



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

RODRIGO DE MELO SOUZA VERAS

# **DETECÇÃO E SEGMENTAÇÃO DE ESTRUTURAS EM IMAGENS MÉDICAS DE RETINA**

FORTALEZA

2014

RODRIGO DE MELO SOUZA VERAS

# **DETECÇÃO E SEGMENTAÇÃO DE ESTRUTURAS EM IMAGENS MÉDICAS DE RETINA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia de Teleinformática na área de concentração Sinais e Sistemas. Orientadora: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros

FORTALEZA

2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

- 
- V584d Veras, Rodrigo de Melo Souza.  
Detecção e segmentação de estruturas em imagens médicas de retina / Rodrigo de Melo Souza Veras. – 2014.  
70 f. : il. color. , enc. ; 30 cm.
- Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2014.  
Área de concentração: Sinais e Sistemas.  
Orientação: Profa. Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros.
1. Teleinformática. 2. Olho – Doenças - Tratamento. I. Título.

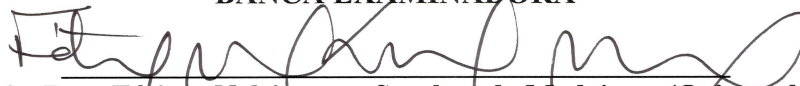
**RODRIGO DE MELO SOUZA VERAS**

**DETECCÃO E SEGMENTAÇÃO DE ESTRUTURAS EM IMAGENS MÉDICAS DE  
RETINA**

Tese submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia de Teleinformática, área de concentração Sinais e Sistemas.

Aprovada em 25/04/2014.

**BANCA EXAMINADORA**



**Prof. Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros (Orientador)**  
Universidade Federal do Ceará - UFC



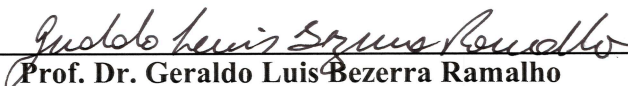
**Prof. Dr. Carlos Alexandre Rolim Fernandes (PPGETI/UFC)**  
Universidade Federal do Ceará - UFC



**Prof. Dr. Moacir Pereira Ponti Junior**  
Universidade Federal do Ceará - UFC



**Prof. Dr. Anselmo Cardoso de Paiva**  
Universidade Federal do Maranhão - UFMA



**Prof. Dr. Geraldo Luis Bezerra Ramalho**  
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE



*Para Danusa e Isabela.*

# AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, a Deus por ter me guardado durante todos esses anos que passei viajando para Fortaleza, pela saúde e por ter me abençoado com pessoas tão especiais.

À professora Fátima Sombra, pela confiança depositada em mim, pelas muitas conversas e orientações que me fizeram concluir essa tese e pela compreensão e amizade demonstrada ao longo de todos esses anos de convivência.

À minha esposa Danusa Veras, pelo apoio, pelas palavras de incentivo, compreensão nos momentos de ausência e por ter me presenteado com a mais bela filha que eu poderia desejar: a minha Isabela Veras.

Aos meus pais e toda a minha família pelo apoio e incentivo desde os primeiros passos até a conclusão deste trabalho.

Aos meus colegas professores do Departamento de Computação da Universidade Federal do Piauí que confiaram no meu trabalho e sempre me motivaram a concluir esta pesquisa.

A todos os membros do Grupo de Processamento de Imagens da Universidade Federal do Ceará que compartilharam comigo muito do seu tempo. Em especial ao amigo Iális Cavalcante por ter me apresentado à professora Fátima e pela amizade.

# RESUMO

Imagens de fundo de olho constituem um valioso recurso para o diagnóstico médico, pois muitas vezes apresentam indicações de doenças oftálmicas como as da retina e até mesmo doenças sistêmicas como diabetes, hipertensão e arteriosclerose. Esta tese trata de algoritmos de detecção de estruturas como a fóvea, mácula, exsudatos e disco óptico (DO) em imagens de retina. Em se tratando de algoritmos de detecção da fóvea em imagens coloridas de retina, propomos um algoritmo assim como conjunto de regras para avaliação dos mesmos. A detecção automática desta estrutura anatômica é um pré-requisito para o diagnóstico auxiliado por computador de várias doenças da retina, como a degeneração macular. Entretanto, as pequenas dimensões e baixo contraste da fóvea dificultam a execução desta tarefa de detecção. O algoritmo proposto determina a região de interesse levando em consideração as coordenadas do DO e o fato da fóvea ser uma área escura, homogênea e sem presença de vasos sanguíneos. Em seguida, o método realiza a etapa de segmentação dos vasos e pesquisa pela janela com menor média de intensidade de cor na imagem resultante da fusão entre os canais vermelho e verde. Os testes do algoritmo de detecção da fóvea foram realizados em três bases de imagens públicas de referência ARIA, DRIVE e MESSIDOR. Neste trabalho, propomos ainda um algoritmo de detecção de exsudatos em imagens de retina. A metodologia proposta combina agrupamento nebuloso e técnicas de morfologia matemática. Os resultados confirmam a melhoria no desempenho do método de detecção quando comparado aos métodos disponíveis na literatura. Portanto, comparamos os resultados de seis algoritmos automáticos de detecção do DO disponíveis na literatura, utilizando dados de referência das bases públicas ARIA, STARE, DRIVE e MESSIDOR. O objetivo era determinar a robustez dos mesmos em detectar o DO em imagens de retina saudáveis e com a presença de patologias. Observamos que em geral os métodos de detecção de DO que apresentam melhor desempenho o fazem em bases menos desafiadoras como as duas últimas, ou seja, eles alcançam as maiores taxas de acerto.

**Palavras-chaves:** Imagens de Retina, Fóvea, Exsudatos, Disco Óptico

# ABSTRACT

Fundus images are valuable resource in diagnosis because they often present indications about retinal, ophthalmic, and even systemic diseases such as diabetes, hypertension, and arteriosclerosis. This thesis focuses on algorithms to detect fovea, exudates and optic disk (OD) in retina images. Regarding fovea detection algorithms in colored retina images, we propose an algorithm and furthermore a set of rules to assess them. Automatic detection of this anatomical structure is a prerequisite for computer-aided diagnosis of several retinal diseases, such as macular degeneration. However, the small dimension and weak contrast of the fovea area on retina images make difficult this task detection, directly. The proposed algorithm determines a region of interest taking into account OD coordinates and the fact that the fovea is a homogeneous dark area without blood vessels. Then, the method performs the vessel segmentation step and searches for the lowest mean color intensity window in the image that results from the fusion between the red and green channels. Tests were carried out on three public benchmark databases. In addition, this thesis proposes an algorithm for exudate detection in retina images. The proposed methodology combines fuzzy clustering and mathematical morphology techniques. The results confirm the performance improvement provided by the proposed methodology, when comparing it to other methods available in the literature. In this work, we compare the results of six different automatic algorithms for OD detection, using the public benchmark image database named ARIA, STARE, DRIVE and MESSIDOR. We aimed to test the robustness of the algorithms in detecting the OD in healthy and pathological retina images. In general, we observed that these methods performed better in less challenging databases as the two last ones, i.e. they achieved the highest success rates in DRIVE and MESSIDOR.

**Key-words:** Retinal Images. Fovea. Exudates. Optic Disk

# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Angiograma por fluorescência. Adaptado de (SPENCER et al., 1996). . . . .	2
Figura 2 – Imagem digital não midiátrica de retina. Adaptado de (STAAL et al., 2004). . . . .	3
Figura 3 – Estrutura do olho humano. Adaptado de Gonzalez e Woods (2011) . . . . .	7
Figura 4 – Estruturas fisiológicas de uma retina saudável. Adaptado de (STAAL et al., 2004). . . . .	8
Figura 5 – Exemplo de imagem de retina com presença de microaneurismas. . . . .	11
Figura 6 – Exemplo de imagem de retina com presença de exsudatos. . . . .	11
Figura 7 – Exemplos de imagens da base STARE. . . . .	12
Figura 8 – Exemplos de imagens da base DRIVE. . . . .	13
Figura 9 – Exemplos de imagens da base ARIA: (a) e (b) imagens originais, (c) verdade-terrestre de (b). . . . .	14
Figura 10 – Exemplos de imagens da base MESSIDOR. . . . .	15
Figura 11 – Exemplos de imagens da base DIARETDB1:(a) retina saudável; (b) retina com exsudatos e hemorragias; (c) marcação dos exsudatos presentes em (b). . . . .	16
Figura 12 – Metodologia geral para detecção da mácula. . . . .	19
Figura 13 – Exemplo de resultado da detecção da ROI proposta por Liu et al. (1997). . . . .	20
Figura 14 – Exemplo da detecção da ROI proposta por Sagar et al. (2007). . . . .	21
Figura 15 – Exemplo da detecção da ROI proposta por Tan et al. (2009). . . . .	22
Figura 16 – Exemplo da detecção da ROI proposta por Sekhar et al. (2011). . . . .	22
Figura 17 – Metodologia de segmentação de exsudatos proposta por Ram e Sivaswamy (2009). . . . .	25
Figura 18 – Aplicação do algoritmo de detecção de exsudatos proposto por Ram e Sivaswamy (2009) (a) imagem original, (b) agrupamento com o vetor $f_1$ (imagem $I_1$ ), (c) agrupamento com o vetor $f_2$ (imagem $I_2$ ), (d) seleção dos grupos em $I_1$ , (e) seleção dos grupos em $I_2$ , (f) resultado final da seleção das regiões candidatas a exsudatos nas imagens $I_3$ e $I_4$ . . . . .	27
Figura 19 – Exemplo de determinação da ROI para detecção da fóvea. . . . .	35
Figura 20 – Rede de vasos na região da mácula. Adaptada de Pinhas et al. (2013). . . . .	36
Figura 21 – ROI a)no detalhe, b) com os vasos segmentados. . . . .	36
Figura 22 – Bandas de cor (a) vermelha ( $I_r$ ), (b) Verde $I_g$ , (c) Azul ( $I_b$ ) e (d) $I_{rgb}$ calculada pela equação 4.1 com $t_r = 1$ , $t_g = 1$ , e $t_b = 0$ . . . . .	37

Figura 23	–Aplicação do algoritmo de detecção do centro da fóvea: (a) imagem original, (b) determinação da ROI, (c) ROI em detalhe, (d) ROI com os vasos segmentados, (e) representação da ROI utilizando a fusão de bandas (o círculo amarelo representa a janela com menor média de intensidade de cor), (f) resultado da aplicação do algoritmo. . . . .	39
Figura 24	–Exemplos de casos de sucesso, satisfatório e falha na determinação da ROI dos algoritmos de (a), (b) Liu et al. (1997) e (c) Tan et al. (2009). . . . .	40
Figura 25	–Imagem de retina com a verdade terrestre da posição da fóvea (em preto) e o resultado da detecção de quatro métodos. (a) Liu et al. (1997) (satisfatório) em azul; (b) Sagar et al. (2007) (satisfatório) em branco; (c) Tan et al. (2009) (sucesso) em amarelo, and (d) Sekhar et al. (2011)(falha) em verde. . . . .	41
Figura 26	–Diagrama do sistema proposto. Regiões em azul representam as etapas modificadas no algoritmo original. . . . .	42
Figura 27	–Aplicação do algoritmo Fuzzycluster 5: (a) imagem original, (b) agrupamento com o vetor $f_1$ (imagem $I_1$ ), (c) agrupamento com o vetor $f_2$ (imagem $I_2$ ), (d) seleção dos grupos em $I_1$ (imagem $I_3$ ), (e) seleção dos grupos em $I_2$ (imagem $I_4$ ), (f) resultado final da seleção das regiões candidatas a exsudatos nas imagens $I_3$ e $I_4$ (regiões marcadas com um círculo branco contêm falsos candidatos), (g) sobreposição do resultado na imagem original após a abertura morfológica. . . . .	45
Figura 28	–Imagem de retina com a verdade-terrestre da posição do DO (em preto) e o resultado da detecção do DO pelo algoritmo de Akram et al. (2010) (sucesso) em branco e Liu et al. (1997) (falha) em azul. . . . .	48

# LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Relação de bases e quantidade de imagens utilizadas nos testes. . . . .	16
Tabela 2 – Resultados da determinação da ROI em 35 imagens da base DRIVE. . . . .	49
Tabela 3 – Resultados da determinação da ROI em 116 imagens da base ARIA. . . . .	50
Tabela 4 – Resultados da determinação da ROI em 103 imagens da base MESSIDOR. . . . .	50
Tabela 5 – Resultados da detecção da fóvea em 35 imagens da base DRIVE. . . . .	50
Tabela 6 – Resultados da detecção da fóvea em 116 imagens da base ARIA. . . . .	51
Tabela 7 – Resultados da detecção da fóvea em 103 imagens da base MESSIDOR. . . . .	51
Tabela 8 – Resultados da detecção da fóvea em todas as 254 imagens. . . . .	51
Tabela 9 – Resultados da detecção da fóvea em 99 imagens saudáveis das bases ARIA e MESSIDOR. . . . .	52
Tabela 10 – Resultados da detecção da fóvea em 120 imagens doentes das bases ARIA e MESSIDOR. . . . .	52
Tabela 11 – Avaliação de desempenho por imagens dos algoritmos de segmentação de exsudatos de Ram e Sivaswamy (2009) e Fuzzycluster 1. . . . .	53
Tabela 12 – Avaliação de desempenho por região dos algoritmos de segmentação de exsudatos de Ram e Sivaswamy (2009) e Fuzzycluster 1. . . . .	53
Tabela 13 – Avaliação de desempenho por imagens dos algoritmos original com remoção da janela e região do DO, Fuzzycluster 2 e Fuzzycluster 3. . . . .	54
Tabela 14 – Avaliação de desempenho por região dos algoritmos original com remoção da janela e região do DO, Fuzzycluster 2 e Fuzzycluster 3. . . . .	54
Tabela 15 – Avaliação de desempenho por imagens dos algoritmos Fuzzycluster 4 e Fuzzycluster 5. . . . .	55
Tabela 16 – Avaliação de desempenho por região dos algoritmos Fuzzycluster 4 e Fuzzycluster 5. . . . .	56
Tabela 17 – Resultados da detecção do disco óptico. . . . .	58
Tabela 18 – Resultados da detecção do disco óptico nas imagens saudáveis. . . . .	58
Tabela 19 – Resultados da detecção do disco óptico nas imagens com patologia. . . . .	59

# LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARIA	<i>Automated Retinal Image Analysis</i>
CAD	<i>Computer Aided Diagnosis</i>
CHT	<i>Circular Hough Transform</i>
DD	Diâmetro do disco óptico
DIARETDB1	<i>Diabetic retinopathy image database 1</i>
DO	Disco óptico
DRIVE	<i>Digital retinal images for vessel extraction</i>
EM	Edema macular
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
GMM	Gaussian mixture model
HSI	<i>Hue (H), saturation (S), intensity (I)</i> espaço de cores
HSV	<i>Hue (H), saturation (S), value (I)</i> espaço de cores
Luv	L de Luminância, u e v se referem à cromaticidade
MA	Microaneurisma
MESSIDOR	<i>Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology</i>
MM	Morfologia matemática
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
RD	Retinopatia diabética
RGB	espaço de cores <i>Red (R), green (G) e blue (B)</i>
RJDO	Remoção da janela do disco óptico
ROI	Região de Interesse ( <i>Region of Interest</i> )
RRDO	Remoção da região conectada ao disco óptico



STARE	<i>Structured analysis of the retina</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
VN	Verdadeiro negativo
VP	Verdadeiro positivo
VPN	Verdadeiro preditivo negativo
VPP	Verdadeiro preditivo positivo

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Motivação	2
1.2	Objetivos	3
1.2.1	Objetivo Geral	3
1.2.2	Objetivos Específicos	3
1.3	Organização da Tese	4
1.4	Produção Científica e Contribuições	4
<b>2</b>	<b>Estruturas da Retina e Bases de Imagens</b>	<b>6</b>
2.1	O Olho Humano	6
2.1.1	Disco óptico	7
2.1.2	Mácula e fóvea	8
2.1.3	Artérias e veias	9
2.1.4	Microaneurismas e Exsudatos	9
2.2	Bases de Imagens de Retina	11
2.2.1	Base STARE	12
2.2.2	Base DRIVE	13
2.2.3	Base ARIA	14
2.2.4	Base MESSIDOR	14
2.2.5	Base DIARETDB1	15
<b>3</b>	<b>Estado da Arte em Detecção de Estruturas na Retina</b>	<b>17</b>
3.1	Detecção da Mácula	17
3.1.1	Método de Liu et al. (1997)	19
3.1.2	Método de Sagar et al. (2007)	20
3.1.3	Método de Tan et al. (2009)	20
3.1.4	Método de Sekhar et al. (2011)	21
3.2	Detecção de Exsudatos	23
3.2.1	Algoritmo de Ram e Sivaswamy (2009)	25
3.2.1.1	Agrupamento de Pixels	25
3.2.1.2	Seleção dos Agrupamentos	26
3.2.1.3	Remoção de Falsos Candidatos	26
3.3	Detecção do Disco Óptico	27
3.3.1	Método de Liu et al. (1997)	31

3.3.2	Método de Akram et al. (2010)	31
3.3.3	Método de Rajaput et al. (2011)	31
3.3.4	Método de Dehghani et al. (2012)	32
3.3.5	Método de Sekar e Nagarajan (2012)	33
3.3.6	Método de Punnolil (2013)	33
<b>4</b>	<b>Propostas para Detecção de Estruturas da Retina</b>	<b>34</b>
4.1	Método de Detecção do Centro da Fóvea	34
4.1.1	Metodologia de Avaliação Proposta	38
4.2	Método de Segmentação de Exsudatos	41
4.2.1	Agrupamento de Pixels	41
4.2.2	Remoção de Falsos Candidatos	43
4.2.3	Metodologia de Avaliação Utilizada	46
4.3	Metodologia Utilizada na Avaliação dos Algoritmos de Detecção do Disco Óptico	47
<b>5</b>	<b>Resultados e Discussões</b>	<b>49</b>
5.1	Resultados da Detecção do Centro da Fóvea	49
5.2	Resultados da Segmentação de Exsudatos	52
5.3	Avaliação dos Métodos de Detecção do Disco Óptico	56
<b>6</b>	<b>Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>62</b>
	<b>Referências</b>	<b>65</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Recentes avanços na aquisição e processamento de imagens digitais tornaram possível usar os dados fornecidos a partir de imagens médicas de maneiras novas e revolucionárias. Isso levou a um considerável interesse no desenvolvimento de sistemas automáticos de diagnóstico médico para melhorar os serviços prestados pela comunidade médica. Esses sistemas são chamados de sistemas de Diagnóstico Auxiliado por Computador (CAD - *Computer Aided Diagnosis*). Estudos sobre sistemas CAD mostram que eles podem auxiliar os médicos a medir estruturas anatômicas importantes, monitorar as mudanças pela comparação de imagens sequenciais, diagnosticar e planejar o melhor tratamento. Eles também aliviam o trabalho repetitivo, prevenindo erros por fadiga e aumentando a eficiência no trabalho. As aplicações de CAD mais estabelecidas em áreas médicas envolvem uso de sistemas automatizados em mamografia, tomografia computadorizada de tórax e radiografia (PATTON et al., 2006).

No campo da oftalmologia clínica, imagens digitais de retina podem prover informações sobre mudanças patológicas causadas por doenças oculares locais e sinais recentes de doenças sistêmicas como a hipertensão, a arterioesclerose e o diabetes mellitus (DM). O tratamento para essas doenças se torna mais eficaz quanto mais cedo são descobertas, e isso se dá através de exames oftalmológicos periódicos (HAJER et al., 2006). A análise e interpretação desse tipo de imagem vem se tornando um auxílio importante e necessário no diagnóstico dessas doenças (FANG et al., 2003). Além disso, um sistema deste tipo seria de grande ajuda para pacientes diabéticos que poderiam ser avaliados remotamente a baixo custo e ser utilizado em ensino-aprendizagem para estudantes e profissionais da área.

A identificação de doenças do olho humano através de técnicas de processamento digital de imagens vem sendo utilizada cada vez mais em aplicações de detecção de alterações estruturais na retina e de doenças como a Retinopatia Diabética (RD), Edema Macular (EM) e Glaucoma. A RD é uma complicação do diabetes mellitus e é a maior causadora de perda de visão em diabéticos (TANG et al., 2013). Esta doença, assintomática na fase inicial, é de difícil identificação e resulta de alterações vasculares na retina, causando inchaços de capilares conhecidos como microaneurismas (MA). Vale ressaltar que os MAs são de difícil visualização, devido às pequenas dimensões (0,1cm) dos mesmos. Eventualmente, estas estruturas podem se romper e constituir fontes de extravasamento de plasma causando o espessamento da retina, ou edema e, quando ocorrem na região macular, podem causar perda de visão (FRANK, 2013).

O monitoramento contínuo é de suma importância para que a RD seja diagnos-

ticada em seu estágio inicial ou mesmo antes do aparecimento dos primeiros sintomas e assim o tratamento precoce possa evitar ou reduzir o grau de perda da visão do paciente. O diagnóstico da RD é feito por exame visual clínico por um médico oftalmologista ou profissional treinado. A precisão do diagnóstico depende de fatores como a qualidade da imagem, habilidade e experiência do especialista, dentre outros. Assim, a integração de sistemas automáticos de auxílio ao diagnóstico de doenças do sistema visual, através de imagens de retina, em programas de triagem permite examinar de forma objetiva um elevado número de imagens, economizando tempo e recursos. Desta análise poderão ser identificados doentes que, apesar de não apresentarem uma elevada expressão de sintomas, evidenciam alterações prematuras na retina e encaminhá-los para um acompanhamento clínico especializado (PATTON et al., 2006).

## 1.1 Motivação

Inicialmente, as soluções computacionais propostas faziam uso de imagens obtidas por angiofluoresceinografia. A fluoresceína é um contraste amarelado, de origem vegetal, que emite brilho quando é estimulada por uma luz com um determinado comprimento de onda. A Figura 1 ilustra um exemplo desse tipo de imagem. A angiografia por fluoresceína consiste em um recurso que permite avaliar as doenças presentes no olho, mais especificamente na retina e na coróide. O uso da fluoresceína em larga escala não é amplamente recomendado devido ao risco de mortalidade (1:222000) e a reações contrárias, como náuseas e vômitos após sua aplicação no paciente (NIEMEIJER et al., 2005).



Figura 1 – Angiograma por fluorescência. Adaptado de (SPENCER et al., 1996).

Uma alternativa simples e barata à angiografia consiste no uso de imagens digitais coloridas, como apresenta a Figura 2. Diferentemente dos angiogramas obtidos por fluoresceína, as imagens digitais não provocam qualquer reação alérgica no paciente, por

não necessitem de material extra para sua captação. Os tipos mais comuns de câmeras são classificadas como midriáticas ou não midriáticas. As câmeras midriáticas são utilizadas quando há dilatação do olho através de colírios; ao contrário as não midriáticas não precisam dessa dilatação. Os dispositivos midriáticos produzem imagens de melhor qualidade devido ao maior campo de visão proporcionado pela dilatação, enquanto os não midriáticos são adequados quando a dilatação pode trazer problemas para o paciente.



Figura 2 – Imagem digital não midriática de retina. Adaptado de (STAAL et al., 2004).

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo desta tese é desenvolver algoritmos automatizados de baixo custo e altas taxas de acerto para rastrear doenças relacionadas com a retina de diabéticos (por exemplo, retinopatia diabética e edema macular). Um sistema capaz de encaminhar pacientes para um médico especialista, caso uma determinada condição na retina seja detectada. O estado da arte de processamento de imagens, reconhecimento de padrões e aprendizagem de máquina foi pesquisado e novas técnicas foram desenvolvidas e testadas para alcançar esse objetivo.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

Durante a pesquisa foram estabelecidos quatro objetivos específicos:

- Desenvolver um algoritmo para detecção do centro da fóvea;

- Propor uma metodologia de avaliação de algoritmos de detecção do centro da fóvea;
- Desenvolver um algoritmo para detecção e segmentação de exsudatos;
- Avaliar a qualidade de diversos algoritmos de detecção do disco óptico presentes na literatura através da utilização de uma mesma métrica de avaliação e de imagens de bases públicas.

### 1.3 Organização da Tese

Esta tese está dividida em seis capítulos. Este capítulo apresentou os fatos que motivaram a realização deste trabalho e os objetivos propostos. A seguir apresentamos uma descrição sucinta dos próximos capítulos.

**Capítulo 2:** Apresenta as principais estruturas do olho humano e as características das cinco bases de imagens utilizadas para testes dos algoritmos propostos e avaliados.

**Capítulo 3:** Introduz o estado da arte dos métodos de detecção da fóvea, detecção e segmentação de exsudatos e detecção do disco óptico.

**Capítulo 4:** Descreve os métodos de detecção da fóvea e segmentação de exsudatos propostos nesta tese. Este capítulo também apresenta a metodologia de avaliação utilizada para as três estruturas retinianas estudadas.

**Capítulo 5:** Fornece e discute os resultados obtidos nos testes realizados.

**Capítulo 6:** Contêm as considerações finais relativas ao trabalho desenvolvido e aponta direções futuras.

### 1.4 Produção Científica e Contribuições

Durante o desenvolvimento desta tese, foram publicados os seguintes artigos científicos relacionados ao tema:

- **Rodrigo M. S. Veras**, Fátima N. S. Medeiros, Flávio H. D. Araújo, André M. Santana & Romuere R. V. Silva (2013) **Detecção de exsudatos em imagens de retina por técnicas de morfologia matemática e agrupamento nebuloso**. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, v. 29, p. 45-56.
- **Rodrigo M. S. Veras**, Fátima N. S. Medeiros, Romuere R. V. Silva; Daniela Ushizima (2013). **Assessing the accuracy of macula detection methods in retinal images**. *18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, p. 1-6. Santorini, Grécia.

- 
- **Rodrigo M. S. Veras**, Fátima N. S. Medeiros, Romuere R. V. Silva; Kelson Aires (2014). **Automatic detection of fovea in retinal images using fusion of color bands**. *Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*, Rio de Janeiro, Brasil.
  - **Rodrigo M. S. Veras**, Fátima N. S. Medeiros, Luckas dos Santos; Fernando Sousa (2014). **A comparative study of optic disc detection methods on five public available database**. *Workshop de Informática Médica (WIM)*, p. 1772-1781. Brasília, Brasil.



## 2 ESTRUTURAS DA RETINA E BASES DE IMAGENS

Este capítulo apresenta os detalhes relacionados a conceitos básicos de domínio médico. A anatomia do olho humano, fundo ocular e seus principais componentes anatômicos são brevemente explicados na Seção 2.1. A Seção 2.2 apresenta as principais bases de imagens públicas utilizadas na literatura e nesta tese.

### 2.1 O Olho Humano

O olho humano é responsável pela capacidade do homem de interagir visualmente com o meio ambiente que o rodeia. Rotineiramente, ele é comparado a uma câmera fotográfica pois ambos usam lentes para focalizar a luz incidente. Enquanto a câmera utiliza o sensor óptico para registrar a imagem, o olho utiliza uma camada especializada de células chamada retina. Porém, as similaridades não se identificam quando se trata da capacidade do olho em focar uma grande variedade de objetos com diferentes tamanhos, luminosidades e contraste em alta velocidade.

O globo ocular possui um formato aproximadamente esférico com um diâmetro em torno de 25mm, e é envolvido por três camadas: a camada externa (ou protetora), formada pela córnea e pela esclerótica; a camada intermediária (ou vascular), compreendendo a íris, a coróide e o corpo ciliar; e a camada interna (ou nervosa), formada pela retina (FILHO; NETO, 1999; GONZALEZ; WOODS, 2011). A estrutura do olho humano é mostrada na Figura 3, a qual corresponde a uma seção horizontal do globo ocular.

A córnea corresponde a uma película transparente e avascular que cobre a parte anterior do olho agindo como uma “janela” refringente e protetora, através da qual passam os raios de luz em direção à retina. Em continuidade a esta película há uma membrana opaca, a esclerótica, que reveste e protege o globo ocular. Logo abaixo da esclerótica, situa-se a coróide. Essa membrana contém uma rede de vasos sanguíneos que servem como a principal fonte de nutrição do olho. O revestimento da coróide é fortemente pigmentado, o que ajuda a reduzir a quantidade de luz que penetra no globo. A coróide é dividida em corpo ciliar e diafragma da íris, sendo este último responsável por controlar a quantidade de luz que deve penetrar até a retina. O diâmetro da abertura central da íris (pupila) varia entre 2mm e 8mm e sua parte frontal contém o pigmento visível do olho, enquanto sua porção posterior possui um pigmento negro (GONZALEZ; WOODS, 2011).

A retina constitui a membrana mais interna do olho, situando-se na parede posterior. Quando o olho focaliza uma cena, a imagem correspondente é projetada sobre a

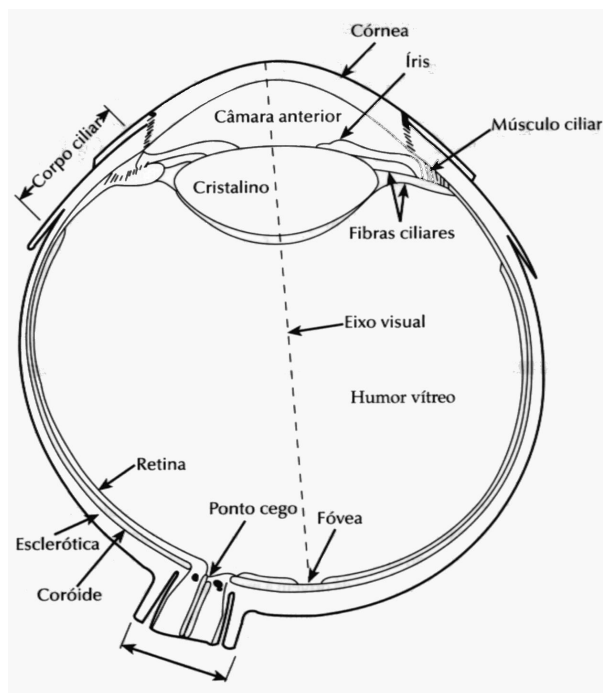


Figura 3 – Estrutura do olho humano. Adaptado de [Gonzalez e Woods \(2011\)](#) .

retina, na qual estão distribuídos dois tipos de receptores de luz: os cones e os bastonetes. Os cones são em número de 6 a 7 milhões em cada olho e estão localizados na porção central da retina, chamada de fóvea. Eles são responsáveis pela chamada visão fotóptica ou de luz clara: cada um deles é conectado à sua própria fibra nervosa, sendo altamente sensível a cores e responsável pela nossa capacidade de discernir detalhes nas imagens. Os bastonetes ocorrem em número bem maior, de 75 a 150 milhões, e estão distribuídos em toda a superfície da retina. Estes receptores não são úteis para detectar detalhes, mas são capazes de fornecer uma percepção geral do campo de visão; também não estão envolvidos com a percepção de cores e são sensíveis à luz de baixa intensidade, o que nos propicia a visão escotópica (ou de luz escura). Por causa dessa percepção, os objetos que se mostram coloridos sob a luz do sol são percebidos em tons monocromáticos sob luz fraca, como a da lua cheia ([GONZALEZ; WOODS, 2011](#)).

A Figura 4 apresenta as principais estruturas presentes em uma retina saudável, a saber, o disco óptico, rede de vasos, mácula e fóvea.

### 2.1.1 Disco óptico

O disco óptico (DO) é a porção do nervo óptico vista no fundo dos olhos, formado pelo encontro de todos os axônios das células ganglionares da retina assim que penetram no nervo óptico. O DO é uma estrutura circular que apresenta uma tonalidade rosa-pálido ou esbranquiçada e bordas bem definidas, ele situa-se no lado nasal da retina e seu diâmetro físico médio é de cerca de 1,5mm ([HOOVER; GOLDBAUM, 2003](#)).

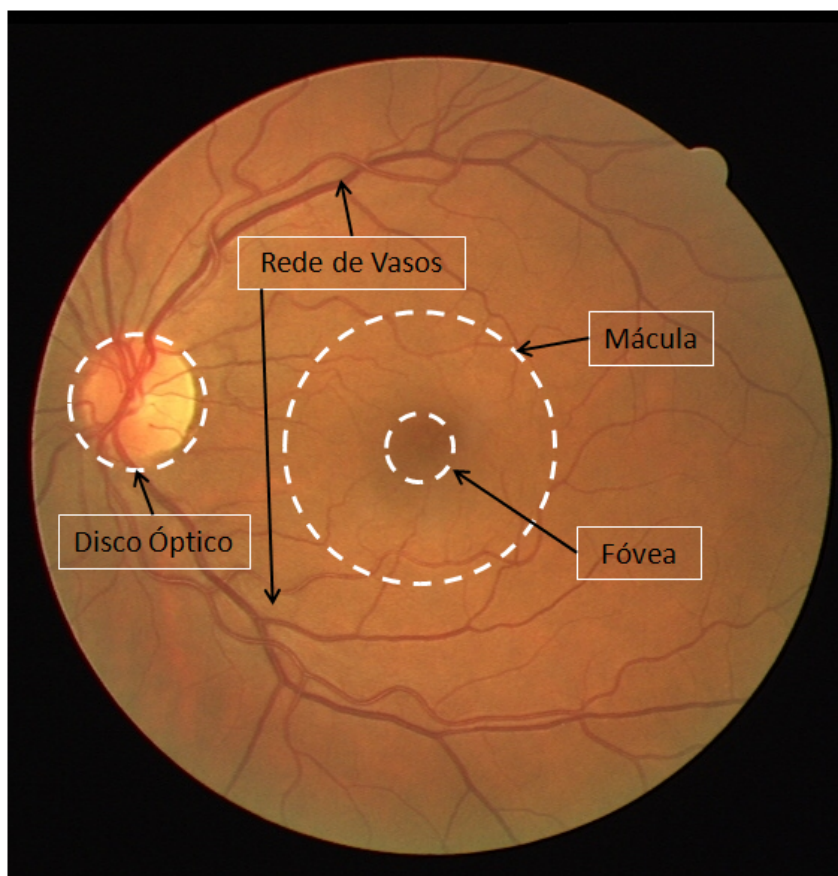


Figura 4 – Estruturas fisiológicas de uma retina saudável. Adaptado de (STAAL et al., 2004).

O disco óptico não possui células sensíveis à luz, dessa forma, corresponde ao ponto cego do campo de visão humano. Normalmente, a existência deste ponto cego não é perceptível ao ser humano pois o cérebro interpreta a informação de cada olho e cobre o ponto cego com informação do outro olho.

A Figura 4 mostra uma imagem de um fundo ocular normal onde se pode constatar que o disco óptico aparece no lado esquerdo desta imagem como uma região circular. Esta estrutura constitui a parte mais brilhante na imagem e também a região de convergência dos vasos na retina. Em uma imagem de retina normal, todas estas propriedades (forma, cor, tamanho e convergência dos vasos) contribuem para a identificação do disco óptico.

### 2.1.2 Mácula e fóvea

A mácula lútea é uma área circular da retina, que mede 0,22mm de diâmetro e situa-se temporalmente ao disco óptico (HAAR, 2005). Esta área da retina não apresenta vasos visíveis e tem uma tonalidade mais escura do que o restante do fundo ocular. Do ponto de vista fisiológico, a mácula é a porção mais importante do fundo ocular pois é responsável pela visão central (área de maior sensibilidade visual para detalhes).

No centro da mácula existe uma depressão com cerca de 0,10mm de diâmetro repleta de cones, células que requerem elevados níveis de luz a fim de funcionar, que é a fóvea central. O pequeno tamanho da fóvea explica a exatidão com que o eixo visual deve ser dirigido para que se obtenha uma visão mais precisa. Por causa dos cones que compõem a mácula, a visão central é nítida, detalhada e em cores. Qualquer condição que prejudique esta área afeta negativamente a visão central e a capacidade de realizar diversas atividades que são importantes para a vida diária, como por exemplo ler, dirigir, reconhecer faces ou cores e visualizar detalhes de objetos (TOBIN et al., 2007).

### 2.1.3 Artérias e veias

Os vasos sanguíneos da retina ramificam do DO para a periferia. A artéria central da retina é uma artéria de diâmetro muito pequeno (0,1mm) que penetra no globo ocular através do disco óptico. As artérias da retina têm uma tonalidade vermelha brilhante enquanto as veias apresentam uma cor vermelha escura. Assim, as artérias se distinguem das veias pela cor (apresentando uma cor vermelha mais viva), têm menor calibre (a razão entre o diâmetro da artéria e o da veia é de 2 para 3), trajeto mais retilíneo e reflexo luminoso mais brilhante. Geralmente passam por cima das veias sem as comprimir. Os capilares retinianos (vasos muito finos) geralmente não são visíveis (HAJER et al., 2006).

A aparência dos vasos sanguíneos varia com a forma do globo ocular e com alterações refrativas existentes segundo a lista:

- Quando o olho é pequeno (por exemplo, nos hipermetropes<sup>1</sup>) os vasos são mais tortuosos e parece existir estase sanguínea, isto é, o sangue parece circular mais lentamente;
- Nos indivíduos com miopia<sup>2</sup>, o olho é grande e os vasos parecem alongados e finos, sendo por isso mais propensos a algumas doenças, como por exemplo o glaucoma<sup>3</sup>, o descolamento da retina e outras patologias;
- Nos astigmáticos<sup>4</sup>, a observação do fundo ocular mostra vasos distorcidos.

### 2.1.4 Microaneurismas e Exsudatos

A Retinopatia Diabética (RD) é uma doença assintomática nas fases iniciais, o que dificulta a sua detecção. Esta doença é resultado de alterações vasculares na retina

<sup>1</sup> Aquele que possui anomalia da visão, caracterizada pela dificuldade de visão de perto.

<sup>2</sup> A imagem é focada à frente e traduz-se por uma dificuldade de visão de longe.

<sup>3</sup> Doença dos olhos causada pelo aumento gradual da tensão ocular, lesa a visão e pode até mesmo causar cegueira.

<sup>4</sup> Indivíduos com uma qualidade visual desigual consoante o eixo em causa, resultando na maioria dos casos, em uma curvatura desigual da córnea e uma visão distorcida.

causando inchaços de capilares, conhecidos como microaneurismas (MA). Estas pequenas estruturas podem se romper e, eventualmente, se tornarem uma fonte de extravasamento de plasma causando o espessamento da retina, ou edema. Se ocorrem na região macular, podem causar perda de visão de alta qualidade (FLEMING et al., 2007). O espessamento da retina não é facilmente visível nas fotografias do fundo do olho, portanto, regiões de depósitos de gordura, conhecidas como exsudatos, são usadas como marcadores. Exsudatos geralmente formam aglomerados, e podem estar distribuídos em toda a retina ou podem aparecer em um anel em torno de um ponto central do vazamento.

A Organização Mundial de Saúde estima que 135 milhões de pessoas tenham diabetes no mundo e que este número de diabéticos deverá aumentar para 300 milhões até o ano de 2025 (AMOS et al., 1997). A RD afeta uma parte considerável da população, o que justifica trabalhos avançados na área de detecção de doenças por imagens. Desenvolvendo técnicas simples, e com um custo-benefício baixo, seria possível a detecção da RD em sua fase inicial. Estudos comprovam que quanto mais cedo for detectada a RD mais chances o paciente terá de não desenvolver a doença em seu grau mais elevado.

Microaneurismas se apresentam como os primeiros padrões patológicos que surgem na retina humana, em portadores de RD, e constituem uma evidência direta de isquemia, uma vez que cada microaneurisma representa a oclusão de ao menos um vaso capilar. Portanto, existe uma relação entre o número de microaneurismas e o agravamento da doença em pacientes portadores do diabetes. Sistemas automáticos de detecção de microaneurismas vêm sendo utilizados em substituição aos sistemas manuais de contagem, uma vez que estes consomem muito tempo e são mais sujeitos a erros devido, principalmente, ao baixo contrastes entre os MAs e o plano de fundo da imagem. Alguns dos principais métodos foram apresentados em (FLEMING et al., 2007; WALTER et al., 2002; MARTINS et al., 2008). A Figura 5 ilustra um exemplo de retina com a presença dessas lesões.

Com o avanço da doença, no caso a RD, aparecem os exsudatos. Quando isso ocorre a doença já se encontra em um nível avançado, mas ainda pode ser controlada. A Figura 6 apresenta um exemplo dessas lesões.

Os exsudatos são regiões de depósitos de gordura na parede da retina e são sinais clínicos de RD, visíveis em fotografias de retina. Existem dois tipos de exsudatos: duros e moles. Os exsudatos duros aparecem como regiões de cor amarelo brilhante, podem apresentar vários formatos, e têm as bordas bem definidas. Os exsudatos moles também são conhecidos como manchas algodoadas (aparentam pedaços de algodão), não possuem bordas definidas e aparecem em estágios mais avançados da RD (BASHA; PRASAD, 2008; MOOKIAH et al., 2013).

Exsudatos geralmente formam aglomerados, e podem ser distribuídos em toda a retina (SOPHARAK et al., 2010). Para a detecção da RD nos estágios iniciais os oftalmologistas buscam por MAs, porém eles são pequenos e de difícil visualização nas imagens.

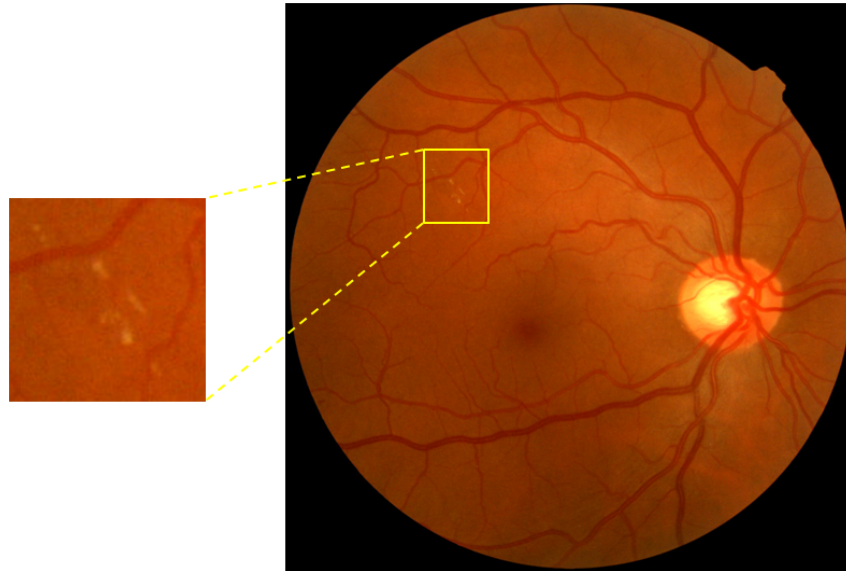


Figura 5 – Exemplo de imagem de retina com presença de microaneurismas.

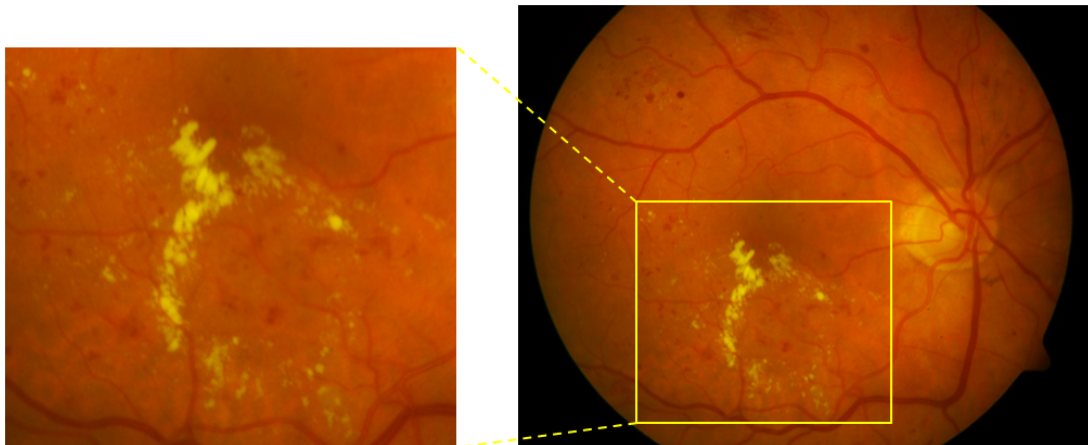


Figura 6 – Exemplo de imagem de retina com presença de exsudatos.

Dessa forma em um estágio mais avançado, os especialistas buscam por exsudatos que são facilmente visíveis nas imagens da retina e a sua presença indica que o paciente possui RD.

Quanto maior a proximidade entre os exsudatos e a mácula mais grave é o estágio da doença, pois as imagens captadas pelo olho humano são formadas na mácula e qualquer dano nessa região pode causar perda de visão no paciente. A presença de exsudatos nessa região também indica a presença de outra doença chamada Edema Macular Diabético (GIANCARDO et al., 2012).

## 2.2 Bases de Imagens de Retina

O projeto, implementação e testes de algoritmos capazes de identificar estruturas na retina necessita, além da imagens, de informações provenientes de médicos especialistas.



Na área de imagens médicas existem alguns conjuntos públicos de imagens de retinas. Cada um desses conjuntos possui objetivos e características diferentes.

Alguns dos principais objetivos dessas bases de imagens são a segmentação de vasos, diagnóstico da RD e detecção de MAs. Entretanto, a disponibilidade de imagens não é suficiente para que uma base de imagens seja útil para o desenvolvimento de algoritmos. O aspecto fundamental é a presença da verdade-terrestre (*ground-truth*) que disponibilize o padrão ouro para que os algoritmos sejam treinados, testados e avaliados.

### 2.2.1 Base STARE

A base STARE<sup>5</sup> (HOOVER; GOLDBAUM, 2003) (*S*tructured *A*nalysis of the *R*etina) faz parte de um projeto iniciado por Michael Goldbaum na Universidade da Califórnia em 1975 para análise de imagens de retina. A base é composta de 402 *slides* digitalizados e capturados com a câmera TopCon TRV-50 com uma angulação de 35° com relação ao campo de vista. Os *slides* foram digitalizados para um formato de 700 × 605 pixels e utilizam oito bits por canal de cor.

Apesar da existência de informações sobre as patologias, não há, nas imagens, a identificação dos padrões (localização, por exemplo) que levaram ao diagnóstico indicado. Sabe-se, por exemplo, que as imagens 3 e 139 devem conter microaneurismas, porém não se tem informações da quantidade e de suas localizações na imagem de retina. A Figura 7 apresenta dois exemplos de imagens da base STARE.

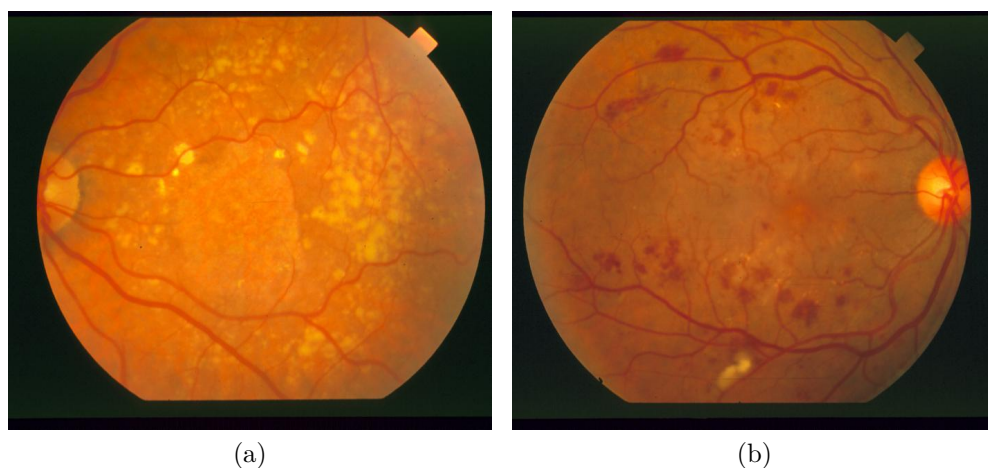


Figura 7 – Exemplos de imagens da base STARE.

Nesta tese, para testar a eficiência dos métodos de detecção do disco óptico obtivemos a verdade terrestre um subconjunto composto de 103 imagens da base STARE. Este subconjunto é formado por 36 imagens de retinas saudáveis e 67 imagens de retinas que exibem uma larga variedade de lesões e outros sintomas de doenças.

<sup>5</sup> Mais informações podem ser encontradas no sítio eletrônico <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare/>.

## 2.2.2 Base DRIVE

A base de imagens DRIVE<sup>6</sup> (STAAL et al., 2004) (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*) foi criada pelo Image Sciences Institute da University Medical Center Utrecht com o objetivo de auxiliar os estudos comparativos em segmentação de vasos sanguíneos na retina. Esta base consiste de 40 fotografias de fundo de olho. As fotografias foram obtidas de um programa de monitoramento de retinopatia diabética na Holanda. A população monitorada consistiu de 453 pessoas entre 31 e 80 anos de idade. As imagens foram capturadas em formato digital por uma câmera não midriática Canon CR5 3CCD com um campo de vista de 45°. Estas imagens possuem dimensões de 768 × 584 pixels, utilizam oito bits por canal de cor e estão no formato JPEG.

Dentre as 40 fotografias selecionadas, 33 não apresentam nenhum sinal de retinopatia diabética e 7 apresentam sinais de retinopatia não-proliferativa moderada, não havendo informações sobre os tipos de lesões existentes e nem suas localizações na imagem. A Figura 8 apresenta duas imagens da base DRIVE.

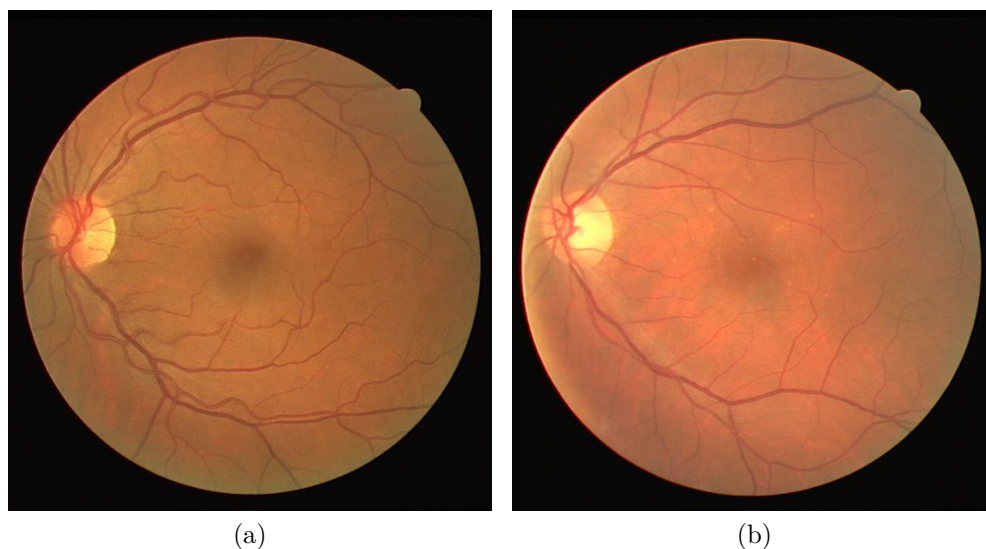


Figura 8 – Exemplos de imagens da base DRIVE.

Nesta tese, as 40 imagens da base foram utilizadas nos testes dos algoritmos de detecção do disco óptico. Além disso, elas também foram utilizadas para testar os algoritmos de detecção da fóvea. Neste último caso, excluímos 5 imagens das quais não foi possível, visualmente, detectar a fóvea (SEKHAR et al., 2011).

<sup>6</sup> Mais informações podem ser encontradas no sítio eletrônico <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>.



### 2.2.3 Base ARIA

A base de imagens ARIA<sup>7</sup> (DAMIAN, 2006) (*Automated Retinal Image Analysis*) possui um total de 116 imagens sendo 61 de retinas saudáveis e 55 de retinas com alguma patologia. As imagens da base ARIA foram obtidas de uma câmera Zeiss FF450+ sob o formato TIFF não comprimido e utilizam 8 bits por canal de cor.

As Figuras 9a e 9b apresentam dois exemplos de imagens dessa base, a qual possui algumas informações de grande valia que são as verdades-terrestres (padrão ouro) do DO e do centro da mácula, como exibe a Figura 9c. A base ARIA possui ainda uma vasta diversidade de patologias nas imagens o que aumenta a dificuldade no desenvolvimento de algoritmos robustos para detecção do DO e da fóvea. Essa base possui imagens com variações grandes de luminosidade, o que constitui outro fator de dificuldade de processamento das mesmas.

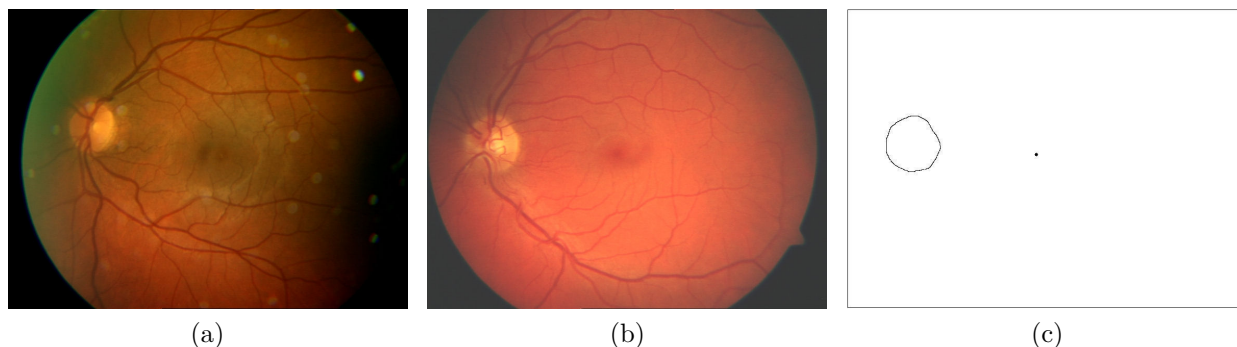


Figura 9 – Exemplos de imagens da base ARIA: (a) e (b) imagens originais, (c) verdade-terrestre de (b).

Nesta tese, todas as imagens da base ARIA foram utilizadas para testar os algoritmos de detecção do disco óptico e fóvea.

### 2.2.4 Base MESSIDOR

A base de imagens MESSIDOR<sup>8</sup> (MESSIDOR, 2008) (*Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology*) foi criada pelo Ministério Francês da Pesquisa e Defesa com o objetivo de facilitar estudos para diagnóstico de retinopatia diabética auxiliado por computador.

Esta base é composta por um total de 1200 imagens obtidas em três diferentes hospitais de oftalmologia da França, *Hôpital Lariboisière Paris*, *Faculté de Médecine St. Etienne* e *LaTIM-CHU de Brest*. As imagens foram capturadas com a câmera de vídeo

<sup>7</sup> Mais informações podem ser encontradas no sítio eletrônico [http://www.eyecharity.com/aria\\_online.html](http://www.eyecharity.com/aria_online.html).

<sup>8</sup> Mais informações podem ser encontradas no sitio eletrônico <http://messidor.crihan.fr/description-en.php>.

TopCon TRC-NWC com uma angulação de  $45^\circ$  com relação ao campo de visão e possuem 8 bits por canal de cor, sendo que 800 imagens apresentam dilatação de pupila e outras 400 não. A Figura 10 apresenta dois exemplos de imagens da base MESSIDOR.

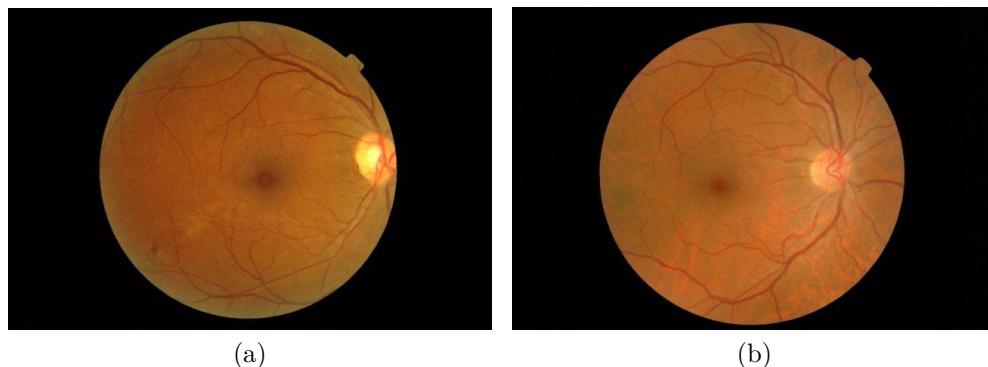


Figura 10 – Exemplos de imagens da base MESSIDOR.

As imagens estão divididas em três conjuntos de dados, um conjunto para cada hospital de oftalmologia, e possuem dimensões de  $1440 \times 960$ ,  $2240 \times 1488$  e  $2304 \times 1536$  pixels. Para cada imagem, os médicos especialistas forneceram os diagnósticos para a retinopatia diabética e para o risco de edema macular. Porém, não há informações da quantidade e localização das lesões. No total a base possui 660 imagens de retinas saudáveis e 540 de retinas com patologia.

Nesta tese, as 1200 imagens da base MESSIDOR foram utilizadas nos testes dos algoritmos de detecção do disco óptico. Contudo, nos testes dos algoritmos de detecção da fóvea, só havia disponível a verdade-terrestre de 103 imagens.

### 2.2.5 Base DIARETDB1

A base de imagens DIARETDB1<sup>9</sup> (KAUPPI et al., 2007) (*Standard Diabetic Retinopathy Database Calibration level 1*) é composta por um conjunto de 89 imagens. Esta base é bastante utilizada em trabalhos de detecção de exsudatos (GIANCARDO et al., 2012), porque possui a marcação de achados relacionados a quatro patologias: hemorragias, exsudatos moles, exsudatos duros e pontos vermelhos.

A marcação das patologias foi realizada na referida base por quatro especialistas e em algumas imagens, não houve consenso entre todos. Neste trabalho, são considerados exsudatos apenas as regiões marcadas por três dos quatro especialistas, como sugerem os próprios autores da base. As Figuras 11a e 11b apresentam exemplos de imagens da base DIARETDB1, enquanto que a Figura 11c apresenta as marcações das regiões de exsudatos realizadas por 4 especialistas relativas a Figura 11b. É importante destacar que quanto

<sup>9</sup> Mais informações podem ser encontradas no sitio eletrônico <http://www2.it.lut.fi/project/imageret/diaretdb1/>.

mais claro é o pixel, maior o grau de concordância entre os diagnósticos. Regiões com cor branca representam áreas onde houve 100% de concordância entre os especialistas.

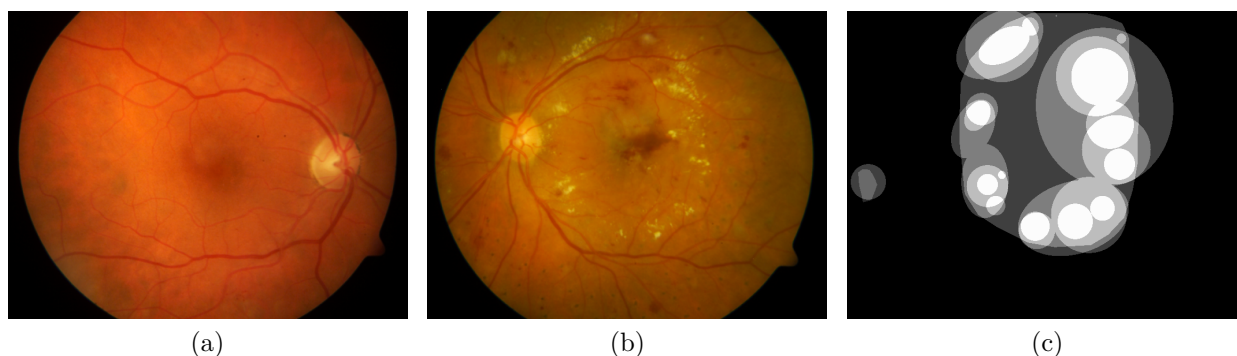


Figura 11 – Exemplos de imagens da base DIARETDB1:(a) retina saudável; (b) retina com exsudatos e hemorragias; (c) marcação dos exsudatos presentes em (b).

Foram utilizadas todas as 89 imagens da base DIARETDB1 para os testes dos algoritmos de detecção e segmentação de exsudatos.

A Tabela 1 apresenta um resumo das bases e quantidades de imagens utilizadas nos testes dos algoritmos para detecção da mácula, disco óptico e exsudatos.

	STARE	DRIVE	ARIA	MESSIDOR	DIARETDB1
Fóvea	-	35	116	103	-
Exsudatos	-	-	-	-	89
Disco Óptico	103	40	116	1200	-

Tabela 1 – Relação de bases e quantidade de imagens utilizadas nos testes.

# 3 ESTADO DA ARTE EM DETECÇÃO DE ESTRUTURAS NA RETINA

Nesse capítulo serão apresentados alguns trabalhos relacionados à detecção das três estruturas abordadas nesta tese. A Seção 3.1 apresenta o estado da arte na detecção da fóvea, a Seção 3.2 trata dos exsudatos e a Seção 3.3 apresenta os trabalhos relacionados ao disco óptico.

## 3.1 Detecção da Mácula

Na literatura existe uma grande variedade de métodos de detecção da fóvea (TOBIN et al., 2007; SINGH et al., 2008; LIANG et al., 2010; CHIN et al., 2013). As principais estratégias de detecção da fóvea podem ser divididas em duas categorias, a saber, busca global na imagem por regiões com características semelhantes às da fóvea (SINGH et al., 2008) e busca baseada nas relações anatômicas entre a fóvea, disco óptico(DO) e vasos (CHIN et al., 2013). Entretanto observa-se a carência de um padrão adotado para avaliar os diferentes algoritmos em bases de imagens comum para fins de comparação de desempenho dos mesmos.

Métodos de detecção da fóvea que realizam busca global na imagem de retina aplicam casamento de padrões (*template matching*). Em (SINTHANAYOTHIN et al., 1999) foi definido um modelo para a região da fóvea, de modo que a região da imagem que obtiver maior correlação com esse modelo e que esteja a uma distância apropriada do DO e da região mais escura da imagem é escolhida como sendo a mácula. Singh et al. (2008) propuseram o uso de diferentes canais de cores para melhorar o contraste local das imagens e um método para detectar o DO, a fóvea e os vasos com base na sua aparência. No caso da detecção da fóvea foi estabelecido um padrão para as regiões escuras da imagem. Mais recentemente, Akram et al. (2014) propuseram um método de graduação do edema macular que classifica as diversas estruturas da retina através de suas principais características. Os autores consideram que a mácula corresponde às regiões mais escuras da imagem e extraem atributos como área e magnitude do gradiente e depois classificam essas regiões como sendo ou não a região da mácula. Os três métodos de detecção da fóvea citados acima se baseiam unicamente em buscar regiões com características semelhantes a da fóvea. Porém, eles tendem a falhar quando a imagem possui lesões escuras como hemorragias pois estas possuem características similares as da região da fóvea.

Diferente das estratégias anteriores, que fazem uma busca em toda a imagem de retina, uma abordagem comum na detecção da fóvea é a localização de uma área com

características semelhantes às da fóvea dentro de uma região pré-definida da imagem. Em (GAGNON et al., 2001) a mácula é detectada pela localização do pixel mais escuro, e que esteja a certa distância do DO, em uma imagem resultante de uma decomposição piramidal através da wavelet Haar (MALLAT, 1989). Liang et al. (2010) limitaram a área de busca a uma região de  $300 \times 300$  pixels centrada na imagem de fundo de olho. Dentro dessa região, o centróide do maior agrupamento de pixels com menor valor de intensidade é marcado como centro da fóvea.

A estratégia de realizar uma busca em uma região pré-definida mostrou-se eficiente. Porém, a utilização apenas dos valores de intensidade de cor não garantiram o sucesso dessas técnicas de detecção da fóvea. Esse fato ocorreu porque algumas doenças podem fazer com que a região da mácula apareça mais clara do que o usual ou bastante pigmentada.

Outras abordagens utilizam as informações de localização do DO e da rede de vasos. Köse et al. (2008) identificaram o centro da mácula através da posição do DO. Em (TOBIN et al., 2007), os autores apresentam um algoritmo de detecção da mácula que leva em consideração a localização do DO e dos vasos sanguíneos. O centro da fóvea é determinado como um ponto que está a uma distância fixa baseada no diâmetro do DO (DD - diâmetro do disco) no eixo principal de uma parábola que tem como centro o DO e melhor se encaixe nos principais vasos. Todavia, a distância entre o DO e a fóvea não pode ser considerada constante, pois ela varia significativamente entre indivíduos de diferentes idades e devido a patologias (MOK; LEE, 2002). Dessa forma, métodos que utilizam distâncias fixas só podem ser utilizados para obter uma aproximação da região da mácula.

Os métodos propostos em (LI; CHUTATAPE, 2004), (CHUTATAPE, 2006), (PAIN-TAMILSELVI; SHYAMALA, 2012) e (CHIN et al., 2013) têm em comum o uso da informação da rede de vasos. Li e Chutatape (2004), Chutatape (2006) e Chin et al. (2013) restringiram a região de busca ao interior de uma parábola que melhor represente os vasos sanguíneos mais calibrosos. Os dois primeiros trabalhos buscam, pelas regiões mais escuras e o terceiro assume que a janela que possui menor número de pixels de vasos é a região da fóvea. A estratégia de Chin et al. (2013) é similar à de Paintamilselvi e Shyamala (2012) que a partir da imagem de vasos segmentada fazem uma busca por uma região que esteja a  $2,5DD$  do centro do DO e que possua o menor número de pixels de vasos. O uso do modelo parabólico é eficiente na determinação da região de busca (MOOKIAH et al., 2013). Porém, a simples busca por regiões mais escuras ou por regiões sem vasos é muito suscetíveis à presença de artefatos, que podem afetar tanto a região da mácula ou como correta segmentação dos vasos. Como propõe o método apresentado na Seção 4.1, seria ideal utilizar as duas informações para obter um bom resultado.

Winder et al. (2009) afirmaram que uma busca global pela mácula sempre falha.

Segundo [Noronha e Nayak \(2012\)](#), a distância relativa entre o centro do DO e o centro da mácula deve ser utilizada como uma informação *a priori* para a localização da mácula. Dessa forma, após a localização do DO, a região da mácula pode ser determinada explorando-se as regiões vizinhas ao DO e ao centro da imagem. Essa região é denominada região de interesse (ROI - *region of interest*). O método apresentado na Seção 4.1 e os métodos implementados para fins de comparação de desempenho seguem a metodologia apresentada na Figura 12.

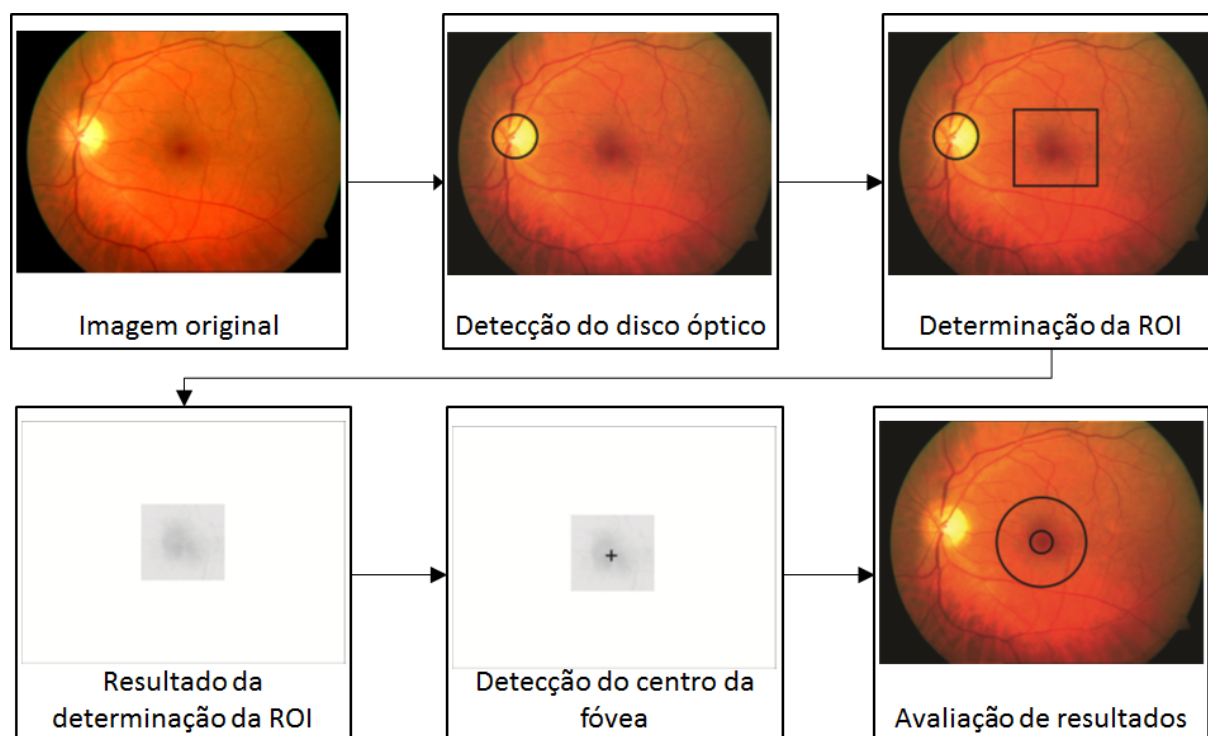


Figura 12 – Metodologia geral para detecção da mácula.

De maneira similar, esses métodos realizam uma busca local guiada pela posição do centro da imagem e o comprimento do raio do DO. Porém, cada algoritmo possui sua própria estratégia de localização do centro da mácula ([FAUST et al., 2012](#)).

### 3.1.1 Método de [Liu et al. \(1997\)](#)

Os autores em ([LIU et al., 1997](#)) desenvolveram um roteiro de desenvolvimento de um sistema automático para análise de imagens da retina que pode ser usado para caracterizar anomalias na imagem ligadas à retinopatia diabética. As principais estruturas detectadas são: disco óptico, mácula, vasos e exsudatos.

A fóvea é determinada pela sua relação espacial com o DO. O algoritmo identifica, no canal vermelho da imagem, a área mais escura de tamanho igual à metade do tamanho do DO e que esteja a uma distância de  $2DD$  do centro do DO. O centro da fóvea é definido como o centro dessa área. A Figura 13 apresenta um exemplo de determinação da ROI



proposto por [Liu et al. \(1997\)](#). De acordo com os autores, os testes foram conduzidos em um conjunto particular de 20 imagens coletadas no *Tan Tock Seng Hospital* em Cingapura. Os resultados experimentais mostraram que o método de detecção da mácula falhou em duas imagens onde o disco óptico não foi corretamente localizado.

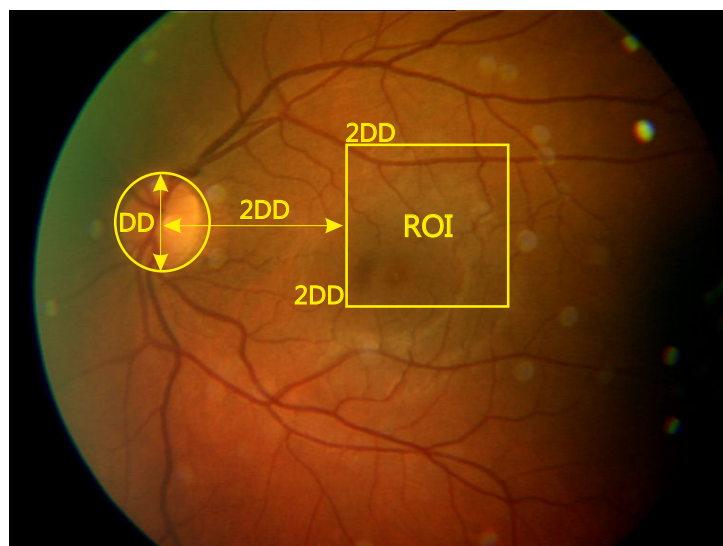


Figura 13 – Exemplo de resultado da detecção da ROI proposta por [Liu et al. \(1997\)](#).

### 3.1.2 Método de [Sagar et al. \(2007\)](#)

[Sagar et al. \(2007\)](#) desenvolveram um sistema automático para detecção do DO, vasos e mácula em imagens de retina. Para a detecção da mácula, a ROI é formada por todos os pixels da imagem cuja distância do centro do DO seja maior do que  $1,5DD$  e menor do que  $3,5DD$ .

A segmentação dos vasos sanguíneos foi realizada através de aplicações de operações morfológicas seguidas de uma limiarização e o resultado dessa detecção foi utilizado para eliminar os pixels pertencentes aos vasos sanguíneos da ROI. Em seguida, 1% dos pixels mais escuros são selecionados e o centro da mácula é definido como sendo o centro do maior agrupamento dentre os pixels selecionados. A Figura 14 apresenta um exemplo de ROI proposto por [Sagar et al. \(2007\)](#), pixels marcados em branco não pertencem à ROI. Os autores aplicaram o algoritmo em 100 imagens, incluindo 20 imagens da base DRIVE, 20 da base STARE e 60 de uma base de imagens local e reportaram uma taxa de sucesso de 96%. Porém, o trabalho não apresenta, de forma clara, a metodologia de avaliação adotada.

### 3.1.3 Método de [Tan et al. \(2009\)](#)

[Tan et al. \(2009\)](#) introduziram um método automático de detecção da mácula em imagens de retina, em que assumiram a altura da ROI correspondente a  $1,5DD$ , metade

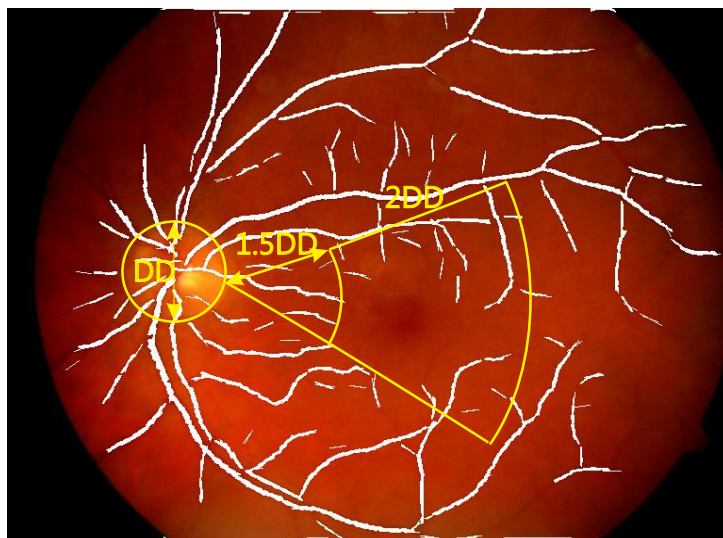


Figura 14 – Exemplo da detecção da ROI proposta por [Sagar et al. \(2007\)](#).

acima do centro do DO e a outra metade abaixo. A intenção dessa escolha era excluir áreas do topo e da base da imagem que menos provavelmente contêm a mácula, e reduzir a possibilidade de detecção de vasos sanguíneos, já que esses são mais escuros do que a mácula em imagens em nível de cinza. O comprimento da ROI foi estabelecido como 3DD.

Além disso, como a distância da mácula para o DO é de aproximadamente 2,5DD, as áreas muito próximas ao DO também foram excluídas. Dessa forma, somente os pixels dentro da ROI que estiverem a uma distância de 1,5DD do centro do DO são considerados no processo de busca do centro da mácula. A Figura 15 apresenta um exemplo de detecção da ROI proposto por [Tan et al. \(2009\)](#).

Após a definição da ROI, o algoritmo pesquisa por regiões de baixa intensidade de nível de cinza. As regiões mais escuras são detectadas pela identificação dos pixels de menor intensidade e pela determinação da média de intensidade dos pixels da vizinhança. Os autores relataram uma taxa de 98,8% de sucesso do algoritmo. Os testes foram realizados em 162 imagens coletadas no *Singapore Eye Research Institute* ([TAN et al., 2009](#)).

### 3.1.4 Método de [Sekhar et al. \(2011\)](#)

[Sekhar et al. \(2011\)](#) propuseram uma metodologia de localização automática dos vasos sanguíneos, DO e mácula pela exploração das relações espaciais e geométricas que regem a distribuição dessas estruturas dentro da retina.

A ROI é definida como uma porção do setor subentendido entre o centro do DO, por um ângulo de 30° acima e abaixo da linha entre o centro da imagem e o centro do DO. O raio do arco interno da ROI é de 1,5DD. A Figura 16 ilustra um exemplo de ROI detectada por este algoritmo.

O processo de identificação da mácula dentro da ROI consiste em aplicar sucessivas



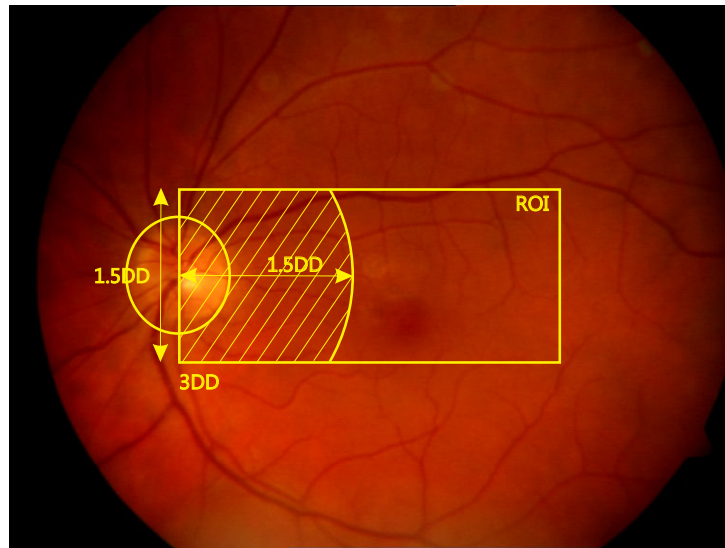


Figura 15 – Exemplo da detecção da ROI proposta por Tan et al. (2009).

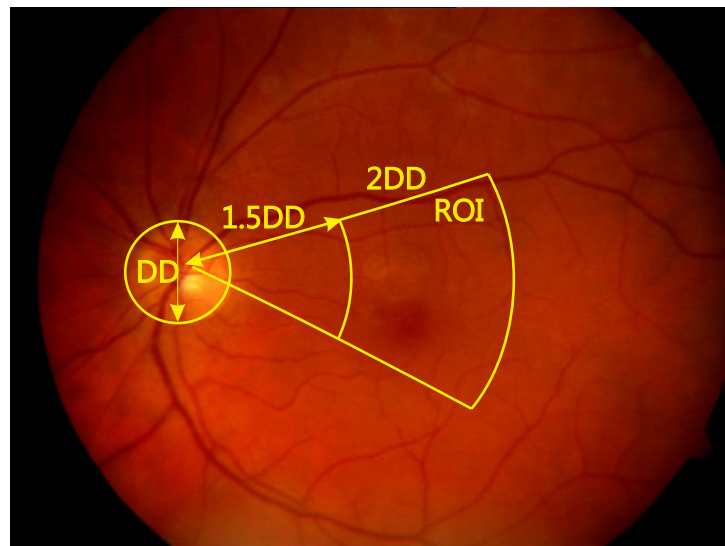


Figura 16 – Exemplo da detecção da ROI proposta por Sekhar et al. (2011).

limiarizações e aberturas morfológicas (SOILLE, 2003). Uma vez que a região da mácula é identificada o centro da fóvea é estabelecido como sendo o centro dessa região.

Os autores conduziram os testes em 34 das 40 imagens da base DRIVE, 58 imagens da base STARE e em 45 imagens da base ARIA. Os resultados reportaram 100% de taxa de sucesso nas imagens da base DRIVE e STARE, enquanto que na base ARIA a taxa foi de 84%. É importante ressaltar que os autores relataram a metodologia de avaliação apenas para as imagens da base ARIA. Nenhuma informação foi mencionada sobre os demais testes com outras bases.

## 3.2 Detecção de Exsudatos

Vários métodos de detecção de exsudatos (SOPHARAK et al., 2010; MARÍA et al., 2009; RAM; SIVASWAMY, 2009; BASHA; PRASAD, 2008) foram propostos e existem, basicamente, três estratégias de abordagem do problema. Algumas estratégias envolvem limiarização e crescimento de região (MARÍA et al., 2009), outras utilizam técnicas de agrupamentos (RAM; SIVASWAMY, 2009) e os demais algoritmos baseiam-se em características específicas e reconstrução morfológica (BASHA; PRASAD, 2008).

Liu et al. (1997) desenvolveram um algoritmo para detecção de exsudatos combinando limiarização e crescimento de região. Ege et al. (2000) utilizaram filtro da mediana para remover o ruído, segmentaram as lesões brilhantes e escuras usando uma limiarização. Na sequência os autores executaram um crescimento de região e identificaram os exsudatos através do classificador Vizinheiro mais Próximo (NN – *Nearest Neighbor*). A proposta de (SINTHANAYOTHIN et al., 2002) detectou os candidatos a exsudatos utilizando a técnica de segmentação baseada em crescimento de região recursivo e limiar adaptativo. Similarmente, Usher et al. (2004) utilizaram o mesmo recurso para a extração dos candidatos a exsudatos, porém classificaram os candidatos extraídos com uma rede neural multicamadas (MLP – *Multilayer Perceptron*). Kavitha e Devi (2005) e María et al. (2009) aplicaram limiarização de vários níveis para segmentar o DO e exsudatos. Em (KAVITHA; DEVI, 2005) o DO foi detectado pela convergência dos vasos e em (MARÍA et al., 2009) foi realizada uma classificação com MLP e máquina de vetor de suporte (SVM – *Support Vector Machine*) (CORTES; VAPNIK, 1995).

A estratégia de utilizar técnicas de limiarização aliadas ao crescimento de região é, a princípio, simples e de fácil implementação. Contudo, imagens de baixa qualidade afetam o resultado da separação de lesões brilhantes e escuras pelo processo de limiarização, assim como a extração das regiões de exsudatos por técnicas de crescimento de região. Esse fato ocorre porque parâmetros como a seleção dos valores de limiar, pontos de origem (semente) da região e critério de parada são difíceis de serem estabelecidos automaticamente para conjuntos de imagens diferentes.

Osareh et al. (2001), Zhang e Chutatape (2005) e Sopharak et al. (2009) propuseram o uso do algoritmo K-médias nebuloso para segmentar a retina em grupos de pixels com cores semelhantes. O trabalho de Osareh et al. (2001) utiliza o espaço de cor RGB e em (ZHANG; CHUTATAPE, 2005) os autores utilizam o sistema Luv (GONZALEZ; WOODS, 2011). Sopharak et al. (2009) utilizaram quatro atributos de entrada para o algoritmo K-médias nebuloso, a saber, valor de intensidade, desvio padrão da intensidade, valor de matiz e o número de pixels de borda em uma imagem de bordas. Além disso, os autores aplicaram uma reconstrução morfológica por dilatação como pós-processamento para reconstruir a forma original dos achados. É importante destacar que as técnicas de agrupamento utilizadas na detecção de exsudatos dependem do conjunto de atributos de

entrada, do método de agrupamento e da definição do número de classes a ser utilizado. Dessa forma, o grande desafio dessas técnicas é identificar agrupamentos significativos para a segmentação dos exsudatos (MOOKIAH et al., 2013).

Uma estratégia comumente utilizada na detecção de exsudatos é a busca por regiões na imagem que possuam características similares às dessas estruturas (ex. forma, cor, brilho etc.). Walter et al. (2002) aplicaram técnicas de Morfologia Matemática (MM), particularmente a reconstrução morfológica para detectar contornos típicos de exsudatos. Utilizando abordagem similar, Stapor et al. (2004) aplicaram a técnica de *watershed* (SOILLE, 2003) com marcador automático. Basha e Prasad (2008) associaram técnicas de MM à lógica nebulosa para segmentar a imagem em regiões e posteriormente classificá-las em regiões de exsudatos ou não-exsudatos. Welfer et al. (2010) propuseram um método de detecção de exsudatos baseado em MM. Inicialmente é realizada um realce de contraste no espaço de cor Luv. Em seguida, um conjunto de operações morfológicas, tais como detecção de mínimos regional e reconstrução morfológica foram realizados para detectar exsudatos. Akram et al. (2014) aplicaram um conjunto de operações morfológicas para encontrar regiões candidatas a exsudatos. Esses candidatos foram classificados como exsudatos ou não-exsudatos utilizando um classificador híbrido composto por uma SVM e modelos de misturas de gaussianas (GMM - *Gaussian mixture model*).

A qualidade dos métodos acima mencionados depende principalmente na seleção de um elemento estruturante e valor limite adequados que separam os exsudatos do plano de fundo da imagem (MOOKIAH et al., 2013). Dessa forma, as técnicas de reconstrução morfológica se mostraram sensíveis à variação de contraste das imagens e à iluminação não uniforme, requerendo, portanto, um tratamento prévio no ajuste de iluminação, por exemplo.

Sopharak et al. (2010) utilizaram uma SVM para realizar uma classificação pixel a pixel da imagem, identificando aqueles pertencentes ou não a uma região de exsudatos. Apesar dos resultados bem sucedidos relatados, a utilização de classificadores (neste e em outros trabalhos citados anteriormente) exige um alto poder computacional para os processos de treinamento e classificação. Além disso, o sucesso de um algoritmo de classificação está correlacionado com as características das regiões a serem segmentadas. Dessa forma, a mudança da base de imagens utilizada necessitará de ajustes na escolha desses atributos. Köse et al. (2012) se basearam no fato de que o fundo de imagens de retina saudáveis possui padrões regulares de cor e textura e com isso, estimaram o plano de fundo ótimo da imagem e os demais padrões foram considerados anormais. O método foi capaz de identificar a existência ou não de exsudatos, para confirmar se o paciente possui RD. Entretanto, Köse e seus colaboradores não estavam interessados na detecção dos exsudatos. Vale observar que o processo de determinação do plano de fundo ótimo é suscetível à iluminação não uniforme e ainda depende de resultados da detecção do DO e

da rede de vasos.

O modelo proposto por [Ram e Sivaswamy \(2009\)](#) foi utilizado como base para o desenvolvimento de nossa proposta. Em seu trabalho, os autores propuseram um método de agrupamento em múltiplos espaços de cores, sendo que o agrupamento foi realizado em dois espaços de atributos diferentes e combinados para fins de segmentação dos exsudatos. O processo de agrupamento foi capaz de segmentar as regiões de exsudatos, porém, ao final da execução do algoritmo verificou-se que a taxa de acerto poderia ser melhorada, caso fosse aplicado um pós-processamento da imagem para remoção dos falsos candidatos.

### 3.2.1 Algoritmo de [Ram e Sivaswamy \(2009\)](#)

A metodologia de detecção automática de exsudatos proposta nesta tese tomou por base o trabalho introduzido em ([RAM; SIVASWAMY, 2009](#)) que segue basicamente as três etapas apresentadas no diagrama da Figura 17 e descritas a seguir.

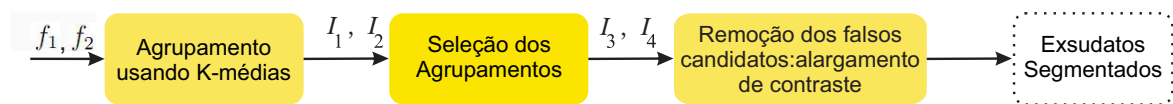


Figura 17 – Metodologia de segmentação de exsudatos proposta por [Ram e Sivaswamy \(2009\)](#).

#### 3.2.1.1 Agrupamento de Pixels

Nesta etapa cada imagem da retina, que estava no modelo RGB, foi convertida para outros três espaços de cores: Luv (L se refere à luminância, u e v se referem à crominância), HSV (*hue, saturation, value* – matiz, saturação, valor), HSI (*hue, saturation, intensity* - matiz, saturação, intensidade). Maiores detalhes sobre espaço de cor podem ser encontrados em ([GONZALEZ; WOODS, 2011](#)). A partir desses espaços de cores foram formados dois vetores de atributos (*features*)  $f_1 = (H,S,V,I)$  e  $f_2 = (R,G,L,u,v)$ . A componente de cor azul foi descartada por trazer pouca ou nenhuma informação sobre os exsudatos. Os vetores de atributo  $f_1$  e  $f_2$  foram usados como entradas do algoritmo de agrupamento  $K$ -médias ([THERRIEN, 1989](#)). O algoritmo  $K$ -médias utiliza um número fixo de grupos iniciais determinado pelo usuário, de modo a particionar  $n$  objetos do conjunto de dados em  $K$  agrupamentos, otimizando uma função objetivo que é geralmente representada pelo somatório das distâncias entre os dados e o centróide que o rotula. A saída deste algoritmo, com valor de  $K$  igual a 4, consiste de duas imagens ( $I_1$  e  $I_2$ ) que são, respectivamente, os resultados do agrupamento segundo os vetores  $f_1$  e  $f_2$  como ilustram as Figuras 18b e 18c, respectivamente.

### 3.2.1.2 Seleção dos Agrupamentos

A imagem resultante do agrupamento do vetor de atributos  $f_1$  corresponde à segmentação das seguintes regiões da retina: lesões brilhantes e plano de fundo brilhante, vasos, plano de fundo escuro e mácula, plano de fundo geral da retina e regiões periféricas. No caso do vetor de atributos  $f_2$  o resultado da segmentação é composto pelo DO e exsudatos duros, vasos, lesões escuras e plano de fundo escuro, regiões em torno de objetos luminosos e outros pixels de plano de fundo.

A partir das imagens  $I_1$  e  $I_2$  foram selecionados grupos que representam as regiões de exsudatos e DO. Na imagem  $I_1$  o objetivo é determinar o grupo correspondente a lesões brilhantes e plano de fundo brilhante. Dado que essas regiões são as mais brilhantes da imagem original foi selecionado aquele agrupamento de maior intensidade  $I$  no espaço HSI. Na imagem  $I_2$  o grupo selecionado é aquele que corresponde ao DO e exsudatos duros. Como essas regiões exibem uma cor amarelada selecionou-se, o agrupamento de menor valor absoluto para a Equação 3.1 no espaço RGB.

$$\max(R) - \max(G) \quad (3.1)$$

onde  $\max(R)$  corresponde ao valor máximo na banda vermelha entre os pixels do agrupamento e  $\max(G)$  corresponde ao valor máximo na banda verde entre os pixels do agrupamento.

O resultado dessas seleções são apresentados nas Figuras 18d e 18e.

### 3.2.1.3 Remoção de Falsos Candidatos

É possível observar nas Figuras 18d e 18e a existência de partes do DO e de regiões brilhantes da retina marcadas como exsudatos, mesmo após realizadas todas as etapas anteriores. A principal característica dessas regiões destacadas é que são limitadas por vasos sanguíneos, os quais devem ser identificados e removidos. Ram e Sivaswamy (2009) realizam essa remoção por alargamento de contraste, que tem o objetivo de melhorar o contraste da imagem. Para isto, uma faixa de níveis de cinza tem seu valor incrementado, enquanto duas outras faixas de níveis de cinza têm seus valores decrementados (GONZALEZ; WOODS, 2011).

Após a operação de agrupamento, a região de vasos apresenta os mais altos valores de intensidade da componente vermelha, enquanto que as áreas de exsudatos e regiões brilhantes apresentam os mais altos valores da componente verde. Dessa forma, se a média dos valores dos pixels de cada objeto presente, na componente vermelha, for maior que a média desses objetos na imagem original, então o mesmo é removido. Espera-se, assim, que os objetos pertencentes à região do DO sejam eliminados, pois é nessa região que se encontram os vasos mais calibrosos (com maior diâmetro) da retina. Ao

término desse processo, as duas imagens resultantes são limiarizadas utilizando o método de Otsu (CHUTATAPE; DAWSON, 1996). A junção dessas duas imagens constitui o resultado final do algoritmo apresentado em (RAM; SIVASWAMY, 2009), ou seja, os objetos presentes nessa imagem são candidatos a exsudatos. Importante notar que em algumas situações o processo de limiarização elimina todas as regiões, indicando assim que a imagem original é saudável, ou seja, não contém exsudatos.

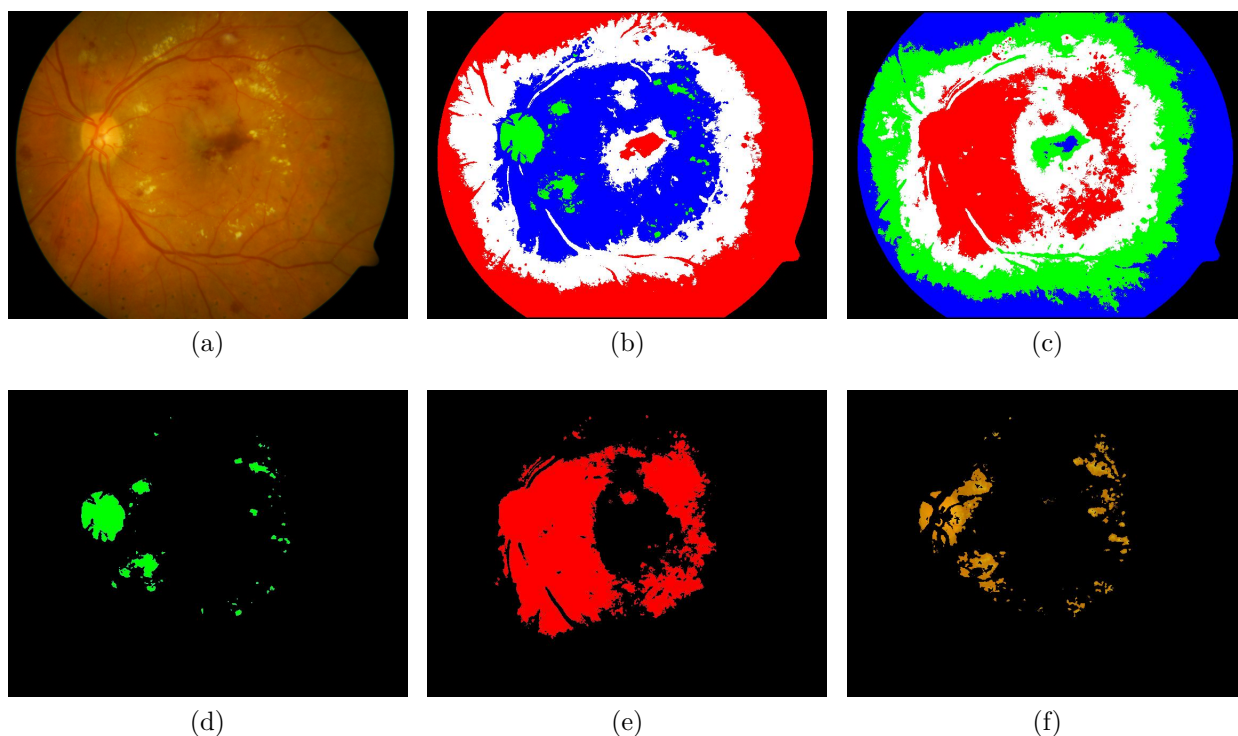


Figura 18 – Aplicação do algoritmo de detecção de exsudatos proposto por Ram e Sivaswamy (2009) (a) imagem original, (b) agrupamento com o vetor  $f_1$  (imagem  $I_1$ ), (c) agrupamento com o vetor  $f_2$  (imagem  $I_2$ ), (d) seleção dos grupos em  $I_1$ , (e) seleção dos grupos em  $I_2$ , (f) resultado final da seleção das regiões candidatas a exsudatos nas imagens  $I_3$  e  $I_4$ .

O principal problema observado nesse algoritmo é a eliminação dos falsos candidatos. O processo de eliminação pelo alargamento de contraste muitas vezes não elimina pequenos grupos de pixels isolados e nem objetos que possuem fragmentos de vasos e disco ópticos conectados, como podemos observar na Figura 18f, onde a região do disco óptico não foi eliminada.

### 3.3 Detecção do Disco Óptico

A localização do disco óptico é um importante marcador na análise de imagem da retina. Por exemplo, é utilizada como ponto de partida para rastrear os vasos (GAGNON et al., 2001), o valor do seu diâmetro serve como referência para medição de distâncias em



imagens da retina (LI; CHUTATAPE, 2001). Em caso de pacientes diabéticos a remoção da região do DO leva a uma diminuição de falsos positivo no diagnóstico de lesões como os exsudatos (SOPHARAK et al., 2010).

Muitas técnicas têm sido propostas para detectar o disco óptico (BERNARDES et al., 2011), sendo baseadas, principalmente, na sua forma circular e brilho relativamente elevado, quando comparado com o resto da imagem. Recentemente, outras abordagens têm sido propostas (HALEEM et al., 2013) e tentam explorar a informação fornecida pela estrutura dos vasos, ou seja, pelo fato de todos os vasos da retina terem origem no disco óptico (MOOKIAH et al., 2013). Haleem et al. (2013) sugerem uma classificação das diferentes abordagens para localizar o disco óptico: abordagem baseada em características locais (SINTHANAYOTHIN et al., 1999), abordagem baseada em um modelo (LI; CHUTATAPE, 2004) e abordagem geográfica (YOUSSIF et al., 2008).

Os primeiros algoritmos propostos para a detecção do disco óptico, utilizavam a abordagem baseada em características locais. Esses algoritmos, geralmente, assumiam que a variação dos níveis de cinza da região do DO era maior do que em qualquer outra parte da imagem (CHAUDHURI et al., 1989; LEE et al., 1999; SINTHANAYOTHIN et al., 1999). O DO era, dessa forma, localizado como sendo o maior agrupamento de pixels claros da imagem. Algoritmos que levam em consideração apenas a variação de intensidade são simples, rápidos e razoavelmente robustos na localização do DO em imagens de retinas saudáveis e em bases com pouca variação de imagens. Entretanto, um DO turvo pela incidência de vasos sanguíneos ou apenas parcialmente visível pode não ser identificado por esse tipo de método.

Como alternativa ao uso da variação de intensidade, e assumindo que a aparência das imagens de retina com retinopatias e seus achados (microaneurismas, exsudatos, etc.) não é tão brilhante como a do disco óptico, Walter e Klein (2001) aproximaram o centro do disco óptico ao centro da região mais brilhante do fundo da imagem. O método proposto por Park et al. (2006) é baseado também em características como morfologia e coloração do DO utilizando um algoritmo simples de processamento de imagem que inclui limiarização e detecção de objetos circulares pelo uso da transformada circular de Hough (RIZON et al., 2005) (CHT - *Circular Hough Transform*). Essas estratégias obtiveram bons resultados em imagens de um mesmo banco de dados. Porém, estas características mencionadas diferem bastante entre bases de imagens diferentes.

A abordagem baseada em modelos considera a descrição do DO e a busca da região da imagem mais similar a esse modelo. Alguns trabalhos (LI; CHUTATAPE, 2001; LI; CHUTATAPE, 2003; LI; CHUTATAPE, 2004) propuseram abordagens para localizar o DO combinando métodos de aglomeração de pixels e de análise de componentes principais. Inicialmente, os pixels mais brilhantes na imagem de intensidade eram selecionados como as regiões candidatas a disco óptico. Como esta estratégia funciona bem apenas

quando não há anomalias na imagem, como, por exemplo, grandes lesões de exsudatos, os autores destes trabalhos procederam então à análise das componentes principais sobre essas regiões. Em seguida, determinaram os vetores próprios de um conjunto de imagens de treino e cada uma das novas imagens foi projetada segundo estes vetores para um espaço específico, “o espaço do disco”. A distância entre os pixels pertencentes às regiões candidatas e à sua projeção foram calculadas e por fim, o centro do disco óptico foi considerado o ponto de distância mínima entre a imagem da retina e a sua projeção.

Alguns autores (LIU et al., 1997; BARRETT et al., 2001; ZHU et al., 2010; SEKHAR et al., 2011) investigaram a aplicação da CHT para localização do DO. Essa transformada é tolerante a lacunas na descrição do contorno de estruturas e é pouco afetada pela presença de ruídos na imagem (BARRETT et al., 2001). Essas características são úteis na detecção do DO já que este não possui bordas claramente definidas. Em muitas situações essas bordas são interrompidas por vasos sanguíneos. Outra abordagem em que a CHT é utilizada para localizar o DO é apresentada em (FLEMING et al., 2007). Nesse método, os autores utilizaram as componentes vermelha e verde, numa razão de 1 para 4 e calcularam a imagem gradiente usando o operador de Sobel. Finalmente, a CHT foi aplicada sobre a imagem gradiente, correspondendo o DO à circunferência de máximo acumulador no espaço de Hough. O que restringe o uso da transformada de Hough é a necessidade de detecção das bordas do DO. Já que os algoritmos de detecção de bordas não apresentam soluções aceitáveis quando as fronteiras são difusas.

A abordagem geográfica é baseada sobretudo na informação fornecida pela estrutura dos vasos, isto é, no fato de todos os vasos da retina originarem-se no disco óptico. Embora a detecção dos principais vasos seja uma operação complexa, a relação geométrica entre o disco e os vasos pode ser utilizada para identificar a localização do disco.

No método descrito em (FORACCHIA et al., 2004) foi exposto que todos os vasos da retina têm origem no DO e o caminho deles segue um padrão direcional semelhante a uma curva parabólica. Estes autores propuseram um novo método geométrico paramétrico baseado na detecção preliminar dos principais vasos da retina e estes foram aproximados por duas curvas parabólicas em que dois dos parâmetros do modelo geométrico correspondem às coordenadas do centro do DO.

No algoritmo introduzido por Kavitha e Devi (2005), os autores propuseram um método para detectar o DO e os exsudatos em imagens da retina. O algoritmo desenvolvido é composto de três passos: o primeiro deles trata da segmentação dos vasos usando um filtro da mediana e operações morfológicas, e na detecção do ponto de convergência por modelagem dos vasos sanguíneos, utilizando um algoritmo baseado no critério dos mínimos quadrados. O segundo passo trata da extração das regiões mais brilhantes, usando limiarização multinível, que incluem o DO e eventuais lesões. Finalmente, no terceiro passo é realizada a detecção do DO através das regiões mais brilhantes e do fato do ponto



de convergência dos vasos situar-se dentro do disco, classificando as outras regiões como lesões.

Um método para detectar a posição aproximada do DO foi proposto em (ABRAMOFF; NIEMEIJER, 2006) aplicando o método de classificação dos  $k$ -vizinhos mais próximos. Os autores desenvolveram um modelo de regressão para a posição do DO baseado na relação entre a distância do disco ao centro da imagem e de uma medida de circularidade. Em seguida segmentaram os vasos e calcularam a distância de cada um dos pixels dos vasos ao centro do DO determinado pelo modelo. Com isso escolheram como melhor candidato a centro do disco óptico o ponto que estivesse mais perto do centro do modelo.

Similarmente aos trabalhos de (HOOVER; GOLDBAUM, 2003) e de (ABRAMOFF; NIEMEIJER, 2006), (ROBERTO; ANDREA, 2007) introduziram um modelo geométrico baseado na convergência dos vasos para localizar o DO. Os vasos foram segmentados, e dada a sua maior densidade dentro e à volta do disco óptico um mapa de densidades foi calculado a partir destes vasos, em que o valor máximo de densidade foi escolhido como a melhor localização para o disco.

Em (YOUSSEF *et al.*, 2008), os autores apresentaram um método em que, inicialmente, a iluminação e o contraste foram normalizados e os vasos segmentados. A partir desta etapa, os autores desenvolveram um mapa das direções dos vasos. Para reduzir o número de candidatos a DO, todos os pixels classificados como pertencentes aos vasos que não estavam dentro de janelas  $41 \times 41$  cujo centro era um dos pixels mais brilhantes da imagem, foram marcados como pixels não pertencentes aos vasos. A partir da imagem resultante desta nova classificação, foram obtidas as coordenadas dos candidatos a centro do DO. A diferença entre estes pontos obtidos e os pontos correspondentes ao mapa das direções dos vasos à volta de cada uma das áreas dos candidatos a centro do disco foi calculada. O mínimo dessa diferença foi adotado como uma estimativa das coordenadas do disco óptico.

Segundo (HALEEM *et al.*, 2013) a determinação do ponto de convergência dos vasos é a maneira mais eficiente de localização do DO e os métodos que utilizam essa estratégia obtiveram altas taxas de acerto em imagens saudáveis. Porém, tais métodos são suscetíveis a erros na presença de lesões brancas na imagem. Além disso, em imagens com glaucoma o aumento da pressão ocular altera as características dos vasos no DO, o que pode desorientar a busca pelo ponto de convergência.

Kumari (2009) realizou uma avaliação, para fins de comparação, de métodos de detecção do DO. Porém, nesse trabalho, os autores avaliam apenas três métodos em 44 imagens. Nesta tese, seis métodos de detecção do DO foram avaliados e são descritos com mais detalhes nas seções seguintes.

### 3.3.1 Método de Liu et al. (1997)

Em (LIU et al., 1997), o algoritmo de identificação do disco óptico considera unicamente a diferença de brilho do DO e o fundo da imagem. Os autores utilizam apenas a componente de cor vermelha, porque os vasos sanguíneos do disco óptico não aparecem nessa componente, mas podem interferir com a detecção de bordas na componente verde. Inicialmente o algoritmo busca por uma região de interesse (ROI) de 180x180 pixels (medidas que devem ser alteradas dependendo da base de imagens utilizada) que possua os 2% de pixels mais brilhantes da componente vermelha. Calcula-se o gradiente da ROI e aplica-se a detecção dos pontos da borda através do operador Sobel.

Este operador calcula o gradiente da intensidade da imagem em cada ponto, dando a direção da maior variação de intensidade de claro para escuro e a quantidade de variação nessa direção. Com esse procedimento, obtém-se uma noção de como varia a luminosidade em cada ponto, de forma mais suave ou abrupta. Com este processo se estima a presença de uma transição claro-escuro e de qual a orientação desta. Como as variações claro-escuro intensas correspondem a fronteiras bem definidas entre objetos (disco óptico e o fundo da imagem), a detecção de bordas é bem sucedida. Após a binarização da imagem, a CHT é aplicada em busca do contorno do disco óptico.

De acordo com os autores (LIU et al., 1997), os testes foram conduzidos utilizando 20 imagens coletadas pelo *Singapore Tan Tock Seng Hospital* e os resultados experimentais mostraram que o método falhou em duas imagens porque a região do DO estava borrada.

### 3.3.2 Método de Akram et al. (2010)

Em (AKRAM et al., 2010) foi introduzido um método automático de detecção do DO em imagens de retina, em que o algoritmo aplica o filtro da média na banda verde para remover o ruído de fundo. Como a região do DO é considerada a porção mais clara da retina, os autores localizaram os pixels com maior valor de nível de cinza no histograma da imagem. Esses pixels formam, dessa forma a ROI.

O DO é selecionado dentro da ROI pela aplicação da CHT. Para isso, os autores utilizaram o operador de Canny na detecção de bordas e plotaram um círculo onde o DO é detectado. Os testes foram conduzidos na base DRIVE (40 imagens), STARE (20 imagens), DIARETDB0 (KAUPPI et al., 2006) (130 imagens) e DIARETDB1 (89 imagens). A decisão sobre sucesso ou falha foi baseada em observação de especialistas e a taxa de sucesso alcançada foi de 96,7%.

### 3.3.3 Método de Rajaput et al. (2011)

O trabalho de (RAJAPUT et al., 2011) apresentou um método de localização da fóvea em imagens coloridas de retina, o qual considera um conhecimento a priori do

diâmetro e centro do DO. Em virtude dessa informação os autores propuseram um método de detecção do DO.

Com este objetivo, os autores aplicam uma equalização de histograma no canal vermelho da imagem para realçar o contraste. Em seguida a imagem é invertida e as áreas de mínima intensidade são identificadas utilizando a transformada H (SOILLE, 2003). Rajaput et al. (2011), empiricamente, definiram o valor de  $h$  (altura limite) como 20 pixels. O resultado desse processamento é uma imagem binária com os pixels brancos representando as regiões de mínima intensidade da imagem original. Essas regiões de mínimo são pixels conectados e que possuem o mesmo valor de intensidade e cujo os pixels da borda externa possuem um valor de intensidade mais alto.

Para eliminar falsas regiões localizadas, os autores aplicaram uma abertura morfológica com um elemento estruturante no formato de disco com diâmetro de 8 pixels. Por fim, a média de intensidades de cor é calculada para identificar e selecionar as regiões com menor média de intensidade como a região do DO.

Os testes foram realizados em 33 imagens da base DRIVE, porém, não há relato no trabalho sobre a quantidade de erros e acertos do método de detecção do DO.

### 3.3.4 Método de Dehghani et al. (2012)

Em (DEGHANI et al., 2012) os autores utilizaram as 4 primeiras imagens da base DRIVE para construir um modelo do DO. Entretanto, ao invés de construir uma imagem como modelo, eles construíram três modelos de histograma; cada um correspondendo a uma componente de cor. Para construir o histograma modelo, se aplica um filtro da média com o objetivo de reduzir o ruído da imagem. Em seguida, é extraído de cada imagem de retina uma janela com o tamanho típico do DO ( $80 \times 80$ ). No próximo passo, para todas as janelas que representam o DO, os três canais de cores são separados e são calculados os histogramas para cada canal. Finalmente, os histogramas modelo são construídos com base na média dos 4 histogramas escolhidos.

Para detectar o DO em uma imagem de retina, após o cálculo dos três histogramas e a construção do modelo de histograma do DO, o algoritmo computa a correlação entre o histograma de cada canal de cor de uma janela deslizante na imagem e os histogramas modelos. Os resultados de correlação máximo obtido identificam a janela que corresponde à localização do DO.

Os autores aplicaram o método proposto nas 40 imagens da base DRIVE, em 81 imagens da base STARE e em 273 imagens de um banco de imagens local. As taxas de sucesso foram, respectivamente, 100%, 91,36% e 98,90% para esses três conjuntos de imagens.

### 3.3.5 Método de Sekar e Nagarajan (2012)

Sekar e Nagarajan (2012) propuseram um método de localização do DO com o uso de histograma e técnicas de agrupamento. Neste método, o primeiro passo consiste determinar as regiões candidatas a DO realizando um agrupamento dos pixels mais claros na banda de cor vermelha da imagem de retina como em (LI; CHUTATAPE, 2001).

Dentre todas as regiões candidatas resultantes do processo de agrupamento três são selecionadas. Essa seleção é realizada na banda verde da imagem e utilizando três métodos independentes chamados de método da máxima diferença, método da máxima variância e método do filtro Gaussiano passa baixa. Baseados nas características do histograma na banda azul dos três candidatos selecionados, os autores selecionam uma sub-janela em cada um dos três candidatos. O centro da sub-janela que possuir o maior número de pixels claros na banda azul é escolhido como centro do DO.

A validação do algoritmo proposto foi realizada na base MESSIDOR. Os autores relatam que o algoritmo foi capaz de detectar o DO em 1194 imagens das 1200 da base de imagens. Esse resultado produz uma taxa de sucesso de 99,50%. Porém, não há no artigo uma descrição da metodologia de avaliação adotada.

### 3.3.6 Método de Punnolil (2013)

Punnolil (2013) apresentaram um sistema automatizado para detecção e classificação de gravidade do edema macular. Para isso, o centro do DO foi detectado e a região da fóvea foi localizada utilizando as informações das arcadas vasculares superiores e inferiores da retina

Para detecção do DO os autores aplicaram um operador de fechamento morfológico no canal verde da imagem com um elemento estruturante octagonal de raio 15 para eliminar os vasos sanguíneos da região do DO. Um operador de vizinhança em coluna (RAHEEMA, 2011) foi aplicado usando uma janela deslizante de tamanho  $11 \times 11$ . A imagem resultante foi binarizada com um valor de limiar de 0,95 com base em uma estimativa interativa para cada imagem. Por fim, o centro da região resultante da binarização é fixado como sendo o centro do DO.

Os testes foram realizados em 251 imagens das base DRIVE, STARE e DIARETDB0 porém, não há relato no trabalho sobre a quantidade de erros e acertos do método de detecção do DO.

# 4 PROPOSTAS PARA DETECÇÃO DE ESTRUTURAS DA RETINA

Esse capítulo apresenta as principais contribuições desta tese em termos de novos métodos de detecção de estruturas da retina (fóvea e exsudatos) e de avaliação da detecção do disco óptico. A Seção 4.1 apresenta o algoritmo proposto para detecção do centro da fóvea, bem como a metodologia de avaliação proposta para mensurar sua eficácia. A Seção 4.2 apresenta o algoritmo proposto para detecção e segmentação de exsudatos e a metodologia de avaliação utilizada. Por fim, a Seção 4.3 apresenta a metodologia de avaliação utilizada para medir a eficácia dos algoritmos de detecção do disco óptico.

## 4.1 Método de Detecção do Centro da Fóvea

O Algoritmo 1 apresenta um pseudocódigo do nosso método de detecção do centro da fóvea. Os dados de entrada do algoritmo são a imagem de retina, coordenadas do DO e seu diâmetro.

---

**Algoritmo 1** Pseudocódigo para detecção da fóvea.

---

- 1: **Procedimento** DETERMINAÇÃO DA ROI
  - 2:   Encontrar o ponto central da imagem ( $C_I$ );
  - 3:   Traçar um segmento de reta conectando  $C_I$  a  $C_{DO}$ ;
  - 4:   Marcar o ponto médio ( $M$ ) desse segmento;
  - 5:   A partir de  $M$ , subtrair  $1DD$  da coordenada vertical;
  - 6:   Desenhar um quadrado com lado de comprimento igual a  $2DD$ ;
  - 7: **fim Procedimento**
  - 8: Realize a segmentação dos vasos da região da ROI utilizando o método proposto em (ZANA; KLEIN, 2001) e marque os pixels correspondentes a vasos com a cor branca;
  - 9: **Procedimento** CALCULO DA NOVA REPRESENTAÇÃO DE COR DA ROI ( $I_{rgb}$ ):
  - 10:   Obtenha os canais vermelho ( $I_r$ ), verde ( $I_g$ ) e azul ( $I_b$ ) de  $I_F$ ;
  - 11:   Calcule  $I_{rgb}$  utilizando a equação 4.1;
  - 12: **fim Procedimento**
  - 13: Encontre as três sub-janelas ( $W_1, W_2, W_3$ ) com lados de comprimento  $0, 25DD$  e que possuam o menor número de pixels brancos;
  - 14: Calcule a média de intensidade de cor das sub-janelas  $W_1, W_2, W_3$ ;
  - 15: Marque como centro da fóvea as coordenadas do centro da janela com menor média de intensidade de cor;
- 

O primeiro passo do algoritmo para detecção do centro da fóvea é a determinação da região de interesse (ROI). O algoritmo proposto nesta tese utiliza as coordenadas do centro do DO ( $C_{DO}$ ) e seu diâmetro da imagem de fundo de olho para determinar o

tamanho e a localização da ROI. A Figura 19 ilustra um exemplo de localização da ROI do algoritmo proposto.

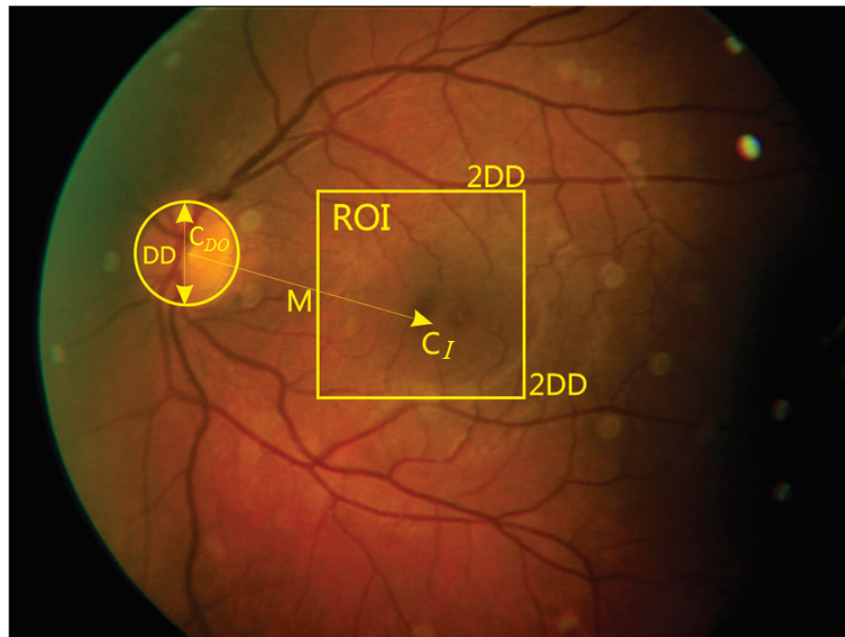


Figura 19 – Exemplo de determinação da ROI para detecção da fóvea.

Os passos para determinação da ROI são apresentados nas linhas 1 a 7 do Algoritmo 1. Essa estratégia tem como objetivo preservar a região da fóvea. Esse objetivo foi cumprido em praticamente todas as imagens testadas. Nos testes realizados ocorreu apenas uma falha em 254 imagens. Essa falha ocorreu em uma imagem onde o diâmetro do DO é bem menor do que o padrão anatômico. Além disso, a estratégia proposta não requer a informação de qual olho será processado (esquerdo ou direito) como em (TAN et al., 2009).

Para detectar o centro da fóvea, a proposta deve levar em consideração que esta é uma região que não contém vasos sanguíneos (PINHAS et al., 2013). A Figura 20 apresenta uma imagem de angiografia por fluoresceína de um microscópio. A imagem mostra que existe uma intrincada rede de vasos por toda a mácula. Porém, a região da fóvea é nitidamente avascular.

Dessa forma, após a determinação da ROI, o algoritmo executa uma segmentação da rede de vasos sanguíneos e marca os pixels pertencentes a vasos com a cor branca como ilustra a Figura 21. O algoritmo de segmentação de vasos aplicado é o conhecido método baseado em morfologia matemática introduzido por Zana e Klein (2001). A escolha desse método baseou-se no fato de que o mesmo é tão eficiente quanto outros métodos de segmentação de vasos (MARTINS et al., 2009) e não necessitar de etapas de treinamento e teste.

As regiões da mácula e fóvea se caracterizam por ser a região mais escura na

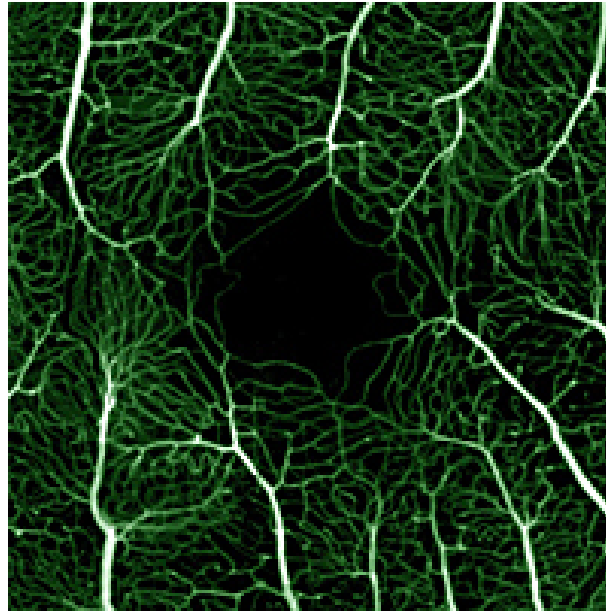


Figura 20 – Rede de vasos na região da mácula. Adaptada de Pinhas et al. (2013).

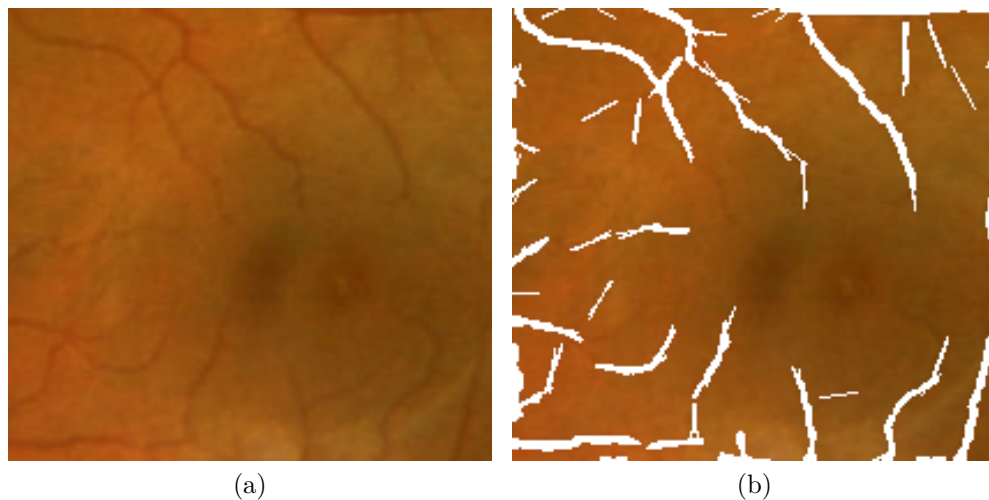


Figura 21 – ROI a)no detalhe, b) com os vasos segmentados.

imagem de retina devido a grande quantidade de células fotoreceptoras. Assim, o algoritmo realiza uma busca pela janela mais escura e que contém o menor número de pixels de vasos. Na literatura não há um consenso de qual banda de cor utilizar. Alguns trabalhos utilizam a banda vermelha (LIU et al., 1997), outros a banda verde (SAGAR et al., 2007; AKRAM et al., 2014) e até a imagem em nível de cinza (formada pelas três componentes) (TAN et al., 2009; PAINTAMILSELVI; SHYAMALA, 2012). Para melhor definirmos o padrão a ser utilizado ( $I_{rgb}$ ) foram realizados vários testes utilizando a fusão das bandas de cores RGB ( $I_r$ ,  $I_g$  e  $I_b$ ) através a Equação 4.1.

$$I_{rgb} = \sqrt{t_r(I_r - O_r)^2 + t_g(I_g - O_g)^2 + t_b(I_b - O_b)^2}, \quad (4.1)$$

em que  $O_r$ ,  $O_g$  e  $O_b$  representam a origem dos espaços de cor e  $t_r$ ,  $t_g$  e  $t_b$  são pesos dados



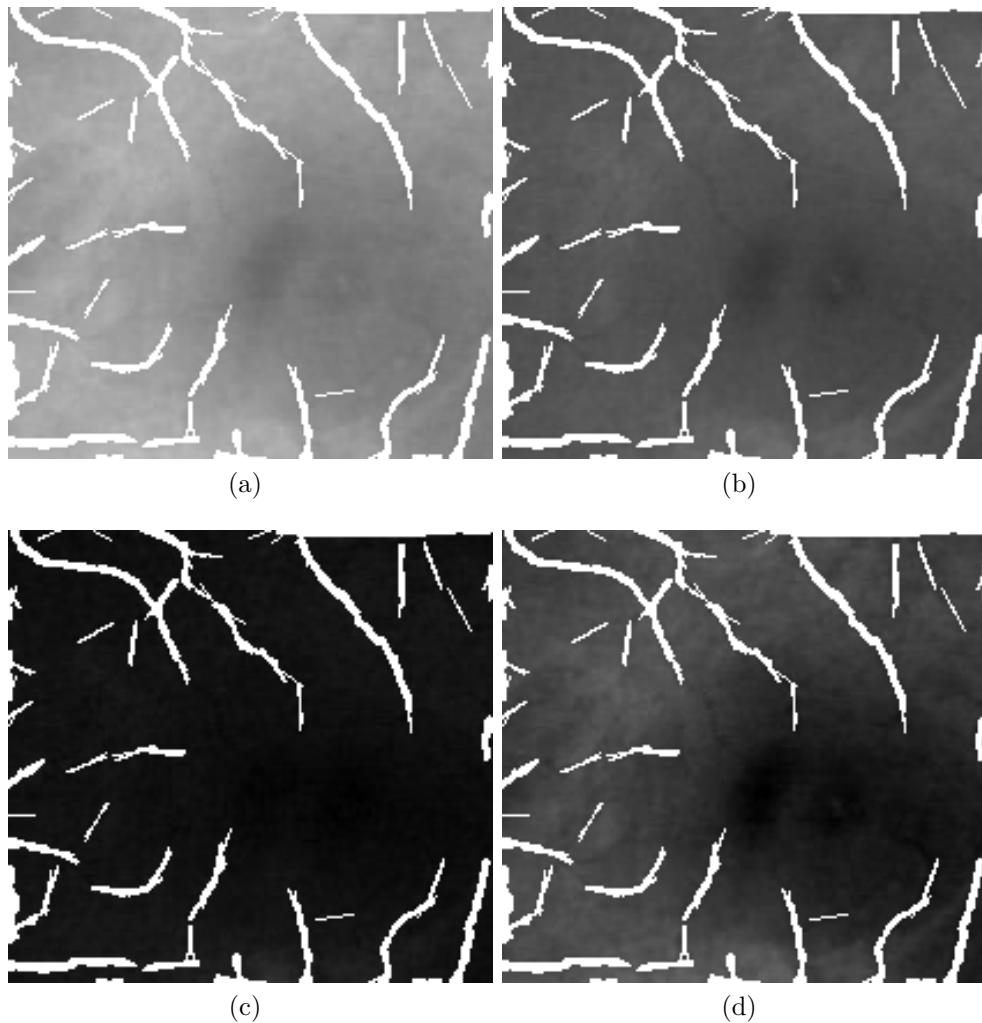


Figura 22 – Bandas de cor (a) vermelha ( $I_r$ ), (b) Verde  $I_g$ , (c) Azul ( $I_b$ ) e (d)  $I_{rgb}$  calculada pela equação 4.1 com  $t_r = 1$ ,  $t_g = 1$ , e  $t_b = 0$ .

a cada componente.

Os testes demonstraram que a melhor escolha para os pesos na Equação 4.1 são  $t_r = 1$ ,  $t_g = 1$  e  $t_b = 0$ . Com estes valores o método de detecção do centro da fóvea obteve os melhores valores de Acurácia segundo a metodologia de avaliação usada em (TOBIN et al., 2007). A Figura 22d ilustra a imagem resultante. Pode-se observar que a fusão das bandas vermelha (Figura 22a) e verde (Figura 22b) resultou em uma imagem com maior contraste entre a região da fóvea e o plano de fundo da ROI. A utilização da banda verde é justificada pois o contorno da fóvea é melhor definido já que os pixels escuros são mais visíveis. Entretanto, a diferença de intensidade de cor entre a fóvea e o plano de fundo é pequena. Por outro lado, os pixels de alta intensidade são mais visíveis no canal vermelho. Com relação à banda azul (Figura 22c) esta apresenta pouca informação de modo que se possa diferenciar a fóvea do plano de fundo.

Após o cálculo da imagem  $I_{rgb}$ , o algoritmo encontra as três janelas com lados de



comprimento  $0,25DD$  e que possuam o menor número de pixels brancos, ou seja, três janelas da ROI com menos pixels de vasos. O algoritmo define como centro da fóvea a coordenada central da janela com menor média de intensidade de cor. A escolha de avaliarmos três janelas visa reduzir a possibilidade de que erros provenientes da segmentação dos vasos influenciem no resultado final do algoritmo. A Figura 23 apresenta as etapas da aplicação do algoritmo proposto.

#### 4.1.1 Metodologia de Avaliação Proposta

Apesar da fóvea ser uma região da retina com características peculiares ela não possui bordas bem definidas (diferente dos exsudatos e DO, por exemplo) o que dificulta o uso de métricas de avaliação que utilizam informação de área. Dessa forma, propusemos um critério para avaliar métodos computacionais de detecção do centro da fóvea combinando as propostas discutidas em (TOBIN et al., 2007; SEKHAR et al., 2011) e as características anatômicas da retina humana. Esse critério leva em consideração a distância da coordenada do centro da fóvea dada como verdade-terrestre e a coordenada disponibilizada pelo algoritmo.

Tobin et al. (2007) definiram um critério para localização da mácula considerando a distância de  $1DD$  entre a coordenada estimada e a coordenada manualmente selecionada pelo especialista. Essa distância foi estabelecida com base no fato de que a mácula possui um diâmetro de aproximadamente 2 ou 3 vezes o do DO. Sekhar et al. (2011) avaliaram seu método de detecção da fóvea em imagens de três bases: DRIVE, STARE e ARIA. Não há informação sobre qual foi o critério utilizado nos testes das bases DRIVE e STARE. Porém, nas imagens da base ARIA os autores assumiram que se a distância entre a coordenada marcada pelo algoritmo e a coordenada da verdade-terrestre for menor que  $0,25DD$  este é um indicativo de sucesso na detecção.

Em termos físicos, o DO possui um diâmetro aproximado de  $1,5\text{mm}$ , enquanto a mácula possui um diâmetro que varia de  $3\text{mm}$  a  $4\text{mm}$  e a fóvea possui um diâmetro de até  $0,25\text{mm}$  (SCHWIEGERLING, 2004). Dessa forma, observa-se que, com relação ao diâmetro do DO, o diâmetro da mácula é aproximadamente duas vezes maior, enquanto o da fóvea é cerca de quarto vezes menor. Nesta tese, estabelecemos que o resultado de um algoritmo pode ser: sucesso, satisfatório ou falha. Como a determinação da ROI é de suma importância para o desempenho do algoritmo, também avaliamos a qualidade da sua determinação.

Com relação à ROI, as classes são definidas segundo os critérios:

1. Sucesso: quando a mácula e fóvea estão inteiramente dentro da ROI;
2. Satisfatório: quando somente a fóvea está dentro da ROI;

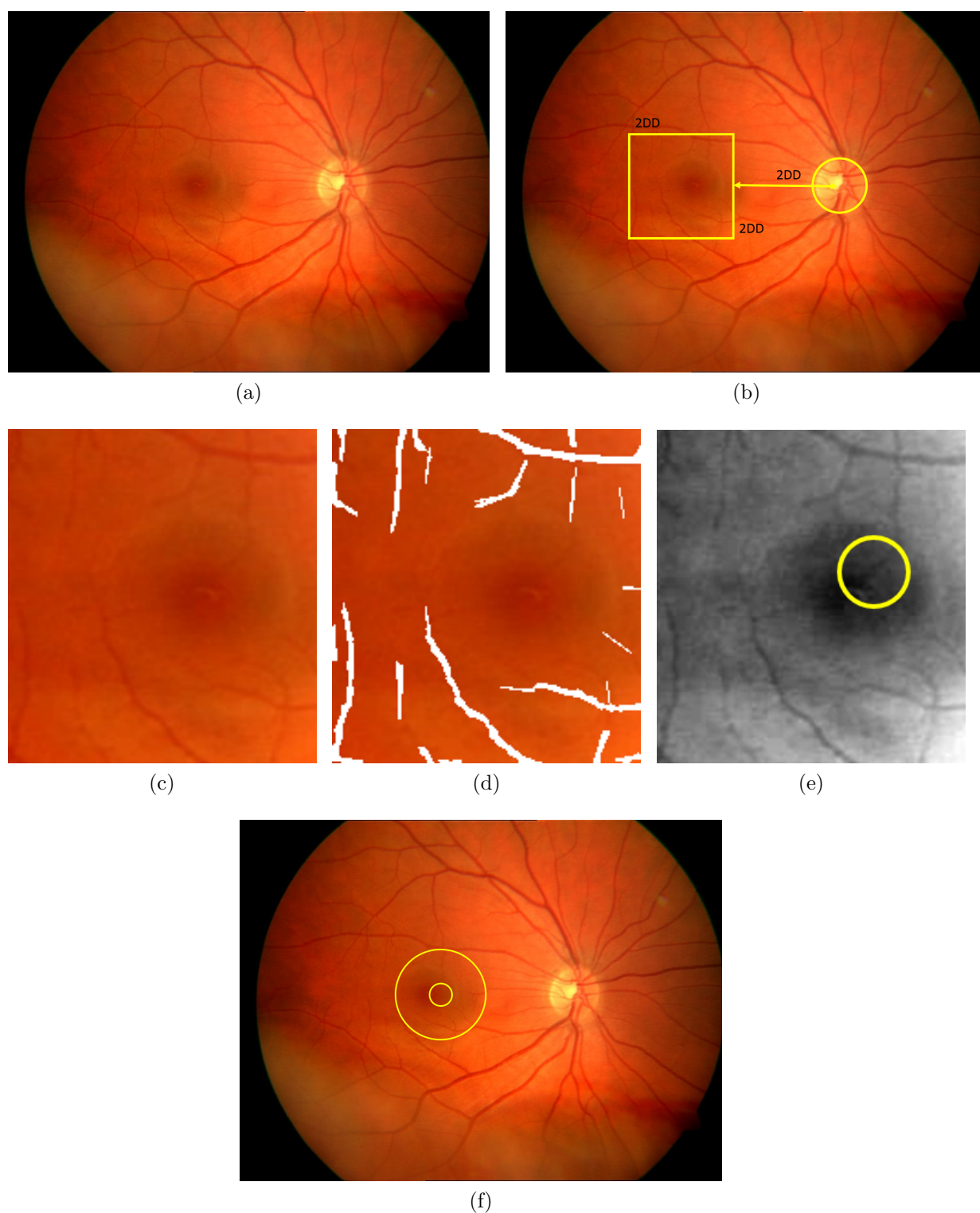


Figura 23 – Aplicação do algoritmo de detecção do centro da fóvea: (a) imagem original, (b) determinação da ROI, (c) ROI em detalhe, (d) ROI com os vasos segmentados, (e) representação da ROI utilizando a fusão de bandas (o círculo amarelo representa a janela com menor média de intensidade de cor), (f) resultado da aplicação do algoritmo.

3. Falha: quando nenhuma das situações acima ocorrer.

A Figura 24 apresenta exemplos de resultados de determinação da ROI rotulados seguindo esses critérios.

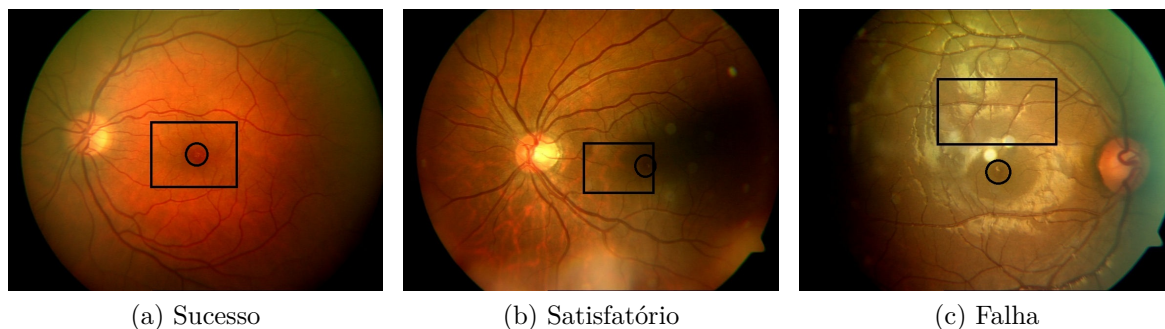


Figura 24 – Exemplos de casos de sucesso, satisfatório e falha na determinação da ROI dos algoritmos de (a), (b) Liu et al. (1997) e (c) Tan et al. (2009).

Na determinação das coordenadas do centro da fóvea adotamos os seguintes critérios:

1. Sucesso: se a distância entre o ponto marcado pelo algoritmo e a verdade-terrestre for menor do que  $0,25DD$ ;
2. Satisfatório: se a distância entre o ponto marcado pelo o algoritmo e a verdade-terrestre estiver entre  $0,25DD$  e  $1DD$ ;
3. Falha: quando nenhuma das situações acima ocorrer.

A Figura 25 ilustra um exemplo de imagem da base ARIA e os resultados da detecção da fóvea de quatro métodos implementados.

Uma outra justificativa que reforça a utilização de três classes para os resultados obtidos se refere a uma das principais aplicações práticas para a detecção automática da fóvea, que é o diagnóstico do edema macular. O nível de severidade do edema macular (EM) é classificado em três estágios, como segue:

- Brando: existem exsudatos na retina, porém nenhum da região da mácula;
- Moderado: existem exsudatos na região da mácula, mas não na fóvea;
- Severo: existem exsudatos na região da fóvea.

Dessa forma, a classificação dos resultados de detecção da fóvea em três classes é de suma importância para os sistemas de graduação do EM. Na metodologia de avaliação proposta os algoritmos com maiores taxas de sucesso garantem maior precisão no



Figura 25 – Imagem de retina com a verdade terrestre da posição da fóvea (em preto) e o resultado da detecção de quatro métodos. (a) Liu et al. (1997) (satisfatório) em azul; (b) Sagar et al. (2007) (satisfatório) em branco; (c) Tan et al. (2009) (sucesso) em amarelo, and (d) Sekhar et al. (2011) (falha) em verde.

diagnóstico do EM. Além disso, é possível separar os casos de sucesso daqueles com detecção satisfatória que, provavelmente, devem ser submetidos a apreciação de um médico especialista.

## 4.2 Método de Segmentação de Exsudatos

A partir da análise dos resultados do algoritmo de Ram e Sivaswamy (2009) (apresentado na Seção 3.2.1), foram observados pixels isolados e regiões pertencentes ao DO, os quais foram classificados como exsudatos. Possivelmente este erro de classificação foi decorrente de alguma falha no processo de agrupamento ou na remoção de falsos candidatos. Para corrigir esse problema, foram introduzidas modificações nesse algoritmo, como ilustram as regiões marcadas em azul no diagrama da Figura 26. Dessa forma, a metodologia proposta combina agrupamento nebuloso e técnicas de morfologia matemática, além de prover a detecção do disco óptico considerando que o mesmo é um ponto de convergência dos vasos.

### 4.2.1 Agrupamento de Pixels

No algoritmo K-médias um objeto pertence a um único grupo apenas, enquanto que nas técnicas de agrupamentos nebulosos (*fuzzy clustering*), os dados podem possuir características que permitam associá-los a diversos grupos, segundo uma função de per-

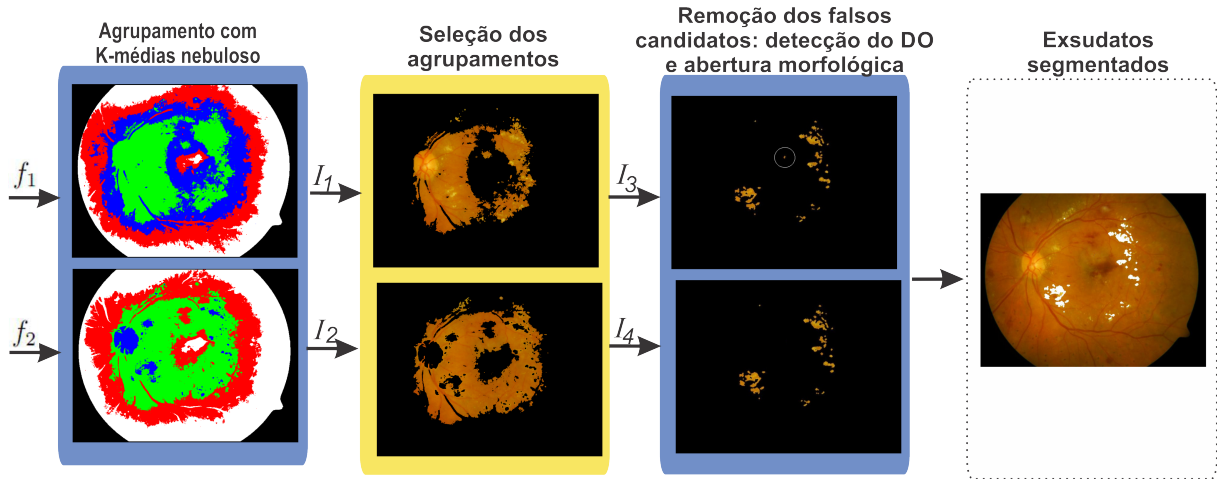


Figura 26 – Diagrama do sistema proposto. Regiões em azul representam as etapas modificadas no algoritmo original.

tinência ponderada (BEZDEK et al., 2004). Esse interessante aspecto destaca que um determinado indivíduo não é típico de um grupo específico e que se assemelha em maior ou menor grau com indivíduos de mais de um grupo. Dessa forma, o algoritmo K-médias nebuloso se mostra menos suscetível a erros de agrupamento causados pela diferença nos padrões de iluminação da imagem. De fato, este algoritmo foi integrado a outros trabalhos de detecção de exsudatos (OSAREH et al., 2001; ZHANG; CHUTATAPE, 2005; SOPHARAK et al., 2009), sendo que alguns destes métodos foram utilizados na presente tese para comparação e avaliação de desempenho do método proposto. O algoritmo 2 mostra melhor o funcionamento do K-médias nebuloso.

---

**Algoritmo 2** Algoritmo K-médias nebuloso.

---

- 1: Inicialize os  $K$  centros  $(w_1, \dots, w_k)$ , que representam as classes;
- 2: Cada classe  $C_j$  é associada a um centro  $w_j$ ;
- 3: Para cada dado de entrada  $x$ , assinalo-o como pertencente à classe  $C_j$ , caso  $w_j$  seja o centro mais próximo a este dado;
- 4: Para cada classe  $C_j$ , atualize os centros  $w_j$  através da média de todas as amostras de dados assinaladas como pertencentes a cada classe  $C_j$ ;
- 5: Calcular a função de erro  $E$ :

6:

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{x \in C_j} u_j^z \|x - w_j\|^2$$

- 7: Repetir passos 3, 4 e 5 até que o erro  $E$  não mude significativamente;
- 

A variável  $u_j$  determina o grau de pertinência de um vetor  $x$  ao agrupamento representado pelo protótipo  $w_j$  e  $z$  representa o grau de nebulosidade da função.

Nos testes preliminares dos algoritmos propostos foram adotados os mesmos parâmetros de ajuste do algoritmo K-médias nebuloso apresentado no experimento de (SOPHARAK et al., 2009), a saber, grau de nebulosidade igual 2, número de iterações 200 e erro



máximo de  $10^6$ . Posteriormente, variações destes parâmetros foram testadas com o objetivo de ajustar valores para os quais os resultados de agrupamento não se alterassem com os mesmos. Assim, o grau de nebulosidade utilizado foi mantido em 2, a quantidade máxima de iterações foi fixada em 2000 e o limiar de distorção máximo em  $10^8$ . Ressalta-se que a escolha empírica desses valores assegurou que a aleatoriedade da escolha dos agrupamentos iniciais não interferisse no resultado final do agrupamento. Dessa forma, o algoritmo proposto converge sempre para o mesmo resultado, independente da escolha dos grupos iniciais.

#### 4.2.2 Remoção de Falsos Candidatos

Outra contribuição do método consiste na proposta da eliminação da região do DO através da detecção dos vasos sanguíneos. Essa técnica foi adotada, porque estratégias que utilizam a informação de que o DO é a região de convergência dos vasos têm sido bem sucedidas para este fim (HALEEM et al., 2013). Para a detecção dos vasos sanguíneos foi utilizado um algoritmo baseado em técnicas de MM proposto por Zana e Klein (2001). Para a remoção do DO, a rede de vasos foi representada por segmentos de retas com a aplicação da transformada de Hough (GONZALEZ; WOODS, 2011). Foi realizada uma busca por três janelas quadradas de lado igual à metade do raio do DO (70 pixels) com a maior quantidade e proximidade de retas. O centro do DO foi determinado como sendo o centro da janela com maior quantidade de pixels brancos na imagem de vasos. A justificativa desta escolha se deve ao fato de que os vasos que convergem para o DO são os mais calibrosos da rede.

A eliminação do DO foi realizada de duas formas, em uma delas foi removida uma janela de tamanho aproximadamente igual ao DO, enquanto que na outra foi removida a região conectada ao DO. A eliminação da região é bem específica e remove apenas partes conectadas à região identificada como DO, enquanto que a remoção da janela elimina regiões da vizinhança do DO.

Para eliminação de regiões com falsos candidatos foram avaliadas técnicas que utilizam morfologia matemática. A MM pode ser caracterizada como um conjunto específico de operações sobre imagens capaz de analisar estruturas espaciais, extrair informações relativas à geometria e à topologia de uma imagem, através de um conjunto completamente definido, denominado Elemento Estruturante (SOILLE, 2003). Nesta tese, optamos pela utilização de uma abertura morfológica a qual é composta de uma erosão seguida de uma dilatação. A abertura geralmente suaviza o contorno de um objeto, rompe os istmos e elimina as saliências finas. Quanto à escolha da forma e tamanho do elemento estruturante, tomamos por base o padrão dos falsos candidatos, os quais são regiões pequenas e de formato circular. Assim, as simulações realizadas levaram à escolha de um elemento estruturante na forma de uma circunferência de raio igual a 3 pixels. Nesta tese, denomi-

namos esse algoritmo de Fuzzycluster 5 e a Figura 27 apresenta o resultado da aplicação do mesmo.

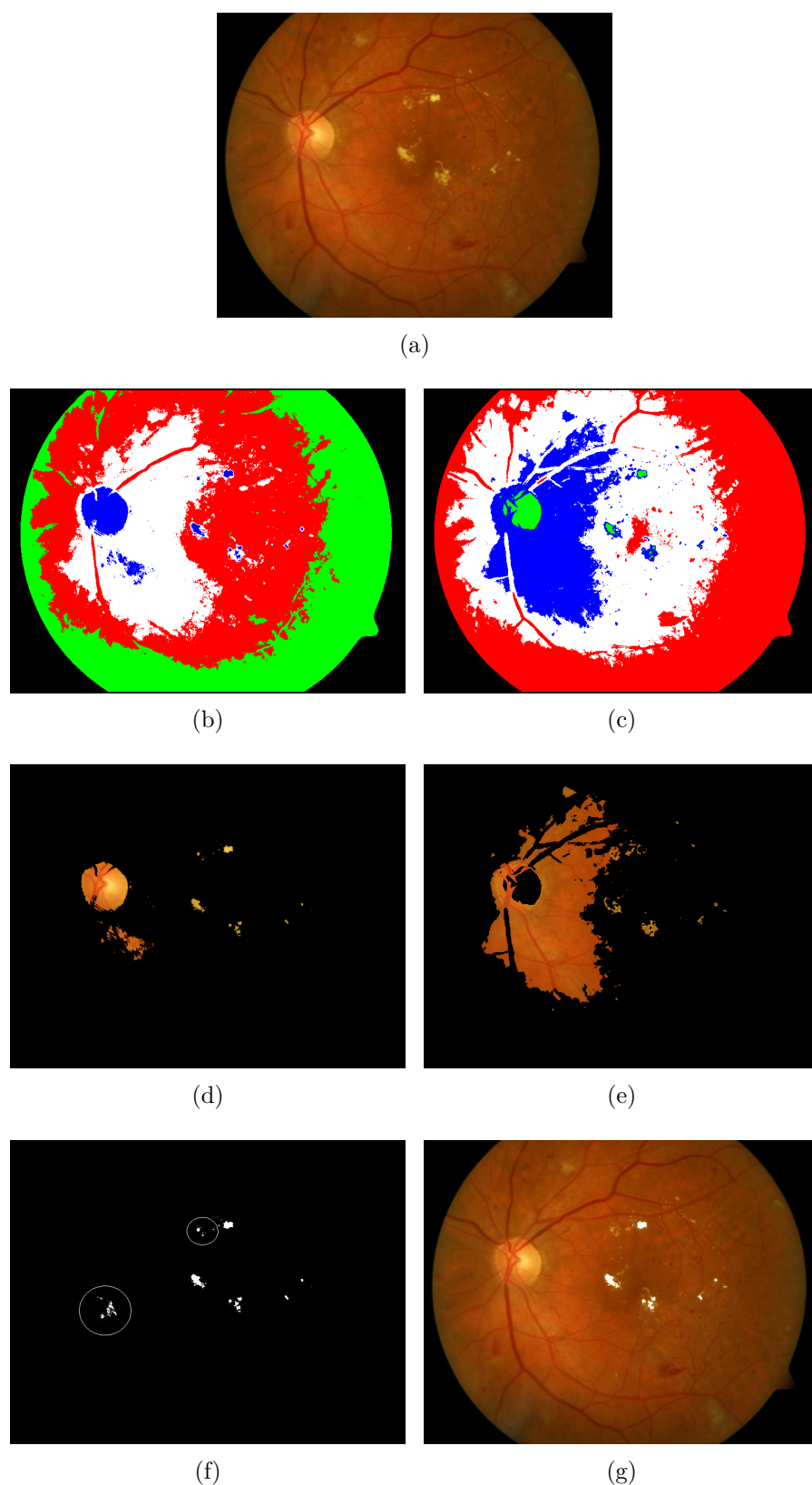


Figura 27 – Aplicação do algoritmo Fuzzycluster 5: (a) imagem original, (b) agrupamento com o vetor  $f_1$  (imagem  $I_1$ ), (c) agrupamento com o vetor  $f_2$  (imagem  $I_2$ ), (d) seleção dos grupos em  $I_1$  (imagem  $I_3$ ), (e) seleção dos grupos em  $I_2$  (imagem  $I_4$ ), (f) resultado final da seleção das regiões candidatas a exsudatos nas imagens  $I_3$  e  $I_4$  (regiões marcadas com um círculo branco contêm falsos candidatos), (g) sobreposição do resultado na imagem original após a abertura morfológica.



### 4.2.3 Metodologia de Avaliação Utilizada

Na literatura, a avaliação dos resultados de algoritmos de detecção de exsudatos é realizada de três formas, a saber, com base na imagem, em regiões, ou, mais especificamente, pixel a pixel. Neste trabalho, foram utilizadas as avaliações por imagens e por regiões, pois a base de testes DIARETDB1 contém marcações dos exsudatos para as mesmas, enquanto que a avaliação pixel a pixel, não está disponível para a referida base.

A avaliação por imagens consiste em verificar se cada imagem foi classificada corretamente como saudável (não possui exsudatos) ou patológica (possui exsudatos). Na avaliação por regiões, quando os candidatos a exsudatos encontrados pelo algoritmo corresponderem a pelo menos 50% de uma região marcada pelos especialistas, então o resultado é validado para toda região. Esse critério foi utilizado por (RAM; SIVASWAMY, 2009), e se fundamenta no fato de que os exsudatos são pequenos, apresentam forma irregular e aparecem em grupos.

Para avaliar o desempenho dos algoritmos foram ainda utilizadas as métricas denominadas Sensibilidade, Especificidade, Verdadeiro Preditivo Positivo (VPP), Verdadeiro Preditivo Negativo (VPN) e Acurácia. Essas métricas são calculadas pelas equações 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6 (SOPHARAK et al., 2010).

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN}, \quad (4.2)$$

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN + FP}, \quad (4.3)$$

$$\text{VPP} = \frac{VP}{VP + FP}, \quad (4.4)$$

$$\text{VPN} = \frac{VN}{VN + FN}, \quad (4.5)$$

$$\text{Acurácia} = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}, \quad (4.6)$$

em que, na classificação por imagens os valores de Verdadeiro Positivo ( $VP$ ) representam o número de imagens classificadas corretamente como saudáveis, Falso Positivo ( $FP$ ) o número de imagens classificadas como saudáveis quando, na realidade, possuem patologia, Falso Negativo ( $FN$ ) o número de imagens classificadas como patológicas quando, na realidade, são saudáveis e Verdadeiro Negativo ( $VN$ ) o número de imagens classificadas corretamente como patológicas. Na classificação em relação às regiões os valores de  $VP$ ,  $VN$ ,  $FP$  e  $FN$  são respectivamente as quantidades de pixels que o algoritmo classificou corretamente como saudável, que o algoritmo classificou corretamente como patológicas,

que o algoritmo classificou incorretamente como saudável e que o algoritmo classificou incorretamente como patológica.

A Sensibilidade representa a proporção de verdadeiros positivos, ou seja, avalia a capacidade do algoritmo prever uma imagem como saudável, quando ela realmente o é. A Especificidade reflete a proporção de verdadeiros negativos, isto é, avalia a capacidade do algoritmo prever uma imagem como não saudável, (patológica) dado que ela realmente não o é. A taxa VPP representa a proporção de verdadeiros positivos em relação a todas as predições positivas, isto é, a imagem ser saudável dado que o algoritmo a classificou como saudável. Já a taxa VPN representa a proporção de verdadeiros negativos em relação a todas as predições negativas, ou seja, a imagem não ser saudável dado que o algoritmo a classificou como não saudável. Por fim, a Acurácia é a proporção de predições corretas, sem considerar o que é positivo e o que é negativo e sim o acerto total.

### 4.3 Metodologia Utilizada na Avaliação dos Algoritmos de Detecção do Disco Óptico

A literatura define a localização do disco óptico como a identificação das coordenadas do centro do disco. [Tobin et al. \(2007\)](#) introduziram uma metodologia simples para verificação do desempenho de métodos de detecção do DO. Essa metodologia compara a coordenada estimada pelo algoritmo  $(x_E, y_E)$  com a coordenada que foi manualmente identificada como sendo o centro do DO  $(x_{OD}, y_{OD})$  por uma ou mais especialistas. A abordagem rotula o resultado como sucesso se a Equação 4.7 for válida.

$$\sqrt{(x_{OD} - x_E)^2 + (y_{OD} - y_E)^2} \leq 0,5DD, \quad (4.7)$$

onde  $DD$  significa diâmetro do disco óptico. A Figura 28 ilustra exemplos de caso de sucesso e falha nos resultados. As coordenadas do centro e o raio máximo do DO para cada imagem foram obtidas a partir do contorno delineado nas imagens de verdade-terrestre. Para a base DRIVE o raio máximo foi definido em 40 pixels, na base STARE utilizamos o valor de 60 pixels; na base ARIA o raio máximo foi definido em 55 pixels e na base MESSIDOR os três valores utilizados foram 70, 104 e 110 pixels.

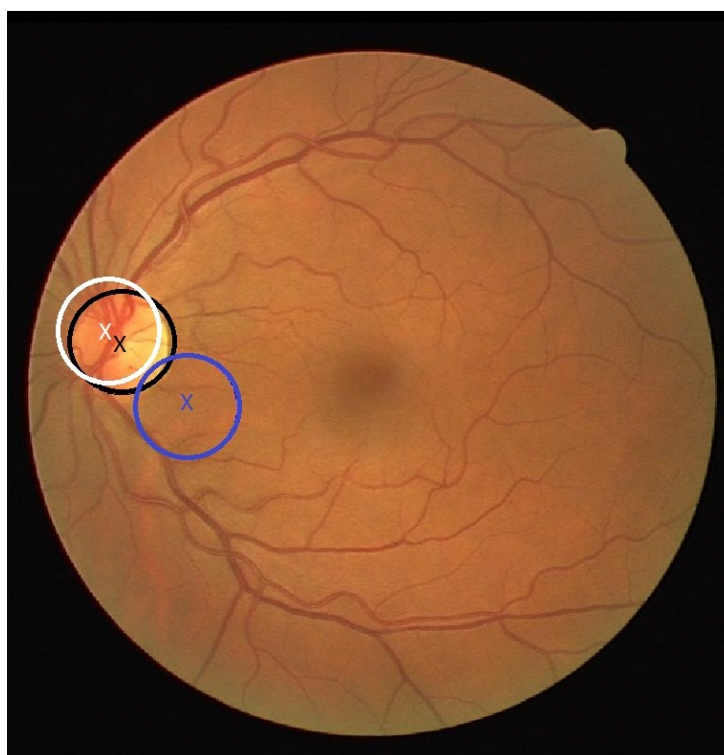


Figura 28 – Imagem de retina com a verdade-terrestre da posição do DO (em preto) e o resultado da detecção do DO pelo algoritmo de [Akram et al. \(2010\)](#) (sucesso) em branco e [Liu et al. \(1997\)](#) (falha) em azul.

# 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esse capítulo apresenta os resultados dos testes e avaliações realizados. Os resultados do método de detecção da fóvea são apresentados na Seção 5.1, a Seção 5.2 exibe os resultados dos algoritmos de segmentação de exsudatos. Por fim, a Seção 5.3 apresenta a avaliação de cinco métodos de detecção do disco óptico. Em todos os testes foram utilizadas o máximo de imagens de bases públicas. Diferente da maioria dos trabalhos consultados que utilizam parcialmente imagens de testes disponibilizadas em bases públicas, nesta tese foram excluídas apenas aquelas imagens cuja verdade-terrestre não estava disponível. Além disso, o uso de bases públicas, ao invés de bases locais, permite com que a avaliação seja mais confiável e os resultados reproduzíveis. Adicionalmente, foi avaliado o impacto de artefatos causados por patologia no desempenho dos métodos de detecção da fóvea e DO.

## 5.1 Resultados da Detecção do Centro da Fóvea

O resultado do método proposto foi comparado com quatro métodos da literatura (LIU et al., 1997; SAGAR et al., 2007; TAN et al., 2009; SEKHAR et al., 2011). Os quatro métodos foram escolhidos por seguirem a mesma metodologia de solução do método proposto, ou seja determinação da ROI a partir da localização do DO e depois uma busca local dentro da ROI. Para realizar a avaliação os algoritmos foram reimplementados e foi utilizada a metodologia de avaliação proposta na Seção 4.1.1 em um total de 254 imagens de três bases públicas a saber, 35 da base DRIVE, 116 da base ARIA (61 saudáveis e 55 doentes) e 103 da base MESSIDOR (38 saudáveis e 65 doentes). O contorno do DO nas imagens de verdade-terrestre foi utilizado para obter o diâmetro e as coordenadas do centro do DO.

Dessa forma, as ROIs dos métodos avaliados podem ser determinadas. As Tabelas 2, 3 e 4 exibem os resultados das avaliações de determinação da ROI para as três bases de imagens, DRIVE, ARIA e MESSIDOR, respectivamente.

Tabela 2 – Resultados da determinação da ROI em 35 imagens da base DRIVE.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	91,43	5,71	2,86
Sagar et al. (2007)	68,57	25,71	5,72
Tan et al. (2009)	48,57	25,71	2,86
Sekhhar et al. (2011)	68,57	25,71	5,72
Método Proposto	<b>100,00</b>	0,00	<b>0,00</b>

Tabela 3 – Resultados da determinação da ROI em 116 imagens da base ARIA.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	88,79	9,48	1,72
Sagar et al. (2007)	86,21	11,21	2,58
Tan et al. (2009)	75,00	22,41	2,59
Sekhar et al. (2011)	86,21	11,21	2,59
Método Proposto	<b>100,00</b>	0,00	<b>0,00</b>

Tabela 4 – Resultados da determinação da ROI em 103 imagens da base MESSIDOR.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	89,32	10,68	<b>0,00</b>
Sagar et al. (2007)	<b>99,03</b>	0,97	<b>0,00</b>
Tan et al. (2009)	96,12	3,88	<b>0,00</b>
Sekhar et al. (2011)	<b>99,03</b>	0,97	<b>0,00</b>
Método Proposto	<b>99,03</b>	0,97	<b>0,00</b>

De acordo com os resultados exibidos nas Tabelas 2 e 3 a estratégia proposta para determinação da ROI foi capaz de preservar a região da mácula em todas as imagens das bases DRIVE e ARIA. Na base MESSIDOR (ver Tabela 4) apenas em uma única imagem o resultado foi classificado como satisfatório. Portanto, a localização da região da fóvea foi preservada em todas as 254 imagens disponíveis. Este resultado foi obtido graças ao tamanho, formato e localização da ROI proposta. Comparando com os resultados alcançados por Liu et al. (1997) (segunda melhor taxa de sucesso) que possui o mesmo tamanho e formato, concluímos que o que diferenciou os resultados foi a melhor estratégia de localização da ROI. No método de (LIU et al., 1997) a proposta de localização leva em consideração apenas do centro do DO enquanto o método proposto utiliza, também, o centro da imagem como marcador para a determinação da ROI.

As Tabelas 5, 6 e 7 exibem os resultados das avaliações da detecção da fóvea para as três bases de imagens. Além disso, a Tabela 8 apresenta os resultados de todas as 254 imagens disponíveis das três bases estudadas.

Tabela 5 – Resultados da detecção da fóvea em 35 imagens da base DRIVE.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	62,86	11,43	25,71
Sagar et al. (2007)	60,00	5,71	34,29
Tan et al. (2009)	17,14	42,86	40,00
Sekhar et al. (2011)	37,14	31,43	31,43
Método Proposto	<b>64,29</b>	27,14	<b>8,57</b>

As Tabelas 5, 6 revelam que o método proposto de detecção da fóvea obteve o

Tabela 6 – Resultados da detecção da fóvea em 116 imagens da base ARIA.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	43,10	9,48	47,42
Sagar et al. (2007)	43,97	13,79	42,24
Tan et al. (2009)	60,34	18,10	21,56
Sekhar et al. (2011)	18,10	48,28	33,62
Método Proposto	<b>66,46</b>	26,99	<b>6,55</b>

Tabela 7 – Resultados da detecção da fóvea em 103 imagens da base MESSIDOR.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	68,93	3,88	27,18
Sagar et al. (2007)	77,67	9,71	12,62
Tan et al. (2009)	<b>88,35</b>	10,68	<b>0,97</b>
Sekhar et al. (2011)	39,81	44,66	33,62
Método Proposto	81,90	11,30	6,80

Tabela 8 – Resultados da detecção da fóvea em todas as 254 imagens.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	56,30	7,48	36,22
Sagar et al. (2007)	59,84	11,02	29,13
Tan et al. (2009)	65,75	18,50	15,75
Sekhar et al. (2011)	29,53	44,49	25,98
Método Proposto	<b>72,42</b>	20,65	<b>6,93</b>

melhor desempenho nas bases DRIVE e ARIA com taxas de sucesso de 64,29% e 66,46%, respectivamente, enquanto na Tabela 7 verifica-se que o método de Tan et al. (2009) foi melhor na base MESSIDOR com 88,35% de sucesso. Considerando todas as 254 imagens a Tabela 8 mostra que a taxa de sucesso obtida pelo método proposto foi superior aos demais e obteve 72,72% enquanto o segundo melhor método obteve 65,75%.

A Tabela 9 apresenta o resultados da avaliação dos métodos nas imagens saudáveis das bases ARIA e MESSIDOR. Ao passo que a Tabela 10 exhibe os resultados da avaliação nas imagens com alguma patologia. Essa análise é útil para avaliar qual método é mais robusto à presença de artefatos na imagem decorrentes de patologias.

Conforme ilustram os resultados exibidos nas Tabelas 9 e 10, os mesmos comprovam que a presença de artefatos dificulta a localização automática da fóvea. Nos dois casos o algoritmo proposto obteve melhores taxas de sucesso (81,12% nas saudáveis e 67,63% nas doentes). Porém, o algoritmo de Tan et al. (2009) obteve taxas de sucesso muito próximas (80,81% nas imagens saudáveis e 67,50% nas com alguma patologia).

A principal característica que difere o método proposto e o introduzido por Tan

Tabela 9 – Resultados da detecção da fóvea em 99 imagens saudáveis das bases ARIA e MESSIDOR.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	62,63	5,05	32,32
Sagar et al. (2007)	61,62	13,13	25,26
Tan et al. (2009)	80,81	11,11	8,08
Sekhar et al. (2011)	30,30	50,51	19,19
Método Proposto	<b>81,12</b>	15,67	<b>3,22</b>

Tabela 10 – Resultados da detecção da fóvea em 120 imagens doentes das bases ARIA e MESSIDOR.

	Sucesso (%)	Satisfatório (%)	Falha (%)
Liu et al. (1997)	49,17	8,34	42,50
Sagar et al. (2007)	58,33	10,83	30,84
Tan et al. (2009)	67,50	17,50	15,00
Sekhar et al. (2011)	26,67	43,33	30,00
Método Proposto	<b>67,63</b>	23,29	<b>9,62</b>

et al. (2009) dos demais diz respeito à estratégia de busca no interior da ROI. Ambos os métodos buscam por regiões escuras, enquanto os demais métodos buscam por pontos escuros isolados. Dessa forma, se houver um pixel escuro em uma região fora da fóvea estes métodos podem detectá-lo como o centro da fóvea o que os torna mais sensíveis a ruído e a erros na aquisição da imagem.

O método proposto obteve melhores resultados devido ao processo mais eficiente introduzido na detecção da ROI, o uso da informação dos vasos e a da combinação dos canais de cores vermelho e verde. Esta combinação é de grande importância para o sucesso do método pois realça o contraste entre a região da fóvea e o plano de fundo da imagem.

## 5.2 Resultados da Segmentação de Exsudatos

Para avaliar os algoritmos de segmentação de exsudatos utilizamos todas as 89 imagens da base DIARETDB1. Dentre as 53 imagens saudáveis disponíveis, o algoritmo de Ram e Sivaswamy (2009) (denominado original) classificou 42 incorretamente, ou seja, classificou as imagens saudáveis como patológicas em 80% dos casos, o que resultou em apenas 52,81% de Acurácia. Nesta tese, o algoritmo proposto, que combina o K-médias nebuloso foi denominado Fuzzycluster 1. Os resultados da avaliação dos experimentos realizados com a versão original introduzida por Ram e Sivaswamy (2009) e a proposta, nesta tese, para detecção de exsudatos são mostrados nas Tabelas 11 e 12.

Analisando os resultados das Tabelas 11 e 12, observa-se que o algoritmo original



Tabela 11 – Avaliação de desempenho por imagens dos algoritmos de segmentação de exsudatos de Ram e Sivaswamy (2009) e Fuzzycluster 1.

	Ram e Sivaswamy (2009)	Fuzzycluster 1
Sensibilidade (%)	<b>100</b>	<b>100</b>
Especificidade(%)	<b>20,85</b>	15,09
VPP (%)	<b>46,15</b>	44,44
VPN (%)	<b>100</b>	<b>100</b>
Acurácia (%)	<b>52,81</b>	49,44

Tabela 12 – Avaliação de desempenho por região dos algoritmos de segmentação de exsudatos de Ram e Sivaswamy (2009) e Fuzzycluster 1.

	Ram e Sivaswamy (2009)	Fuzzycluster 1
Sensibilidade (%)	<b>84,94</b>	84,48
Especificidade(%)	<b>98,45</b>	98,24
VPP (%)	<b>7,98</b>	7,63
VPN (%)	<b>99,97</b>	99,96
Acurácia (%)	73,90	<b>78,35</b>

apresenta a medida de Acurácia próxima à obtida pelo algoritmo Fuzzycluster 1 com relação à avaliação por imagens, 52,81% e 49,44%, respectivamente. Por outro lado, observa-se que para a avaliação por regiões a medida de Acurácia obtida do algoritmo Fuzzycluster 1 foi maior que a do algoritmo original, ou seja, 78,35% e 73,90%, respectivamente. Esta melhoria de desempenho global na detecção é decorrente do uso da técnica de agrupamento K-médias nebuloso. Os resultados mostraram que o algoritmo Fuzzycluster 1 foi capaz de diferenciar melhor as lesões brilhantes de outras regiões presentes na sua vizinhança. Com isso, os candidatos a exsudatos resultantes apresentaram contornos similares aos dos exsudatos marcados pelos especialistas, ou padrão ouro.

Outra contribuição do método proposto foi a integração de um módulo de detecção do DO à metodologia proposta de detecção de exsudatos, considerando que o DO é uma região de convergência dos vasos sanguíneos e que contém falsos candidatos associados. A partir desta integração, os novos algoritmos foram denominados como segue: a) Fuzzycluster 2 - algoritmo que integra os módulos de agrupamento (K-médias nebuloso) e remoção da janela do DO (RJDO) pela detecção dos vasos; b) Fuzzycluster 3 - algoritmo que integra os módulos de agrupamento (K-médias nebuloso) e remoção da região conectada ao DO (RRDO). Os resultados desses algoritmos são mostrados na Tabela 13, que apresenta a avaliação de desempenho por imagens, e na Tabela 14 a avaliação de desempenho por regiões.



Tabela 13 – Avaliação de desempenho por imagens dos algoritmos original com remoção da janela e região do DO, Fuzzycluster 2 e Fuzzycluster 3.

	Ram e Sivaswamy (2009)+RJDO	Ram e Sivaswamy (2009)+RRDO	Fuzzycluster 2	Fuzzycluster 3
Sensibilidade (%)	<b>97,22</b>	<b>97,22</b>	<b>97,22</b>	<b>97,22</b>
Especificidade(%)	28,30	26,42	<b>56,60</b>	18,87
VPP (%)	47,95	48,00	<b>60,34</b>	44,87
VPN (%)	93,75	93,33	<b>96,77</b>	90,91
Acurácia (%)	56,18	55,56	<b>73,03</b>	50,56

Tabela 14 – Avaliação de desempenho por região dos algoritmos original com remoção da janela e região do DO, Fuzzycluster 2 e Fuzzycluster 3.

	Ram e Sivaswamy (2009)+RJDO	Ram e Sivaswamy (2009)+RRDO	Fuzzycluster 2	Fuzzycluster 3
Sensibilidade (%)	<b>91,89</b>	84,33	87,18	80,31
Especificidade(%)	97,11	<b>99,69</b>	97,05	99,44
VPP (%)	<b>17,97</b>	17,00	15,41	15,57
VPN (%)	99,98	<b>100</b>	99,99	99,99
Acurácia (%)	79,49	98,92	83,45	<b>99,25</b>

Analisando os resultados apresentados na Tabelas 13 e 14, observa-se que o algoritmo que obteve melhor resultado na avaliação por imagens foi o Fuzzycluster 2 com Acurácia de 73,03%, enquanto na avaliação por regiões foi o Fuzzycluster 3, com Acurácia de 99,25%. O melhor desempenho na avaliação por imagens foi do algoritmo que integra a remoção do DO e isso se justifica pelo fato de que a remoção de toda a janela engloba pixels isolados próximos ao DO. Por outro lado, a remoção da região conectada ao DO elimina apenas as regiões que realmente pertencem ao disco. Essa tendência não se verifica na avaliação por região, porque pixels isolados contribuem muito pouco para a taxa de erro, quando comparamos esta quantidade de pixels ao total presente na imagem.

Mesmo com a melhoria resultante da eliminação do DO, observou-se que permaneciam regiões candidatas e que as mesmas se caracterizavam por apresentarem pixels isolados na imagem. Com o intuito de reduzir a quantidade de falsos candidatos remanescentes, optou-se pelo pós-processamento da imagem segmentada utilizando uma abertura morfológica (AM). Em consequência desta nova etapa de processamento, denominamos de Fuzzycluster 4 o algoritmo resultante da combinação do algoritmo Fuzzycluster 2 com a operação de AM. A denominação Fuzzycluster 5 foi associada à combinação do algoritmo Fuzzycluster 3 com a operação de AM. Para avaliar a robustez dos algoritmos foram realizados experimentos com 4 grupos de imagens de retina oriundos da base de testes, sendo cada grupo composto com igual número de imagens doentes e saudáveis. A partir destes resultados de avaliação, foram levantadas medidas estatísticas, seus valores máximos, mínimos e desvio padrão. As Tabelas 15 e 16 exibem estes resultados de avaliação.

Tabela 15 – Avaliação de desempenho por imagens dos algoritmos Fuzzycluster 4 e Fuzzycluster 5.

Algoritmo	Taxa	Média (%)	Max (%)	Min (%)	Desvio (%)
Fuzzycluster 4	Sensibilidade	100	100	100	0
	Especificidade	54,24	69,23	30,77	0,53
	VPP	60,55	69,23	50,00	0,8
	VPN	100	100	100	0
	Acurácia	72,73	81,82	59,09	0,97
Fuzzycluster 5	Sensibilidade	94,28	100	88,24	0,66
	Especificidade	30,56	46,15	22,22	1,10
	VPP	48,09	56,25	41,67	0,6
	VPN	88,75	100	75,00	1,73
	Acurácia	56,25	68,18	47,73	0,86

As Tabelas 13 e 15 exibem os resultados dos experimentos com os algoritmos Fuzzycluster 2 e 4 e mostram que os mesmos apresentaram os melhores desempenhos, pela avaliação por imagens, com Acurácia igual a 73,03%,. Com relação à avaliação de regiões, o algoritmo que obteve melhor desempenho foi o Fuzzycluster 5, com Acurácia igual a 99,41% (ver Tabela 16). A melhoria do desempenho com base em regiões foi proporcionada

Tabela 16 – Avaliação de desempenho por região dos algoritmos Fuzzycluster 4 e Fuzzycluster 5.

Algoritmo	Taxa	Média (%)	Max (%)	Min (%)	Desvio (%)
Fuzzycluster 4	Sensibilidade	82,26	85,65	74,25	0,51
	Especificidade	97,14	99,15	95,05	0,2
	VPP	16,42	24,31	7,07	0,71
	VPN	99,99	100	99,97	0,001
	Acurácia	91,23	99,67	83,76	0,68
Fuzzycluster 5	Sensibilidade	99,50	99,76	98,81	0,8
	Especificidade	77,55	99,76	66,04	0,004
	VPP	18,57	24,58	14,25	0,46
	VPN	99,99	100	99,97	0,0001
	Acurácia	99,73	100	99,41	0,003

pela eliminação, através da operação de AM, dos pixels isolados. Apesar da aplicação desta operação, falsos candidatos a exsudatos ainda permaneceram, e em consequência as avaliações de desempenho por regiões e por imagens se assemelharam.

Na fase de desenvolvimento e testes da metodologia apresentada, foram realizados vários experimentos para definir a operação de morfologia matemática mais adequada. Por fim, a operação de AM com elemento estruturante circular de raio igual a 3 pixels apresentou a melhor escolha para ambas avaliações, isto é, por imagem e por região. Como exemplo, destacamos o caso em que a utilização de elementos estruturantes maiores (com até 7 pixels de raio) melhorou a Acurácia do algoritmo na avaliação por imagens, atingindo uma taxa de 93% de acerto. Porém, o desempenho com base nas regiões alcançou apenas 62% já que a AM acabou eliminando várias regiões de pequenos exsudatos.

Analisando o desempenho de algoritmos que foram avaliados com o mesmo critério, o referido algoritmo apresentou melhor desempenho do que o proposto por [Ram e Sivaswamy \(2009\)](#) e as técnicas introduzidas por [Osareh et al. \(2001\)](#), [Sopharak et al. \(2009\)](#) e [Akram et al. \(2014\)](#). Nos trabalhos [Osareh et al. \(2001\)](#) e [Sopharak et al. \(2009\)](#) os autores não utilizaram imagens de bases públicas, e realizaram seus testes com imagens de hospitais locais. Em ([OSAREH et al., 2001](#)) foi relatada uma taxa de Acurácia de 92% obtida em 42 imagens, enquanto que em ([SOPHARAK et al., 2009](#)) a taxa de acerto alcançada foi de 87,28% em 40 imagens. Em ([AKRAM et al., 2014](#)) os autores utilizaram duas bases de imagens públicas com um total de 1369 imagens e relataram uma taxa de acurácia de 99,72%

### 5.3 Avaliação dos Métodos de Detecção do Disco Óptico

Para realizar a avaliação dos algoritmos de detecção do DO propostos em ([LIU et al., 1997](#); [AKRAM et al., 2010](#); [RAJAPUT et al., 2011](#); [DEGHANI et al., 2012](#); [SEKAR;](#)

NAGARAJAN, 2012; PUNNOLIL, 2013) foram utilizadas 790 imagens saudáveis e 669 imagens com presença de alguma patologia, totalizando de 1459 imagens de quatro bases públicas: 103 da base STARE (36 saudáveis e 67 doentes), 40 da base DRIVE (33 saudáveis e 7 doentes), 116 da base ARIA (61 saudáveis e 55 doentes) e 1200 da base MESSIDOR (660 saudáveis e 540 doentes). A metodologia de avaliação utilizada foi a apresentada na Seção 4.3.

A Tabela 17 apresenta a avaliação do algoritmos de detecção do DO nas quatro bases de imagem. De maneira geral, podemos afirmar que as bases ARIA e STARE são mais desafiadoras do que as bases DRIVE e MESSIDOR. Esse fato se justifica pela grande diversidade e a maior quantidade de danos causados pelas doenças presentes nas duas primeiras bases citadas.

Apesar da base DRIVE conter 7 imagens que possuem algum tipo de lesão, estas informações não são fornecidas pelos organizadores da base. Por outro lado, as bases STARE, ARIA e MESSIDOR informam quais imagens são saudáveis e quais possuem alguma patologia. Estas informações foram utilizadas para identificar os métodos mais sensíveis à presença de artefatos causados por patologias. Dessa forma, a Tabela 18 apresenta a avaliação dos algoritmos em imagens saudáveis e a Tabela 19 apresenta o resultados obtidos com as imagens que apresentam alguma patologia.

Tabela 17 – Resultados da detecção do disco óptico.

	DRIVE (%)	STARE (%)	ARIA (%)	MESSIDOR (%)	Todas Imagens (%)
Liu et al. (1997)	60,00	36,89	33,62	21,50	24,61
Akram et al. (2010)	<b>92,50</b>	52,42	<b>76,72</b>	94,75	90,27
Rajaput et al. (2011)	77,50	48,54	35,34	83,00	76,63
Dehghani et al. (2012)	85,00	34,95	19,82	12,25	16,45
Sekar e Nagarajan (2012)	77,50	48,54	44,82	27,00	31,32
Punnolil (2013)	90,00	<b>54,37</b>	75,00	<b>95,02</b>	<b>90,47</b>

Tabela 18 – Resultados da detecção do disco óptico nas imagens saudáveis.

	STARE (%)	ARIA (%)	MESSIDOR (%)	Todas Imagens (%)
Liu et al. (1997)	58,33	40,98	30,20	32,41
Akram et al. (2010)	83,33	<b>90,16</b>	95,36	94,37
Rajaput et al. (2011)	69,44	57,38	79,74	80,10
Dehghani et al. (2012)	58,33	13,11	8,60	11,33
Sekar e Nagarajan (2012)	69,44	<b>90,16</b>	27,81	31,64
Punnolil (2013)	<b>88,89</b>	48,54	<b>96,85</b>	<b>95,93</b>

Tabela 19 – Resultados da detecção do disco óptico nas imagens com patologia.

	STARE (%)	ARIA (%)	MESSIDOR (%)	Todas Imagens (%)
Liu et al. (1997)	25,37	25,45	18,07	19,42
Akram et al. (2010)	35,82	<b>61,82</b>	<b>94,38</b>	<b>85,47</b>
Rajaput et al. (2011)	<b>37,31</b>	10,91	83,13	72,90
Dehghani et al. (2012)	22,38	27,27	14,45	16,32
Sekar e Nagarajan (2012)	<b>37,31</b>	38,18	26,51	28,57
Punnolil (2013)	35,82	58,18	93,64	84,84

Segundo os resultados expostos na Tabela 17, o método de [Punnolil \(2013\)](#) obteve os melhores resultados em todas as bases de dados com 94,47% de taxa de sucesso global. O melhor desempenho foi alcançado na base MESSIDOR com 95,08% de sucesso, enquanto que o pior resultado ocorreu na base STARE com apenas 54,37% de sucesso. Na base DRIVE o pior desempenho foi o do método de [Liu et al. \(1997\)](#) com 60,00% de sucesso. Nas bases STARE, ARIA, MESSIDOR e a avaliação global as piores taxas de sucesso foram obtidas pelo método de [Dehghani et al. \(2012\)](#) com valores iguais 34,95%, 19,82%, 12,25% e 16,45%, respectivamente.

No subconjunto de imagens saudáveis (ver Tabela 18), o método de [Punnolil \(2013\)](#) alcançou o melhor resultado global (95,93%) com taxas de sucesso de 88,89% na base STARE, 90,16% na ARIA e 96,85% na base MESSIDOR. O método introduzido por [Liu et al. \(1997\)](#) obteve o pior resultado na base STARE (58,22%), enquanto que o método de [Dehghani et al. \(2012\)](#) obteve os piores desempenhos nas bases ARIA, MESSIDOR e na análise global (13,11%, 8,60% e 11,33%, respectivamente).

Com relação às imagens com patologia o método de [Akram et al. \(2010\)](#) alcançou bom desempenho. Os melhores resultados nas bases ARIA e MESSIDOR e na avaliação global com taxas de sucesso de 61,82%, 94,38% e 85,75%, respectivamente foram alcançados pelo método de [Akram et al. \(2010\)](#). O método de [Rajaput et al. \(2011\)](#) alcançou o melhor desempenho na base STARE (37,31%). Novamente, o método de [Dehghani et al. \(2012\)](#) alcançou o pior desempenho nas três bases e na avaliação global com taxas de sucesso iguais a 22,38%, 27,27% 14,45% e 16,32%.

Conclui-se, para o conjunto de imagens de teste, que os métodos propostos por [Akram et al. \(2010\)](#) e [Punnolil \(2013\)](#) alcançaram os melhores desempenhos entre os métodos testados. A principal vantagem destes métodos com relação aos demais ocorre no processo de homogeneização do plano de fundo da imagem. Esta homogeneização diminuiu os efeitos da iluminação irregular e eliminou grande parte dos vasos da região do DO.

No algoritmo proposto por [Akram et al. \(2010\)](#) a homogeneização foi realizada pela aplicação de um filtro da média com janela de tamanho  $30 \times 30$  na fase de pré-processamento permitiu uma maior homogeneização do plano de fundo da imagem. Além disso, enquanto a maioria dos métodos utiliza o algoritmo de Sobel para segmentar a imagem que servirá de entrada para a transformada circular de Hough, os autores escolheram o algoritmo de Canny. Apesar da escolha ser simples, ela está diretamente relacionada com o desempenho do algoritmo pois, como demonstraram [Othman et al. \(2009\)](#) o operador de Canny contribui para a melhoria da segmentação quando as bordas do objeto de interesse são suaves e finas. No caso do trabalho de [Punnolil \(2013\)](#) a homogeneização foi obtida através da aplicação de um fechamento morfológico e operador de vizinhança em coluna.

O método introduzido por [Dehghani et al. \(2012\)](#) utiliza um modelo de tamanho fixo e formado por apenas 4 imagens da base DRIVE. Esta estratégia se mostrou ineficiente dada a variedade entre as bases (tamanho, iluminação e textura, por exemplo). Os testes realizados nesta tese utilizaram um modelo de tamanho variável (levando-se em consideração o tamanho da imagem de entrada) e gerado para cada base de imagem. Esta simples alteração levou a um aumento na taxa de acerto.



## 6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

O diabetes mellitus pode levar a alterações nos vasos da retina causando a retinopatia diabética e, caso não haja controle, a doença pode levar à cegueira. Porém, o diagnóstico através de inspeção manual de imagens de fundo de olho pode ser tedioso e demorado, uma vez que o especialista deve procurar por mudanças morfológicas como microaneurismas, hemorragias e exsudatos no disco óptico, vasos sanguíneos e mácula. Com isso, um sistema de diagnóstico assistido por computador pode reduzir significativamente a carga sobre os oftalmologistas e pode diminuir a discordância de diagnóstico causada pela variabilidade do observador.

Dentro deste contexto, esta tese teve como objetivo o estudo, avaliação e desenvolvimento de métodos computacionais capazes de identificar automaticamente estruturas da retina, com uma atenção particular à fóvea, exsudatos e o disco óptico.

Dentre as contribuições desta tese, apresentamos um método eficiente para a detecção do centro da fóvea, combinando os canais verde e vermelho para realçar a imagem da retina. Além disso, o método proposto considera características anatômicas na identificação do centro da mácula, aonde é mais provável ser encontrada a fóvea.

Adicionalmente, foi introduzido um conjunto de regras para avaliar o desempenho de métodos de detecção da fóvea, o qual classifica os resultados em sucesso, satisfatório e falha. De acordo com essa metodologia proposta, quando um algoritmo alcança elevadas taxas de sucesso e há exsudatos muito próximos da fóvea um sistema automático pode utilizar essa informação para indicar a presença de edema macular. Dessa forma, é possível separar os casos rotulados como satisfatórios, os quais requerem uma análise mais criteriosa do médico especialista.

Com base nessa metodologia de avaliação, foram conduzidos experimentos para avaliar o método proposto e outros quatro métodos de detecção da fóvea em três bases de imagens diferentes. A grande vantagem da avaliação realizada é utilizar as mesmas bases de imagens públicas e aplicar uma mesma métrica de desempenho nos testes realizados. Assim, concluímos que o método proposto obteve um melhor desempenho em imagens saudáveis e com patologias.

Com relação à detecção de exsudatos em imagens de retina, foi desenvolvida uma metodologia que combina agrupamento de pixels e remoção de falsos candidatos. Trata-se de uma proposta de localização e segmentação de exsudatos que utiliza agrupamento nebuloso, morfologia matemática e detecção do DO na remoção de falsos candidatos com o objetivo de alcançar maiores taxas da medida de Acurácia.

O sucesso alcançado pela metodologia estendida se deve à inclusão de um algoritmo de detecção do DO para fins de eliminação de falsos candidatos que estejam nesta região e na sua vizinhança. A proposta adotada para a localização da região do DO se fundamenta no fato do mesmo ser uma região de convergência dos vasos e que os exsudatos possuem propriedades de cor e forma semelhantes às desta região. Com isso, algoritmos de detecção de exsudatos disponíveis na literatura, baseados em técnicas de agrupamento, limiarização, crescimento de região e reconstrução morfológica, que consideram apenas essas características não distinguem eficazmente exsudatos de falsos candidatos.

Após a remoção do DO, foram eliminados falsos candidatos remanescentes através da aplicação bem sucedida de um pós-processamento com operação de abertura morfológica. Os testes mostraram que o algoritmo resultante deste trabalho é confiável e adequado para uso em sistemas automáticos de avaliação de imagens de pacientes com retinopatia diabética. Por se tratar de um método de detecção de exsudatos, o mesmo pode auxiliar o especialista na graduação de doenças como o edema macular, segundo o posicionamento dos mesmos em relação à região macular. Ademais, concluímos que o resultado da etapa de agrupamento dos dados em múltiplos espaço de cores mostrou-se eficaz na segmentação de outras estruturas da retina como a mácula e o próprio DO.

Para o desenvolvimento da metodologia de avaliação de algoritmos de detecção de DO, realizamos experimentos com seis métodos em quatro bases de imagens diferentes, totalizando 1459 testes. Além disso, abordou-se a diferença entre eles quando se consideram os casos normais e anormais. Certamente os algoritmos apresentaram pior desempenho em base de imagens que apresentavam maior desafio de processamento como a ARIA e a STARE, nas quais há maior diversidade de padrões patológicos presentes.

A importância dos algoritmos de detecção do DO é que eles podem proporcionar entradas para sistemas automáticos de rastreamento para o diagnóstico de glaucoma. Geralmente, os sistemas automáticos de classificação do glaucoma requerem a detecção do DO tanto em imagens saudáveis quanto nas que possuem patologias. No primeiro caso, o plano de fundo da retina é geralmente homogêneo, por outro lado, em retinas doentes a presença de artefatos prejudica a busca.

Apesar de ser uma área com vastos estudos, o problema da detecção de estruturas da retina continua desafiador. As limitações em detectar estas estruturas corretamente estão associadas à qualidade da aquisição das imagens, presença de patologias, semelhança entre os padrões presentes na retina. Identificamos ainda que há uma relação de dependência entre as estruturas a serem detectadas e os modelos e canais de cores utilizados.

Futuras pesquisas devem incluir métodos robustos que detectam o centro da fóvea em imagens saudáveis e com patologias com o objetivo de elaborar sistemas de graduação do edema macular mais precisos. Também, há a intenção de combinar informações sobre outras estruturas para obtenção de diagnósticos mais precisos e sofisticados das patologias

estudadas, além de outras.

Tanto para a detecção do DO quanto da fóvea pretende-se investigar a utilização simultânea de vários algoritmos de detecção dessas estruturas. A ideia é criar comitês de algoritmos e combinar as saídas dos mesmos a fim de obter melhores resultados do que os algoritmos individuais. Outra possibilidade a ser investigada é o uso de uma classificação prévia das imagens em saudáveis e patológicas. Dessa forma, abriria-se a possibilidade da criação de algoritmos específicos de detecção do DO e da fóvea para cada classe de imagem.

No caso da segmentação de exsudatos, sugerimos, como trabalhos futuros, o estudo de técnicas de extração e análise dos atributos das regiões candidatas a exsudatos e sua utilização em algoritmos de classificação (ex. MLP, SVM) para fins de remoção de falsos candidatos.

# REFERÊNCIAS

- ABRAMOFF, M. D.; NIEMEIJER, M. The automatic detection of the optic disc location in retinal images using optic disc location regression. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Annual Conference*. Nova York: , 2006. v. 1, p. 4432–4435. Citado na página 30.
- AKRAM, M. U.; KHAN, A.; IQBAL, K.; BUTT, W. H. Retinal images: Optic disk localization and detection. In: CAMPILHO, A.; KAMEL, M. (Ed.). *Image Analysis and Recognition*. : Springer Berlin Heidelberg, 2010, (Lecture Notes in Computer Science, v. 6112). p. 40–49. Citado 9 vezes nas páginas 9, 14, 31, 48, 56, 57, 58, 59 e 60.
- AKRAM, M. U.; TARIQ, A.; KHAN, S. A.; JAVED, M. Y. Automated detection of exudates and macular grading of diabetic macular edema. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 17, 24, 36 e 56.
- AMOS, A. F.; MACCARTY, D. J.; ZIMMET, P. The rising global burden of diabetes and its complications: Estimates and projections to the year 2010. *Diabetic Medicine*, v. 14, n. S5, p. S7–S85, 1997. Citado na página 10.
- BARRETT, S.; NAESS, E.; MOLVIK, T. Employing the Hough transform to locate the optic disk. *Biomedical Sciences Instrumentation*, v. 37, p. 81–86, 2001. Citado na página 29.
- BASHA, S.; PRASAD, K. Automatic detection of hard exudates in diabetic retinopathy using morphological segmentation and fuzzy logic. *International Journal of Computer Science and Network Security*, v. 18, n. 12, p. 211–218, Dezembro 2008. Citado 3 vezes nas páginas 10, 23 e 24.
- BERNARDES, R.; SERRANHO, P.; LOBO, C. Digital ocular fundus imaging: A review. *Ophthalmologica*, v. 4, n. 226, p. 161–181, 2011. Citado na página 28.
- BEZDEK, J. C.; HALL, L. O.; CLARKE, L. P. Review of mr image segmentation techniques using pattern recognition. *Medical Physics*, v. 20, n. 4, p. 1033–1048., 2004. Citado na página 42.
- CHAUDHURI, S. et al. Automatic detection of the optic nerve in retinal images. In: *IEEE International Conference on Image Processing*. Warwick: , 1989. v. 1, p. 1–5. Citado na página 28.
- CHIN, K. S.; TRUCCO, E.; TAN, L.; WILSON, P. J. Automatic fovea location in retinal images using anatomical priors and vessel density. *Pattern Recognition Letters*, v. 34, n. 10, p. 1152–1158, Julho 2013. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- CHUTATAPE, O. Fundus foveal localization based on vessel model. In: *IEEE International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*. 2006. p. 4440–4444. Citado na página 18.
- CHUTATAPE, O.; DAWSON, B. A thresholding method for blood aggregate images. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, v. 15, n. 3, p. 103–108, 1996. Citado na página 27.

- CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. *Machine Learning*, v. 20, n. 3, p. 273–297, Setembro 1995. Citado na página 23.
- DAMIAN, F. *ARIA Online, Retinal Image Archive*. November 2006. [http://www.eyecharity.com/aria\\_online/](http://www.eyecharity.com/aria_online/). Citado na página 14.
- DEHGHANI, A.; MOGHADDAM, H. A.; MOIN, M.-S. Optic disc localization in retinal images using histogram matching. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, n. 19, p. 1–10, 2012. Citado 8 vezes nas páginas 14, 32, 56, 57, 58, 59, 60 e 61.
- EGE, B. M. et al. Screening for diabetic retinopathy using computer based image analysis and statistical classification. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 62, n. 3, p. 165–175, Julho 2000. Citado na página 23.
- FANG, B.; HSU, W.; LEE, M. L. Reconstruction of vascular structures in retinal images. *International Conference on Image Processing*, v. 2, p. 157–160, Setembro 2003. Citado na página 1.
- FAUST, O. et al. Algorithms for the automated detection of diabetic retinopathy using digital fundus images: A review. *Journal of Medical Systems*, v. 36, p. 145–157, 2012. Citado na página 19.
- FILHO, O. M.; NETO, H. V. *Processamento Digital de Imagens*. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 85-7452-009-8. Citado na página 6.
- FLEMING, A. D. et al. Automatic detection of retinal anatomy to assist diabetic retinopathy screening. *Physics in Medicine and Biology*, v. 52, n. 2, p. 331–345, Janeiro 2007. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 29.
- FORACCHIA, M.; GRISAN, E.; RUGGERI, A. Detection of the optic disc in retinal images by means of a geometrical model of vessel structure. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 23, n. 10, p. 1189–1195, Outubro 2004. Citado na página 29.
- FRANK, R. N. Diabetes, diabetic retinopathy, and age-related macular degeneration: An unexpected relationship. *Retina*, v. 33, n. 5, p. 889–900, Maio 2013. Citado na página 1.
- GAGNON, L.; LALONDE, M.; BEAULIEU, M.; BOUCHER, M. C. Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images. In: *Conference Medical Imaging 2001*. San Diego: , 2001. v. 4322, p. 1218–1225. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 27.
- GIANCARDO, L. et al. Exudate-based diabetic macular edema detection in fundus images using publicly available datasets. *Medical Image Analysis*, v. 16, n. 1, p. 216–226, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 15.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento Digital De Imagens*. 3. ed. : Pearson Education, 2011. Citado 7 vezes nas páginas 8, 6, 7, 23, 25, 26 e 43.
- HAAR, F. t. *Automatic localization of the optic disc in digital colour images of the human retina*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Utrecht, Utrecht, Dezembro 2005. Citado na página 8.
- HAJER, J.; KAMEL, H.; NOUREDDINE, E. Blood vessels segmentation in retina image using mathematical morphology and the STFT analysis. *Information and Communications Technologies*, v. 1, p. 1130–1134, Abril 2006. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 9.

- HALEEM, M. S.; HANA, L.; HEMERTB, J. van; LIA, B. Automatic extraction of retinal features from colour retinal images for glaucoma diagnosis: A review. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, v. 37, n. 7, p. 581–596, Dezembro 2013. Citado 3 vezes nas páginas 28, 30 e 43.
- HOOVER, A.; GOLDBAUM, M. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 22, n. 8, p. 951–958, Agosto 2003. Citado 3 vezes nas páginas 7, 12 e 30.
- KAUPPI, T. et al. *DIARETDB0: Evaluation Database and Methodology for Diabetic Retinopathy Algorithms*. Finlândia, 2006. Citado na página 31.
- KAUPPI, T. et al. Diaretdb1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol. In: *Conference on Medical Image Understanding and Analysis*. Aberystwyth, Wales: , 2007. p. 252–261. Citado na página 15.
- KAVITHA, D.; DEVI, S. S. Automatic detection of optic disc and exudates in retinal images. In: *IEEE Proceedings International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing*. Bangalore, India: IEEE Computer Society, 2005. p. 501–506. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 29.
- KÖSE, C.; ŞEVIK, U.; GENÇALIOĞLU, O. Automatic segmentation of age-related macular degeneration in retinal fundus images. *Computers in Biology and Medicine*, v. 38, n. 5, p. 611–619, Maio 2008. Citado na página 18.
- KÖSE, C.; ŞEVIK, U.; İKİBAŞ, C.; ERDÖL, H. Simple methods for segmentation and measurement of diabetic retinopathy lesions in retinal fundus images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 107, n. 2, p. 274 – 293, Agosto 2012. Citado na página 24.
- KUMARI, V. V. Detection of optic disk in retinal images - a comparison. *International Journal on Computer Science and Engineering*, v. 1, n. 3, p. 192–195, 2009. Citado na página 30.
- LEE, S.; WANG, Y.; LEE, E. A computer algorithm for automated detection and quantification of microaneurysms and haemorrhages in color retinal images. In: *SPIE Conference on Image Perception and Performance*. San Diego, CA, EUA: , 1999. v. 3663, p. 61–71. Citado na página 28.
- LI, H.; CHUTATAPE, O. Automatic location of optic disk in retinal images. In: *Proceedings International Conference Image Processing*. Thessaloniki, Grécia: , 2001. v. 2, p. 837–840. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 33.
- LI, H.; CHUTATAPE, O. A model based approach for automated feature extraction in fundus images. In: *ICCV '03: Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*. Washington, DC, EUA: IEEE Computer Society, 2003. v. 2, p. 394–399. Citado na página 28.
- LI, H.; CHUTATAPE, O. Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 51, n. 2, p. 246–254, Fevereiro 2004. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 28.

- LIANG, Z. et al. Towards automatic detection of age-related macular degeneration in retinal fundus images. In: *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Buenos Aires: , 2010. p. 4100 – 4103. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- LIU, Z.; OPAS, C.; KRISHNAN, S. Automatic image analysis of fundus photograph. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Annual Conference*. Chicago, IL, EUA: , 1997. v. 2, p. 524–525. Citado 21 vezes nas páginas 8, 9, 13, 19, 20, 23, 29, 31, 36, 40, 41, 48, 49, 50, 51, 52, 56, 57, 58, 59 e 60.
- MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 11, n. 7, p. 674–693, Julho 1989. Citado na página 18.
- MARÍA, G. et al. Neural network based detection of hard exudates in retinal images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 93, p. 9–19, 2009. Citado na página 23.
- MARTINS, C. et al. Evaluation of retinal vessel segmentation methods for microaneurysms detection. In: *IEEE International Conference on Image Processing*. Cairo: , 2009. p. 3365 – 3368. Citado na página 35.
- MARTINS, C. et al. Automatic microaneurysm detection and characterization through digital color fundus images. In: *II Workshop on Computational Intelligence (WCI'2008) - SBRN*. Salvador - BA - Brasil: , 2008. p. 45–50. Citado na página 10.
- MESSIDOR. *Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology*. Março 2008. <http://www.messidor.crihan.fr>. Citado na página 14.
- MOK, K. H.; LEE, V. Disc-to-macula distance to disc-diameter ratio for optic disc size estimation. *Journal of Glaucoma*, v. 11, n. 5, p. 392–395, Outubro 2002. Citado na página 18.
- MOOKIAH, M. R. K. et al. Computer-aided diagnosis of diabetic retinopathy: A review. *Computers in Biology and Medicine*, v. 43, n. 12, p. 2136–2155, Dezembro 2013. Citado 4 vezes nas páginas 10, 18, 24 e 28.
- NIEMEIJER, M. et al. Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 24, n. 5, p. 584 –592, Maio 2005. Citado na página 2.
- NORONHA, K.; NAYAK, K. P. Fundus image analysis for the detection of diabetic eye diseases - a review. In: *International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE)*. Penang: , 2012. p. 242–246. Citado na página 19.
- OSAREH, A.; MIRMEHDI, M.; THOMAS, B.; MARKHAM, R. Automatic recognition of exudative maculopathy using fuzzy c-means clustering and neural networks. In: *Medical Image Understanding and Analysis*. 2001. p. 49–52. Citado 3 vezes nas páginas 23, 42 e 56.
- OTHMAN, Z.; HARON, H.; KADIR, M. R. A. *Comparison of Canny and Sobel Edge Detection in MRI Images*. 2009. Citado na página 60.



- PAIN TAMILSELVI; SHYAMALA. A novel method to detect the fovea of fundus retinal image. *International Journal for Research and Development in Engineering*, v. 1, n. 1, p. 21–25, Julho 2012. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 36.
- PARK, M.; JIN, J. S.; LUO, S. Locating the optic disc in retinal images. In: *Proceedings of the International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation*. Washington, DC, EUA: IEEE Computer Society, 2006. p. 141–145. Citado na página 28.
- PATTON, N. et al. Retinal image analysis: Concepts, applications and potential. *Progress in Retinal and Eye Research*, v. 25, p. 99–127, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 2.
- PINHAS, A. et al. In vivo imaging of human retinal microvasculature using adaptive optics scanning light ophthalmoscope fluorescein angiography. *Biomedical Optics Express*, v. 4, n. 8, p. 1–13, Julho 2013. Citado 3 vezes nas páginas 8, 35 e 36.
- PUNNOLIL, A. A novel approach for diagnosis and severity grading of diabetic maculopathy. In: *2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics*. 2013. p. 1230–1235. Citado 7 vezes nas páginas 14, 33, 56, 57, 58, 59 e 60.
- RAHEEMA, M. N. Advanced neighborhood operation based image zooming in. *The Journal of Engineering Technology*, v. 29, n. 4, p. 791–804, 2011. Citado na página 33.
- RAJAPUT, G. G.; RESHMI, B. M.; SIDRAMAPPA, C. Automatic localization of fovea center using mathematical morphology in fundus images. *International Journal of Machine Intelligence*, v. 3, n. 4, p. 172–179, 2011. Citado 8 vezes nas páginas 14, 31, 32, 56, 57, 58, 59 e 60.
- RAM, K.; SIVASWAMY, J. Multi-space clustering for segmentation of exudates in retinal color photographs. In: *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*. 2009. p. 1437–1440. Citado 13 vezes nas páginas 8, 10, 13, 23, 25, 26, 27, 41, 46, 52, 53, 54 e 56.
- RIZON, M. et al. Object detection using circular Hough transform. *American Journal of Applied Sciences*, v. 2, n. 12, p. 1606–1609, 2005. Citado na página 28.
- ROBERTO, D.; ANDREA, D. G. Model based retinal analysis for retinopathy detection. In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*. Lion, França: , 2007. p. 6731–6734. Citado na página 30.
- SAGAR, A. V.; BALASUBRAMANIAN, S.; CHANDRASEKARAN, V. Automatic detection of anatomical structures in digital fundus retinal images. In: *IAPR Conference on Machine Vision Applications*. Tóquio: , 2007. p. 483–486. Citado 11 vezes nas páginas 8, 9, 13, 20, 21, 36, 41, 49, 50, 51 e 52.
- SCHWIEGERLING, J. *Field Guide to Visual and Ophthalmic Optics*. Bellingham: SPIE, 2004. Citado na página 38.
- SEKAR, G. B.; NAGARAJAN, M. P. Localisation of optic disc in fundus images by using clustering and histogram techniques. In: *International Conference on Computing, Electronics and Electrical Technologies*. 2012. p. 584 – 589. Citado 6 vezes nas páginas 14, 33, 56, 57, 58 e 59.

- SEKHAR, S. et al. Automated localisation retinal features. *Applied Optics*, v. 50, n. 19, p. 3064 – 3075, 2011. Citado 12 vezes nas páginas 8, 9, 13, 21, 22, 29, 38, 41, 49, 50, 51 e 52.
- SINGH, J.; JOSHI, G. D.; SIVASWAMY, J. Appearance-based object detection in colour retinal images. In: *IEEE International Conference on Image Processing*. San Diego: , 2008. p. 1432 – 1435. Citado na página 17.
- SINTHANAYOTHIN, C.; BOYCE, J.; COOK, H.; WILLIAMSON, T. Automated localisation of the optic disk, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. *British Journal of Ophthalmology*, v. 83, n. 8, p. 902–910, Agosto 1999. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 28.
- SINTHANAYOTHIN, C. et al. Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus images. *Diabetic medicine: a journal of the British Diabetic Association*, v. 19, n. 2, p. 105–112, Fevereiro 2002. Citado na página 23.
- SOILLE, P. *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*. 2. ed. Secaucus, NJ, EUA: Springer-Verlag Nova York, Inc., 2003. ISBN 3540429883. Citado 4 vezes nas páginas 22, 24, 32 e 43.
- SOPHARAK, A. et al. Machine learning approach to automatic exudate detection in retinal images from diabetic patients. *Journal of Modern Optics*, v. 57, n. 2, p. 124–135, 2010. Citado 5 vezes nas páginas 10, 23, 24, 28 e 46.
- SOPHARAK, A.; UYYANONVARA, B.; BARMAN, S. Automatic exudates detection from non-dilated diabetic retinopathy retinal images using c-means clustering. *Sensors*, p. 2148–2161, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 23, 42 e 56.
- SPENCER, T. et al. An image-processing strategy for the segmentation and quantification of microaneurysms in fluorescein angiograms of the ocular fundus. *Computers and Biomedical Research*, v. 29, n. 4, p. 284–302, Maio 1996. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 2.
- STAAL, J. et al. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 23, n. 4, p. 501–509, Abril 2004. Citado 3 vezes nas páginas 8, 3 e 13.
- STAPOR, K.; SWITONSKI, A.; CHRÁSTEK, R.; MICHELSON, G. Segmentation of fundus eye images using methods of mathematical morphology for glaucoma diagnosis. In: BUBAK, M.; ALBADA, G. D. van; SLOOT, P. M. A.; DONGARRA, J. (Ed.). *International Conference on Computational Science*. : Springer, 2004. (Lecture Notes in Computer Science), p. 41–48. Citado na página 24.
- TAN, N. et al. Automatic detection of the macula in the retinal fundus image by detecting regions with low pixel intensity. In: *International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering, ICBPE '09*. Singapura: , 2009. p. 1–5. Citado 14 vezes nas páginas 8, 9, 13, 20, 21, 22, 35, 36, 40, 41, 49, 50, 51 e 52.
- TANG, H. L. et al. The reading of components of diabetic retinopathy: An evolutionary approach for filtering normal digital fundus imaging in screening and population based studies. *PLoS ONE*, v. 8, n. 7, p. 1–12, Julho 2013. Citado na página 1.

THERRIEN, C. W. *Decision Estimation and Classification: An Introduction to Pattern Recognition and Related Topics*. Nova York, EUA: John Wiley & Sons, Inc., 1989. Citado na página 25.

TOBIN, K.; CHAUM, E.; GOVINDASAMY, V. P.; KARNOWSKI, T. Detection of anatomic structures in human retinal imagery. *IEEE Trans Med Imaging*, v. 26, n. 12, p. 1729–1739, 2007. Citado 6 vezes nas páginas 9, 17, 18, 37, 38 e 47.

USHER, D. et al. Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening. *Diabetic Medicine*, v. 21, n. 1, p. 84–90, Janeiro 2004. Citado na página 23.

WALTER, T.; KLEIN, J. Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques. *Lecture Notes in Computer Science*, v. 2199, p. 282–287, Janeiro 2001. Citado na página 28.

WALTER, T.; KLEVIN, J.; 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. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 21, n. 10, p. 1236 – 1243, 2002. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 24.

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*, v. 34, n. 2, p. 228–235, Abril 2010. Citado na página 24.

WINDER, R. et al. Algorithms for digital image processing in diabetic retinopathy. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, n. 33, p. 608–622, 2009. Citado na página 18.

YOUSSEF, A. A. A.; GHALWASH, A. Z.; GHONEIM, A. S. Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 27, n. 1, p. 11–18, Janeiro 2008. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 30.

ZANA, F.; KLEIN, J.-C. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 10, n. 7, p. 1010–1019, Julho 2001. Citado 3 vezes nas páginas 34, 35 e 43.

ZHANG, X.; CHUTATAPE, O. Top-down and bottom-up strategies in lesion detection of background diabetic retinopathy. In: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2005. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 42.

ZHU, X.; RANGAYYAN, R. M.; ELLS, A. L. Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina using the hough transform for circles. *Journal of Digital Imaging*, v. 23, n. 3, p. 332–341, Junho 2010. Citado na página 29.