 do Algoritmo 4.

A segunda fase da detecção de exsudatos também é apresentada na forma de algoritmo. No entanto, para melhor compreensão é interessante visualizar primeiramente essa segunda fase através da ilustração da Figura 6.1. A Linha 1 do Algoritmo 5 cria uma nova imagem marca através da dilatação morfológica, δ , de exsudatos que foram preliminarmente detectados. Essa dilatação foi realizada utilizando um elemento estruturante B na forma de diamante e com raio igual a 3 pixels. A imagem marca é ilustrada pela Figura 6.2 (i). Em adição, a imagem f_{29} representa o componente verde da imagem RGB original de fundo do olho. A Linha 2 cria uma imagem que é resultante da reconstrução morfológica por dilatação entre a imagem marca anterior e a imagem máscara (imagem f_{29}). A Figura 6.2 (j) ilustra essa imagem reconstruída. E finalmente a Linha 3 mostra que a limiarização aplicada ao resultado da subtração entre a imagem que representa o componente verde (f_{29}) e a imagem previamente reconstruída (f_{31}) é capaz de detectar os exsudatos de forma mais precisa. Foi utilizado $\lambda_2 = 2$ para todas as imagens do DIARETDB1. A Figura 6.2 (k) mostra a imagem resultante da diferença entre f_{29} e f_{31} . E, finalmente, a Figura 6.2 (l) exhibe a imagem binária com os pixels de exsudatos no *foreground*. É importante observar também que, tanto o limiar λ_1 quanto o limiar λ_2 são robustos e foram empiricamente obtidos. Esses limiares são robustos porque várias estruturas indesejáveis presentes na imagem foram eliminadas previamente, o que diminui a probabilidade de ocorrer a detecção de estruturas que não sejam exsudatos.

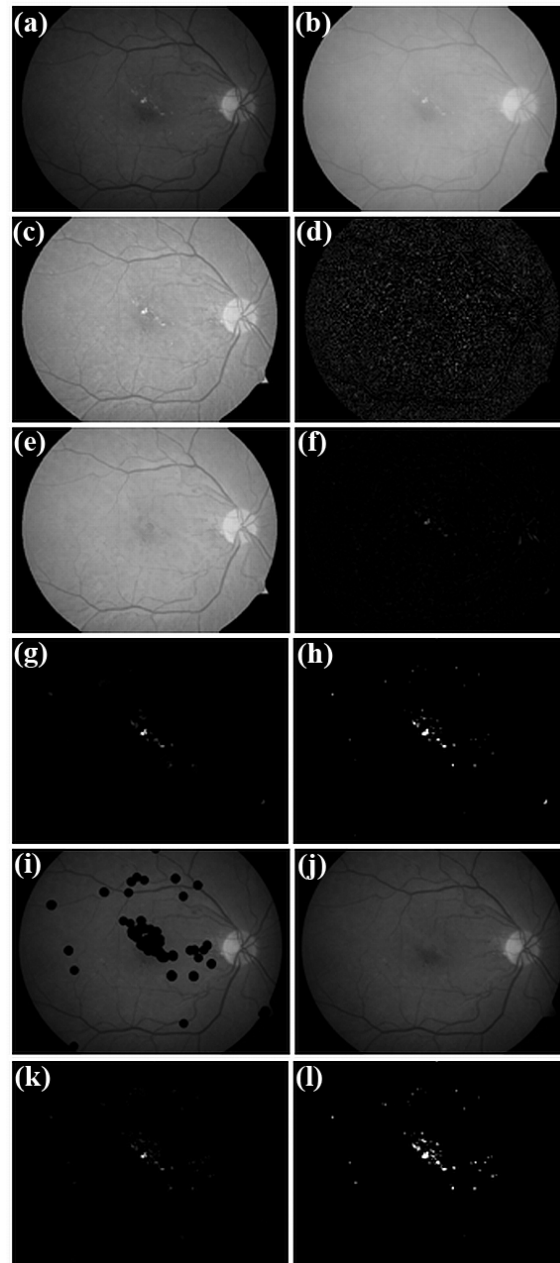


Figura 6.2: Detectando os exsudatos de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases. (a) Componente verde da imagem colorida original de fundo do olho (imagem f_{29}). (b) Componente L do espaço de cores $L^*u^*v^*$. (c) Imagem realçada f_{23} . (d) Imagem f_{24} contendo apenas os mínimos regionais. (e) Imagem reconstruída f_{25} sem artefatos brilhantes. (f) Imagem resultante da diferença entre f_{23} e f_{25} (isto é, a imagem f_{26}). (g) Imagem resultante da Transformada H-máxima. (h) Imagem binária contendo os exsudatos grosseiramente detectados. (i) Imagem Marca f_{30} . (j) Imagem Reconstruída f_{31} . (k) Imagem resultante da diferença entre a imagem f_{29} e f_{31} . (l) Exsudatos detectados (image f_{32}).

Algoritmo 5: Pseudocódigo para encontrar os exsudatos de maneira refinada de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases.

Entrada: Imagem binária contendo os exsudatos detectados preliminarmente (imagem $f_{28}(x,y)$).

Saída: Detecção final de exsudatos.

$$1 \ f_{30}(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } \delta^{(B)}(f_{28}(x,y)) = 1 \\ f_{29}, & \text{if } \delta^{(B)}(f_{28}(x,y)) = 0, \end{cases} ;$$

$$2 \ f_{31} = \mathcal{R}_{f_{29}}(f_{30});$$

$$3 \ f_{32}(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } (f_{29} - f_{31}) \leq \lambda_2 \\ 1, & \text{if } (f_{29} - f_{31}) > \lambda_2 \end{cases} ;$$

6.2 Método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de três fases

O método apresentado nessa seção foi publicado no artigo intitulado *A Morphologic Three-Stage Approach for Detecting Exudates in Color Eye Fundus Images* (WELFER; SCHARCANSKI; MARINHO, 2010c). A primeira fase desse método contempla a correção da iluminação irregular; a segunda fase diz respeito à detecção preliminar de exsudatos e, por fim, a última fase refere-se à detecção mais precisa de exsudatos. É importante perceber que todas as fases desse método implementam ideias diferentes do método apresentado na seção anterior.

6.2.1 Fase A: Correção da iluminação irregular

Para que a abordagem desse método funcione efetivamente, é preciso utilizar uma imagem de entrada que não apresente uma iluminação irregular. Esse pré-requisito faz-se necessário porque é utilizado em diversas situações limiarizações globais, e que, podem apresentar problemas se a iluminação irregular não for tratada. Para isso, foi utilizado o canal de luminância L, do modelo de cores uniforme $L^*u^*v^*$ como imagem de entrada. Entretanto, esse canal ainda pode conter artefatos e apresentar uma iluminação irregular. Para resolver esse problema foi utilizada uma abordagem baseada em (WALTER et al., 2002). A ideia consiste em estimar o *background* da imagem através de filtros morfológicos sequencias alternados, e então subtrair essa imagem de *background*, da imagem de luminância L. O filtro morfológico sequencial alternado baseia-se em aberturas, γ , e fechamentos, ϕ , morfológicos utilizando um elemento estruturante, B , na forma de disco. O algoritmo 6, Linha 1 descreve a definição desse filtro. Já a Linha 2 define a imagem resultante f_{34} sem variações de iluminação. A constante k serve apenas para aumentar o contraste e melhorar a visualização dos resultados.

Algoritmo 6: Pseudocódigo para tratar a iluminação irregular das imagens do fundo do olho de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de três fases.

Entrada: Imagem de luminância L.

Saída: Imagem sem iluminação irregular.

$$1 \ f_{33} = (((((L \ \gamma \ B) \ \phi \ B) \cdots \ \gamma \ nB) \ \phi \ nB), ;$$

$$2 \ f_{34} = L - f_{33} + k, ;$$

6.2.2 Fase B: Detecção de exsudatos de maneira preliminar

Essa fase consiste na identificação de exsudatos de maneira preliminar. Nessa fase, são utilizadas Transformadas morfológicas, reconstruções morfológicas e operadores morfológicos como o operador de máximos regionais e de dilatação. O primeiro passo dessa fase consiste em remover os pixels de *background*, isto é, pixels que não são de exsudatos da imagem f_{34} . Para essa remoção, foi utilizada a Transformada *H-mínima*. A Transformada *H-mínima*, remove todos os pixels de vales da imagem f_{34} cujo contraste é menor que h como mostra a Linha 1 do Algoritmo 7. Nos experimentos, foi usado $h = 10$, e isso significa a remoção de todos os pixels de vale (isto é, pixels de *background*) da imagem f_{34} com contraste menor que 10. A imagem resultante da aplicação da Transformada *H-mínima* é a imagem f_{35} . Em adição, o limiar h é fixo e robusto uma vez que os pixels de vales apresentam um baixo contraste em relação aos pixels de frente, isto é, em relação aos pixels que formam as estruturas de lesões. O próximo passo consiste na detecção de todos os máximos regionais da imagem f_{35} . Para isso foi utilizado o operador morfológico de máximos regionais conforme descrito na Linha 2 do Algoritmo 7. A imagem resultante da aplicação do operador de máximos regionais é a imagem f_{36} . Então, utilizando a imagem f_{36} , é possível criar uma imagem marca. Essa imagem marca, f_{38} , é formada pela dilatação, δ , dos pixels de máximos regionais e pela inversão desses pixels previamente dilatados e sobrepostos na imagem que representa o canal verde, f_{37} , da imagem original do fundo do olho utilizada. O canal verde foi utilizado porque as exsudações aparecem mais contrastadas se comparada com outras imagens de entrada. A Linha 3 do Algoritmo 7 apresenta formalmente a criação da imagem marca f_{38} . É importante perceber que os pixels pertencentes ao disco óptico nessa imagem marca precisam ser removidos uma vez que eles possuem as mesmas características dos pixels de exsudatos. Para remover o disco óptico foi utilizado o método apresentado na Seção 5.1.1. Então, de posse dessa imagem marca, primeiro é efetuado uma reconstrução por dilatação dessa imagem marca condicionada à imagem máscara f_{37} . Então a imagem resultante dessa reconstrução é subtraída da imagem f_{37} . Por fim, a imagem resultante dessa subtração é limiarizada. A Linha 4 do Algoritmo 7 mostra a imagem, $f_{39}(x,y)$, resultante desse último processo. A imagem binária $f_{39}(x,y)$ formou-se através da aplicação de um valor de limiar $\lambda_3 = 5$, e onde cada pixel de valor lógico “1” representa os pixels de exsudatos preliminarmente detectados.

Algoritmo 7: Pseudocódigo para detecção de exsudatos de maneira preliminar de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de três fases.

Entrada: Imagem sem iluminação irregular (f_{34}).

Saída: Imagem binária contendo os exsudatos.

$$\begin{aligned}
 1 \quad f_{35} &= hmin(f_{34}) = \mathcal{R}_{f_{34}}^*(f_{34} + h), ; \\
 2 \quad f_{36} &= RMAX(f_{35}) = f_{35} + 1 - \mathcal{R}_{f_{35}+1}(f_{35}), ; \\
 3 \quad f_{38}(x,y) &= \begin{cases} 0, & \text{if } \delta^{(B)}(f_{36}(x,y)) = 1 \\ f_{37}(x,y), & \text{if } \delta^{(B)}(f_{36}(x,y)) = 0, \end{cases} ; \\
 4 \quad f_{39}(x,y) &= \begin{cases} 0, & \text{if } (f_{37} - \mathcal{R}_{f_{37}}(f_{38})) \leq \lambda_3 \\ 1, & \text{if } (f_{37} - \mathcal{R}_{f_{37}}(f_{38})) > \lambda_3 \end{cases} ;
 \end{aligned}$$

6.2.3 Fase C: Refinamento na detecção de exsudatos

A intenção dessa fase é a de melhorar a detecção de exsudatos preliminarmente detectados pela fase anterior. Para isso, primeiramente deve-se identificar os vasos da imagem original de fundo de olho, e então subtrair esses vasos da imagem que contém os exsudatos preliminarmente detectados, isto é, da imagem f_{39} . Esse procedimento é necessário porque a fase de detecção preliminar de exsudatos identifica algumas áreas ou pixels pertencentes aos vasos. Esse erro na identificação de exsudatos ocorre porque os vasos possuem uma membrana que possui as mesmas características de intensidade que os exsudatos. Nessa tese, foi utilizado o método apresentado na Seção 5.1.1 para a detecção dos vasos. A Linha 2 do Algoritmo 8 mostra a formação da imagem f_{41} resultante da subtração dos vasos. O próximo passo dessa fase, consiste em melhorar ainda mais a detecção de exsudatos através de aplicação de um método de realce de contraste. O método de realce de contraste utilizado foi proposto por Wirth et al. (WIRTH; FRASCHINI; LYON, 2004) e já discutido nessa tese na Seção 5.1.1. A Linha 3 do Algoritmo 8 mostra a imagem resultante f_{42} do método de realce utilizado. Dando sequência a essa última fase, faz-se necessário encontrar uma imagem marca. Para isso, é realizado uma dilatação morfológica, δ , na imagem f_{41} seguida de uma inversão conforme mostra a Linha 4 do Algoritmo 8. Então, aplica-se uma reconstrução morfológica por dilatação utilizando a imagem marca f_{43} condicionada à imagem máscara f_{42} . Subtrai-se então a imagem resultante dessa reconstrução morfológica da imagem f_{42} , e aplica-se uma limiarização. A Linha 5 do Algoritmo 8 mostra esse último procedimento dessa fase. Nessa tese foi utilizado um valor de limiar $\lambda_4 = 5$. Dessa forma, a imagem binária $f_{44}(x,y)$ é aquela que contém os exsudatos detectados em seu *foreground*. É importante perceber que a imagem f_{37} representa o componente verde da imagem RGB de fundo do olho original.

Algoritmo 8: Pseudocódigo para o refinamento na detecção de exsudatos de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de três fases.

Entrada: Imagem binária contendo os exsudatos preliminarmente detectados (f_{39}).

Saída: Imagem binária contendo os exsudatos detectados.

1 f_{40} = imagem binária apresentando apenas os vasos ;

2 $f_{41} = f_{39} - f_{40}$;

3 $f_{42} = f_{37} + \gamma_{TH}(f_{37}) - \phi_{TH}(f_{37})$;

4 $f_{43}(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } \delta^{(B)}(f_{41}(x,y)) = 1 \\ f_{42}, & \text{if } \delta^{(B)}(f_{41}(x,y)) = 0 \end{cases}$;

5 $f_{44}(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } (f_{42} - \mathcal{R}_{f_{42}}(f_{43})) \leq \lambda_4 \\ 1, & \text{if } (f_{42} - \mathcal{R}_{f_{42}}(f_{43})) > \lambda_4 \end{cases}$;

A Figura 6.3 exibe as imagens resultantes de cada passo dos Algoritmos 6, 7 e 8. Por exemplo, no passo 9 da Figura 6.3, é possível visualizar a imagem binária f_{40} que contém apenas os vasos identificados em seu *foreground*.

6.3 Análise da distribuição espacial de exsudatos

Apenas a detecção de exsudatos não é suficiente para detectar e classificar o Edema Macular Diabético uma vez que a distribuição desses exsudatos ao redor do centro da

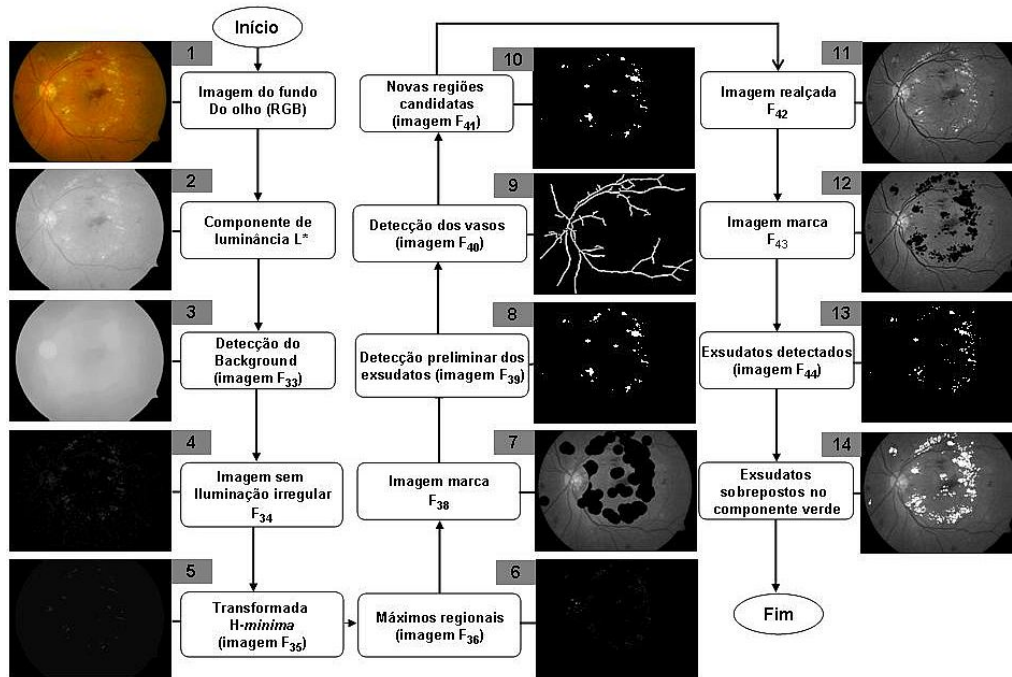


Figura 6.3: Passos resumidos para a detecção de exsudatos utilizando o método baseado em uma estratégia de três fases.

fóvea também precisa ser considerada. De acordo com Li et al. (LI; CHUTATAPE, 2004) e Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008), exsudatos dentro do centro do círculo central (setor 1) e dentro do círculo intermediário (setor 2 a 5), afetam a visão mais do que exsudatos dentro ou fora do círculo mais externo. Dessa forma, uma imagem contendo mais exsudatos que outra imagem pode ser menos prejudicial à visão, e isso ocorre porque os exsudatos estão localizados bem distantes do centro da fóvea (LI; CHUTATAPE, 2004). Essa distância é definida baseada nos 10 setores que dividem a imagem da retina (LI; CHUTATAPE, 2004). A identificação dos 10 setores de interesse como mostrado pela Figura 2.2 do Capítulo 2, representa um passo essencial para identificar o grau de gravidade do Edema Macular Diabético (EMD). Por exemplo, a presença de exsudatos duros no setor 1 (ilustrado pela Figura 2.2) pode caracterizar Edema Macular Diabético grave e a presença de exsudatos duros apenas no setor 10 pode caracterizar o Edema Macular Diabético leve (pois a lesão está longe do centro da fóvea). Esses setores são formados a partir de três círculos concêntricos centrados na fóvea. O círculo menor possui um raio igual a 1/3 do diâmetro do disco óptico. O círculo intermediário possui um raio igual a 1 diâmetro e o círculo mais externo tem um raio igual a 2 vezes o diâmetro do disco óptico da imagem analisada (LI; CHUTATAPE, 2004). Então, através dos métodos apresentados para a detecção do disco óptico é possível identificar o diâmetro do disco, e com isso, os raios dos círculos concêntricos que formam os setores de interesse. Além disso, o centro da fóvea também é conhecido (através do método para a detecção da fóvea). Assim, é possível dividir a imagem da retina nos 10 setores de interesse e analisar os exsudatos que também já foram previamente identificados como mostra a Figura 6.4 (a) e (b).

Então, através da Figura 6.4 (a) e (b), a distribuição de exsudatos pode ser realizada. Por exemplo, a Tabela de gravidade 6.1 mostra a distribuição de exsudatos da Figura 6.4(a), e a Tabela de gravidade 6.2 mostra como estão distribuídos os exsudatos da Figura 6.4(b). Analisando essas duas tabelas de gravidade, aparentemente pode-se concluir que

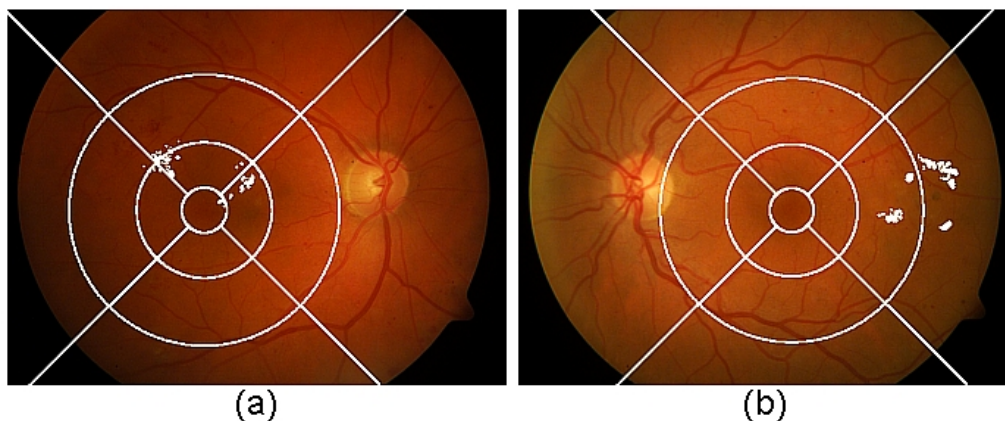


Figura 6.4: Duas imagens do banco de dados DIARETDB1 com os exsudatos marcados e com os setores de interesse delimitados. (a) Representa a imagem 03 do DIARETDB1 apresentando exsudatos no setor central, intermediário superior, intermediário nasal, intermediário temporal, superior externo e temporal externo. (b) Representa a imagem 06 do DIARETDB1 contendo exsudatos longe da fóvea, isto é, no setor externo superior, externo temporal e no setor temporal extremo.

a Figura 6.4 (b) afeta mais a visão do que os exsudatos da Figura 6.4 (a) porque a área de exsudatos é maior do que a área de exsudatos da Figura 6.4 (a). Entretanto, como mencionado anteriormente, não importa a área total da lesão mas sim a localização dessas lesões em relação à fóvea. A imagem ilustrada pela Figura 6.4 (a) tem mais lesões no setor central e intermediário do que a imagem ilustrada pela Figura 6.4 (b), causando então mais dano à visão. De acordo com Li et al. (LI; CHUTATAPE, 2004), o caso ilustrado pela Figura 6.4 (a) precisa ser tratado clinicamente enquanto o caso ilustrado pela Figura 6.4 (b) deve ser apenas monitorado. E essa monitoração também é muito importante pois o tamanho e distribuição de exsudatos podem variar durante o progresso da doença (OSAREH, 2007).

Tabela 6.1: Distribuição de exsudatos na Figura 6.4 (a)

Setor	Central	Intermediário			
		Superior	Nasal	Inferior	Temporal
Área (Pixels)	80	281	241	ausência	56
Setor	Externo				Temporal extremo
	Superior	Nasal	Inferior	Temporal	
Área (Pixels)	99	ausência	ausência	8	ausência
Área total	765 pixels				

Tabela 6.2: Distribuição de exsudatos na Figura 6.4 (b)

Setor	Central	Intermediário			
		Superior	Nasal	Inferior	Temporal
Área (Pixels)	ausência	ausência	ausência	ausência	ausência
Setor	Externo				Temporal extremo
	Superior	Nasal	Inferior	Temporal	
Área (Pixels)	12	ausência	ausência	389	710
Área total	1111 pixels				

6.4 Conclusões

Neste capítulo foram apresentados os dois métodos desenvolvidos para a resolução do problema de detecção de exsudatos. O primeiro método provê a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases. O segundo método foi organizado através de uma estratégia de três fases e pode ser visto como sendo um método mais preciso que o primeiro. O capítulo apresentou descritivamente e na forma de algoritmo ambos os métodos. Em adição, o capítulo mostra o resultado de cada processamento de imagem através de figuras e fluxogramas. Ambos os métodos foram aceitos como contribuições ao estado da arte pela comunidade científica internacional.

7 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

“...and the duke and duchess were very well pleased to see him, being anxious to know the result of his journey”

(Don Quixote, *Miguel de Cervantes Saavedra*).

Nesse capítulo são apresentados os materiais e os resultados experimentais dos métodos anteriormente propostos nessa tese, isto é, os resultados para os métodos de detecção do disco óptico, para o método de detecção da fóvea, para os métodos de detecção de exsudatos e o resultado da análise da distribuição espacial desses exsudatos.

7.1 Materiais

Esta breve seção tem por objetivo apresentar as imagens do fundo do olho utilizadas para testar e validar os diferentes métodos apresentados nessa tese. Os métodos propostos para a detecção do disco óptico, da fóvea, de exsudatos e da detecção do grau de gravidade do EMD foram validados através de dois bancos de imagens da retina. Esses bancos de imagens são disponibilizados livremente na internet e são atualmente utilizados para validar muitos métodos do estado da arte. Um desses bancos é o DRIVE (DRIVE: DIGITAL RETINAL IMAGES FOR VESSEL EXTRACTION, 2008), e o outro é o DIARETDB1 (KAUPPI et al., 2007).

DRIVE é um banco de imagens holandês de fundo do olho que consiste de 40 imagens coloridas (RGB) de 584x565 pixels capturadas usando uma câmera a 45°. O DRIVE contém 7 imagens com sinais da retinopatia diabética branda (isto é, 15% das imagens), e varia em qualidade no que se refere à iluminação da imagem.

O DIARETDB1 é um banco de dados finlandês que consiste de 89 imagens coloridas (RGB) de 1500 x 1152 pixels capturadas usando uma câmera de fundo de olho com um campo de visão de 50°. Esse banco possui 84 imagens (isto é, 94.39% das imagens) contendo sinais da retinopatia diabética branda não-proliferativa (por exemplo, exsudatos, microaneurismas e hemorragias), e 5 imagens cujos sinais da retinopatia diabética está ausente. Além disso, das 84 imagens contendo sinais da retinopatia diabética branda não-proliferativa, existem 47 imagens contendo exsudatos. O DIARETDB1 possui também uma grande variabilidade de qualidade no que se refere aos problemas da iluminação irregular na imagem do fundo de olho.

Cada imagem do DRIVE e do DIARETDB1 foram manualmente marcadas por especialistas em oftalmologia. Essas imagens foram marcadas usando um software de anota-

ção, e constituem a referência ou o *ground truth* utilizado para avaliar os métodos desenvolvidos e que serão apresentados nos próximos capítulos dessa tese. Nesse trabalho de tese, os especialistas em oftalmologia marcaram o disco óptico, o centro da fóvea, os exsudatos e analisaram a classificação do EMD para cada imagem de cada banco de dados utilizado. Ao total, sete especialistas em oftalmologia trabalharam na criação dos *ground truths* utilizados nessa tese.

7.2 Resultados do método para detectar o disco óptico baseado na árvore de vasos e para o método baseado em uma abordagem de duas fases

Para validar ambos os métodos foram utilizadas as imagens do banco de imagens da retina DRIVE (STAAL et al., 2004) e DIARETDB1 (KAUPPI et al., 2007). Em cada imagem da retina, as bordas do disco óptico foram delimitadas manualmente por um especialista. Então essas imagens manualmente delimitadas foram usadas como referência, isto é, como *ground truth* para avaliar o desempenho do método, e de outros métodos disponíveis na literatura. Primeiro foi avaliado se o disco óptico foi de fato detectado, isto é, se a sua localização foi encontrada. Após, foi avaliado a detecção das bordas do disco óptico.

Usando o banco de dados DRIVE, o método baseado na árvore de vasos corretamente localizou o disco óptico em 100% das imagens, e usando o DIARETDB1 a taxa de sucesso para a localização do disco foi de 97.75%. Por outro lado, o método baseado em uma abordagem de duas fases com sucesso detectou o disco óptico em todas as 40 imagens do banco de dados DRIVE (obtendo uma taxa de acerto de 100%). Já, utilizando as imagens do banco DIARETDB1, o presente método detectou o disco óptico em 87 de 89 imagens (obtendo uma taxa de acerto de 97.75%). A Tabela 7.1 compara os resultados de diferentes métodos disponíveis na literatura, e os dois métodos desenvolvidos e descritos para a detecção do disco óptico nessa tese. Foi considerado correto todo disco óptico automaticamente detectado cujo centro ficou localizado dentro das bordas do disco óptico manualmente marcado. É importante perceber que foram reimplementados todos os métodos disponíveis na literatura que aparecem na Tabela 7.1. As abordagens descritas nessa tese para a detecção do disco óptico atingiram os melhores resultados quando comparados com a literatura.

Para todas as imagens do DIARETDB1, por exemplo, o método para detectar o disco óptico baseado na árvore de vasos levou 18.05 minutos (veja a Tabela 7.2), e outras abordagens propostas por exemplo, por Walter et al.(WALTER et al., 2002) e Kande et al. (KANDE; SUBBAIAH; SAVITHRI, 2008), levaram 174.49 (tempo médio de 117.63 segundos por imagem) e 108.05 (tempo médio de 72.84 segundos por imagem) minutos, respectivamente.

A avaliação da detecção das bordas do disco óptico em ambos os métodos desenvolvidos foi realizada usando as medidas de sensibilidade, especificidade, valor preditivo, de sobreposição (*overlap*) e a distância absoluta média (MAD - *mean absolute distance*) (LI; CHUTATAPE, 2004),(CHALANA et al., 1996) para avaliar os resultados das segmentações obtidas pelos dois métodos desenvolvidos. A Equação 7.1 descreve matematicamente essas medidas.

Tabela 7.1: Taxa de acerto na localização do disco óptico usando os dois métodos apresentados para a detecção do disco óptico nessa tese e outros métodos disponíveis na literatura (bancos de imagens DRIVE e DIARETDB1).

Métodos ^a	Taxa de acerto (DRIVE) ^b	Taxa de acerto (DIARETDB1) ^b
Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008) - <i>Morfologia Matemática</i>	95%	59.55%
Walter et al. (WALTER et al., 2002) - <i>Morfologia Matemática</i>	77.5%	92.13%
Stapor et al. (STAPOR et al., 2004) - <i>Morfologia Matemática</i>	87.5%	78.65%
Seo et al. (SEO et al., 2004) - <i>Classificação e Canny</i>	95%	80.89%
Lupaşcu et al. (LUPAŞCU; TEGOLO; ROSA, 2008) - <i>Círculo ajustável</i>	95%	86.51%
Kande et al. (KANDE; SUBBAIAH; SAVITHRI, 2008) - <i>Contornos ativos</i>	95%	88.76%
Método proposto baseado na árvore de vasos	100%	97.7%
Método proposto de duas fases	100%	97.75%

^a Todos os métodos foram reimplementados, e testados nos bancos DRIVE e DIARETDB1 respectivamente.

^b Foi considerado correto, todo disco óptico que foi automaticamente localizado dentro das bordas do disco óptico marcado manualmente.

Tabela 7.2: Custo computacional do método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos proposto usando o banco de dados DIARETDB1

	média de tempo por imagem (segundos)	tempo total (minutos)
Localização do disco óptico	7.89	11.70
Deteção das bordas do disco óptico	4.28	6.35
Total	12.17	18.05

$$\begin{aligned}
 \textit{sensitividade} &= \frac{TP}{(TP + FN)}, \\
 \textit{especificidade} &= \frac{TN}{(TN + FP)}, \\
 \textit{valor preditivo} &= \frac{TP}{(TP + FP)}, \\
 \textit{sobreposição} &= \frac{\textit{área}(A \cap B)}{\textit{área}(A \cup B)},
 \end{aligned}
 \tag{7.1}$$

onde, TP, FN, TN, e FP representam as ocorrências de pixels verdadeiros positivos, falsos negativos, verdadeiros negativos e falsos positivos respectivamente. Além disso, A e B correspondem à região do *ground truth* e à região do disco óptico obtido automaticamente pelo método respectivamente.

A sensibilidade e especificidade são a proporção de verdadeiros positivos, TP, e verdadeiros negativos, TN, respectivamente identificados. Entretanto, como o disco óptico ocupa uma pequena porção da imagem da retina, o número de verdadeiros negativos (e consequentemente a especificidade) tendem a apresentar valores altos. Assim, o cálculo da especificidade pode não ter sentido. Assim, além de apresentar os valores de especificidade, foi utilizado também o valor preditivo para ajudar a ilustrar a precisão do método proposto. O valor preditivo é a probabilidade que um determinado pixel está dentro do disco óptico (WALTER et al., 2002). Além disso, os resultados relativos à área de sobreposição, *overlap*, entre o disco óptico manualmente detectado e o disco óptico auto-

maticamente marcado são apresentados. Por fim, os valores da MAD são apresentados.

Figura 7.1 mostra de forma intuitiva o que são os verdadeiros positivos, falsos positivos, falsos negativos, e as áreas dos verdadeiros negativos. O círculo da esquerda da Figura 7.1 representa o disco óptico manualmente segmentado, e o círculo da direita ilustra o disco óptico que foi automaticamente identificado.

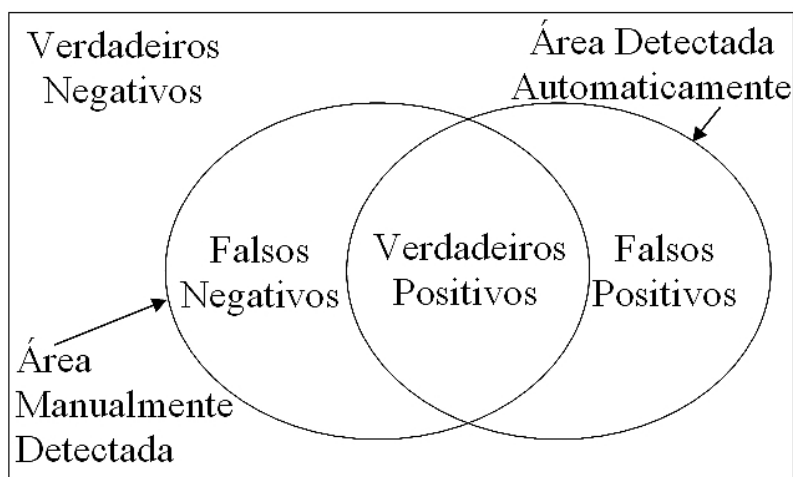


Figura 7.1: Áreas usadas para encontrar a sensibilidade e especificidade das bordas do disco óptico.

Nessa tese, o contorno das bordas do disco óptico foram marcadas por quatro oftalmologistas como sugerido em (LOWELL et al., 2004). Após, a média dos contornos manualmente marcados foi calculada e usada como padrão, isto é, como *ground truth*.

A Tabela 7.3 apresenta resumidamente os valores médios de sensibilidade, especificidade, valor preditivo, sobreposição e MAD alcançada pelos métodos propostos na literatura, e pelo dois métodos apresentados nessa tese. Os valores apresentados indicam que os métodos propostos nessa tese produzem o melhor resultado na segmentação da borda do disco óptico. De acordo com a Tabela 7.3, o método baseado na árvore de vasos alcança uma média de sobreposição de 41.47% e 43.65% no DRIVE e DIARETDB1, respectivamente. A Tabela 7.3 também resume os resultados obtidos na segmentação das bordas do disco óptico por outros métodos da literatura, indicando que os métodos propostos para a identificação das bordas do disco óptico nessa tese significativamente atingem os melhores resultados. Por exemplo, o método de duas fases apresenta a menor média para a MAD (isto é 5.65 e 3.91 no DRIVE e DIARETDB1, respectivamente), a maior sensibilidade e sobreposição média para ambos os banco de imagens utilizados. O método proposto por Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008) obteve o melhor valor preditivo médio, mas gerou os piores resultados na média para a sensibilidade e MAD. A Figura 7.2 mostra algumas imagens com suas bordas identificadas.

O métodos propostos alcançam uma melhor sensibilidade porque são menos negativamente impactados pela confluência de vasos que transpassam a região do disco óptico. Alguns métodos na literatura (por exemplo, (WALTER et al., 2002; SOPHARAK et al., 2008; STAPOR et al., 2004; KANDE; SUBBAIAH; SAVITHRI, 2008)) tentam reduzir a influência dos vasos que transpassam o disco óptico tentando eliminar esses vasos da imagem da retina. Entretanto, essa abordagem requer o conhecimento prévio sobre a largura do vaso (uma vez que essa informação é essencial para projetar um elemento estruturante que será usado para removê-lo), e esse requisito constitui então uma fraqueza

Tabela 7.3: Taxa de sucesso para a identificação das bordas do disco óptico de acordo com os dois métodos desenvolvidos para a detecção do disco óptico e, outros propostos na literatura.

Métodos	DRIVE				
	Sensitividade média	Especificidade média	Valor preditivo médio	Sobreposição média	MAD média
Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008)	21.04%	99.93%	93.34%	16.88%	23.15
Walter et al. (WALTER et al., 2002)	49.88%	99.81%	86.53%	29.32%	14.96
Seo et al. (SEO et al., 2004)	50.29%	99.83%	84.3%	31.09%	14.00
Kande et al. (KANDE; SUBBAIAH; SAVITHRI, 2008)	69.99%	98.88%	52.18%	29.66%	12.49
Stapor et al. (STAPOR et al., 2004)	73.68%	99.20%	61.98%	33.42%	7.58
Lupaşcu et al. (LUPAŞCU; TEGOLO; ROSA, 2008)	77.68%	99.68%	88.14%	40.01%	9.71
Método proposto baseado na árvore de vasos	81.37%	99.80%	87.65%	41.47%	5.74
Método proposto de duas fases	83.54%	99.81%	89.38%	42.54%	5.65
Métodos	DIARETDB1				
	Sensitividade média	Especificidade média	Valor preditivo médio	Sobreposição média	MAD média
Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008)	46.03%	99.94%	95.93%	29.41%	16.86
Walter et al. (WALTER et al., 2002)	65.69%	99.93%	93.95%	36.97%	16.03
Seo et al. (SEO et al., 2004)	61.03%	99.87%	88.78%	35.32%	9.84
Kande et al. (KANDE; SUBBAIAH; SAVITHRI, 2008)	88.08%	98.78%	54.48%	33.41%	8.50
Stapor et al. (STAPOR et al., 2004)	84.98%	99.64%	80.34%	34.08%	6.03
Lupaşcu et al. (LUPAŞCU; TEGOLO; ROSA, 2008)	68.48%	99.69%	81.17%	30.95%	13.81
Método proposto baseado na árvore de vasos	89.99%	99.80%	88.68%	43.65%	8.31
Método proposto de duas fases	92.51%	99.76%	87.60%	44.58%	3.91

das abordagens da literatura.

Para melhor ilustrar as abordagens desenvolvidas para a detecção do disco óptico, a Figura 7.3 mostra a detecção da borda do disco alcançada pelo método de duas fases e por outros métodos da literatura. Como mostrado na Figura 7.3 (g), o método de duas fases proposto é menos negativamente influenciado pelos vasos que transpassam a borda do disco óptico se comparado com os resultados ilustrados na Figura 7.3 (a), (b) e (c).

A Figura 7.4 ilustra o desempenho do método para detecção do disco óptico de duas fases sob várias situações, indicando que ele pode detectar o disco óptico em situações de iluminação irregular e na presença de diferentes lesões da retinopatia diabética. Entretanto, foi verificado nos experimentos que o método proposto não é adequado para detectar a borda do disco óptico em imagens do fundo do olho que não possuem uma região de disco óptico com uma intensidade identificável, e/ou contém reflexão macular (SCHLOTE et al., 2006)

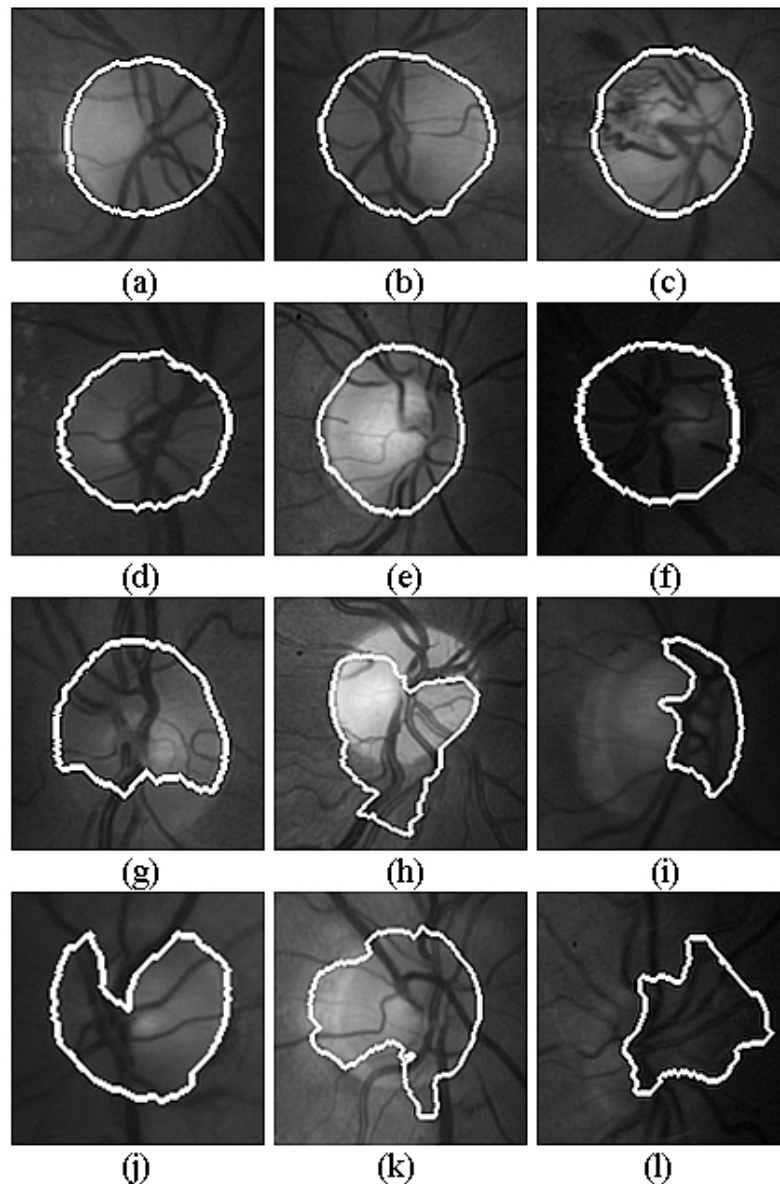


Figura 7.2: Algumas imagens com as bordas do disco óptico identificadas utilizando o método para a detecção do disco óptico baseado na árvore de vasos.(a-f): aceitável; (g-l): identificação das bordas inaceitável.

7.3 Resultados do método para detectar a fóvea

Usando as imagens do DRIVE, a abordagem desenvolvida identificou a fóvea corretamente em 37 de 37 imagens (100%). No DIARETDB1, o método proposto alcançou 92.13% (82 de 89 imagens). Para obter esses resultados, considera-se correto todo centro de fóvea marcado a uma distância máxima de 50 pixels do centro da fóvea manualmente marcado pelo especialista (NIEMEIJER; ABRÀMOFF; GINNEKEN, 2007). Esses resultados são encorajadores, e indicam que o método proposto para a detecção da fóvea potencialmente pode atingir um desempenho melhor que outros métodos propostos pela literatura.

A Tabela 7.4 sumariza os resultados obtidos pelos métodos disponíveis na literatura e pelo método proposto nesse trabalho. É possível ver que o método proposto atinge

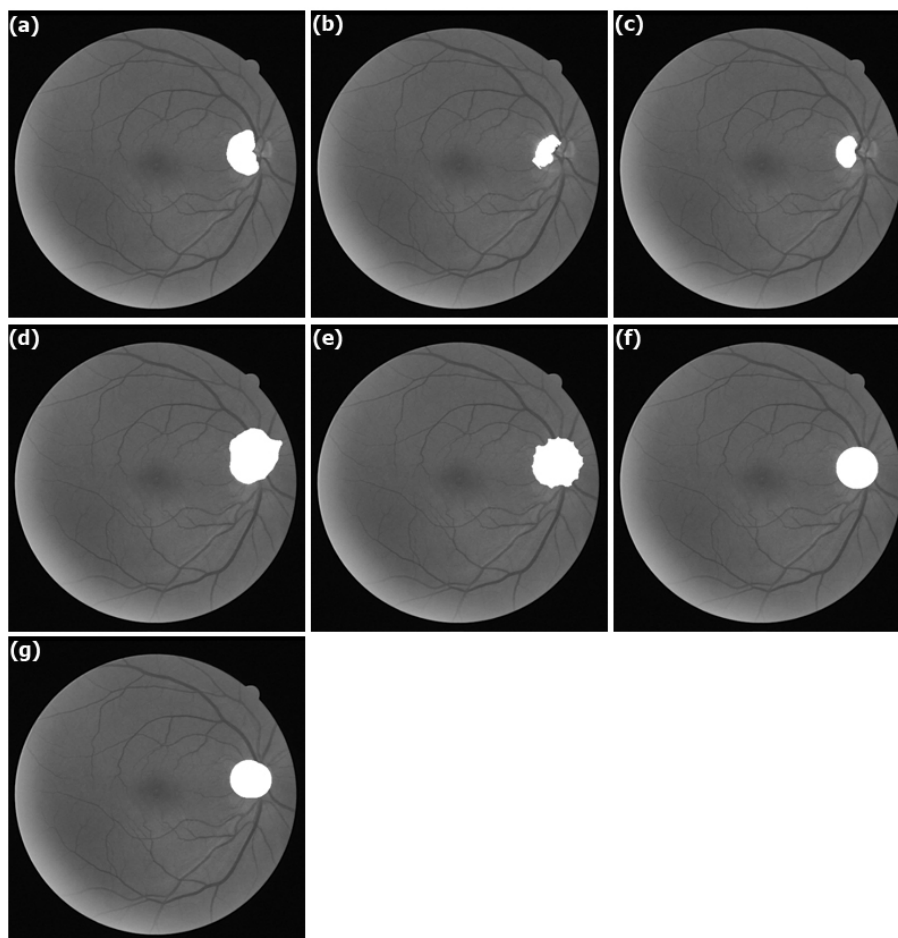


Figura 7.3: Resultados comparativos. (a) Resultado do método proposto por Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008). (b) Resultado do método proposto por Walter et al. (WALTER et al., 2002). (c) Resultado do método proposto por Seo et al. (SEO et al., 2004). (d) Resultado do método proposto por Kande et al. (KANDE; SUBBAIAH; SAVITHRI, 2008). (e) Resultado do método proposto por Stăpor et al. (STĂPOR et al., 2004). (f) Resultado do método proposto por Lupașcu et al. (LUPAȘCU; TEGOLO; ROSA, 2008). (g) Resultado do método para detectar o disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases.

resultados que se igualam aos da literatura, isto é, alcança 100 % de taxa de acerto para a detecção do centro da fóvea.

Uma comparação entre o centro da fóvea detectado automaticamente e o centro da fóvea detectado manualmente pelo especialista (*ground truth*) é mostrado na Figura 7.5. O asterisco de cor vermelha representa o centro da fóvea automaticamente marcado e o símbolo de adição de cor branca representa o centro da fóvea manualmente marcado pelo especialista. É importante notar que o método proposto não é influenciado pelas pequenas lesões e estruturas escuras (que possivelmente são microhemorragias) que estão presentes na imagem ilustrada pela Figura 7.5 (b). Mesmo com essas estruturas presentes na imagem, o método proposto foi capaz de detectar com acurácia o centro da fóvea. Além disso, o método para a detecção do centro da fóvea baseia-se em uma região de interesse, isto é, em uma sub-imagem da imagem original para encontrar a fóvea. Dessa forma, mesmo que uma hemorragia ou estrutura escura de grande porte influencie o método, o erro não será grande. Assim, a fóvea jamais poderá ser encontrada, por exemplo, acima

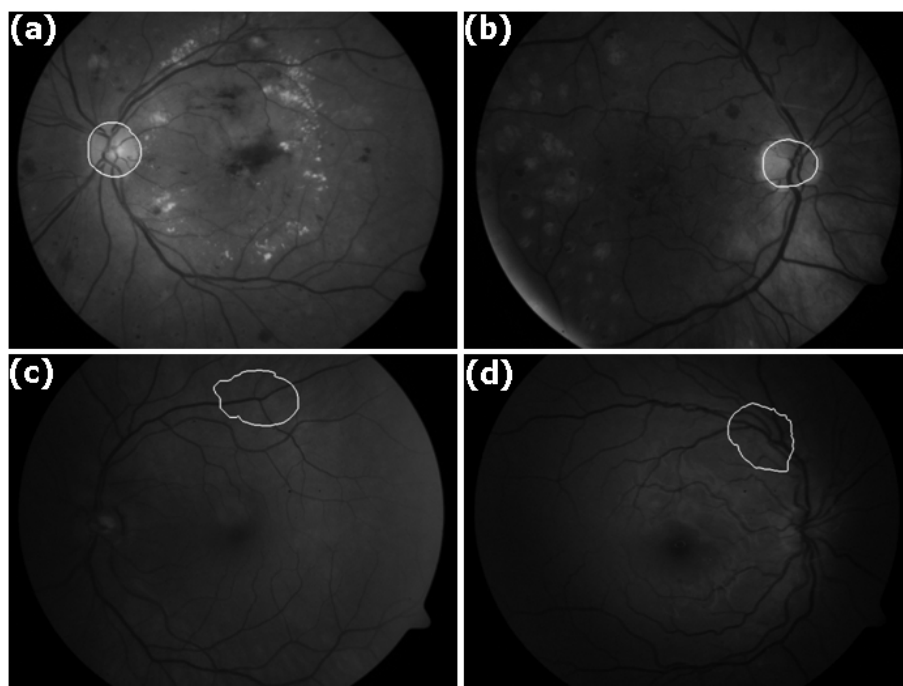


Figura 7.4: Resultados do método para detectar o disco óptico baseado em uma abordagem de duas fases utilizando algumas imagens do banco de dados DIARETDB1. (a),(b) Bordas do disco óptico detectado em uma imagem contendo lesões da retinopatia diabética e variação de iluminação. (c),(d) Os únicos dois casos onde a detecção do disco óptico falha (por exemplo, quando o disco óptico não tem uma intensidade identificável e/ou contém reflexão macular).

Tabela 7.4: Resultados para a detecção do centro da fóvea utilizando o método proposto e outros métodos disponíveis na literatura utilizando o banco de imagens DRIVE e DIARETDB1.

Método	DRIVE(%)	DIARETDB1(%)
Narasimha-Iyer et al. (NARASIMHA-IYER et al., 2006)	78.38% (29 de 37 imagens)	76.40% (68 de 89 imagens)
Sagar et al. (SAGAR; BALASUBRAMANIAN; CHANDRASEKARAN, 2007)	97.29% (36 de 37 imagens)	85.39% (76 de 89 imagens)
Sekhar et al. (SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008b)	100% (34 de 34 imagens)	87.64% ^a (78 de 89 imagens)
Singh et al. (SINGH; JOSHI; SIVASWAMY, 2008)	100% (37 de 37 imagens)	73.03% (65 de 89 imagens)
Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999)	78.38% (29 de 37 imagens)	69.66% (62 de 89 imagens)
Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008)	56.75% (21 de 37 imagens)	56.17% (50 de 89 imagens)
Método proposto	100% (37 de 37 imagens)	96.62% (86 de 89 imagens)

^a De acordo com o especialista em imagens da retina consultado, o banco de imagens DRIVE consiste de 37 imagens coloridas de fundo do olho com a fóvea visível. Entretanto, Sekhar et al. (SEKHAR; AL-NUAIMY; NANDI, 2008b) usou apenas 34 de 37 imagens do DRIVE para validar seu método.

da arcada superior dos vasos (região muito distante da fóvea) ou abaixo da arcada inferior

dos vasos (região muito distante da fóvea também). É importante notar também que, a precisão na detecção do centro da fóvea não pode utilizar as medidas de sensibilidade e especificidade. Isso ocorre porque não existe área a ser comparada, isto é, a sensibilidade e a especificidade exigem que a estrutura analisada tenha área (em pixels). E no caso da fóvea, tanto o método automático quanto a detecção manual, utiliza um ponto para representá-la.

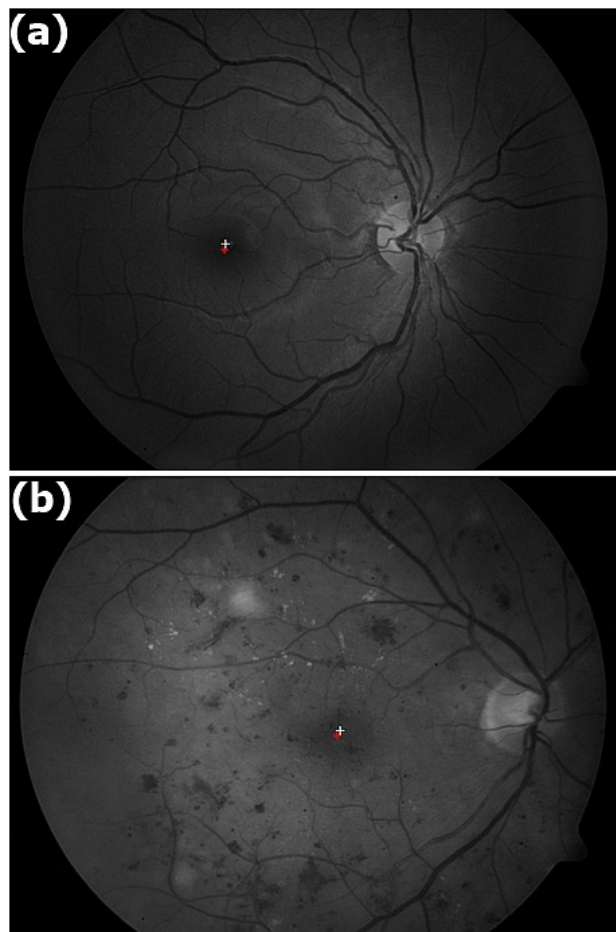


Figura 7.5: Comparando os resultados da detecção do centro da fóvea em duas imagens do DIARETDB1. (a) e (b) ilustram imagens de fundo do olho onde o asterisco de cor vermelha representa o centro da fóvea automaticamente detectado, e o símbolo de adição de cor vermelha representa o centro da fóvea manualmente detectado pelo especialista. O erro é definido pela distância euclidiana entre o centro da fóvea detectado automaticamente e pelo centro da fóvea detectado manualmente. Em (a), o erro foi de 6.08 pixels, e em (b) foi de 5.84 pixels.

7.4 Resultados do método para detectar os exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases e para o método baseado em uma abordagem de três fases

O método para a detecção de exsudatos de acordo com uma estratégia de duas e três fases foi testado sobre as 89 imagens do banco de dados DIARETDB1. A precisão para detectar os exsudatos foi medida de acordo com a sensibilidade, especificidade, valor

preditivo e de acordo com a proporção incorretamente classificada de exsudatos (veja Equação 7.1 e Equação 7.2). Como descrito na Tabela 7.5, o método baseado em uma abordagem de duas fases para a detecção de exsudatos atingiu 70.48% de sensibilidade média e 98.84% de especificidade média quando aplicado sobre as 47 imagens do DIARETDB1 que possuem exsudatos. Além disso, a Tabela 7.5 compara os resultados atingidos pelo método com outros três métodos da literatura. Entretanto, deve-se perceber que o método de duas fases proposto para a detecção de exsudatos foi aplicado também em imagens que não possuem exsudatos, isto é, nas 42 imagens restantes do DIARETDB1. Como resultado, por exemplo, atingiu-se 98.74% de especificidade. Ainda conforma a Tabela 7.5 pode-se perceber que o método baseado em uma abordagem de três fases é mais preciso, pois possui uma sensibilidade e especificidade maior além de possuir a menor proporção de pixels incorretamente classificados.

$$\text{proporção incorretamente classificada} = \frac{FP}{(TP + FP + FN + TN)}. \quad (7.2)$$

Tabela 7.5: Resultados da detecção de exsudatos de acordo com o método proposto para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases e para o método baseado em uma abordagem de três fases.

Métodos	Imagens contendo exsudatos ^a			
	sensibilidade média	especificidade média	valor preditivo médio	proporção incorretamente classificada
Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008)	43.48%	99.31%	25.48%	0.68%
Walter et al. (WALTER et al., 2002)	66.00%	98.64%	19.45%	1.34%
Ravishankar et al. (RAVISHANKAR; JAIN; MITTAL, 2009)	58.21%	98.09%	13.37%	1.9%
Método proposto baseado em uma estratégia de duas fases	70.48%	98.84%	21.32%	1.1%
Método proposto baseado em uma estratégia de três fases	72.21%	98.97%	21.65%	1.0%
Métodos	Imagens sem exsudatos ^b			
	sensibilidade média	especificidade média	valor preditivo médio	proporção incorretamente classificada
Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008)		99.28%		0.71%
Walter et al. (WALTER et al., 2002)		99.22%		0.77%
Ravishankar et al. (RAVISHANKAR; JAIN; MITTAL, 2009)		97.53%		2.47%
Método proposto baseado em uma estratégia de duas fases		98.74%		1.2%
Método proposto baseado em uma estratégia de três fases		99.40%		0.6 %

^a Abrange 47 imagens do banco de dados DIARETDB1.

^b Abrange 42 imagens do banco de dados DIARETDB1. No entanto, a sensibilidade não pode ser calculada porque a proporção de verdadeiros positivos, TP, e a proporção de falsos negativos, FN, nas imagens de fundo do olho sem exsudatos é igual a zero.

A Figura 7.6 (a) mostra o componente verde da imagem RGB original de fundo do olho. A Figura 7.6 (b) mostra os exsudatos detectados pelo método de Sopharak et

al. (SOPHARAK et al., 2008) sobrepostos no componente verde. A Figura 7.6 (c) mostra os exsudatos detectados pelo método proposto por Walter et al. (WALTER et al., 2002) e sobrepostos no componente verde. Finalmente, a Figura 7.6 (d) mostra as exsudações detectadas através do método de duas fases proposto e sobrepostos no componente verde.

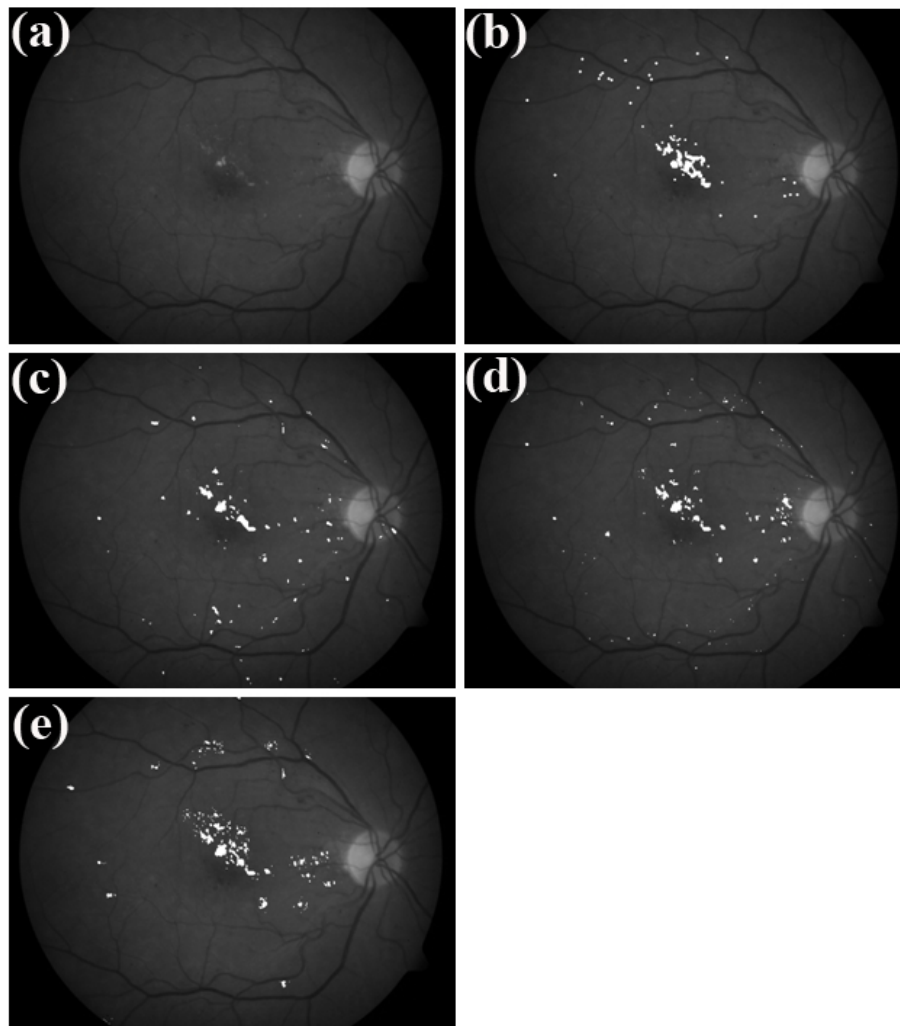


Figura 7.6: Resultados comparativos. (a) Componente verde contendo exsudatos. (b) *Ground truth da imagem (a)*. (c) Resultado do método de Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008) (sensitividade = 42.64%). (d) Resultado do método de Walter et al. (WALTER et al., 2002) (sensitividade = 45.53%). (e) Resultado do método de duas fases proposto (sensitividade = 55.58%).

A principal desvantagem dessa abordagem é que ela produz baixos valores de especificidade e de proporção incorretamente classificada para imagens que não contém exsudatos, como já foi mostrado na Tabela 7.5. Isso pode ser ilustrado usando a imagem #62 do banco de dados DIARETDB1, como mostrado na Figura 7.7. Figura 7.7(a) mostra o componente verde da image #62. Figuras 7.7(b) e (c) mostram o os métodos propostos por Sopharak et al. e Walter et al. detectam poucos pixels falso positivos. Por outro lado, o método proposto nessa Seção detecta mais falso positivos que esses dois métodos disponíveis na literatura. Isso foi causado pelo realce de contraste proposto por Wirth et al. (WIRTH; FRASCHINI; LYON, 2004), o qual foi usado pela abordagem desenvolvida. Esse realce de contraste ajudou a detectar vários verdadeiros positivos,

aumentando assim a sensibilidade do método proposto. Entretanto, ele possui o efeito negativo de aumentar os falsos positivos. No entanto, esses pixels falso positivos não representam um problema prático porque eles usualmente ocorrem ao redor dos vasos principais, isto é, próximo às bordas dos vasos principais, e longe da região da fóvea. Conseqüentemente, tais pixels de falso positivos ocorrem em áreas onde o potencial para causar dano à visão é pequeno, e não são considerados relevantes para a avaliação do grau de gravidade do EMD (CIULLA; AMADOR; ZINMAN, 2003).

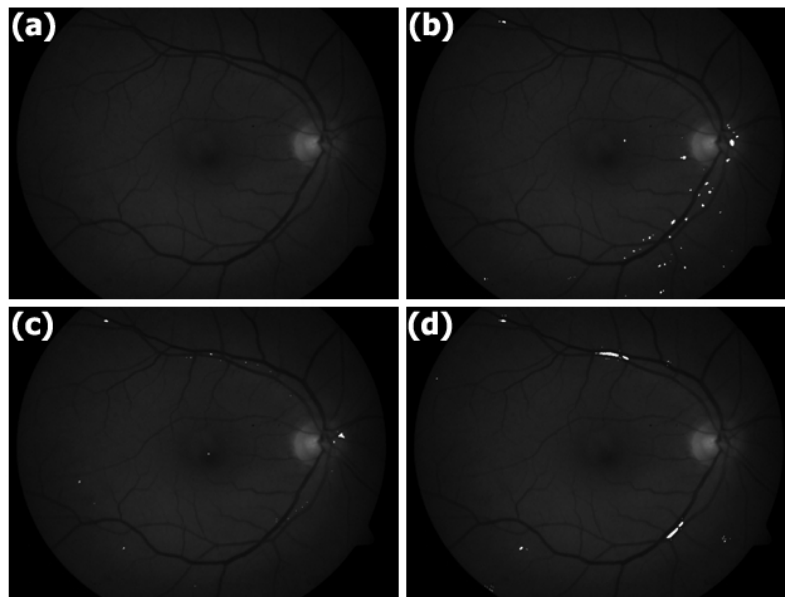


Figura 7.7: Detecção dos exsudatos: Resultados comparativos para uma imagem normal. (a) Componente verde sem a presença de exsudatos. (b) Resultado do método de Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008) (especificidade = 99.88%; proporção incorretamente classificada = 0.11%). (c) Resultado do método de Walter et al. (WALTER et al., 2002) (especificidade = 99.97%; proporção incorretamente classificada = 0.034%). (d) Resultado do método de duas fases proposto (especificidade = 99.87%; proporção incorretamente classificada = 0.12%).

Foi verificado também que o método de detecção dos exsudatos de duas fases proposto não é adequado para detectar exsudatos em imagens que contém reflexão macular (SCHLOTE et al., 2006). A Figura 7.8 (b) mostra os resultados do método proposto sobreposto no componente verde de uma imagem com reflexão macular (imagem #88 do banco de dados DIARETDB1). A reflexão de vários componentes do tecido da retina foram detectados como exsudatos, e essa é a limitação do método proposto. Entretanto, os resultados experimentais mostraram que o método proposto por Walter et al. e Sopharak et al. possuem a mesma limitação.

A Figura 7.9 (b) e 7.9(d) mostram exsudatos detectados de acordo com o método baseado em uma estratégia de três fases e sobrepostos nos seus componentes verdes.

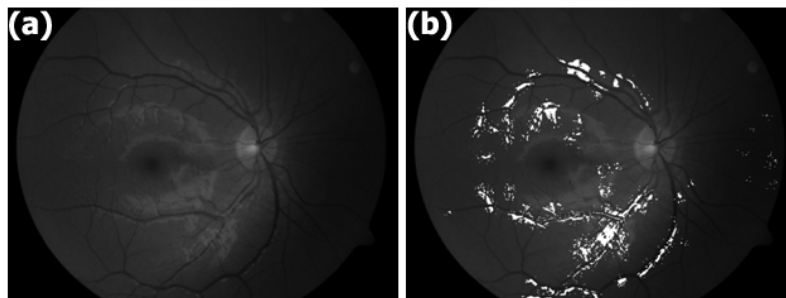


Figura 7.8: Resultados de acordo com o método para a detecção de exsudatos baseado em uma estratégia de duas fases em uma imagem contendo a reflexão macular normal relacionada à idade. (a) Componente verde da imagem original da retina com reflexão macular normal, isto é, as áreas esbranquiçadas são as reflexões. (b) Resultado do método proposto de duas fases sobreposto no componente verde da imagem original.

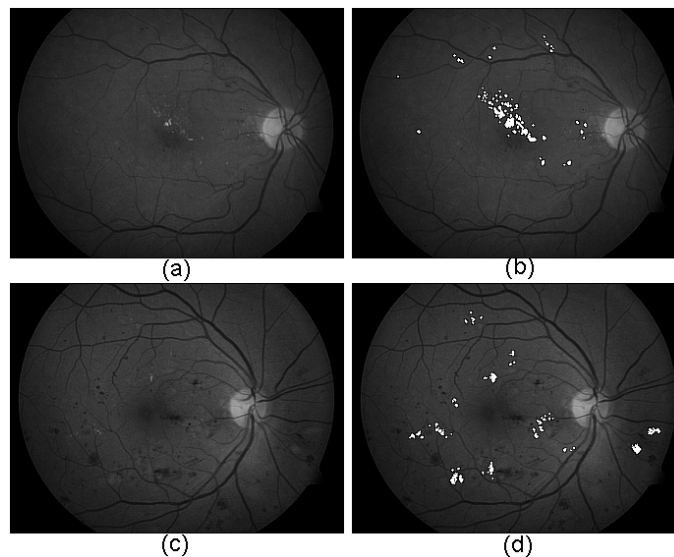


Figura 7.9: Detecção de exsudatos em duas imagens do DIARETDB1. (a) e (c) ilustra o componente verde da imagem 1 e 10 do DIARETDB1 respectivamente. (b) e (d) mostra os exsudatos detectados de acordo com o método baseado em uma estratégia de três fases e sobrepostos na imagem obtida em (a) e (d) respectivamente.

7.5 Resultados da análise da distribuição espacial de exsudatos

A Tabela 7.6 mostra um resumo da distribuição de exsudatos das 47 imagens do banco de dados DIARETDB1 que contém exsudatos. O maior propósito dessa Tabela é auxiliar o oftalmologista na identificação precoce de pacientes com Edema Macular Diabético. Os pacientes identificados com lesões em setores mais próximos à fóvea (por exemplo, o setor intermediário e central) podem ter prioridade para tratamento. Assim o oftalmologista pode gastar mais tempo em pacientes que precisam de mais atenção e tratamento especializado.

O Edema Macular Diabético (EMD) pode ser classificado como: (a) ausente; (b) leve; (c) moderado; ou (d) grave. Infelizmente a função densidade de probabilidade dos dados dessas classes é desconhecida. Em conjuntos de dados complexos com relações confusas (como no caso do EMD), grandes conjuntos de dados são requeridos para estimar com

Tabela 7.6: Distribuição de exsudatos para a classificação do Edema Macular Diabético. Área igual a zero significa ausência para lesões do tipo exsudatos.

	Área (Pixels)				Área total
	Setor Central	Setores intermediários	Setores Externos	Setor temporal extremo	
imagem 01	179	1159	329	32	1699
imagem 02	27	1370	261	0	1658
imagem 03	80	578	107	0	765
imagem 04	546	6740	2023	0	9309
imagem 05	237	706	8810	317	10070
imagem 06	0	0	401	710	1111
imagem 07	323	1817	2888	662	5690
imagem 08	97	1316	1143	0	2556
imagem 09	13	3593	398	33	4037
imagem 10	0	216	1030	8	1254
imagem 11	0	1432	2605	44	4081
imagem 12	44	1498	128	41	1711
imagem 13	241	8541	8123	598	17503
imagem 14	87	4805	4608	634	10134
imagem 15	663	12170	4928	329	18090
imagem 16	0	1726	3106	2226	7058
imagem 17	0	110	1808	188	2106
imagem 18	8	837	1543	41	2429
imagem 19	850	12243	5923	0	19016
imagem 20	12	647	3835	1266	5760
imagem 21	0	63	375	0	438
imagem 22	0	377	3129	9	3515
imagem 23	0	238	203	0	441
imagem 24	0	1024	2118	0	3142
imagem 25	10	2365	6336	346	9057
imagem 26	0	195	2427	2006	4628
imagem 27	0	32	770	0	802
imagem 29	571	12236	2677	0	15484
imagem 30	0	8	168	0	176
imagem 31	66	11	118	0	195
imagem 33	72	180	471	100	823
imagem 34	32	154	33	0	219
imagem 35	4	127	232	30	393
imagem 38	0	689	926	39	1654
imagem 40	0	193	262	0	455
imagem 44	0	87	0	0	87
imagem 52	0	21	765	134	920
imagem 53	49	711	3818	42	4620
imagem 54	0	85	860	8	953
imagem 56	0	328	1094	0	1422
imagem 66	177	683	1259	1	2120
imagem 67	12	376	696	0	1084
imagem 71	44	0	104	0	148
imagem 78	37	19	0	0	56
imagem 84	0	99	2321	0	2420
imagem 85	3	377	134	0	514
imagem 86	0	89	195	0	284

precisão a função de densidade e probabilidade. Entretanto, uma vez que cada caso corresponde a um paciente, e a disponibilidade dos pacientes nos serviços de oftalmologia é limitada, o número de imagens do fundo do olho com sinais de EMD é demasiado pequeno para a estimação confiável da função densidade probabilidade. Por essa razão, nesse trabalho, essa dificuldade prática foi superada usando a abordagem *Smoothed Bootstrap* (os detalhes dessa técnica podem ser encontrados em (FRANKE; HALIM, 2007)), onde a significância estatística do conjunto da amostra é melhorado em cada classe através do reamostramento aleatório dos dados originais para artificialmente produzir outro conjunto amostral, expandido mantendo a estrutura aleatória similar. A função densidade probabilidade desconhecida assintoticamente é aproximada a medida que o conjunto da amostra é aumentado (FRANKE; HALIM, 2007).

A fim de determinar os limites de decisão entre as diferentes classes (isto é, os limiares), é utilizado o método CART (*Classification and Regression Tree*) cujos parâmetros são detalhados na próxima seção. Os dados originais podem ser correlacionados, com efeitos adversos na separabilidade interclasse e a exatidão da classificação, e os dados obtidos pela aplicação da técnica de *bootstrap* nos dados da tabela de gravidade mantém uma estrutura aleatória similar. Então, CART foi de fato usado em um espaço de dados transformado, como detalhado a seguir.

Dado um conjunto de dados amostrais A , a matriz similaridade pode ser definida como a matriz S , onde S_{ij} representa a medida de similaridade ($S_{ij} = e^{d(i,j)/\sigma}$, onde $d(i, j)$ é a distância Euclidiana entre os dados amostrais \vec{x}_i e \vec{x}_j , e σ é uma constante) entre os dados amostrais $\vec{x}_i, \vec{x}_j \in A$. Foi aplicada a técnica de agrupamentos de dados (isto é, CART) na matriz de similaridade do espectro S para realizar agrupamento em dimensões menores, reduzindo a necessidade de grandes conjuntos de dados para obter dados de significância estatística. Além disso, os dados tendem a ser menos correlacionados e a separabilidade entre as classes, muitas vezes é melhorada neste espaço espectral. Como proposto por Meila e Shi (MEILA; SHI, 2001), foram selecionados os autovetores correspondentes ao maior autovalor k' da matriz $P = SD^{-1}$, onde D é a matriz diagonal $D_{ii} = \sum_j S_{ij}$, e então, agrupamos amostras por seus respectivos componentes k' nestes autovetores. Recomenda-se que os dados sejam igualmente distribuídos entre as 4 classes (MEILA; SHI, 2001), portanto 1000 amostras de dados de *bootstrap* foram gerados para cada classe de gravidade do DME, somando-se a 4000 amostras de dados no total (todas as classes). Estes 4000 dados amostrais obtidos pela aplicação da técnica de *Bootstrap* estão agrupados em 4 classes de gravidade do DME por: (1) computando P a partir de S , e seus autovalores/vetores; (2) selecionando os maiores k autovalores e seus correspondentes autovetores; (3) realizando o agrupamento CART em 4 classes projetando os dados amostrais \vec{x} no espaço dimensional $k = k' - 1$ definido pelas linhas de $[x_2, \dots, x'_k]$. As fronteiras interclasses são os limiares encontrados pelos CART.

O sistema proposto foi treinado usando amostras de dados de *bootstrap*, e 35 imagens coloridas de fundo do olho do banco de imagens DIARETDB1 não pertencentes ao conjunto de treinamento foram usadas para testes. O espaço espectral formado pelos $k = 3$ maiores autovalores da matriz de similaridade S produziu os melhores resultados nos experimentos realizados, e dessa forma, foram escolhidas como os resultados a serem relatados. As 35 imagens do do fundo do olho foram classificadas por 4 especialistas em retina e pelo sistema proposto, e os resultados estão sumarizados na Tabela 7.7. Cada especialista utilizou seus próprios critérios para a definição do nível de gravidade do Edema Macular Diabético. É importante ressaltar que para cada especialista foi passado apenas as imagens do DIARETDB1 que precisavam ser interpretadas. Comparando com a moda

Tabela 7.7: Comparação do nível de gravidade do DME classificado pelo esquema proposto e por quatro especialistas em retina, usando 35 imagens de fundo do olho do DI-ARETDB1 com sinais de DME.

	Nível de gravidade (manualmente atribuído)					Nível de gravidade
	Especialista#1	Especialista#2	Especialista#3	Especialista#4	Moda	Sistema Proposto
imagem#01	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado
imagem#02	moderado	moderado	leve	moderado	moderado	moderado
imagem#03	moderado	moderado	leve	grave	moderado	moderado
imagem#04	grave	grave	grave	grave	grave	grave
imagem#05	grave	grave	grave	grave	grave	grave
imagem#06	leve	leve	ausente	leve	leve	leve
imagem#07	grave	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado
imagem#08	moderado	moderado	leve	moderado	moderado	moderado
imagem#09	moderado	moderado	moderado	grave	moderado	moderado
imagem#12	moderado	moderado	grave	moderado	moderado	moderado
imagem#13	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado
imagem#14	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado
imagem#15	moderado	moderado	grave	grave	grave	grave
imagem#16	moderado	grave	moderado	grave	grave	grave
imagem#17	leve	leve	leve	leve	leve	leve
imagem#18	moderado	leve	leve	leve	leve	leve
imagem#19	grave	grave	grave	grave	grave	grave
imagem#20	leve	leve	leve	moderado	leve	leve
imagem#21	ausente	leve	leve	leve	leve	leve
imagem#24	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado
imagem#25	moderado	moderado	grave	grave	grave	grave
imagem#26	leve	leve	leve	leve	leve	leve
imagem#35	leve	moderado	moderado	moderado	moderado	ausente
imagem#38	leve	moderado	moderado	moderado	moderado	moderado
imagem#49	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#50	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#51	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#53	leve	moderado	moderado	grave	moderado	moderado
imagem#58	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#60	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#62	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#66	moderado	moderado	leve	moderado	moderado	moderado
imagem#75	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
imagem#84	moderado	moderado	moderado	grave	moderado	ausente
imagem#86	moderado	ausente	ausente	ausente	ausente	ausente
Acurácia	71.43%	94.29%	80%	85.71%		94.29%

da classificação dos especialistas (isto é, a classe mais votada pelos especialistas em cada caso), o sistema proposto classificou incorretamente 2 casos do DME (isto é, dois falsos negativos foram produzidos pelo esquema proposto nesse trabalho, uma vez que nesses dois casos o DME foi classificado erroneamente como ausente), obtendo uma acurácia de 94.29% nos experimentos realizados. Matrizes de confusão foram calculadas para os quatro especialistas da retina e para o esquema proposto. Utilizando como referência a moda da classificação do DME feita pelos especialistas, os quatro especialistas obtiveram acurácia de 71.43%, 94.29%, 80%, e 85.71% respectivamente, e a acurácia média foi 82.86%.

Entretanto, nos experimentos o esquema proposto para classificar o DME obteve a mesma acurácia do especialista #2 (o mais experiente entre os especialistas), e a maior acurácia que a média dos quatro especialistas.

7.6 Conclusões

O problema da classificação do Edema Macular Diabético consiste de diferentes sub problemas como a detecção das bordas do disco óptico, da detecção do centro da fóvea, de exsudatos e da análise da distribuição desses exsudatos. No primeiro método sobre a detecção do disco óptico foi verificado que, além de ser um método computacionalmente mais rápido, os resultados obtidos foram satisfatórios pois são melhores em relação aos métodos estado da arte. Esse método alcançou bons resultados pois foi projetado para detectar o disco óptico sob situações difíceis como por exemplo em imagens com lesões e/ou com artefatos produzidos pela iluminação irregular. O segundo método desenvolvido para a detecção do disco óptico também é robusto pois foi capaz de funcionar sob situações difíceis. No entanto, além de apresentar uma inovadora metodologia para a detecção do disco óptico, ele apresenta uma fase de pós-processamento que possibilitou o alcance de altas taxas de sensibilidade e especificidade na fase de resultados experimentais. O método para a detecção da fóvea também representa uma contribuição pois produziu resultados comparáveis aos da literatura, isto é, com 100% de acerto na detecção do centro da fóvea. Esse método também apresenta uma metodologia inovadora para resolver o problema da detecção do centro da fóvea. Além disso, ele explora as características anatômicas que existem entre o centro do disco óptico e o centro da fóvea para promover uma detecção mais precisa. Esse método mostrou-se robusto pois não é erroneamente influenciado por lesões que possuem propriedades similares às da fóvea. Já o método de detecção baseado em três fases mostrou-se mais preciso que o seu predecessor, isto é, o método baseado em duas fases. Isso ocorreu porque menos artefatos provocados pela iluminação irregular são confundidos com lesões no método de três fases. No entanto, ambas abordagens são inovadoras e foram testadas e validadas utilizando um banco de imagens de domínio público com um número considerável de imagens.

Apesar dos métodos propostos para a detecção de exsudatos apresentarem muitos pixels falsos positivos, não significa que a análise da distribuição de exsudatos está comprometida. Isto ocorre porque, como ilustrado pelas Figuras 6.4 (a) e (b), apenas são analisados os exsudatos detectados dentro dos setores de interesse, isto é muitos pixels falsos positivos acabam sendo ignorados pela fase de análise. Isso ocorre principalmente se esses pixels estão localizados acima ou abaixo da arcada principal dos vasos ou na região próximas ao disco óptico mas do lado oposto ao da fóvea.

8 CONCLUSÕES

Esta tese teve por objetivo a detecção e classificação automática do Edema Macular Diabético (EMD). Para atingir essa detecção e classificação automática do Edema Macular Diabético (EMD) foram desenvolvidos e descritos vários métodos nessa tese. Foram desenvolvidos dois métodos para a detecção do disco óptico, um método para a detecção da fóvea e dois métodos para a detecção de exsudatos. Após, foi analisado a distribuição espacial de exsudatos na imagem para se atingir, finalmente, a classificação do Edema Macular Diabético. Em adição, cada método desenvolvido foi comparado com métodos pertencentes ao estado da arte apresentados pela literatura para fins de avaliação de desempenho. Após a comparação com os métodos presentes na literatura, verificou-se que os métodos desenvolvidos nessa tese demonstraram ser robustos. Até o presente momento a maioria dos métodos desenvolvidos e apresentados nessa tese foram publicados em periódicos de alcance internacional. No capítulo 1 apresentou-se resumidamente a motivação, relevância e os objetivos gerais da tese. Já no capítulo 2 foi apresentado os diversos problemas relacionados à tese. A tese constitui-se de diversos problemas que precisam ser solucionados para se conseguir detectar e classificar o Edema Macular Diabético (DME). No capítulo 3 foram mostrados alguns trabalhos relacionados à tese, isto é, alguns métodos já publicados que tentam resolver os diversos problemas que constituem a tese. No capítulo 4 foram apresentados alguns fundamentos da disciplina de morfologia matemática e que foram utilizados para a resolução de vários problemas descritos nessa tese; No capítulo 5 foram apresentados os métodos desenvolvidos de detecção das estruturas da retina que viabilizam a identificação do grau de gravidade do edema macular diabético. No capítulo 6 foram apresentados dois métodos que foram desenvolvidos para a detecção de exsudatos nas imagens de fundo do olho. O capítulo 7 apresentou os materiais e os resultados experimentais dos métodos desenvolvidos e propostos nessa tese, isto é, os resultados para os métodos de detecção do disco óptico, para o método de detecção da fóvea, para os métodos de detecção de exsudatos e o resultado da análise da distribuição espacial desses exsudatos. Nesse capítulo, os métodos desenvolvidos são comparados com diversos outros métodos do estado da arte apresentados pela literatura.

A detecção e classificação do EMD tem por finalidade o auxílio ao diagnóstico médico. Dessa forma, é importante perceber que os métodos de diagnóstico automáticos possuem falhas, isto é, não podem ser usados para prática clínica de maneira isolada. Esses métodos devem ser vistos como mecanismos de auxílio e otimização ao diagnóstico médico. Seu funcionamento sempre deve ser assistido por um especialista. Recentemente, Abramoff et al. (ABRAMOFF et al., 2008) avaliou o desempenho de métodos automáticos para a identificação de lesões da Retinopatia Diabética (RD) e chegou a conclusão que esses métodos não podem ainda ser recomendados para a prática clínica. No entanto, isso não invalida a ideia de auxílio ao diagnóstico médico, seja melhorando a qualidade

da imagem analisada (o que permite a melhor visualização de determinadas estruturas) ou extraído automaticamente determinadas estruturas. A falha dos métodos automáticos existe, porém em muitos casos os resultados do método automático chegam muito perto do diagnóstico manual feito por um especialista.

As contribuições dessa tese são sumarizadas a seguir:

- Proposição de métodos para resolver os diversos problemas relacionados à detecção e classificação do edema macular diabético. Isto é, incluindo os métodos para a detecção do disco óptico, da fóvea e de exsudatos;
- Auxílio ao diagnóstico médico por imagem. Os métodos implementados nessa tese podem ser utilizados para que, por exemplo, o profissional da saúde possa rapidamente detectar e classificar o Edema Macular Diabético em pacientes. Dessa forma é possível, por exemplo, priorizar o atendimento de determinados pacientes e tornar mais ágil o processo de atendimento.
- A contribuição dessa tese fica evidente pois os métodos desenvolvidos alcançaram resultados no mínimo muito perto do estado da arte. Na maioria das vezes atingiram resultados muito superiores ao estado da arte. Além disso, os diversos métodos desenvolvidos nessa tese permitiram que uma nova solução fosse dada para cada um dos problemas envolvendo a detecção automática do EMD. Dessa forma, a tese também contribui com soluções originais para os diversos problemas que envolvem o EMD.

Os trabalhos futuros se concentrarão na identificação de outras lesões nas imagens do fundo do olho como por exemplo as lesões vermelhas (microaneurismas ou hemorragias). Em adição, almeja-se também desenvolver no futuro um método mais preciso para a detecção da rede de vasos. Um método mais preciso para a detecção da rede de vasos é relevante em diversas situações. Uma dessas situações é na detecção de lesões vermelhas pois impede a detecção de falsos positivos tornando, dessa forma, a detecção mais robusta. Ressalta-se que esses falsos positivos podem ocorrer porque os vasos e as lesões vermelhas possuem características muito similares na imagem de fundo do olho como por exemplo, a presença de pixels de baixa intensidade.

REFERÊNCIAS

ABRÀMOFF, M. D.; NIEMEIJER, M.; SUTTORP-SCHULTEN, M. S.; VIERGEVER, M. A.; GINNEKEN, B. van. Evaluation of a System for Automatic Detection of Diabetic Retinopathy From Color Fundus Photographs in a Large Population of Patients With Diabetes. **Diabetes Care**, [S.l.], v.31, p.193–198, 2008.

American Diabetes Association. Economic Costs of Diabetes in the U.S. In 2002. **Diabetes Care**, [S.l.], v.26, n.3, p.917–932, March 2003.

CHALANA, V.; LINKER, D. T.; HAYNOR, D. R.; KIM, Y. A Multiple Active Contour Model for Cardiac Boundary Detection on Echocardiographic Sequences. **IEEE Transactions On Medical Imaging**, [S.l.], v.15, n.3, p.290–294, June 1996.

CIULLA, T. A.; AMADOR, A. G.; ZINMAN, B. Diabetic Retinopathy and Diabetic Macular Edema. **Diabetes Care**, [S.l.], v.26, n.9, p.2653–2664, September 2003.

DOUGHERTY, E. R.; LOTUFO, R. A. **Hands-on Morphological Image Processing**. [S.l.]: SPIE Publications, 2003.

DRIVE: digital retinal images for vessel extraction. [S.l.: s.n.], 2008. accessed on October 10, 2008.

FACON, J. **Morfologia Matemática: teoria e exemplos**. Curitiba: Gráfica Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1996.

FRANKE, J.; HALIM, S. Wild Bootstrap Tests. **IEEE Signal Processing Magazine**, [S.l.], v.24, n.4, p.31–37, 2007.

FRITH, P.; GRAY, R.; MACLENNAN, S.; AMBLER, P. **The Eye in Clinical Practice**. 2.ed. London: Blackwell Science Ltd, 2001.

GARCIA, M.; HORNERO, R.; SÁNCHEZ, C. I.; LÓPEZ, M. I.; DÍEZ, A. **Feature Extraction and Selection for the Automatic Detection of Hard Exudates in Retinal Images**. Cité Internationale, Lyon, France: IEEE, 2007. 4969-4972p.

GOLDBAUM, M.; MOEZZI, S.; TAYLOR, A.; CHATTERJEE, S.; BOYD, J.; HUNTER, E.; JAIN, R. Automated Diagnosis and Image Understanding with Object Extraction, Object Classification, and Inferencing in Retinal Images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, 1996. **Anais...** IEEE Computer Society, 1996. v.3, p.695–698.

HOLLYFIELD, J. G.; ANDERSON, R. E.; LAVAIL, M. M. (Ed.). **Retinal Degenerative Diseases**. [S.l.]: Springer, 2006. p.195–200.

JÄHNE, B.; HAUSSECKER, H.; GEISSLER, P. **Handbook of Computer Vision and Applications**: signal processing and pattern recognition. New York: Academic Press, 1999. v.2.

JLASSI, H.; HAMROUNI, K.; ELLOUZE, N. Blood Vessels Segmentation in Retina image using Mathematical Morphology and the STFT analysis. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION & COMMUNICATION TECHNOLOGIES: FROM THEORY TO APPLICATIONS, 2006. **Anais...** IEEE, 2006. v.1, p.1130–1134.

JOSHI, G. D.; GONDLE, V.; SIVASWAMY, J. Optic Disk Detection Using Topographical Features. In: INTERNATIONAL CONFERENCE BIOSIGNAL 2008, 19., 2008, Brno, Czech Republic. **Anais...** IEEE EMBS, 2008.

KANDE, G. B.; SUBBAIAH, P.; SAVITHRI, T. Segmentation of Exudates and Optic Disc in Retinal Images. In: SIXTH INDIAN CONFERENCE ON COMPUTER VISION, GRAPHICS & IMAGE PROCESSING, 2008. ICVGIP, 2008, Bhubaneswar, India. **Anais...** IEEE Computer Society, 2008. p.535–542.

KAUPPI, T.; KALESNYKIENE, V.; KÄMÄRÄINEN, J.-K.; LENSU, L.; SORRI, I.; RANINEN, A.; VOUTILAINEN, R.; UUSITALO, H.; KÄLVIÄINEN, H.; PIETILÄ, J. DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol. In: MEDICAL IMAGE UNDERSTANDING AND ANALYSIS (MIUA), 2007. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p.61–65.

KÖSE, C.; SEVIK, U.; GENÇALIAGLU, O. Automatic Segmentation of Age-Related Macular Degeneration in Retinal Fundus Images. **Computers in Biology and Medicine**, [S.l.], v.38, p.611–619, 2008.

KUIVALAINEN, M. **Retinal Image Analysis Using Machine Vision**. 2005. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — Lappeenranta University of Technology.

LALIBERTÉ, F.; GAGNON, L.; SHENG, Y. Registration and Fusion of Retinal Images—An Evaluation Study. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.22, n.5, p.661–673, May 2003.

LALONDE, M.; LALIBERTÉ, F.; GAGNON, L. RetsoftPlus: a tool for retinal image analysis. In: IEEE SYMPOSIUM ON COMPUTER-BASED MEDICAL SYSTEMS (CBMS'04), 17., 2004. **Proceedings...** IEEE, 2004. p.542–547.

LANG, G. E. Treatment of Diabetic Retinopathy with Protein Kinase C Subtype Beta Inhibitor. In: LANG, G. E. (Ed.). **Diabetic retinopathy**. Basel: Karger, 2007. p.157–165.

LI, H.; CHUTATAPE, O. Automated Feature Extraction in Color Retinal Images by a Model Based Approach. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v.51, n.2, p.246–254, February 2004.

LOWELL, J.; HUNTER, A.; STEEL, D.; BASU, A.; RYDER, R.; FLETCHER, E.; KENNEDY, L. Optic Nerve Head Segmentation. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.23, n.2, p.256–264, february 2004.

LUPAȘCU, C. A.; TEGOLO, D.; ROSA, L. D. Automated Detection of Optic Disc Location in Retinal Images. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTER-BASED MEDICAL SYSTEMS, 21., 2008, University of Jyväskylä, Finland. **Anais...** IEEE, 2008. p.17–22.

MEILA, M.; SHI, J. A random walks view of spectral segmentation. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AI AND STATISTICS 2001 (AISTAT), 2001, Florida, USA. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2001. p.873–879.

NARASIMHA-IYER, H.; CAN, A.; ROYSAM, B.; STEWART, C. V.; TANENBAUM, H. L.; MAJEROVICS, A.; SINGH, H. Robust Detection and Classification of Longitudinal Changes in Color Retinal Fundus Images for Monitoring Diabetic Retinopathy. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v.53, n.6, p.1084–1098, june 2006.

NIEMEIJER, M.; ABRÀMOFF, M. D.; GINNEKEN, B. V. Segmentation of the Optic Disc, Macula and Vascular Arch in Fundus Photographs. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.26, p.116–127, 2007.

OSAREH, A. Automated Identification of Diabetic Retinal Exudates in Digital Color Images. In: LUKAC, R.; PLATANIOTIS, K. N. (Ed.). **Color Image Processing: methods and applications**. [S.l.]: CRC Press, 2007. p.327–350.

PARK, M.; JIN, J. S.; LUO, S. Locating the Optic Disc in Retinal Images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS, IMAGING AND VISUALISATION, 2006, Sydney, Australia. **Proceedings...** IEEE, 2006. p.14 –145.

PATTON, N.; ASLAM, T. M.; MACGILLIVRAY, T.; DEARY, I. J.; DHILLON, B.; EIKELBOOM, R. H.; YOGESAN, K.; CONSTABLE, I. J. Retinal image analysis: concepts, applications and potential. **Progress in Retinal and Eye Research**, [S.l.], v.25, n.1, p.99–127, 2006.

RAVISHANKAR, S.; JAIN, A.; MITTAL, A. **Automated Feature Extraction for Early Detection of Diabetic Retinopathy in Fundus Images**. Miami, FL: IEEE, 2009.

SAGAR, A. V.; BALASUBRAMANIAN, S.; CHANDRASEKARAN, V. Automatic Detection of Anatomical Structures in Digital Fundus Retinal Images. In: IAPR CONFERENCE ON MACHINE VISION APPLICATIONS, 2007, Tokyo - Japan. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p.483–486.

SCHLOTE, T.; GRUEB, M.; MIELKE, J.; ROHRBACH, J. M. **Pocket Atlas of Ophthalmology**. New York: Georg Thieme Verlag, 2006.

SEKHAR, S.; AL-NUAIMY, W.; NANDI, A. Automated Localisation of Optic Disk and Fovea in Retinal Fundus Images. In: EUROPEAN SIGNAL PROCESSING CONFERENCE (EUSIPCO-2008), 16., 2008, Lausanne, Switzerland. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008.

SEKHAR, S.; AL-NUAIMY, W.; NANDI, A. K. Automated Localisation of Retinal Optic Disk Using Hough Transform. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON BIOMEDICAL IMAGING: FROM NANO TO MACRO, 5., 2008, Paris, France. **Anais...** IEEE, 2008. p.1577–1580.

SEO, J. M.; KIM, K. K.; KIM, J. H.; PARK, K. S.; CHUNG, H. Measurement of Ocular Torsion Using Digital Fundus Image. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE EMBS, 26., 2004, San Francisco, USA. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2004. p.1711–1713.

SHIH, F. Y. **Image Processing and Mathematical Morphology Fundamentals and Applications**. New York: CRC Press, 2009.

SINGH, J.; JOSHI, G. D.; SIVASWAMY, J. Appearance Based Object Detection in Colour Retinal Images. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, 2008, San Diego, California, U.S.A. **Anais...** IEEE, 2008.

SINTHANAYOTHIN, C.; BOYCE, J. F.; COOK, H. L.; WILLIAMSON, T. H. Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. **British Journal of Ophthalmology**, [S.l.], v.83, p.902–910, August 1999.

SOILLE, P. **Morphological Image Analysis: principles and applications**. 2.ed. Heidelberg: Springer, 2003.

SONKA, M.; FITZPATRICK, J. M. **Handbook of Medical Imaging: medical image processing and analysis**. [S.l.]: SPIE Press, 2000. v.2.

SOPHARAK, A.; UYYANONVARA, B.; BARMANB, S.; WILLIAMSON, T. H. Automatic Detection of Diabetic Retinopathy Exudates from Non-Dilated Retinal Images Using Mathematical Morphology Methods. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, [S.l.], v.32, p.720–727, 2008.

SPARROW, J. R. RPE Lipofuscin: formation, properties and relevance to retinal degeneration. In: TOMBRAN-TINK, J.; BARNSTABLE, C. J. (Ed.). **Retinal Degenerations: biology, diagnostics, and therapeutics**. New Jersey: Humana Press Inc., 2007. p.213–236.

STAAL, J.; ABRAMOFF, M.; NIEMEIJER, M.; VIERGEVER, M.; GINNEKEN, B. van. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.23, p.501–509, 2004.

STĄPOR, K.; ŚWITONSKI, A.; CHRASZTEK, R.; MICHELSON, G. **ICCS 2004, 4th International Conference, Kraków, Poland, June 6-9, 2004, Proceedings, Part IV**. [S.l.]: Springer Berlin / Heidelberg, 2004. p.41–48. (Lecture Notes in Computer Science, v.3039/2004).

TENG, T.; LEFLEY, M.; CLAREMONT, D. Progress towards automated diabetic ocular screening: a review of image analysis and intelligent systems for diabetic retinopathy. **Medical & Biological Engineering & Computing**, [S.l.], v.40, p.2–13, May 2002.

THIERRY GERAUD, G. P.; VLIET, N. V. Fast color image segmentation based on levelings in feature space. In: COMPUTER VISION AND GRAPHICS, 2004. **Proceedings...** Springer, 2004. v.32, p.800–807.

TOBIN, K. W.; CHAUM, E.; GOVINDASAMY, V. P.; KARNOWSKI, T. P. Detection of Anatomic Structures in Human Retinal Imagery. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.26, n.12, p.1729–1739, December 2007.

VACHIER, C. Morphological scale-space analysis and feature extraction. In: IEEE INTL. CONF. ON IMAGE PROCESSING, 2001. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2001. v.3, p.676–679.

WALTER, T.; KLEIN, J.-C. **Medical Data Analysis**. [S.l.]: Springer Berlin / Heidelberg, 2001. v.2199/2001, p.282–287.

WALTER, T.; KLEIN, J.-C.; MASSIN, P.; ERGINAY, A. A Contribution of Image Processing to the Diagnosis of Diabetic Retinopathy - Detection of Exudates in Color Fundus Images of the Human Retina. **Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.21, n.10, p.1236–1243, October 2002.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J. PACS Based on Open Source Software Components. In: LAZAKIDOU, A. A.; SIASSIAKOS, K. M. (Ed.). **Handbook of Research on Distributed Medical Informatics and E-Health**. [S.l.]: Idea Group Inc., 2008. p.338–350.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J.; KITAMURA, C. M.; PIZZOL, M. M. D.; LUDWIG, L. W. B.; MARINHO, D. R. Segmentation of the Optic Disk in Color Eye Fundus Images Using an Adaptive Morphological Approach. **Computers in Biology and Medicine**, [S.l.], v.40, n.2, p.124–137, February 2010.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J.; MARINHO, D. R. **A Novel Morphological Method for Automated Optic Disk Detection in Color Eye Fundus Images**. status: em fase final de formalização.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J.; MARINHO, D. R. A Morphological Approach for the Fovea Location in Color Fundus Images. In: ADVANCES IN INFORMATION TECHNOLOGY AND COMMUNICATION IN HEALTH, 2009, Laurel Point, Victoria, BC Canada. **Anais...** IOS Press, 2009. v.143, p.3–8.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J.; MARINHO, D. R. Fovea center detection based on the retina anatomy and mathematical morphology. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, [S.l.], 2010. Article in Press.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J.; MARINHO, D. R. A Coarse-to-Fine Strategy for Automatically Detecting Exudates in Color Eye Fundus Images. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, [S.l.], v.34, n.3, p.228–235, april 2010.

WELFER, D.; SCHARCANSKI, J.; MARINHO, D. R. A Morphologic Three-Stage Approach for Detecting Exudates in Color Eye Fundus Images. In: ACM SYMPOSIUM ON APPLIED COMPUTING, 2010., 2010, Sierre, Switzerland. **Proceedings...** ACM, 2010. p.964–968.

WILD, S.; ROGLIC, G.; GREEN, A.; SICREE, R.; KING, H. Global Prevalence of Diabetes: estimates for the year 2000 and projections for 2030. **Diabetes Care**, [S.l.], v.27, n.5, p.1047–1053, May 2004.

WIRTH, M.; FRASCHINI, M.; LYON, J. Contrast enhancement of microcalcifications in mammograms using morphological enhancement and non-flat structuring elements. In: IEEE SYMPOSIUM ON COMPUTER-BASED MEDICAL SYSTEMS, 17., 2004. **Anais...** IEEE Computer Society, 2004.

World Health Organization. **Prevention of Blindness from Diabetes Mellitus**: report of a WHO consultation in geneva, switzerland. [S.l.: s.n.], 2005.

World Health Organization. **Vision 2020 - The Right to Sight** : global initiative for the elimination of avoidable blindness : action plan 2006-2011. [S.l.: s.n.], 2007.

World Health Organization; International Diabetes Federation. **Diabetes Action Now**: an initiative of the world health organization and the international diabetes federation. [S.l.: s.n.], 2004.

World Health Organization; International Diabetes Federation. **Definition and Diagnosis of Diabetes Mellitus and Intermediate Hyperglycemia** : report of a WHO/IDF consultation. [S.l.: s.n.], 2006.

YING, H.; ZHANG, M.; LIU, J.-C. Fractal-Based Automatic Localization and Segmentation of Optic Disc in Retinal Images. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE, 29., 2007, Cité Internationale, Lyon, France. **Anais...** IEEE, 2007. p.4139–4141.

YOUSSEF, A. A.-H. A.-R.; GHALWASH, A. Z.; GHONEIM, A. A. S. A.-R. Optic Disc Detection From Normalized Digital Fundus Images by Means of a Vessels' Direction Matched Filter. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, [S.l.], v.27, n.1, p.11–18, january 2008.