



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

# Desenvolvimento de um Módulo de Processamento e Detecção Automática de Padrões Patológicos em Imagens de Retina de Pacientes de Risco

Charles Iury Oliveira Martins

FORTALEZA – CEARÁ  
JUNHO/2008



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

# Desenvolvimento de um Módulo de Processamento e Detecção Automática de Padrões Patológicos em Imagens de Retina de Pacientes de Risco

**Autor**

Charles Iury Oliveira Martins

**Orientador**

Profa. Dra. Fátima N. Sombra de Medeiros

*Projeto de Final de Curso submetido  
à Coordenação do Programa de  
Graduação em Engenharia de  
Teleinformática da Universidade  
Federal do Ceará como parte dos  
requisitos para a obtenção do grau de  
**Engenheiro de Teleinformática.***

FORTALEZA – CEARÁ

JUNHO/2008

CHARLES IURY OLIVEIRA MARTINS

**Desenvolvimento de um Módulo de Processamento e Detecção  
Automática de Padrões Patológicos em Imagens de Retina de Pacientes  
de Risco**

Este Trabalho foi julgado adequado para a obtenção do título de Engenheiro de Teleinformática e aprovado em sua forma final pelo Departamento de Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará.

---

Charles Iury Oliveira Martins

Banca Examinadora:

---

Profa. Dra. Fátima N. Sombra de Medeiros  
Orientadora

---

Prof. Dr. Guilherme de Alencar Barreto  
Universidade Federal do Ceará

---

Prof. Dr. Francisco Nivando Bezerra  
Universidade de Fortaleza

---

Prof. Msc. Carlos Pimentel de Sousa  
Universidade Federal do Ceará

Fortaleza, 25 de Junho de 2008

# Resumo

**M**icroaneurismas se apresentam como os primeiros padrões patológicos que surgem na retina humana, em portadores de Retinopatia Diabética, e constituem uma evidência direta de isquemia, uma vez que cada microaneurisma representa a oclusão de ao menos um vaso capilar. Existe, portanto, uma relação entre o número de microaneurismas e o agravamento da doença em pacientes portadores do Diabetes Mellitus, ou simplesmente Diabetes, como é popularmente conhecida.

Sistemas automáticos de detecção de microaneurismas vêm sendo bastante utilizados em substituição aos sistemas manuais de contagem, uma vez que estes consomem muito tempo e são mais sujeitos a erros. Técnicas avançadas de processamento de imagens auxiliam no diagnóstico de diversas doenças relacionadas ao globo ocular, entre elas a Retinopatia Diabética, utilizando imagens digitais coloridas da retina. Neste trabalho, é proposto um método de detecção automática de candidatos a microaneurismas, utilizando como base as técnicas de Morfologia Matemática aplicadas às imagens digitais coloridas de retina de pacientes de risco. O objetivo é desenvolver um sistema que seja eficaz na detecção de candidatos a microaneurismas e extração de características dos mesmos para posterior classificação. Os testes foram realizados em imagens de pacientes disponíveis na base DRIVE.

# Abstract

**M**icroaneurysms are presented as the first pathological features in the human retina in patients of Diabetic Retinopathy and constitute a direct evidence of ischemia, as each microaneurysm represents the occlusion of at least one capillary vessel. Therefore, there is a link between the number of microaneurysms and the disease progress in patients of Diabetes Mellitus, or simply Diabetes, as it is popularly known.

Automatic systems for microaneurysms detection have been quite used to replace the manual systems, once it is time-consuming and more susceptible to errors. Recent techniques of image processing use digital color images to aid in the diagnosis of several eye-related diseases, like Diabetic Retinopathy. In this work, we propose a method for automatic detection of microaneurysms candidates detection based on Mathematical Morphology applied to digital color fundus images of the retina. We aim at developing an effective system to detect microaneurysms candidates and extract features for posterior classification. Tests were performed on images available in DRIVE database.

Dedico este trabalho ao meu pai Moacir (*in memoriam*), à minha mãe Orquídea,  
aos meus irmãos Uiara e Franklin e à minha avó Francisca.

# Agradecimentos

A Deus, em primeiríssimo lugar, pelos anos vividos, experiências acumuladas, quedas marcantes e recomeços esplêndidos.

À virgem Maria, Mãe, intercessora e protetora.

Aos meus familiares, em especial à minha mãe e meus irmãos, por todo o apoio em cada momento da minha vida. Também registro um agradecimento especial ao meu irmão Franklin por toda a correção gramatical deste trabalho.

À Obra de Maria, em especial à Chiara Lubich e a todos os focolarinos e Gen que comigo vivenciam a espiritualidade da unidade.

À Professora Fátima, por todos os anos de trabalho e orientação, pela confiança em mim depositada e amizade estabelecida.

Ao Professor Nivando Bezerra, do Mestrado em Informática Aplicada, da Universidade de Fortaleza, pela generosa disponibilidade em compartilhar todo o conhecimento em Morfologia Matemática.

A todos os integrantes do GPI - Grupo de Processamento da Informação, com os quais tenho aperfeiçoado o conhecimento na área de processamento de imagens e vivido muitos momentos de alegria.

Aos colegas Msc. Rodrigo Veras e Msc. Geraldo Ramalho, pela valiosa colaboração neste trabalho.

A todo o corpo docente do Departamento de Engenharia de Teleinformática.

"Viver para ficar sentados em frente à televisão horas e horas,  
viver somente para escutar música, viver para fazer algum passeio com os amigos;  
é muito pouco para um jovem que possui uma única vida.  
Aqui convém viver por algo que seja grande!"

Chiara Lubich

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>viii</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 O Olho Humano . . . . .	1
1.2 Retinopatia Diabética . . . . .	4
1.3 Motivação . . . . .	5
1.4 Objetivo . . . . .	8
1.5 Organização do Trabalho . . . . .	8
<b>2 Estado da Arte</b>	<b>10</b>
2.1 Revisão Bibliográfica . . . . .	10
2.1.1 Técnicas utilizando angiogramas por fluoresceína . . . . .	10
2.1.2 Técnicas utilizando imagens coloridas . . . . .	13
2.2 Utilização do Canal Verde . . . . .	14
<b>3 Materiais e Métodos</b>	<b>18</b>
3.1 Material Utilizado . . . . .	18
3.2 Morfologia Matemática . . . . .	19
3.3 Algoritmos Morfológicos Básicos . . . . .	20
3.3.1 Erosão . . . . .	20
3.3.2 Dilatação . . . . .	21
3.3.3 Abertura . . . . .	22
3.3.4 Fechamento . . . . .	23
3.3.5 Filtro Morfológico: Abertura e Fechamento . . . . .	23

3.4	Transformada <i>Top-hat</i> Morfológica . . . . .	24
3.4.1	<i>White top-hat</i> . . . . .	24
3.4.2	<i>Black top-hat</i> . . . . .	27
3.4.3	<i>Top-hat</i> auto-complementar . . . . .	27
3.5	Reconstrução Morfológica . . . . .	29
3.5.1	Reconstrução por Dilatação . . . . .	29
3.5.2	Reconstrução por Erosão . . . . .	30
3.5.3	Abertura e Fechamento por Reconstrução . . . . .	31
<b>4</b>	<b>Metodologia Adotada</b>	<b>33</b>
4.1	Pré-processamento . . . . .	33
4.2	Detecção de Candidatos . . . . .	36
4.3	Segmentação de Veias . . . . .	40
4.4	Processamento Final . . . . .	42
<b>5</b>	<b>Resultados Experimentais</b>	<b>44</b>
5.1	Avaliação dos Resultados . . . . .	44
<b>6</b>	<b>Conclusões</b>	<b>53</b>
6.1	Perspectiva de Trabalhos Futuros . . . . .	54
	<b>Apêndice A Imagens Utilizadas nos Experimentos</b>	<b>56</b>
	<b>Apêndice B Extração de Características</b>	<b>63</b>

# Lista de Figuras

1.1	Estrutura do olho humano. . . . .	2
1.2	Imagem digital de retina. . . . .	3
1.3	(a) - Imagem de retina; (b) - Identificação de alguns pontos de hemorragia presentes na imagem da Figura 1.3(a). . . . .	6
1.4	Angiograma por fluoresceína. . . . .	8
2.1	Esquemático ilustrativo das cores aditivas. . . . .	15
2.2	Decomposição de uma imagem colorida de retina (a) em seus canais vermelho (b), verde (c) e azul (d), exibidos em níveis de cinza. . . . .	17
3.1	Alguns elementos estruturantes planos: (a)-Linear; (b)-Quadrado; (c)-Cruz; (d)-Disco. . . . .	19
3.2	(a)-Imagem binária e (b) sua versão erodida por um elemento estruturante (EE) quadrado de dimensões 7x7. . . . .	21
3.3	(a)-Imagem em tons de cinza e (b) sua versão erodida por um EE quadrado de dimensões 7x7. . . . .	21
3.4	(a)-Dilatação morfológica aplicada à imagem apresentada na Figura 3.2(a) com um EE quadrado de dimensões 7x7; (b)-Dilatação morfológica aplicada à imagem da Figura 3.3(a) com um EE quadrado de dimensões 7x7. . . . .	22
3.5	(a)-Imagem original e (b) sua versão contaminada por ruído impulsivo sal e pimenta; (c)-Abertura aplicada à imagem da Figura 3.5(b); (d)-Fechamento aplicado à imagem da Figura 3.5(b); (e)-Abertura/Fechamento; (f)-Fechamento/Abertura. (EE em forma de disco com raio igual a 1 pixel usado em todas as operações) . . . . .	25

3.6	(a)-Imagem original; (b)-Resultado da operação de Abertura com um EE quadrado com dimensões excedentes aos objetos da cena; (c)- <i>White top-hat</i> ; (d)-Limiarização aplicada à imagem original; (e)-Limiarização aplicada após transformada WTH. . . . .	26
3.7	(a)-Imagem original; (b)-Resultado da operação de Fechamento com um EE em forma de disco (raio=25); (c)- <i>Black top-hat</i> . . . . .	27
3.8	(a)-Imagem original; (b)-Resultado da operação de Fechamento; (c)-Resultado da operação de Abertura; (d)-Resultado da aplicação da Transformada <i>top-hat</i> auto-complementar. . . . .	28
3.9	(a)-Imagem marcadora; (b)-Imagem de máscara; (c)-Resultado da operação de reconstrução morfológica por dilatação. . . . .	30
3.10	(a)-Imagem marcadora; (b)-Imagem de máscara; (c)-Resultado da operação de reconstrução morfológica por erosão. . . . .	31
3.11	(a)-Imagem contaminada por ruído sal e pimenta e (b) sua versão erodida por elemento estruturante de dimensões 3x3; (c)-Resultado da operação de abertura por reconstrução. . . . .	32
3.12	(a)-Imagem contaminada por ruído sal e pimenta e (b) sua versão dilatada por elemento estruturante de dimensões 5x5; (c)-Resultado da operação de fechamento por reconstrução. . . . .	32
4.1	Diagrama de blocos do algoritmo utilizado. . . . .	34
4.2	Variações observadas no fundo de uma imagem de retina. . . . .	34
4.3	Uniformização do fundo através da aplicação da Equação 4.1 ao plano verde de uma imagem de retina. . . . .	35
4.4	Truncamento de todos os pixels com valores positivos na imagem da Figura 4.3. . . . .	36
4.5	Detecção das veias através do processo de <i>Supremum</i> de aberturas a partir da imagem $I_{pp}$ . . . . .	38
4.6	Imagem de máscara. . . . .	39
4.7	Segmentação de veias da imagem da Figura 4.2 através do algoritmo proposto por Zana e Klein (2001). . . . .	41
4.8	(a)-Regiões contendo candidatos a microaneurismas na imagem da Figura 4.2; (b)-Apontamento dos candidatos detectados. . . . .	43
5.1	(a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.1(a) para avaliação visual dos candidatos. . . . .	47

5.2	(a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.2(a) para avaliação visual dos candidatos. . . . .	48
5.3	(a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.3(a) para avaliação visual dos candidatos. . . . .	49
5.4	((a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.4(a) para avaliação visual dos candidatos. . . . .	50
5.5	(a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.5(a) para avaliação visual dos candidatos. . . . .	51
5.6	(a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.6(a) para avaliação visual dos candidatos. . . . .	52
A.1	Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.1(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.1(a). . . . .	57
A.2	Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.2(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.2(a). . . . .	58
A.3	Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.3(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.3(a). . . . .	59
A.4	Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.4(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.4(a). . . . .	60
A.5	Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.5(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.5(a). . . . .	61
A.6	Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.6(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.6(a). . . . .	62

# Lista de Tabelas

1.1	Padrões patológicos observados nos níveis de Retinopatia Diabética (BOELTER et al., 2003). . . . .	5
B.1	Características extraídas dos candidatos a microaneurismas. . . . .	63
B.2	Modelo de elaboração de uma matriz de confusão. . . . .	65
B.3	Matriz de confusão para o classificador 1. . . . .	65
B.4	Matriz de confusão para o classificador 2. . . . .	65
B.5	Matriz de confusão para o classificador 3. . . . .	66
B.6	Matriz de confusão para o classificador 4. . . . .	66
B.7	Matriz de confusão para o classificador 5. . . . .	66
B.8	Matriz de confusão para o classificador 6. . . . .	66
B.9	Matriz de confusão para o classificador 7. . . . .	66
B.10	Matriz de confusão para o classificador 8. . . . .	66
B.11	Matriz de confusão para o classificador 9. . . . .	66
B.12	Matriz de confusão para o classificador 10. . . . .	66

# Capítulo 1

## Introdução

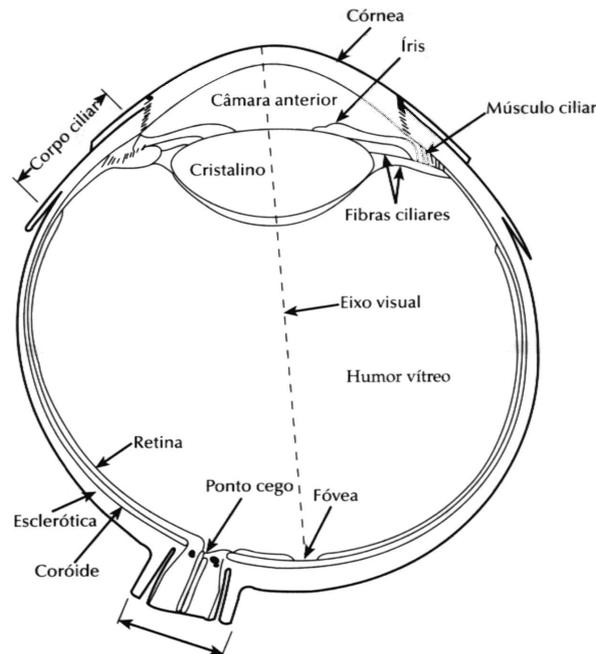
O primeiro capítulo deste trabalho apresenta uma visão geral da fundamentação médico-teórica a respeito do globo ocular humano e de padrões patológicos relacionados ao olho, encontrados em pacientes portadores de Retinopatia Diabética. Na Seção 1.1, serão apresentadas as camadas constituintes do olho humano e uma breve explicação de suas funções no globo ocular, dando ênfase à região de interesse, que é a retina, e às complicações que nela surgem devido à Retinopatia Diabética, presente em pacientes com diabetes dos tipos 1 e/ou 2, descritas na Seção 1.2. As Seções 1.3 e 1.4 apresentam a motivação e o objetivo deste trabalho, cuja organização encontra-se descrita na Seção 1.5.

### 1.1 O Olho Humano

---

O globo ocular possui um formato aproximadamente esférico e um diâmetro em torno de 20mm. Ele é envolvido por três camadas: a camada externa (ou protetora), formada pela córnea e pela esclerótica, a camada média (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, 2000). A estrutura do olho humano é mostrada na Figura 1.1, que 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



**Figura 1.1:** Estrutura do olho humano.

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. O diâmetro da abertura central da íris (pupila) varia entre 2 mm e 8 mm e sua parte frontal contém o pigmento visível do olho, enquanto sua porção posterior possui um pigmento negro (GONZALEZ; WOODS, 2000).

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 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. Já 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 o sol são percebidos em tons monocromáticos sob luz fraca, como a da lua cheia.

Entre os padrões presentes no fundo do olho, encontra-se a rede de veias da retina, que pode revelar uma série de doenças ligadas às variações ocorridas no globo ocular. O tratamento para essas doenças se torna mais eficaz quanto mais cedo elas são descobertas, e isso se dá através de exames oftalmológicos periódicos (HAJER; KAMEL; NOUREDDINE, 2006).

Imagens digitais de retina, como apresenta a Figura 1.2, 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). A análise e interpretação desse tipo de imagem vem se tornando um auxílio importante e necessário no diagnóstico dessas doenças (FANG; HSU; LEE, 2003).



**Figura 1.2:** Imagem digital de retina.

---

## 1.2 Retinopatia Diabética

---

A Retinopatia Diabética (RD) corresponde à maior causa de cegueira entre a população ativa. Sua detecção preliminar em pacientes diabéticos pode preveni-la, mas envolve procedimentos manuais que são caros e levam tempo (NIEMEIJER et al., 2005).

A RD é a complicação vascular mais específica, tanto do DM tipo 1 quanto do tipo 2 e, quando resulta em cegueira, é considerada uma das complicações mais trágicas. Bosco et al. (2005) explica como está dividida clinicamente a doença em seus dois estágios principais: RD não-proliferativa (RDNP), e RD proliferativa (RDP).

A RDNP provoca alterações intra-retinianas associadas ao aumento da permeabilidade capilar e à oclusão vascular que pode ou não ocorrer nesta fase, onde são encontrados padrões, como microaneurismas, edema macular e exudatos duros (extravasamento de lipoproteínas). Estima-se que quase todos os pacientes com aproximadamente 25 anos de DM estão neste estágio da doença, contudo, em muitos casos, pode não haver evolução significativa.

Extensas áreas de isquemia capilar como exudatos algodonosos (redução do fluxo axoplasmático<sup>1</sup> das células da camada de fibras nervosas), veias tortuosas e dilatadas, hemorragias na superfície da retina, anormalidades microvasculares intra-retinianas caracterizam a progressão da RDNP. Isto corresponde ao estágio mais avançado da forma não-proliferativa, a qual é chamada de pré-proliferativa. Em resposta a essa intensa isquemia, ocorre a liberação de substâncias vasoativas, principalmente dos fatores de crescimento, que estimulam o surgimento de neovasos. A partir do momento que se observa uma neovascularização na interface vítrea da retina, os especialistas consideram que a doença chegou ao seu segundo estágio, o proliferativo, caracterizando a RDP. A neovascularização, usualmente, origina-se no disco ótico e/ou nas grandes veias da retina. Esse estágio é considerado bastante grave, pois o rompimento dos neovasos, que são bastante frágeis, pode causar sangramentos na cavidade vítrea e/ou no espaço pré-retiniano, resultando no aparecimento de sintomas visuais, como os “pontos flutuantes” ou “teias de aranha”, ou até mesmo na perda da visão, se não tratado a tempo. A Tabela 1.1 mostra os padrões patológicos decorrentes de cada uma das fases da RD

---

<sup>1</sup>Movimento de organelas e substâncias através do axoplasma (citoplasma do axônio de uma célula nervosa), rumo ao corpo celular, para renovação dos componentes das terminações nervosas.

para diferentes níveis da doença. O primeiro estágio, que caracteriza a RDNP, surge com o aparecimento dos microaneurismas e, logo em seguida, complicações mais graves, como hemorragias, vão surgindo em decorrência do agravamento da doença, passando a caracterizar a RDP, onde ocorre o processo de neovascularização retiniana, considerado de alto risco.

**Tabela 1.1:** Padrões patológicos observados nos níveis de Retinopatia Diabética (BOELTER et al., 2003).

Classificação	Características
<b>RDNP</b>	
Mínima	Raros microaneurismas.
Leve	Poucas hemorragias dispersas e microaneurismas.
Moderada	Moderadas hemorragias e microaneurismas, exudatos duros e algodonosos podem estar presentes. Hemorragias intra-retinianas em todos os quadrantes.
Grave ou muito grave	Veias em rosário pleno menos dois quadrantes. Anormalidades microvasculares intra-retinianas em pelo menos 1 quadrante.
<b>RDP</b>	
Baixo risco	Neovascularização retiniana ou do disco óptico, mas sem atingir características de alto risco.
Alto risco	Neovasos no disco óptico maior do que 1/3 de sua área. Hemorragia pré-retiniana ou vítrea acompanhada por neovasos de disco óptico menores do que 1/3 de área de disco ou neovascularização retiniana maior que 1/2 da área de disco.

### 1.3 Motivação

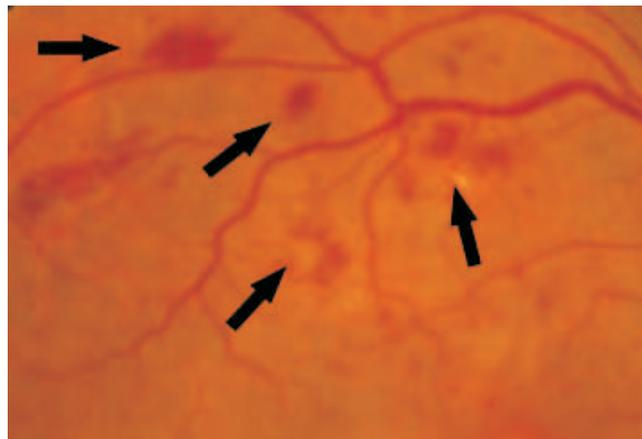
Quase 100% dos indivíduos com DM tipo 1 evoluirá para alguma forma de retinopatia após 15 anos de doença, sendo que, destes, aproximadamente 60% irá desenvolver a forma mais grave (proliferativa). Este estágio é caracterizado pela formação de novos vasos na retina, que crescem em direção à interface vítrea, podendo evoluir para a perda irreversível da acuidade visual, principalmente pelo descolamento tracional da retina (ALDER et al., 1997).

Os vasos sanguíneos da retina humana normalmente não crescem após o nascimento. Toda neovascularização pós-natal que ocorre é considerada patológica,

pois surge apenas em consequência de doenças como o DM e a oclusão da veia central da retina. A obstrução vascular que caracteriza a RD possui mecanismos ainda desconhecidos. Esses capilares, por sua vez, possuem endotélio<sup>2</sup> muito fino, o que os torna frágeis e fáceis de romper, causando hemorragia dentro da cavidade vítrea (BOSCO et al., 2005). Na Figura 1.3, podem ser observadas manchas vermelhas, que correspondem a hemorragias na retina de um paciente.



(a)



(b)

**Figura 1.3:** (a) - Imagem de retina; (b) - Identificação de alguns pontos de hemorragia presentes na imagem da Figura 1.3(a).

Padrões como microaneurismas e hemorragias constituem patologias associadas

---

<sup>2</sup>Camada interna dos vasos sanguíneos.

a RD, como observado na Tabela 1.1. O impacto econômico e social causado pelo DM, que já é considerado problema de saúde pública, deve-se em maior parte a essas complicações que encurtam a vida produtiva dos indivíduos, piorando sua qualidade de vida e a de seus familiares. Em alguns países o DM pode comprometer de 5 a 14% das despesas destinadas à saúde, como, por exemplo, nos Estados Unidos, onde os custos provocados por cegueira decorrente de RD chegam a 500 milhões de dólares por ano (WALTER et al., 2007).

Uma das formas mais simples de diagnosticar a RD em pacientes de risco é através da análise de imagens coletadas periodicamente de suas retinas. Inicialmente, as soluções computacionais propostas faziam uso de imagens obtidas por angiofluoresceinografia. A fluoresceína é um contraste amarelado, de origem vegetal, que fluoresce quando é estimulada por uma luz com um determinado comprimento de onda. A angiografia por fluoresceína consiste em um recurso que permite avaliar as doenças presentes no olho, mais especificamente na retina e na coróide. A substância é injetada na veia do braço do paciente, onde circula no organismo, incluindo o olho, e evidencia os vasos sanguíneos do fundo do globo ocular. Com uma máquina fotográfica, as alterações vasculares são documentadas e posteriormente interpretadas. O exame é realizado sem a necessidade do uso de raios-X (RETINACLINIC, 2007). Nesse tipo de imagem, as veias e microaneurismas apresentam-se como padrões mais claros e com bom contraste em relação ao fundo, como mostrado na Figura 1.4.

O uso da fluoresceína em larga escala para o diagnóstico de RD não é amplamente recomendado devido ao risco de mortalidade (1:222000) e a reações contrárias, como náuseas e vômitos após sua aplicação no paciente (NIEMELJER et al., 2005). Uma solução simples e barata consiste no uso de imagens digitais coloridas. Diferentemente dos angiogramas obtidos por fluoresceína, as imagens digitais não provocam qualquer reação alérgica no paciente, por não necessitarem de material extra para sua captação. A aquisição dessas imagens é de baixo custo, constitui um método não-invasivo e todas as lesões referentes à RD encontram-se visíveis, tornando fácil o diagnóstico. Os sistemas de análise automática de imagens de retina podem reduzir o custo operacional em relação à análise manual feita por especialistas e este projeto pretende disponibilizar módulos de processamento úteis a este estudo.



**Figura 1.4:** Angiograma por fluoresceína.

## 1.4 Objetivo

---

O presente trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de um método de segmentação de microaneurismas em imagens digitais coloridas de retina, servindo de auxílio ao diagnóstico de doenças relacionadas ao olho, como a Retinopatia Diabética e, conseqüentemente, na prevenção da oclusão visual em pacientes de risco. Um método de extração desses padrões será testado em imagens de retina contendo patologias, como microaneurismas. Características desses padrões também serão extraídas, formando uma base de dados para aplicação em métodos de classificação como parte de uma etapa posterior à tratada nesta monografia.

## 1.5 Organização do Trabalho

---

O trabalho está organizado da seguinte forma: no Capítulo 2 é feita uma revisão bibliográfica dos artigos científicos publicados em eventos e revistas da área, mostrando suas contribuições para o problema da segmentação de padrões patológicos que indicam a presença de RD em pacientes de risco; no Capítulo 3 serão apresentados o material utilizado para os testes do algoritmo proposto e a metodologia estudada para o desenvolvimento deste trabalho (dando enfoque às técnicas de processamento de imagens por Morfologia Matemática). O método proposto para a segmentação de microaneurismas será apresentado no Capítulo 4

---

e, no Capítulo 5, os resultados obtidos serão exibidos e avaliados. No Capítulo 6, encontram-se as conclusões finais e as perspectivas de trabalhos futuros. No Apêndice A todos os resultados intermediários obtidos para as imagens de teste do algoritmo proposto serão exibidos e, no Apêndice B, as medidas de classificação obtidas através de testes preliminares serão apresentadas e discutidas.

# Capítulo 2

## Estado da Arte

A busca por um sistema automático de detecção de padrões patológicos, como neovasos e microaneurismas (MA) em imagens de retina para diagnóstico de Retinopatia Diabética (RD), gerou um grande número de publicações que sugeriram várias soluções para esse problema. Neste capítulo, serão apresentados os principais trabalhos que influenciaram a abordagem utilizada para o desenvolvimento do algoritmo de detecção de MA.

### 2.1 Revisão Bibliográfica

---

Os trabalhos podem ser divididos em duas vertentes com relação ao tipo de imagem utilizada. Na Seção 2.1.1 será dado ênfase às técnicas que utilizam angiogramas por fluoresceína, enquanto que, na Seção 2.1.2, serão apresentadas as técnicas que utilizam imagens digitais coloridas.

#### 2.1.1 Técnicas utilizando angiogramas por fluoresceína

A angiofluoresceinografia, ou angiografia por fluoresceína, consiste em um recurso que utiliza a fluoresceína, um contraste amarelado de origem vegetal que fluoresce quando é estimulada por uma luz com um determinado comprimento de onda, para avaliar doenças presentes no olho humano (Vide detalhes na Seção 1.3).

Em Cree et al. (1996) os autores desenvolveram um sistema para quantificar e monitorar a presença de MA em angiogramas. O primeiro passo de seu algoritmo consiste em definir a região de interesse a partir da localização da fóvea. Este trabalho, assim como a maioria dos trabalhos pesquisados, que utilizam o mesmo

tipo de imagem, seguiu os passos abaixo relacionados:

- i. pré-processamento para correção de sombra pela aplicação do filtro da mediana com tamanho de janela em torno de 25x25 pixels (tamanho maior que o maior padrão encontrado na imagem original) e sua subtração da mesma;
- ii. aplicação da transformada *top-hat* (SOILLE, 2003) para extração das veias, utilizando um elemento estruturante longo, de forma linear, e semelhante aos padrões das veias;
- iii. aplicação de um filtro gaussiano para reduzir o efeito do ruído sal e pimenta e detectar possíveis candidatos a MA;
- iv. crescimento de região com uma semente em cada candidato para obter sua forma real, tendo como critério a escolha de pixels com intensidade de cinza maior que a metade da intensidade de cinza do pixel semente;
- v. extração de características e classificação.

Para esse último passo foi utilizado um classificador baseado em regras de decisão, alcançando um resultado de 82% de sensibilidade<sup>1</sup> e uma taxa de especificidade<sup>2</sup> de 84%, em um conjunto de 20 imagens contendo 297 MA.

Vincent (1993) demonstrou a utilidade da aplicação da transformada *top-hat*, ou particularmente da transformada de reconstrução por *top-hat* na segmentação de MA em angiogramas. O processo consiste em tomar o máximo, ponto a ponto, dos processos de abertura da imagem original com um elemento estruturante, com largura de um pixel e comprimento alongado, sob várias direções. Como o resultado extrai parcialmente as veias presentes na imagem, é então aplicada uma reconstrução por dilatação (SOILLE, 2003), que permite reconstruir os padrões alongados, ou seja, as veias. O resultado é subtraído da imagem original e, após um processo de simples limiarização, os candidatos a MA são detectados. Vincent (1993) apenas citou o exemplo como uma aplicação do uso da reconstrução morfológica para imagens em tons de cinza, não reportando nenhum tipo de análise quantitativa e/ou

---

<sup>1</sup>A sensibilidade corresponde à taxa que relaciona a quantidade de padrões classificados como MA, e realmente são, em relação ao número total de MA previamente conhecidos.

<sup>2</sup>A especificidade corresponde à taxa que relaciona a quantidade de padrões classificados como não sendo MA, e realmente não são, em relação ao número total de padrões que não são MA, identificados previamente.

qualitativa da extração desses candidatos. A mesma técnica, ou semelhante, tem sido usada na extração de padrões alongados, como veias em imagens de retina, por diversos pesquisadores, tanto em angiogramas como em imagens digitais coloridas (THACKRAY; NELSON, 1993; ZANA; KLEIN, 1997, 2001; LEANDRO; JR.; JELINEK, 2001; FANG; HSU; LEE, 2003; HAJER; KAMEL; NOUREDDINE, 2006; HUANG; YANG; XIA, 2006).

Spencer et al. (1996) desenvolveram uma técnica de detecção de MA semelhante à desenvolvida por Cree et al. (1996). Os autores implementaram um novo critério para o crescimento de região após a aplicação da máscara gaussiana, utilizando valores de *pixels* das imagens original e filtrada pela mediana. Em seu trabalho, Spencer et al. (1996) extraíram características e utilizaram-nas como critérios de combinação para definir os verdadeiros MA presentes nas imagens, alcançando uma taxa de sensibilidade de 82%, porém não reportaram a taxa de especificidade em termos percentuais por desconhecerem o número total de padrões que não são MA.

Frame et al. (1998) realizaram um trabalho de comparação entre métodos classificadores manuais e automáticos para detecção de MA. Os passos do algoritmo de segmentação foram os mesmos seguidos por Spencer et al. (1996) e os métodos estudados foram:

- i. análise baseada em regras;
- ii. análise por discriminante linear;
- iii. rede neural artificial com aprendizado por quantização vetorial.

Os métodos foram comparados através da análise por curvas ROC<sup>3</sup> (FAWCETT, 2006), que demonstraram a eficácia do método baseado em regras de decisão. Os métodos automáticos (ii e iii) possuem a vantagem de requerer menos intervenção do usuário e realizar o aprendizado em um curto espaço de tempo, porém o esforço extra requerido para desenvolver o primeiro método (i) é recompensado por seu melhor desempenho, superando os outros dois métodos automáticos, de acordo com a análise ROC.

---

<sup>3</sup> Abreviação de *Receiver Operating Characteristic*.

### 2.1.2 Técnicas utilizando imagens coloridas

A aquisição de imagens coloridas da retina consiste em um método de baixo custo, não-invasivo, em que todas as lesões referentes à RD encontram-se visíveis, tornando fácil o diagnóstico do paciente. Diferentemente dos angiogramas obtidos por fluoresceína, as imagens digitais não provocam qualquer reação alérgica no paciente, por não necessitarem de material extra para sua captação (Seção 1.3).

Streeter e Cree (2003) utilizaram o mesmo esquema proposto por Spencer et al. (1996) e Frame et al. (1998) aplicado ao plano verde das imagens coloridas, utilizando não apenas um, mas dois filtros casados com diferentes tamanhos, e limiarizados separadamente por um critério proposto pelos autores. Os resultados foram então combinados usando uma operação binária do tipo OU. Foi utilizada em seu método a classificação por discriminante linear, alcançando uma sensibilidade de 56% com uma taxa de 5,7 para falsos-positivos por imagem. Esse resultado se mostrou bastante inferior aos demais pesquisados, principalmente pela alta taxa de falsos-positivos encontrada.

Raman et al. (2004) apresentaram os efeitos da qualidade das imagens coloridas obtidas para o processo de detecção de MA. Nesse teste, foram utilizadas imagens de alta e baixa resoluções. Foi mostrado que existem razões técnicas e médicas que guiam a escolha do tipo de imagem para se trabalhar. Da perspectiva médica, a utilização de imagens de baixa resolução se torna mais vantajosa, pois não há necessidade do paciente dilatar a pupila antes da aquisição das imagens. Porém, do ponto de vista técnico, tais imagens apresentam um baixo contraste e mostram-se deficientes em iluminação, quando não se tem a pupila do paciente dilatada. O estudo mostrou, portanto, que ao reduzir a qualidade da imagem, também será reduzida a sensibilidade do processo de detecção de MA.

O trabalho proposto por Niemeijer et al. (2005) apresentou um método para detecção de hemorragias, apresentadas nas imagens coloridas como lesões vermelhas. Os autores tiveram como base os trabalhos de Spencer et al. (1996) e Frame et al. (1998), e contribuíram com um novo método de detecção de candidatos baseado na classificação por pixel, adicionando ainda outras características a serem extraídas para detectar lesões e não-lesões, tendo como classificador escolhido o método dos  $k$  vizinhos mais próximos. Este trabalho alcançou uma taxa de sensibilidade de 100% e uma taxa de especificidade de 87% na detecção de hemorragias, sendo as

maiores taxas observadas nos trabalhos pesquisados na elaboração desta monografia. Embora seu trabalho se baseasse na detecção de hemorragias na região da retina, o método proposto pelos autores se adapta à detecção de outros padrões, como MA. O algoritmo por eles proposto serviu como base para o desenvolvimento deste trabalho pela facilidade de implementação e bom desempenho observado nos resultados, como será visto no Capítulo 4.

Fleming et al. (2006) descreveram um método para detecção de MA mostrando como a normalização do contraste pode prover uma melhor distinção entre os MA e outros padrões presentes na retina. Foi escolhido o método de normalização que utiliza a transformada *watershed* (VINCENT; SOILLE, 1991) para separar regiões que contêm veias e não-veias. O método se mostrou eficiente com uma taxa de sensibilidade de 85,4% e uma taxa de 83,1% de especificidade.

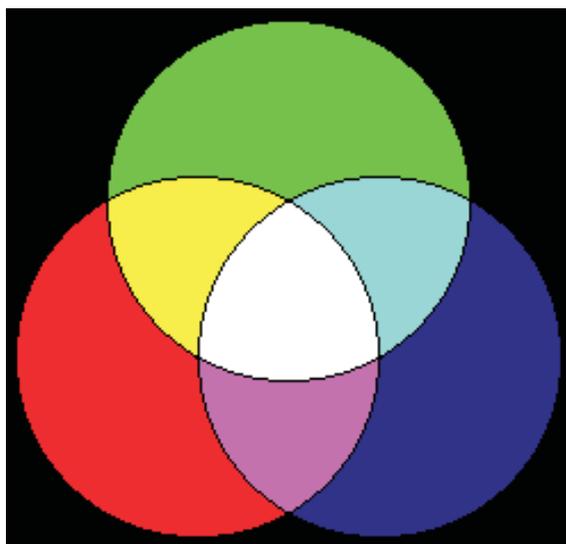
Walter et al. (2007) desenvolveram um método para detecção de MA provendo uma correção de sombra que remove variações do fundo da imagem devido à iluminação não-uniforme. Em seguida, os candidatos são detectados utilizando a técnica de fechamento de diâmetro, ou *infimum* dos fechamentos (SOILLE, 2003), e, em seguida, aplicando um esquema de limiarização automática. São então calculadas características dos candidatos detectados para a aceitação ou rejeição dos mesmos. Como procedimento de classificação, os autores utilizaram o método de classificação bayesiana. O algoritmo desenvolvido foi testado em um conjunto de 94 imagens e foi obtida uma taxa de sensibilidade de 88,47% com 2,13 falsos-positivos por imagem. Esse resultado se mostrou bastante satisfatório em relação aos demais trabalhos que apresentam métodos de detecção de MA.

## 2.2 Utilização do Canal Verde

---

A percepção cromática do olho humano é realizada através dos cones (ver Capítulo 1), que se subdividem em três classes com diferentes máximos de sensibilidade, estando os mesmos situados no vermelho (R-*red*), no verde (G-*green*) e no azul (B-*blue*). As variações de cor são captadas pelo olho através da combinação dos estímulos recebidos por cada um destes tipos de cones. As cores citadas formam as chamadas cores aditivas (Figura 2.1), sendo possível obter qualquer outra cor através da combinação de duas ou mais cores, de acordo com algumas proporções (FILHO; NETO, 1999).

As imagens coloridas são, portanto, resultantes da combinação de três imagens



**Figura 2.1:** Esquemático ilustrativo das cores aditivas.

obtidas, cada uma em um canal diferente (R, G e B). Quando se trata de imagens coloridas, muitos trabalhos afirmam que o canal verde (G) contém o melhor contraste entre os elementos da cena e o fundo, que o canal vermelho (R) se encontra saturado e que o canal azul (B) não contém informação relevante. De fato, a maioria dos trabalhos pesquisados utiliza apenas o canal verde das imagens para teste e avaliação de seus algoritmos como o fazem Zana e Klein (2001), Niemeijer et al. (2005) e Walter et al. (2007), dentre outros.

Walter et al. (2007), baseados no trabalho de Preece e Claridge (2002), fazem uma interpretação do conteúdo das imagens coloridas em cada canal. Ao penetrar no olho, através da pupila, a luz atravessa diferentes camadas, sendo parcialmente refletida, absorvida e transmitida. As propriedades de cada camada permitem uma certa porcentagem de reflexão, transmissão e absorção dessa luz, que dependem também, em particular, da quantidade de melanina e hemoglobina<sup>4</sup> presentes.

O coeficiente de absorção para a luz azul, nesses pigmentos, é maior se comparado a outras luzes que operam em comprimentos de onda diferente. Logo, a maior parte da luz azul é absorvida dentro do olho e não contribui muito para o fundo de cor da imagem. A Figura 2.2(d) exibe uma imagem do canal azul de uma imagem de retina. Nela pode-se perceber que não há informação relevante devido à grande absorção desse tipo de luz, não existindo contraste satisfatório.

---

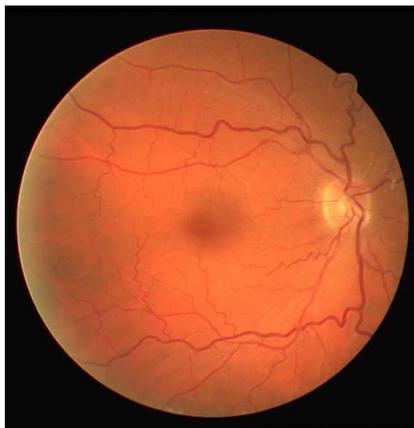
<sup>4</sup>Proteína que contém ferro, presente em algumas células especializadas, que permite o transporte de oxigênio pelo sistema circulatório.

Para a luz verde observa-se uma situação particular, pois o coeficiente de absorção da hemoglobina, para esse tipo de luz, possui um pico no comprimento de onda correspondente. Portanto, padrões que contém hemoglobina absorvem mais a luz verde do que os outros que estão ao seu redor, aparecendo mais destacados em relação ao fundo. A luz verde é, portanto, refletida no epitélio<sup>5</sup> pigmentado da retina e na coróide. A Figura 2.2(c) exhibe esta característica. Nesta imagem as veias aparecem mais escuras em relação ao fundo devido à grande absorção desse tipo de luz. Tais características resultam em um bom contraste entre os padrões da retina presentes na imagem.

A luz verde é menos absorvida pelas camadas do fundo do olho do que a luz azul, porém é mais absorvida que a luz vermelha, que penetra nas camadas mais profundas do interior do olho e que se reflete sobretudo na coróide. A luz vermelha é menos absorvida pelos pigmentos do interior do olho, e ela domina o espectro refletido. Esta é a razão pela qual a cor avermelhada predomina nas imagens de retina, como na Figura 2.2(a). Devido ao baixo valor do coeficiente de absorção da luz vermelha, estruturas contendo pigmentos aparecem menos contrastadas do que para a luz verde. A Figura 2.2(b) mostra uma imagem obtida do canal R de uma imagem de retina, demonstrando o baixo contraste existente devido ao baixo coeficiente de absorção desse tipo de luz nessa região.

---

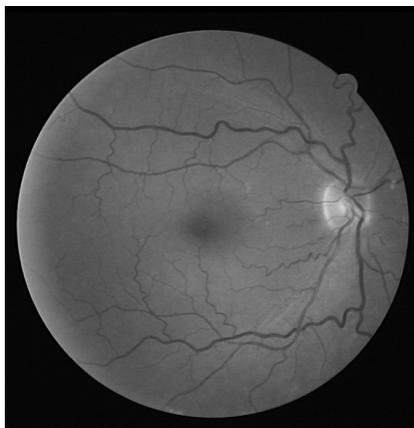
<sup>5</sup>Camada celular que cobre todas as superfícies internas e externas do corpo.



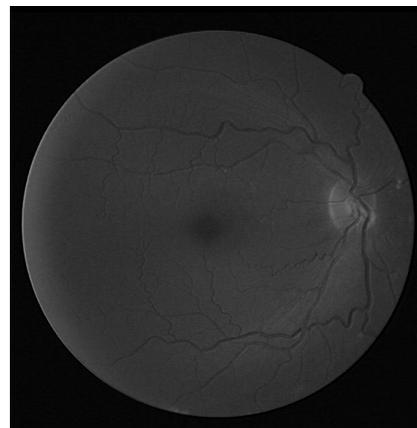
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figura 2.2:** Decomposição de uma imagem colorida de retina (a) em seus canais vermelho (b), verde (c) e azul (d), exibidos em níveis de cinza.

# Capítulo 3

## Materiais e Métodos

Neste capítulo, serão apresentados o material utilizado (Seção 3.1) e a metodologia estudada (Seção 3.2) para o desenvolvimento do algoritmo de segmentação automática de microaneurismas (MA) em imagens de retina. Serão apresentadas as técnicas de realce e segmentação utilizadas em Morfologia Matemática e suas aplicações em diferentes trabalhos (Seções 3.3 e 3.4).

### 3.1 Material Utilizado

---

O algoritmo desenvolvido neste trabalho foi testado e avaliado em imagens digitais coloridas extraídas da base de dados pública DRIVE (STAAL et al., 2004), utilizando o software de aplicações científicas MATLAB®.

A base de dados DRIVE é formada por 40 imagens de retina (oito delas contendo patologias), capturadas a partir de uma câmera digital fotográfica Canon CR5 não-midriática 3CCD com um campo de visão de 45°. O tamanho das imagens é de 565 x 584 pixels, oito bits por canal de cor, comprimidas no formato JPEG.

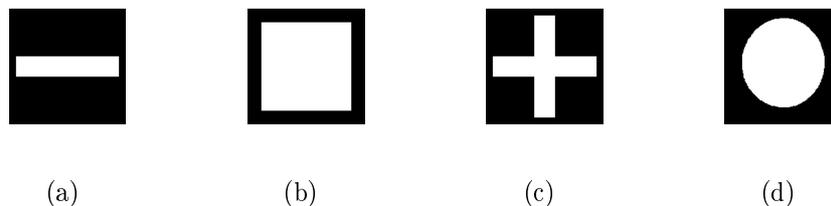
Outras imagens, tomadas para exemplificar as técnicas descritas neste capítulo, são disponibilizadas pelo próprio software, porém o resultado obtido para cada método exposto proveio de implementação própria, ou seja, todos os resultados mostrados neste capítulo foram gerados e não apenas reproduzidos.

## 3.2 Morfologia Matemática

A Morfologia Matemática (MM) pode ser definida como uma teoria para a análise de estruturas espaciais, extraindo informações relativas à geometria e à topologia de uma imagem, pela transformação através de um conjunto completamente definido, denominado Elemento Estruturante (EE). O termo morfologia deve-se ao fato de a mesma prestar-se à análise da forma e do tamanho dos objetos. O termo matemática deve-se à utilização de conhecimentos oriundos da teoria de conjuntos e geometria. Portanto, a MM não é só uma teoria, mas uma técnica de simples implementação e muito poderosa para processamento de imagens (SOILLE, 2003; FILHO; NETO, 1999).

Existem dois tipos de abordagem por MM, a saber: morfologias binária e cinza. A primeira abordagem procura, na vizinhança de cada *pixel* da imagem original, uma configuração de pontos relacionada ao EE. Essa abordagem corresponde a uma operação completamente determinada, a partir da vizinhança examinada, ao redor do ponto central da configuração de pontos pretos e brancos nessa vizinhança, e do algoritmo. Na segunda abordagem, na vizinhança de cada *pixel*, ou em parte da vizinhança da imagem, é necessário conhecer o valor do *pixel* com menor (MIN) e maior (MAX) valores de tons de cinza. O resultado corresponde a uma combinação particular desses valores, seguindo orientação do EE. Portanto, a forma e o tamanho da vizinhança, as regiões de pesquisa de MIN e MAX e o algoritmo determinam completamente uma operação de morfologia cinza (FACON, 2004).

O EE possui um papel fundamental no resultado de operações que envolvem MM. Ele interage com cada conjunto de elementos na imagem, modificando sua forma e tamanho para obter o resultado desejado. A eficiência e também a dificuldade da MM consistem na escolha adequada do EE (FACON, 2004). Alguns exemplos de EE utilizados são mostrados na Figura 3.1.



**Figura 3.1:** Alguns elementos estruturantes planos: (a)-Linear; (b)-Quadrado; (c)-Cruz; (d)-Disco.

Os algoritmos baseados em MM utilizam as operações de erosão e dilatação,

consideradas pilares dessa técnica. Através da composição dessas operações, é possível realizar muitos outros operadores, o que faz com que a MM se destaque de outras técnicas de processamento de imagens, em que, na maioria dos casos, as implementações não aproveitam as ferramentas já existentes (SOILLE, 2003).

### 3.3 Algoritmos Morfológicos Básicos

---

#### 3.3.1 Erosão

A operação de erosão de uma imagem corresponde a todos os pontos onde há o “casamento de informação” entre um conjunto de elementos dentro da imagem e o EE. Matematicamente, definimos a erosão de uma imagem  $X$ , por um EE  $B$ , como o conjunto de pontos  $x$ , em que  $B$  está incluso em  $X$ , quando sua origem está posicionada em  $x$ , como formulado na Equação 3.1:

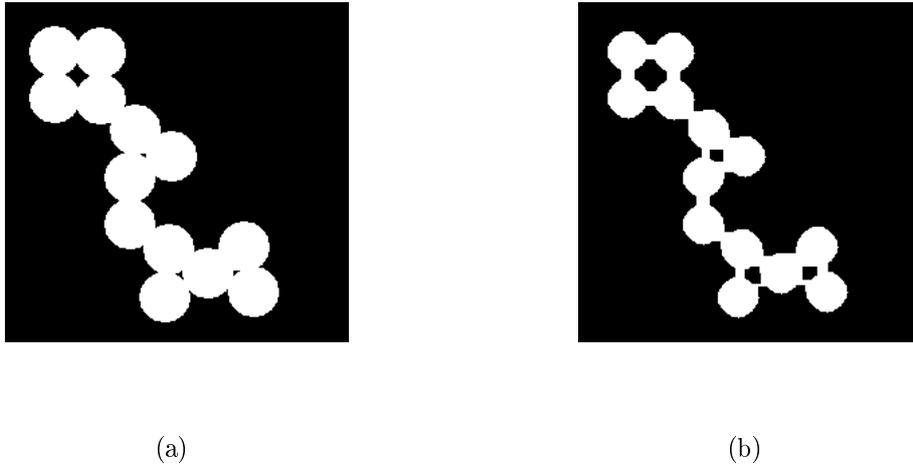
$$\varepsilon_B(X) = \{x | B_x \subseteq X\}. \quad (3.1)$$

O valor do pixel erodido na posição  $x$  corresponde ao mínimo valor da imagem dentro da janela definida pelo EE, quando sua origem está em  $x$ . Logo, a Equação (3.1) acima pode ser reescrita da seguinte forma:

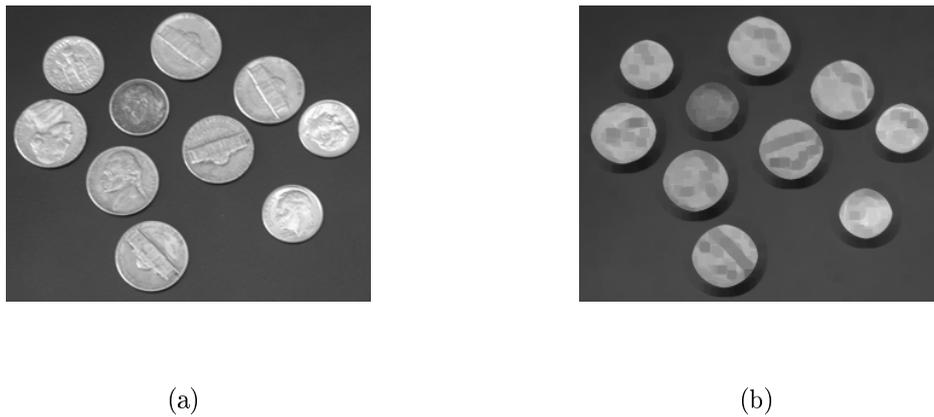
$$[\varepsilon_B(X)](x) = \min_{b \in B} X(x + b). \quad (3.2)$$

A transladação de uma imagem,  $X$ , por um vetor,  $b$ , é definida por  $f_b$ . O valor da imagem transladada em um dado pixel  $x$  é igual ao valor do pixel, na imagem original, na posição transladada pelo vetor oposto (SOILLE, 2003).

As Figuras 3.2 e 3.3 demonstram exemplos da operação de erosão aplicada a duas imagens, sendo uma binária e a outra em tons de cinza, respectivamente. Pode-se observar que, como a operação de erosão trabalha com os níveis de cinza mínimos dentro da janela definida pelo EE, a imagem em tons de cinza resultante tende a ficar mais "escura", uma vez que os mínimos, na imagem, correspondem a valores mais baixos de tons de cinza. Identicamente, na imagem binária, nota-se que, como o próprio nome sugere, os elementos foram erodidos, ou seja, encolhidos, uma vez que os mínimos na imagem correspondem aos pixels de pretos (de valor 0).



**Figura 3.2:** (a)-Imagem binária e (b) sua versão erodida por um elemento estruturante (EE) quadrado de dimensões 7x7.



**Figura 3.3:** (a)-Imagem em tons de cinza e (b) sua versão erodida por um EE quadrado de dimensões 7x7.

### 3.3.2 Dilatação

A operação de dilatação corresponde ao operador dual da erosão<sup>1</sup>. Para se ter um conjunto dilatado dentro da imagem, basta que haja pelo menos uma intersecção entre o objeto em questão e o EE. Define-se, portanto, a dilatação de uma imagem  $X$ , por um elemento estruturante  $B$ , como o local de todos os pontos  $x$  em que  $B$  intercepta  $X$ , quando sua origem está em  $x$  (Equação 3.3).

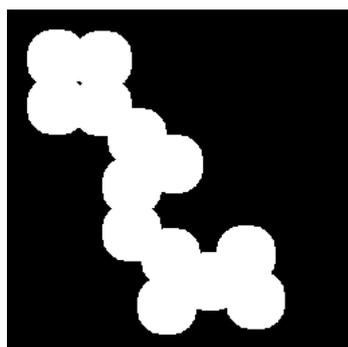
$$\delta_B(X) = \{x | B_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (3.3)$$

<sup>1</sup>Duas operações  $\psi_1$  e  $\psi_2$  são duais, com relação ao complemento  $\complement$  se, e somente se,  $\psi_1 = \complement\psi_2\complement$ .

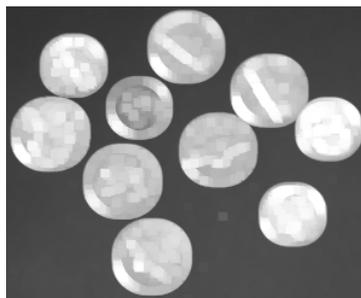
Pode-se também afirmar que o valor do pixel  $x$ , após o processo de dilatação, corresponde ao máximo valor da imagem dentro da janela definida pelo EE, quando sua origem está em  $x$ :

$$[\delta_B(X)](x) = \max_{b \in B} X(x + b). \quad (3.4)$$

Exemplos do processo de dilatação são mostrados na Figura 3.4. Uma vez que esta operação é dual à operação de erosão, as imagens resultantes tendem a ficar mais "claras". O valor resultante em cada pixel corresponde ao máximo valor encontrado dentro do espaço definido pelo EE. Percebe-se também que conjuntos que estão a uma distância menor que o comprimento do EE tendem a se unir. Isto fica evidente na Figura 3.4(a), onde os objetos próximos formaram um único objeto.



(a)



(b)

**Figura 3.4:** (a)-Dilatação morfológica aplicada à imagem apresentada na Figura 3.2(a) com um EE quadrado de dimensões 7x7; (b)-Dilatação morfológica aplicada à imagem da Figura 3.3(a) com um EE quadrado de dimensões 7x7.

### 3.3.3 Abertura

Uma das tarefas mais importantes, e difíceis, em MM, no que diz respeito à aplicação de suas operações, como erosão e dilatação, consiste na escolha ideal do EE. Dependendo de sua forma e/ou conteúdo o resultado pode variar, não correspondendo às expectativas. Ao aplicar uma operação de erosão, por exemplo, quando se deseja remover objetos que não contêm o EE, estes não poderão mais ser reconstruídos, e ainda, a operação também acaba prejudicando a forma dos conjuntos maiores, que permaneceram erodidos na imagem. Para solucionar esse

problema, após o processo de erosão, aplica-se a dilatação, utilizando o mesmo EE, com o intuito de recuperar os objetos anteriormente prejudicados. A esse processo dá-se o nome de abertura morfológica, ou simplesmente, abertura.

A abertura  $\gamma$  de uma imagem  $X$  por um elemento estruturante  $B$ , denotada por  $\gamma_B(X)$ , é definida como a erosão de  $X$  por  $B$  seguida de uma dilatação com o mesmo EE refletido:

$$\gamma_B(X) = \delta_{\tilde{B}}[\varepsilon_B(X)]. \quad (3.5)$$

### 3.3.4 Fechamento

O princípio da operação de fechamento é semelhante ao da operação de abertura, pelo fato de serem operações duais. Porém, a operação de fechamento tende a recuperar a forma dos objetos que sofreram degradação através do processo de dilatação. Assim, pode-se definir o fechamento de uma imagem  $X$  por um elemento estruturante  $B$  como a dilatação de  $X$  por  $B$  seguida de uma erosão com  $B$  refletido:

$$\phi_B(X) = \varepsilon_{\tilde{B}}[\delta_B(X)]. \quad (3.6)$$

### 3.3.5 Filtro Morfológico: Abertura e Fechamento

Em algumas aplicações, os processos de Abertura e Fechamento, se aplicados isoladamente, não geram o resultado esperado, uma vez que apenas algumas estruturas na imagem conseguem resistir ou são eliminadas completamente após suas aplicações. Tendo em vista a correção desse problema, surge o conceito de Filtro Sequencial Alternado (FSA). O FSA consiste em aplicações sucessivas das operações de abertura e fechamento, variando o tamanho e/ou a forma do EE, dependendo da aplicação (SOILLE, 2003). Esta, por sua vez, dita qual operação deve ser executada primeiramente, pois resultados diferentes serão obtidos se uma for aplicada antes da outra (Figuras 3.5(e) e 3.5(f)). A Figura 3.5 exibe um exemplo dessa técnica morfológica, em que é utilizada uma imagem em tons de cinza e sua versão contaminada por ruído sal e pimenta (GONZALEZ; WOODS, 2000). Nota-se que, por ser um ruído do tipo impulsivo, alguns pixels da imagem ruidosa foram substituídos por pixels com valores de máximo e mínimo na escala de cinza (255 e 0, respectivamente). Portanto, as operações de abertura e fechamento, se aplicadas

separadamente, não filtram adequadamente a imagem, como observado nas Figuras 3.5(c) e 3.5(d). Todavia, ao se aplicar a técnica FSA à imagem da Figura 3.5(b) observa-se o efeito de atenuação de grande parte do ruído, tanto na Figura 3.5(e) quanto na Figura 3.5(f).

### 3.4 Transformada *Top-hat* Morfológica

Para se trabalhar com filtros morfológicos, é necessário obter informações sobre a forma, o tamanho e a orientação dos objetos que se deseja extrair em uma cena. Como visto nas seções anteriores, operações de erosão, dilatação, abertura e fechamento atuam como filtros na extração de objetos que compartilham da mesma configuração do EE. A Transformada *top-hat* morfológica utiliza o mesmo princípio, porém, remove da cena os objetos relevantes utilizando a forma, o tamanho e a orientação do EE. Essas estruturas que não compartilham do mesmo padrão do EE são posteriormente recuperadas através da diferença aritmética entre a imagem original e o resultado anteriormente obtido. Essa técnica é de grande utilidade quando se torna mais fácil extrair objetos relevantes de uma imagem e recuperá-los depois, ao invés de tentar extrair objetos que são irrelevantes na mesma. Existem três tipos de Transformada *top-hat* morfológica: *white top-hat*, *black top-hat* e *top-hat* auto-complementar.

#### 3.4.1 *White top-hat*

A transformada *white top-hat* (WTH) de uma imagem  $X$  pode ser definida como a diferença entre a imagem original e sua abertura  $\gamma$ :

$$WTH(X) = X - \gamma(X). \quad (3.7)$$

A transformada WTH é eficaz na extração de padrões que sejam mais claros em relação ao fundo, utilizando um EE com dimensões que não compartilham da forma, do tamanho e da orientação dos objetos que se deseja extrair. A Figura 3.6 mostra um exemplo da aplicação dessa técnica quando se deseja fazer uma correção no nível de iluminação da imagem, associada a uma simples segmentação por limiarização.

Na Figura 3.6(b), é mostrada a erosão da imagem da Figura 3.6(a) utilizando um EE quadrado de dimensões excedentes aos objetos da cena, uniformizando todo o fundo da imagem. Em seguida, na Figura 3.6(c), é mostrado o resultado da



(a)



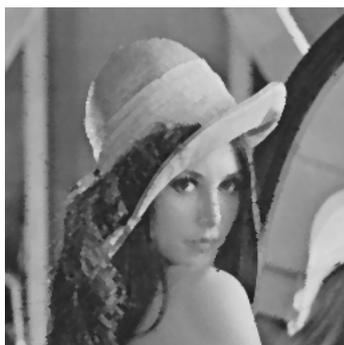
(b)



(c)



(d)

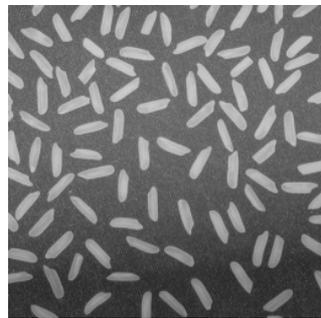


(e)

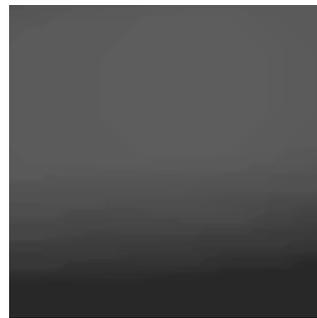


(f)

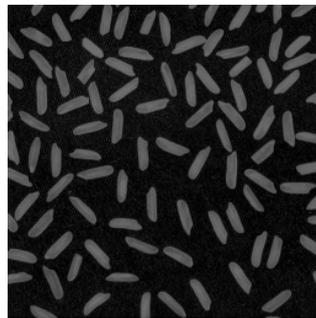
**Figura 3.5:** (a)-Imagem original e (b) sua versão contaminada por ruído impulsivo sal e pimenta; (c)-Abertura aplicada à imagem da Figura 3.5(b); (d)-Fechamento aplicado à imagem da Figura 3.5(b); (e)-Abertura/Fechamento; (f)-Fechamento/Abertura. (EE em forma de disco com raio igual a 1 pixel usado em todas as operações)



(a)



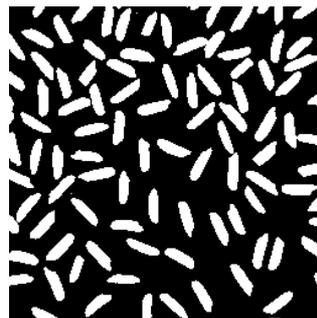
(b)



(c)



(d)



(e)

**Figura 3.6:** (a)-Imagem original; (b)-Resultado da operação de Abertura com um EE quadrado com dimensões excedentes aos objetos da cena; (c)- *White top-hat*; (d)-Limiarização aplicada à imagem original; (e)-Limiarização aplicada após transformada WTH.

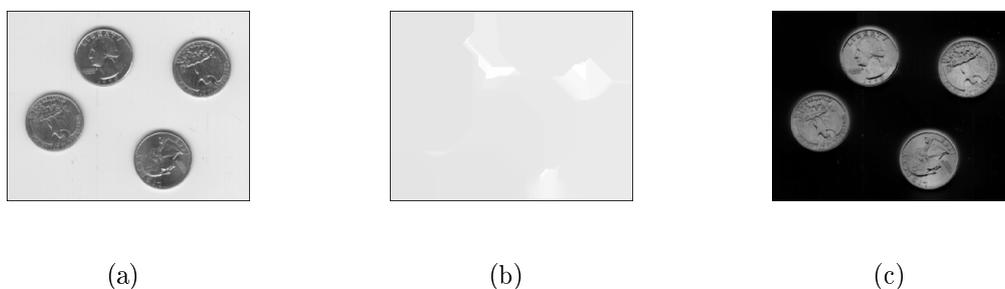
diferença entre a imagem original e sua erosão. As imagens original e de WTH foram então limiarizadas, e o resultado obtido é mostrado nas Figuras 3.6(d) e 3.6(e), respectivamente. Nestas imagens é possível observar o desempenho da transformada WTH na separação dos elementos relevantes da cena, ou seja, os grãos de arroz do fundo ao seu redor, resultando em um melhor processo de segmentação.

### 3.4.2 *Black top-hat*

Pode-se definir a transformada *black top-hat* (BTH) morfológica de uma imagem  $X$  como a simples diferença entre o fechamento da imagem original e ela própria, como formulado na Equação (3.8).

$$BTH(X) = \phi(X) - X \quad (3.8)$$

Ao contrário da transformada WTH, a transformada BTH é aplicada quando se deseja extrair objetos que são mais escuros em relação ao fundo da imagem. Na Figura 3.7, é mostrada uma das aplicações desta transformada. O resultado, na Figura 3.7(c), evidencia os objetos de forma circular na imagem após a diferença entre fechamento, mostrado na Figura 3.7(b), e a imagem original.



**Figura 3.7:** (a)-Imagem original; (b)-Resultado da operação de Fechamento com um EE em forma de disco (raio=25); (c)-*Black top-hat*.

### 3.4.3 *Top-hat* auto-complementar

WTH e BTH são operações complementares<sup>2</sup> (SOILLE, 2003). Uma operação importante, resultante da união das duas transformadas, consiste na soma de ambas. Devido à sua característica de auto-complementaridade, a transformada *top-hat* auto-complementar ( $\varrho$ ) consegue extrair todas as estruturas da imagem que não

<sup>2</sup>Duas operações  $\psi_1$  e  $\psi_2$  são complementares se  $\psi_1 = \psi_2 \mathcal{C}$



## 3.5 Reconstrução Morfológica

Operações de dilatação e erosão, utilizando um tamanho determinado de EE, são raramente usadas na prática (SOILLE, 2003). Sua iteração até a estabilidade, no entanto, possibilita a definição de poderosos algoritmos de reconstrução morfológica. Dilatações e erosões sempre convergem depois de um número finito de iterações em que o resultado obtido em uma imagem marcadora é controlado pela imagem de máscara (NEVES, 2003).

### 3.5.1 Reconstrução por Dilatação

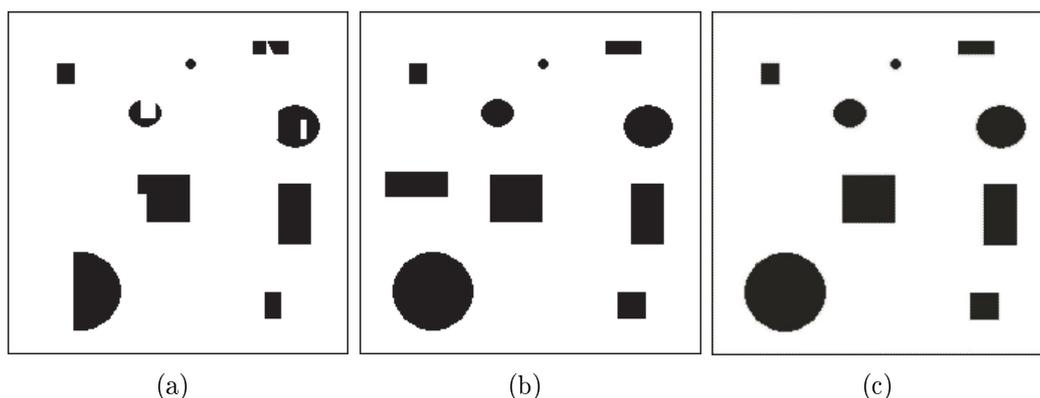
A reconstrução morfológica por dilatação pode ser compreendida como uma dilatação condicional (SOILLE, 2003). A partir de uma imagem inicial, definida como imagem marcadora, podem ser realizadas sucessivas dilatações a partir de um elemento estruturante elementar. O resultado em cada etapa dessa operação é comparado com uma imagem de máscara, e o resultado a ser considerado será a interseção dessas duas imagens. O processo é repetido até a estabilidade, ou seja, até que o resultado seguinte seja igual ao anterior. Com essa operação, é possível a extração ou a recuperação de elementos, desde de que se saiba sua posição (NEVES, 2003).

Portanto, a reconstrução por dilatação de uma imagem de máscara  $g$  a partir de uma imagem marcadora  $f$ , ambas em tons de cinza, onde  $f \leq g$ , é definida como a dilatação de  $f$  com respeito a  $g$ , repetida até a estabilidade, e é denotada por  $R_g^\delta(f)$ :

$$R_g^\delta(f) = \delta_g^{(i)}(f), \quad (3.10)$$

em que  $i$  é tal que  $\delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f)$  (SOILLE, 2003). A reconstrução morfológica por dilatação é uma transformação crescente ( $f_1 \leq f_2 \Rightarrow R_g^\delta(f_1) \leq R_g^\delta(f_2)$ ), anti-extensiva ( $R_g^\delta(f) \leq g$ ) e idempotente ( $R_{R_g^\delta(f)}^\delta(f) \leq R_g^\delta(f)$ ).

Na Figura 3.9, temos um exemplo da aplicação da reconstrução por dilatação. Alguns elementos da cena, na imagem da Figura 3.9(a), aparecem incompletos e esta passará por um processo de reconstrução, tendo como máscara a imagem da Figura 3.9(b). Ao final, a imagem resultante contém todos os objetos recuperados (Figura 3.9(c)).



**Figura 3.9:** (a)-Imagem marcadora; (b)-Imagem de máscara; (c)-Resultado da operação de reconstrução morfológica por dilatação.

### 3.5.2 Reconstrução por Erosão

Neste segundo tipo de reconstrução morfológica, a operação de erosão é realizada em cada iteração até a estabilidade. De uma forma geral, os objetos contidos na imagem marcadora são encolhidos até o limite imposto pela imagem de máscara (NEVES, 2003).

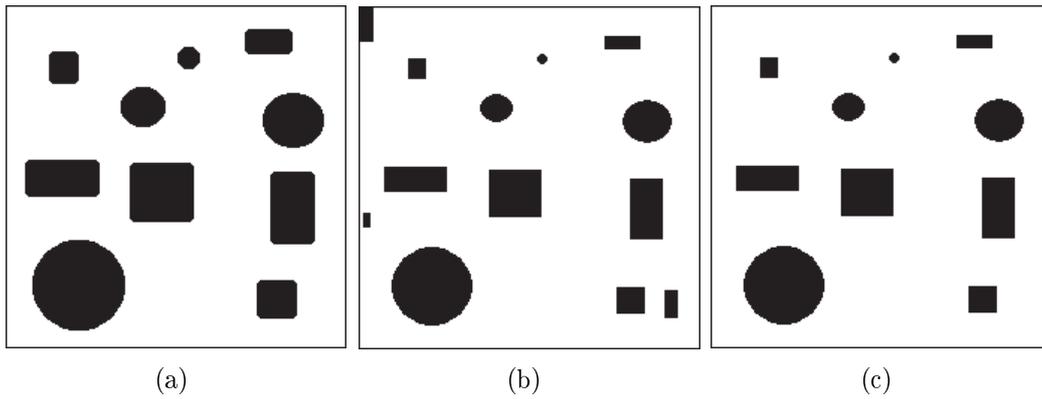
A reconstrução por erosão de uma imagem de máscara  $g$  a partir de uma imagem marcadora  $f$ , ambas em tons de cinza, onde  $f \geq g$ , é definida como a erosão de  $f$  com respeito a  $g$ , repetida até a estabilidade, e é denotada por  $R_g^\varepsilon(f)$ :

$$R_g^\varepsilon(f) = \varepsilon_g^{(i)}(f), \quad (3.11)$$

em que  $i$  é tal que  $\varepsilon_g^{(i)}(f) = \varepsilon_g^{(i+1)}(f)$  (SOILLE, 2003). A reconstrução por erosão de  $g$  a partir de  $f$  é equivalente ao complemento da reconstrução por dilatação de  $\complement g$  a partir de  $\complement f$ :

$$R_g^\varepsilon(f) = [R_{g^c}^\delta(f^c)]^c. \quad (3.12)$$

Um exemplo do resultado obtido através da aplicação da reconstrução por erosão encontra-se mostrado na Figura 3.10. Alguns elementos da cena, na imagem da Figura 3.10(a), aparecem incompletos e essa imagem passará por um processo de reconstrução por erosão, tendo como máscara a imagem da Figura 3.10(b). Ao final, a imagem resultante contém todos os objetos recuperados (Figura 3.10(c)).



**Figura 3.10:** (a)-Imagem marcadora; (b)-Imagem de máscara; (c)-Resultado da operação de reconstrução morfológica por erosão.

### 3.5.3 Abertura e Fechamento por Reconstrução

A operação de abertura por reconstrução tem por objetivo a preservação da forma dos objetos presentes em uma imagem que não são removidos pela operação de erosão. Dessa forma, todos os elementos que não contêm o elemento estruturante são removidos; caso contrário, eles permanecem inalterados (SOILLE, 2003).

A abertura por reconstrução de tamanho  $n$  de uma imagem  $f$  é definida como a reconstrução por dilatação de  $f$  a partir de uma erosão de tamanho  $n$  de  $f$ :

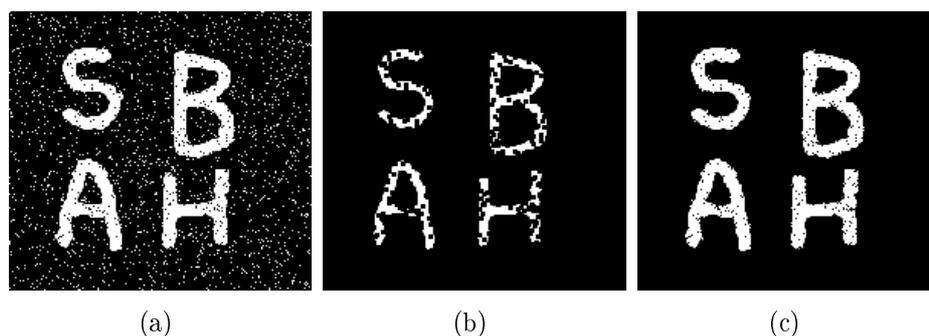
$$\gamma_R^n(f) = R_f^\delta[\varepsilon^{(n)}(f)]. \quad (3.13)$$

Na imagem da Figura 3.11(a), observa-se uma imagem contaminada por ruído sal e pimenta. A erosão dessa imagem por um elemento estruturante de dimensões 3x3 é observada na Figura 3.11(b). Para tentar preservar a forma dos objetos presentes na cena, aplica-se a reconstrução por dilatação à última imagem, onde o resultado da filtragem é mostrado na Figura 3.11(c).

A operação de fechamento por reconstrução é definida, por dualidade, como:

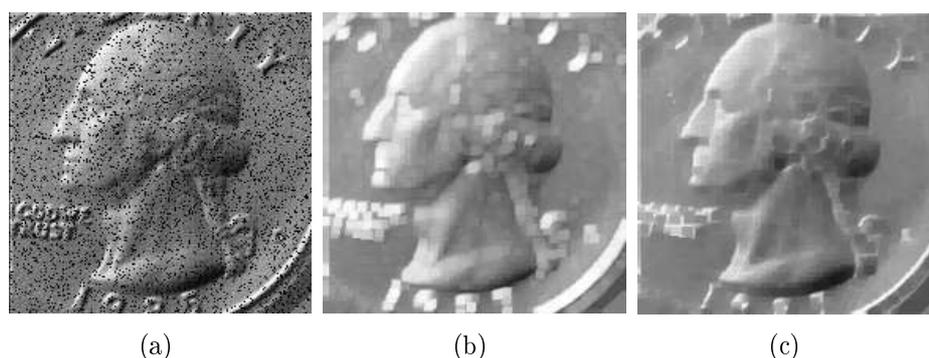
$$\phi_R^n(f) = R_f^\varepsilon[\delta^{(n)}(f)]. \quad (3.14)$$

Essa operação faz uma dilatação de tamanho  $n$  em uma imagem  $e$ , como forma de recuperar os objetos na cena, é realizada em seguida a operação de reconstrução por erosão. Tal fato pode ser observado na Figura 3.12. Na Figura 3.12(a), é mostrada uma imagem contaminada por ruído  $e$ , na Figura 3.12(b), encontra-se sua



**Figura 3.11:** (a)-Imagem contaminada por ruído sal e pimenta e (b) sua versão erodida por elemento estruturante de dimensões  $3 \times 3$ ; (c)-Resultado da operação de abertura por reconstrução.

versão dilatada por um elemento estruturante de dimensões  $5 \times 5$ . O resultado após o processo de reconstrução por erosão é observado na imagem da Figura 3.12(c). Grande parte do ruído foi amenizado e a forma do objeto na imagem foi preservada razoavelmente.



**Figura 3.12:** (a)-Imagem contaminada por ruído sal e pimenta e (b) sua versão dilatada por elemento estruturante de dimensões  $5 \times 5$ ; (c)-Resultado da operação de fechamento por reconstrução.

Neste capítulo, apresentamos a metodologia estudada que serviu de base para o desenvolvimento do algoritmo de segmentação de candidatos a MA. Foi apresentada a Morfologia Matemática, uma técnica de processamento de imagens bastante utilizada por pesquisadores para diversos fins, e alguns dos muitos algoritmos presentes nessa técnica, como dilatação, erosão, abertura, fechamento, *top-hats* e reconstrução morfológica. Para cada algoritmo foram gerados exemplos com implementação própria, utilizando imagens clássicas, disponibilizadas no software MATLAB<sup>®</sup>. No Capítulo 4, será exibida a metodologia adotada no trabalho para detecção dos candidatos a MA, utilizando técnicas morfológicas aqui apresentadas.

# Capítulo 4

## Metodologia Adotada

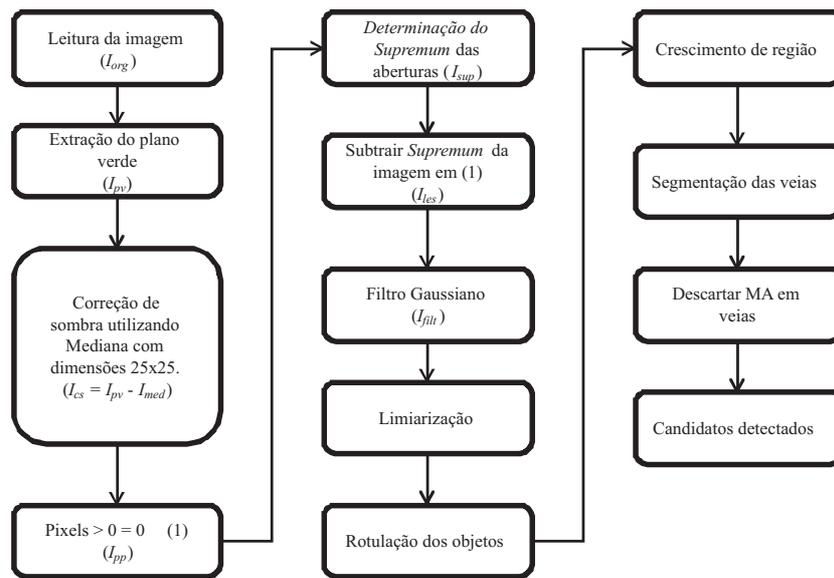
Neste capítulo, a metodologia adotada para a extração de candidatos a microaneurismas será apresentada. Na Seção 4.1 será explanado todo o pré-processamento aplicado à imagem original, partindo da extração do plano verde da imagem até a etapa de correção de sombra. Em seguida, na Seção 4.2, os passos para a extração dos candidatos serão descritos. A segmentação das veias, que constitui o passo final para a detecção dos candidatos a microaneurismas, é mostrada na Seção 4.3, seguida da Seção 4.4, onde o processamento final é realizado fazendo uma avaliação conjunta dos resultados obtidos nas seções anteriores. A Figura 4.1 ilustra um resumo de todos os passos do algoritmo que serão descritos a seguir.

### 4.1 Pré-processamento

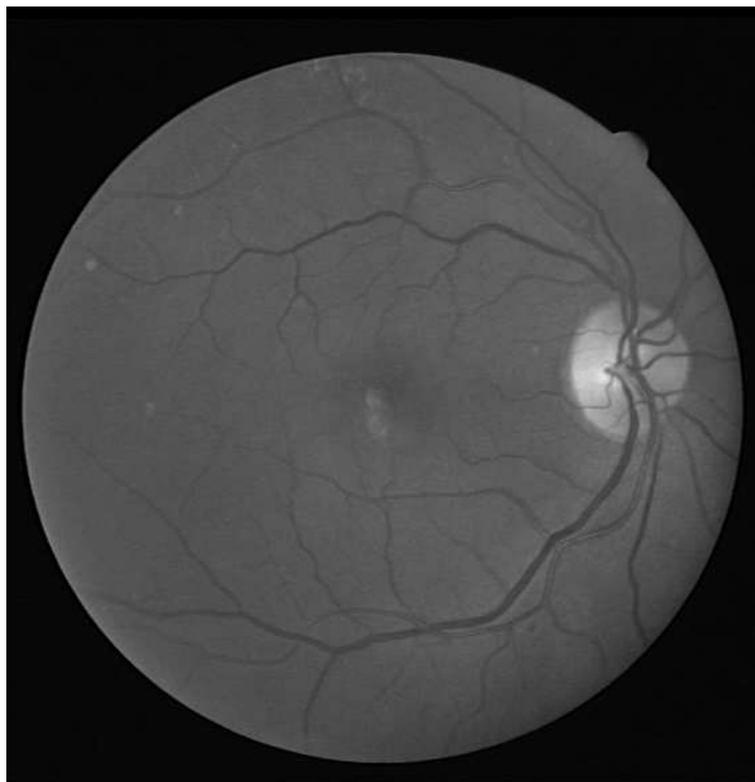
---

O pré-processamento de imagens de retina é necessário devido à não-uniformidade encontrada no fundo da imagem, que é constituído de variações nas intensidades dos pixels que compõem essa região. A Figura 4.2 exhibe, em níveis de cinza, o plano verde de uma imagem de retina, onde ficam evidentes tais variações, principalmente na região macular (parte central da imagem). Essas variações de intensidade influenciam bastante no desempenho da detecção de padrões como veias e microaneurismas e, portanto, uma solução para uniformizar o fundo da imagem deve ser aplicada.

O primeiro passo consiste em remover todas as pequenas variações do fundo da imagem obtida do plano verde ( $I_{pv}$ ) da imagem original ( $I_{org}$ ), fazendo uma



**Figura 4.1:** Diagrama de blocos do algoritmo utilizado.



**Figura 4.2:** Variações observadas no fundo de uma imagem de retina.

correção de sombra. Obtém-se, portanto, uma imagem processada através de um filtro passa-baixas ( $I_{med}$ ), resultante da aplicação do filtro da mediana. O valor escolhido para a dimensão do filtro deve ser maior do que o maior diâmetro das

veias presentes na imagem, sendo escolhido o tamanho de 25x25 pixels. Na etapa seguinte, a imagem  $I_{med}$  é subtraída da imagem  $I_{pv}$ , resultando em uma imagem  $I_{cs}$  com um fundo uniformizado (Equação 4.1).

$$I_{cs} = I_{pv} - I_{med} \quad (4.1)$$

Um exemplo resultado da aplicação dessa operação é mostrado na Figura 4.3, onde pode ser observada uma imagem com o plano de fundo mais uniformizado em relação à imagem da Figura 4.2.



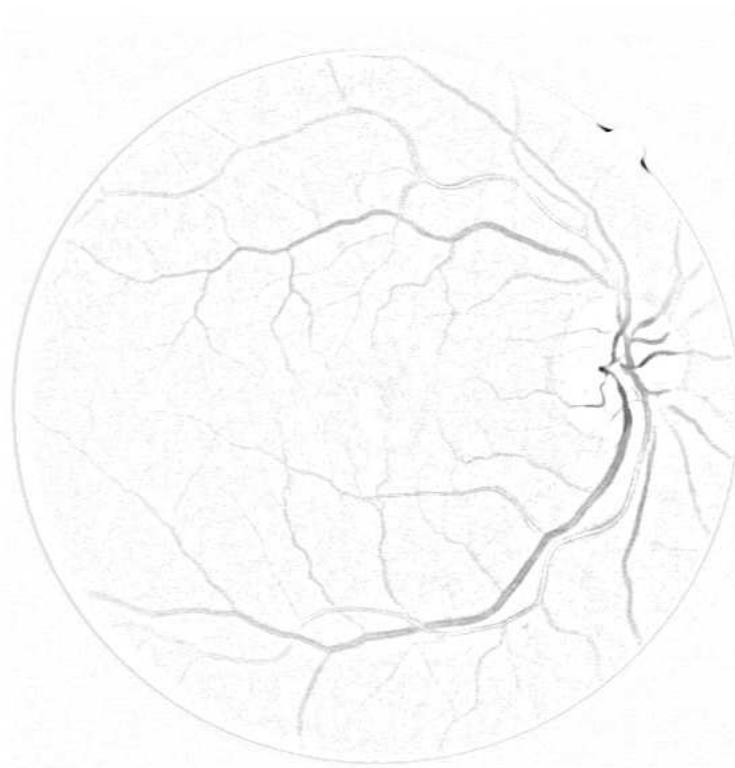
**Figura 4.3:** Uniformização do fundo através da aplicação da Equação 4.1 ao plano verde de uma imagem de retina.

Todos os padrões mais claros aparecem nas imagens de Retinopatia Diabética possuindo bordas bem definidas e podendo criar pequenas áreas escuras entre estas quando estiverem muito próximas, resultando em falsos-positivos na detecção de candidatos a microaneurismas. Após a eliminação das pequenas variações no fundo da imagem, todas as lesões claras da imagem devem ser removidas.

A imagem  $I_{cs}$  resultante da operação descrita na Equação 4.1 possui valores negativos para todos os pixels da imagem  $I_{pv}$  com intensidade menor que os mesmos

pixels na imagem suavizada  $I_{med}$ . Todos os pixels com valor positivo são então removidos de forma que os padrões claros, que incluem tais pixels, não influenciarão na análise final. Portanto, todos os pixels com valor positivo têm seus valores levados a zero (Equação 4.2), resultando na imagem pré-processada  $I_{pp}$ , mostrada na Figura 4.4 onde, para efeito de visualização, os pixels de valor zero aparecem mais claros em relação aos pixels que não sofreram truncamento.

$$I_{pp}(I_{cs} > 0) = 0 \quad (4.2)$$



**Figura 4.4:** Truncamento de todos os pixels com valores positivos na imagem da Figura 4.3.

## 4.2 Detecção de Candidatos

---

Após a etapa de pré-processamento, segue a extração dos reais candidatos a microaneurismas. Porém, é preciso antes discriminar padrões circulares, alongados e não-conectados na imagem, e, para isso, aplicamos a operação de abertura morfológica com elementos estruturantes lineares (SOILLE, 2003). Essa operação detectará todos os padrões alongados na imagem. Esses padrões correspondem

às veias presentes, mas não satisfazem a um processo completo de segmentação, por se tratar de um resultado obtido apenas de subtrações e limiarizações. Um único processo de abertura morfológica utilizando um EE linear removerá todas as veias, ou parte delas, quando não houver casamento de informação entre os mesmos, quando possuírem direções ortogonais e o EE for mais longo que a largura das veias. De modo oposto, quando as veias e o EE possuírem a mesma direção, estas serão preservadas. As veias serão, realçadas, cada uma em sua direção, de acordo com a orientação do EE, cujo comprimento deve ser maior que a maior largura das grandes veias encontradas na imagem. Foi determinado, empiricamente, que esse comprimento compreenderá 9 pixels.

Um total de dezoito elementos estruturantes  $L_i$  (com 1 pixel de largura) foram utilizados para compor o conjunto de análise das orientações das veias. Cada EE é rotacionado de  $10^\circ$  em cada iteração para realizar o processo de abertura. Os máximos de cada pixel nas dezoito imagens obtidas formam uma imagem onde apenas os padrões alongados são detectados. A essa operação, dá-se o nome de *Supremum* de aberturas, descrita na Equação (4.3). A imagem resultante  $I_{sup}$  encontra-se mostrada na Figura 4.5.

$$I_{sup} = \text{Max}_{i=1\dots 18}\{\gamma_{L_i}(I_{pp})\} \quad (4.3)$$

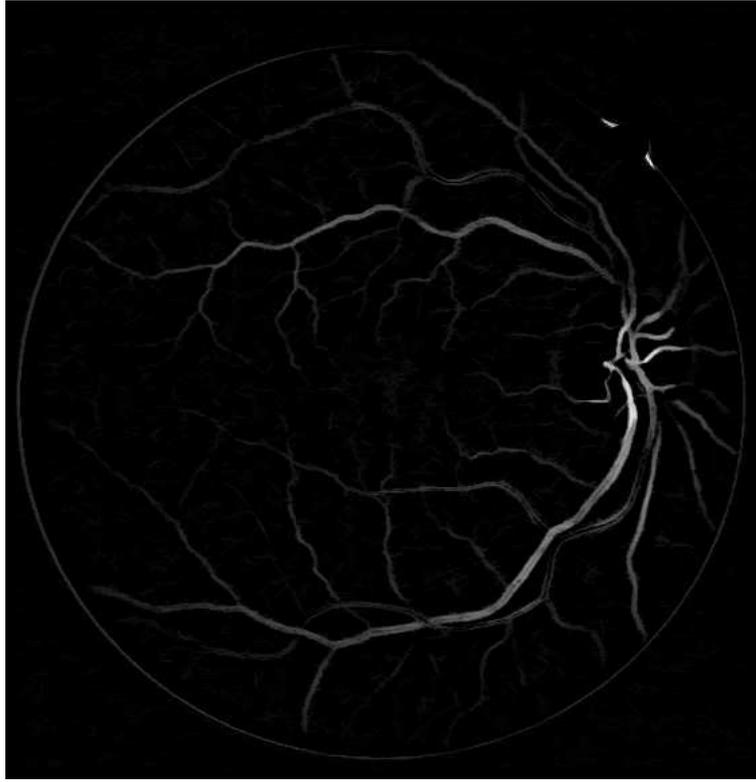
A imagem contendo esses padrões é subtraída da imagem  $I_{pp}$ , de acordo com a seguinte Equação:

$$I_{les} = (-I_{pp}) - I_{sup}. \quad (4.4)$$

Os valores dos pixels da imagem  $I_{pp}$  são primeiramente multiplicados por -1, pois, como possuem valor negativo, evita-se que aconteça uma soma entre os valores negativos de  $I_{pp}$  e os valores negativos de  $I_{sup}$ , residentes nas devidas posições dos pixels nas duas imagens.

Para realçar o contraste entre o fundo e as lesões encontradas na imagem, um filtro casado é utilizado. O filtro corresponde a uma função Gaussiana 2-D com desvio padrão  $\sigma$  igual a 1 e tamanho da janela contendo 11x11 pixels:

$$I_{filt} = \text{Gaussiana}_{\sigma=1}^{tam=11}(I_{les}). \quad (4.5)$$



**Figura 4.5:** Detecção das veias através do processo de *Supremum* de aberturas a partir da imagem  $I_{pp}$ .

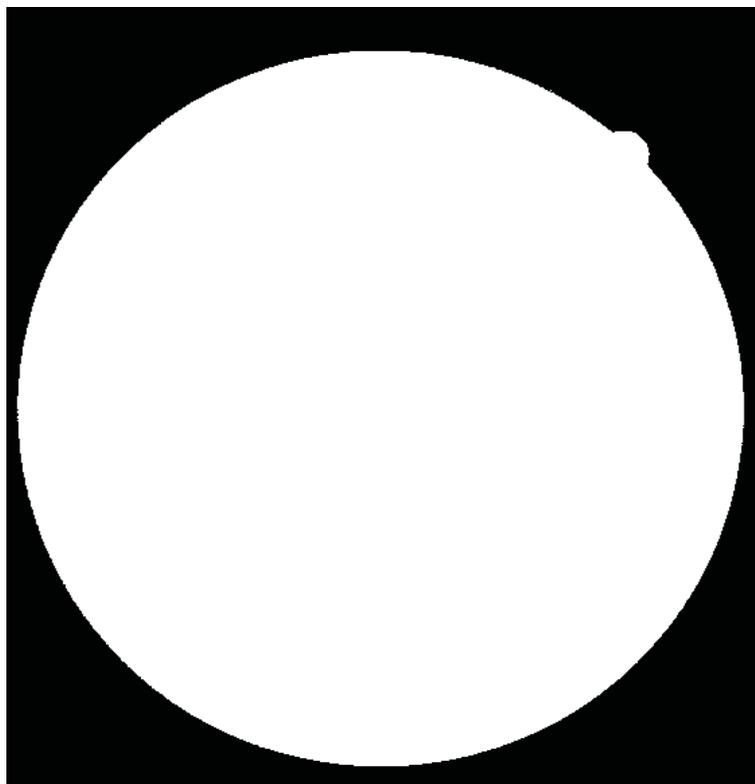
Na etapa seguinte, a imagem filtrada  $I_{filt}$  é binarizada através de um processo de limiarização. O limiar ( $lim$ ) adotado para binarização da imagem, de acordo com os testes realizados nas imagens da base de dados, possui valor  $lim = 7$ . Os objetos binários extraídos não correspondem a uma boa representação das patologias encontradas na imagem original, no que diz respeito ao real tamanho e forma do objeto. Portanto, um processo de crescimento de região é implementado para trazer à tona a real forma e tamanho dos mesmos. O pixel semente em cada região na imagem binária corresponde ao pixel com menor valor de tom de cinza na imagem  $I_{pv}$ . O critério para crescimento de região utiliza um novo limiar  $t$ , combinando valores dos pixels das imagens  $I_{pv}$  e  $I_{med}$ , como descrito a seguir:

$$t = i_{semente} - x(i_{semente} - i_{med}), \quad (4.6)$$

onde  $i_{semente}$  corresponde à intensidade do pixel semente identificado,  $i_{med}$  refere-se ao valor do mesmo pixel na imagem suavizada  $I_{med}$  e  $x \in [0, 1]$ . Neste trabalho, adotamos o valor  $x=0,5$ , identicamente ao valor proposto em (NIEMEIJER et al.,

2005), (SPENCER et al., 1996) e (FRAME et al., 1998). O crescimento de região tem início no pixel semente e finaliza quando nenhum outro pixel menor que o valor do limiar  $t$  é encontrado para compor a região do candidato a microaneurisma, ou então quando a região atinge uma determinada quantidade de pixels.

Como meio de eliminar todas as formas de ruído fora da região do globo ocular, fizemos o uso das imagens de máscara disponibilizadas na base de dados DRIVE para todas as imagens. As máscaras delimitam a região de trabalho do globo ocular, auxiliando na detecção de padrões somente na região de interesse, como mostrado na Figura 4.6.



**Figura 4.6:** Imagem de máscara.

O próximo passo do método corresponde à segmentação de veias propriamente dita. Esse processo descrito na Seção 4.3 tem o propósito de auxiliar na real detecção dos MA presentes na imagem, uma vez que candidatos podem ser encontrados nessas regiões.

### 4.3 Segmentação de Veias

Microaneurismas não são encontrados dentro das veias visíveis da imagem e também na região do disco ótico (área mais clara da imagem, onde se localiza o nervo ótico). Nesta seção será apresentado o método de segmentação de veias proposto em (ZANA; KLEIN, 2001), que foi implementado para assegurar uma discriminação entre candidatos encontrados dentro das veias na imagem. Este trabalho tem como perspectiva a continuidade do estudo para elaboração de um método de detecção da região do disco ótico, onde se deseja assegurar que candidatos encontrados dentro da região sejam considerados falsos candidatos.

O algoritmo proposto pelos autores inicia-se tomando o complemento do plano verde da imagem original, denominada de  $S_0$ . Em seguida, o algoritmo tenta remover todo o ruído da imagem, mas preservando a maioria dos vasos e realizando a reconstrução morfológica do *Supremum* de aberturas de  $S_0$ . As aberturas utilizam cada EE linear  $L_i$  com largura de um pixel e rotacionado a cada  $10^\circ$  ( $i = 1, 2, \dots, 18$ ), resultando na imagem  $S_{abe}$ .

$$S_{abe} = \gamma_{S_0}^{rec}(\text{Max}_{i=1\dots 18}\{\gamma_{L_i}(S_0)\}) \quad (4.7)$$

Em seguida uma soma de *Top-hats* é utilizada para reduzir todos os pequenos ruídos claros e prover um melhor contraste entre os padrões da imagem, como descreve a seguinte Equação:

$$S_{soma} = \sum_{i=1}^{18} (S_{abe} - \gamma_{L_i}(S_0)) \quad (4.8)$$

As veias podem então ser manualmente segmentadas através de um simples processo de limiarização aplicado à imagem  $S_{soma}$ . Todavia, ruído poderia ser agregado ao resultado, e para superar esse efeito é aplicado o Laplaciano da Gaussiana à imagem  $S_{soma}$ , realçando os padrões alongados, ou seja,

$$S_{LOG} = \text{Laplaciano}(Gaussiana_{\sigma=2}^{tam=7}(S_{soma})). \quad (4.9)$$

Para finalizar o processo, o algoritmo aplica um Filtro Sequencial Alternado tendo como base as operações de abertura por reconstrução  $\gamma^{rec}$  e fechamento por

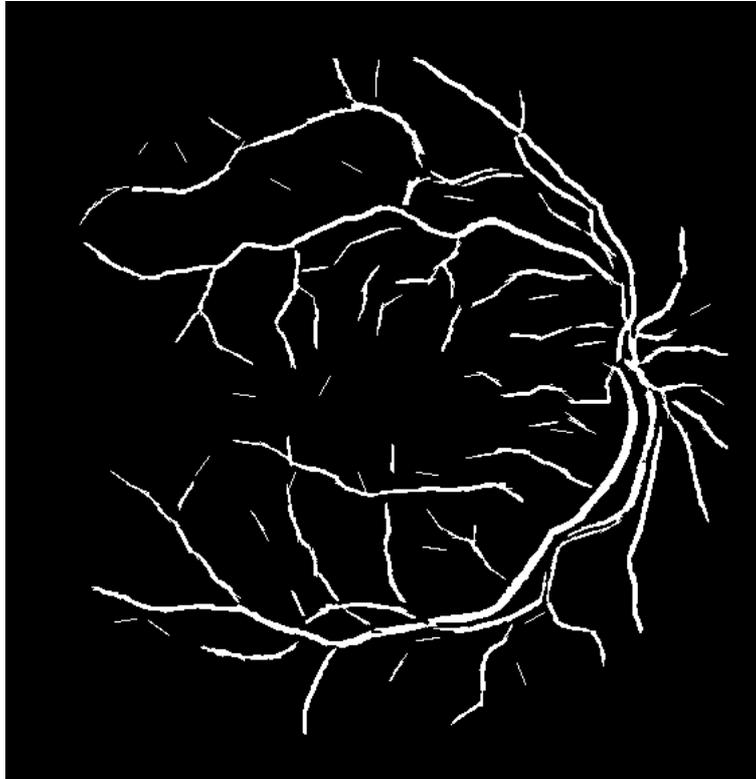
reconstrução  $\phi^{rec}$  (SOILLE, 2003) das imagens obtidas pelo *Supremum* de aberturas e *Infimum* dos fechamentos das imagens  $S_{LOG}$  e  $S_1$ , respectivamente, descritos nas Equações a seguir:

$$S_1 = \gamma_{S_{LOG}}^{rec}(\text{Max}_{i=1\dots 18}\{\gamma_{L_i}(S_{LOG})\}) \quad (4.10)$$

$$S_2 = \phi_{S_1}^{rec}(\text{Min}_{i=1\dots 18}\{\phi_{L_i}(S_1)\}) \quad (4.11)$$

A imagem resultante é obtida através do *Supremum* de aberturas utilizando elementos estruturantes longos (geralmente o dobro do comprimento inicial), tomados nas 18 posições de rotação. O resultado é então limiarizado e todos os pixels com valor maior ou igual a 1 são caracterizados como veias na imagem original, como mostrado na Equação (4.12).

$$S_{final} = (\text{Max}_{i=1\dots 18}\{\gamma_{L_i}^2(S_2)\} \geq 1) \quad (4.12)$$



**Figura 4.7:** Segmentação de veias da imagem da Figura 4.2 através do algoritmo proposto por Zana e Klein (2001).

## 4.4 Processamento Final

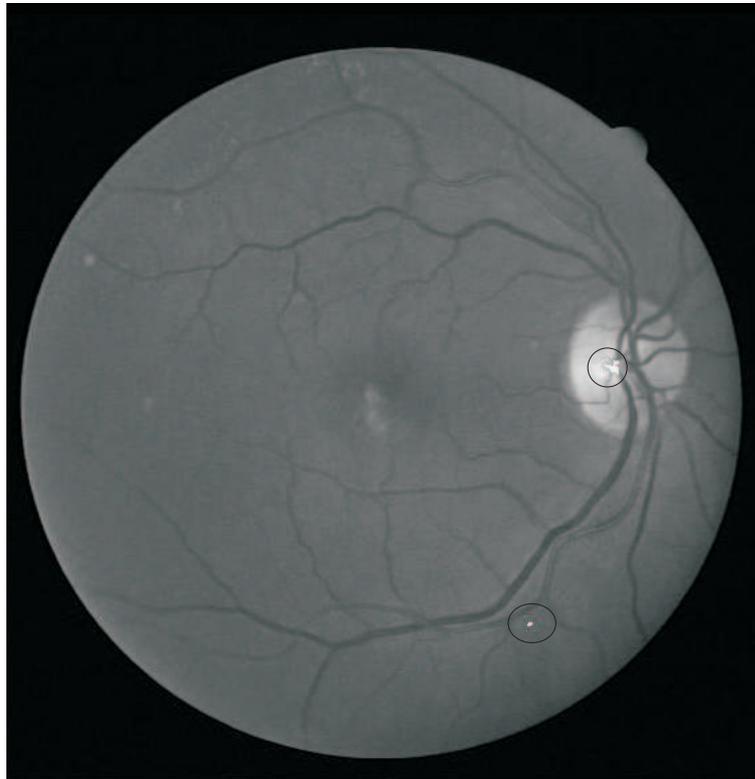
---

Tendo realizado as etapas de pré-processamento, detecção dos candidatos e segmentação das veias, o algoritmo proposto avalia os candidatos de acordo com as regiões onde eles se encontram. Falsos candidatos podem ser encontrados fora do globo ocular, devido às operações morfológicas, porém, o uso da máscara disponibilizada delimita a área de aplicação do método, eliminando-os. Da mesma forma, todos os candidatos encontrados dentro das regiões classificadas como veias serão eliminados do processo.

A imagem resultante, após a aplicação do algoritmo, irá conter todas as regiões que foram identificadas como candidatos a microaneurismas. Essas regiões são então analisadas com a extração de características para futura classificação. Na Figura 4.8, é mostrado o resultado final do processo de detecção de microaneurismas aplicado à imagem da Figura 4.2, onde duas regiões se encontram em destaque. Elas se sobressaem com valores altos de nível de cinza (255), que indicam a presença de microaneurismas na imagem.

Na imagem da Figura 4.8(b), onde se encontra ampliada uma região da imagem 4.8(a) contendo os candidatos a MA, encontram-se uma seta de cor branca e outra de cor preta. A primeira aponta para um candidato encontrado dentro da região do disco ótico, o que caracteriza um falso-positivo na imagem. A segunda aponta para um candidato encontrado fora da região do disco ótico e fora das veias na imagem, o que o torna um candidato em potencial a ser considerado em um processo futuro de classificação.

No Capítulo 5, serão apresentados e discutidos outros resultados obtidos através da aplicação do algoritmo. Através deles, será possível avaliar a complexidade da detecção dos candidatos a MA e prover uma pré-classificação visual dos mesmos. Alguns resultados preliminares de classificação serão mostrados no Apêndice B, e os resultados intermediários, juntamente com as imagens originais utilizadas para prover os resultados, encontram-se ilustrados no Apêndice A.



(a)



(b)

**Figura 4.8:** (a)-Regiões contendo candidatos a microaneurismas na imagem da Figura 4.2; (b)-Apontamento dos candidatos detectados.

## Resultados Experimentais

Neste capítulo serão apresentados alguns resultados obtidos através da aplicação do algoritmo em imagens digitais de retina contendo possíveis candidatos a microaneurismas. Dentre as 20 (vinte) imagens disponibilizadas na base de dados DRIVE para teste, foram selecionadas 6 (seis) para a exibição dos resultados de aplicação do método. Para melhor observação dos resultados obtidos, a região indicada como candidato a microaneurisma teve os valores de todos os seus pixels alterados para 255, tornando a região destacada em relação à vizinhança. Com o mesmo propósito, setas pretas e brancas foram inseridas na ampliação das imagens resultantes. As setas pretas apontam para candidatos com maiores chances de serem microaneurismas, enquanto que as setas brancas apontam para padrões com mínima chance de serem microaneurismas, tendo como base uma análise visual. Os resultados intermediários do processo estão disponibilizados no Apêndice A para uma melhor compreensão dos passos do algoritmo. Nele se encontram a imagem digital colorida, o plano verde, a imagem após correção de sombra e a segmentação de veias proposta por (ZANA; KLEIN, 2001) para cada imagem exibida neste capítulo.

### 5.1 Avaliação dos Resultados

---

Na Figura 5.1, é observada a detecção de dois candidatos a microaneurismas. Dada a ampliação do resultado, mostrada na Figura 5.1(b), é possível obter uma melhor percepção das duas regiões formadas. Através de uma análise puramente visual, torna-se bastante difícil afirmar que se trata verdadeiramente de dois microaneurismas encontrados na imagem. Todavia, tomados alguns parâmetros

conhecidos e visualmente perceptíveis, como, por exemplo, o tamanho da região e a circularidade do objeto em destaque, pode-se dizer que são candidatos em potencial a serem considerados em um método de classificação. Porém, tais parâmetros não são os únicos que devem ser levados em consideração. De acordo com a Tabela B.1, é possível encontrar diversos parâmetros que melhor descrevem a forma e o conteúdo das regiões que indicam a presença de microaneurismas em imagens de retina. Métodos de classificação não serão tratados neste trabalho, mas são considerados como uma perspectiva futura para a continuação do mesmo.

As imagens da Figura 5.2 revelam a existência de oito candidatos detectados. Dentre eles, cinco são apontados através das setas de cor preta, indicando os candidatos aptos ao processo de classificação. Porém, os candidatos apontados pelas setas de cor branca revelam padrões que, muito provavelmente, tomada uma classificação visual, não serão considerados microaneurismas, principalmente devido à não-circularidade, à sua presença dentro de pequenas veias da imagem e, como acontece com o candidato apontado pela seta branca inferior esquerda, o candidato foi identificado dentro de uma região escura maior. Isto indica que o processo de crescimento de região, limitado ao número pré-determinado de pixels, não conseguiu concluir o processo.

O resultado mostrado na Figura 5.3 revela um outro tipo de falso-positivo encontrado durante o processo de detecção de microaneurismas. O candidato apontado pela seta de cor preta será encaminhado a um processo de classificação baseado nas explicações anteriores. Observa-se que o candidato apontado pela seta de cor branca pode ser facilmente excluído do processo de classificação, uma vez que microaneurismas não se encontram na região do disco ótico da retina. Os trabalhos de (WALTER et al., 2002), (FLEMING et al., 2007), (NIEMELJER; ABRÀMOFF; GINNEKEN, 2007) e (TOBIN et al., 2007) tratam sobre métodos de detecção de regiões presentes nas imagens de retina como disco ótico e região macular. Temos como perspectiva futura desenvolver métodos semelhantes para a exclusão de candidatos que se encontrem em regiões indesejadas, como exhibe o resultado da Figura 5.3(b).

Padrões semelhantes aos descritos anteriormente também se encontram nos resultados mostrados na Figura 5.4. Dois candidatos, apontados pelas setas de cor preta, são os mais prováveis a serem classificados como microaneurismas. Porém, alguns resultados são visualmente recusados devido à não-uniformidade na circularidade dos objetos detectados e, principalmente, por alguns constituírem

regiões dentro de veias e também dentro da região do disco ótico da imagem.

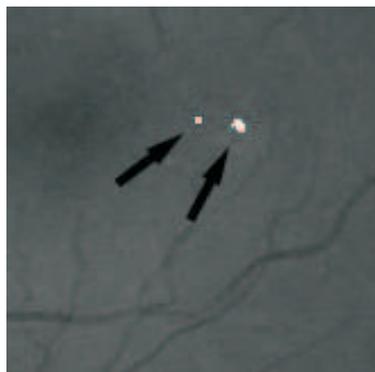
A imagem com maior número de falsos-positivos visualmente detectados é exibida na Figura 5.5(a). Através da ampliação da imagem (Figura 5.5(b)), é possível perceber que grande parte dos candidatos detectados encontra-se dentro do disco ótico e também faz parte do conteúdo interno das veias presentes na região. O único candidato fora da região do disco apresenta uma não-uniformidade que o exclui de um futuro processo de classificação.

O resultado apresentado na Figura 5.6 mostra apenas a detecção de um único candidato. Visualmente, ele possui as características necessárias para ser submetido a um processo de classificação. Vale ressaltar que, apenas após um processo robusto de classificação, será possível afirmar se os candidatos encontrados nesses resultados podem ser rotulados como verdadeiros microaneurismas.

No Capítulo 6, apresentamos as conclusões finais sobre o trabalho desenvolvido, apontando as conquistas e dificuldades para implementação do algoritmo de segmentação de candidatos a MA, assim como as perspectivas para seu aprimoramento. No Apêndice A são mostradas as imagens resultantes do processo intermediário de segmentação desses candidatos. No Apêndice B, encontram-se listadas algumas características dos padrões a serem detectados e resultados preliminares da aplicação de um processo de classificação utilizando o classificador *Multi-Layer Perceptron* (MLP) treinado com o algoritmo *Backpropagation* (colaboração do colega Msc. Geraldo Ramalho).



(a)

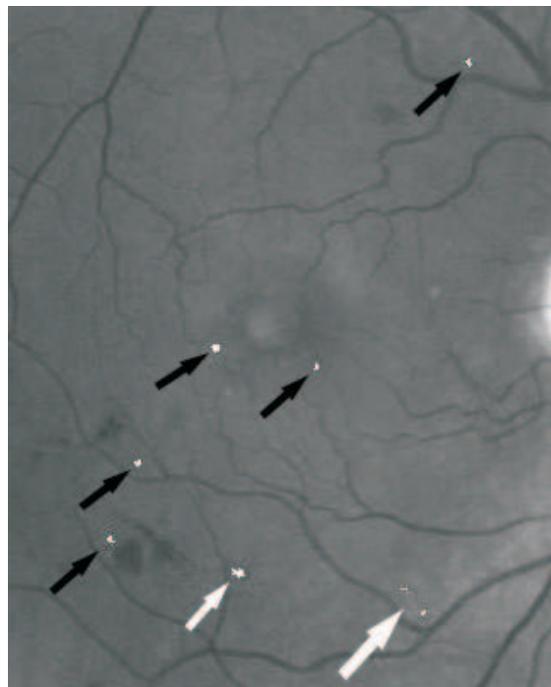


(b)

**Figura 5.1:** (a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.1(a) para avaliação visual dos candidatos.



(a)

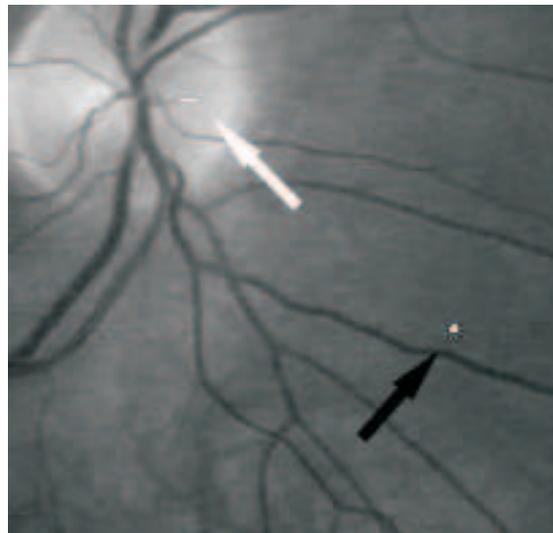


(b)

**Figura 5.2:** (a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.2(a) para avaliação visual dos candidatos.



(a)

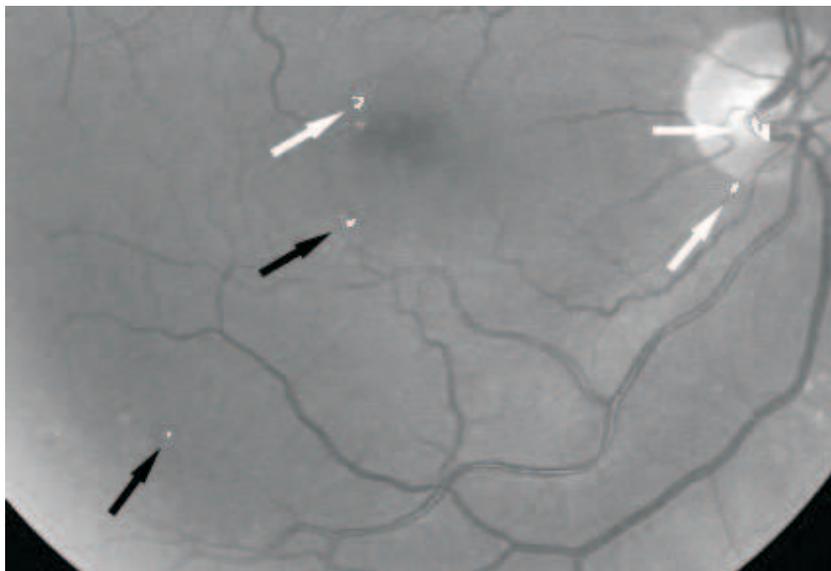


(b)

**Figura 5.3:** (a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.3(a) para avaliação visual dos candidatos.



(a)

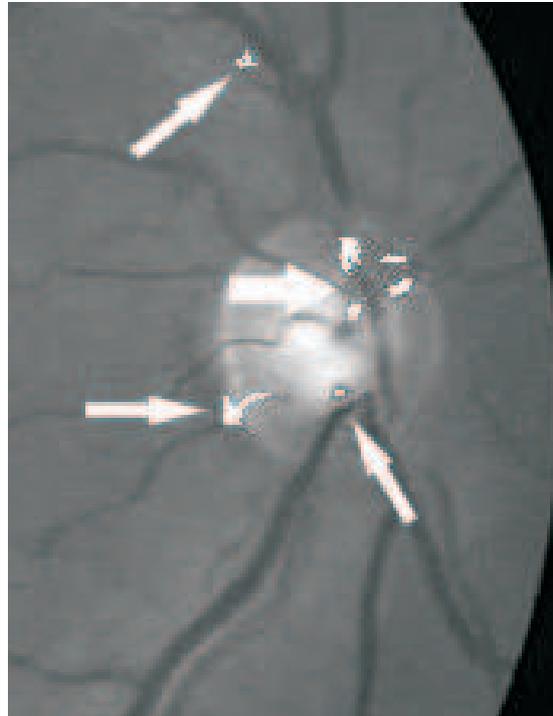


(b)

**Figura 5.4:** ((a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.4(a) para avaliação visual dos candidatos.

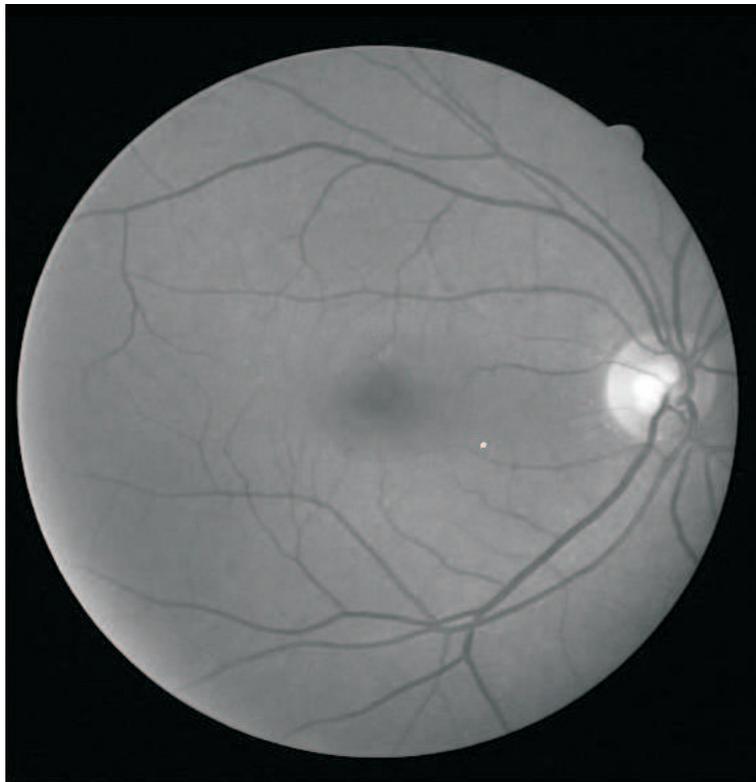


(a)



(b)

**Figura 5.5:** (a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.5(a) para avaliação visual dos candidatos.



(a)



(b)

**Figura 5.6:** (a)-Candidatos selecionados; (b)-Ampliação da área na imagem da Figura 5.6(a) para avaliação visual dos candidatos.

# Capítulo 6

## Conclusões

A metodologia adotada para o desenvolvimento deste trabalho foi fruto da pesquisa de vários métodos de segmentação para obter a melhor forma de seleção de candidatos a microaneurismas em imagens de retina de pacientes portadores de Retinopatia Diabética. Todas essas imagens foram selecionadas a partir da base de dados DRIVE (STAAL et al., 2004), disponíveis inicialmente para testes com segmentação de veias em imagens de retina.

O sistema apresentado neste trabalho consiste em uma etapa importante no desenvolvimento de uma ferramenta de auxílio ao diagnóstico dessa doença em pacientes de risco. Para a obtenção do resultado final, fez-se o uso de técnicas de Morfologia Matemática, que atualmente são utilizadas para segmentação de tais padrões, assim como para muitos outros fins. O sistema proposto é resultado da combinação dos métodos apresentados por Niemeijer et al. (2005) e Zana e Klein (2001), a fim de prover uma técnica robusta de segmentação de candidatos a microaneurismas nas imagens de retina de tais pacientes. Essa técnica utiliza os resultados individuais dos algoritmos, combinando-os e eliminando quaisquer candidatos selecionados fora da região de interesse.

O algoritmo apresentado em (NIEMEIJER et al., 2005) foi inicialmente projetado para segmentar lesões vermelhas em imagens de retina, mas a etapa de detecção de veias não leva em conta a avaliação de curvatura de tais padrões, não conseguindo assim extraí-las completamente. Microaneurismas são padrões patológicos que não aparecem dentro das veias da imagem e também não estão presentes na região do disco ótico. Para eliminar candidatos encontrados dentro das veias na imagem da

retina foi utilizado o algoritmo proposto em (ZANA; KLEIN, 2001). Esse método localiza as veias presentes na imagem, evitando que candidatos presentes em tais regiões sejam considerados. Esse é um método bastante útil, porém, é limitado quando as veias não se apresentam homogêneas na imagem (veias segmentadas parcialmente), quando as veias se confundem na região do disco ótico (fato pelo qual alguns candidatos foram encontrados dentro das veias contidas nessa região) e algumas bifurcações deixam de ser consideradas, porém, não oferecendo dificuldades ao objetivo deste trabalho.

O método foi implementado no software de aplicações científicas Matlab e possui algumas limitações como, por exemplo, o custo computacional. Para cada imagem, com dimensões 584x565 pixels, o resultado final é obtido, em média, após 1 (um) minuto e meio. Esse tempo é resultado dos números de operações efetuadas em cada etapa do método. Outras complicações são decorrentes da separação das regiões da retina, principalmente aquelas onde os microaneurismas não estão presentes, como no disco ótico e nas veias visíveis da imagem. Os candidatos encontrados dentro dessas regiões devem ser desconsiderados em um processo de classificação, por se tratarem de falsos-positivos e, neste trabalho, muitos candidatos foram segmentados dentro das mesmas.

Algumas dificuldades foram encontradas durante a elaboração deste trabalho. Entre elas estão a quantidade limitada de imagens a serem processadas e a ausência de um especialista para confirmação dos resultados obtidos através do método adotado. Portanto, neste trabalho, foi proposta uma metodologia de detecção de padrões que se assemelham a microaneurismas sob os aspectos de forma, textura e região onde os mesmos se apresentam. Todavia, apesar dessas limitações, o método conseguiu selecionar, de forma satisfatória, todos os possíveis candidatos visualmente identificados. Dos resultados obtidos, foram extraídas medidas características para aplicação em um processo de classificação, realizado com a colaboração do Msc. Geraldo Ramalho. O resultado dessa classificação encontra-se disponível no Apêndice B.

## 6.1 Perspectiva de Trabalhos Futuros

---

Durante a elaboração deste trabalho, foram observadas algumas dificuldades no processo de segmentação de candidatos a microaneurismas. Algumas delas são listadas abaixo:

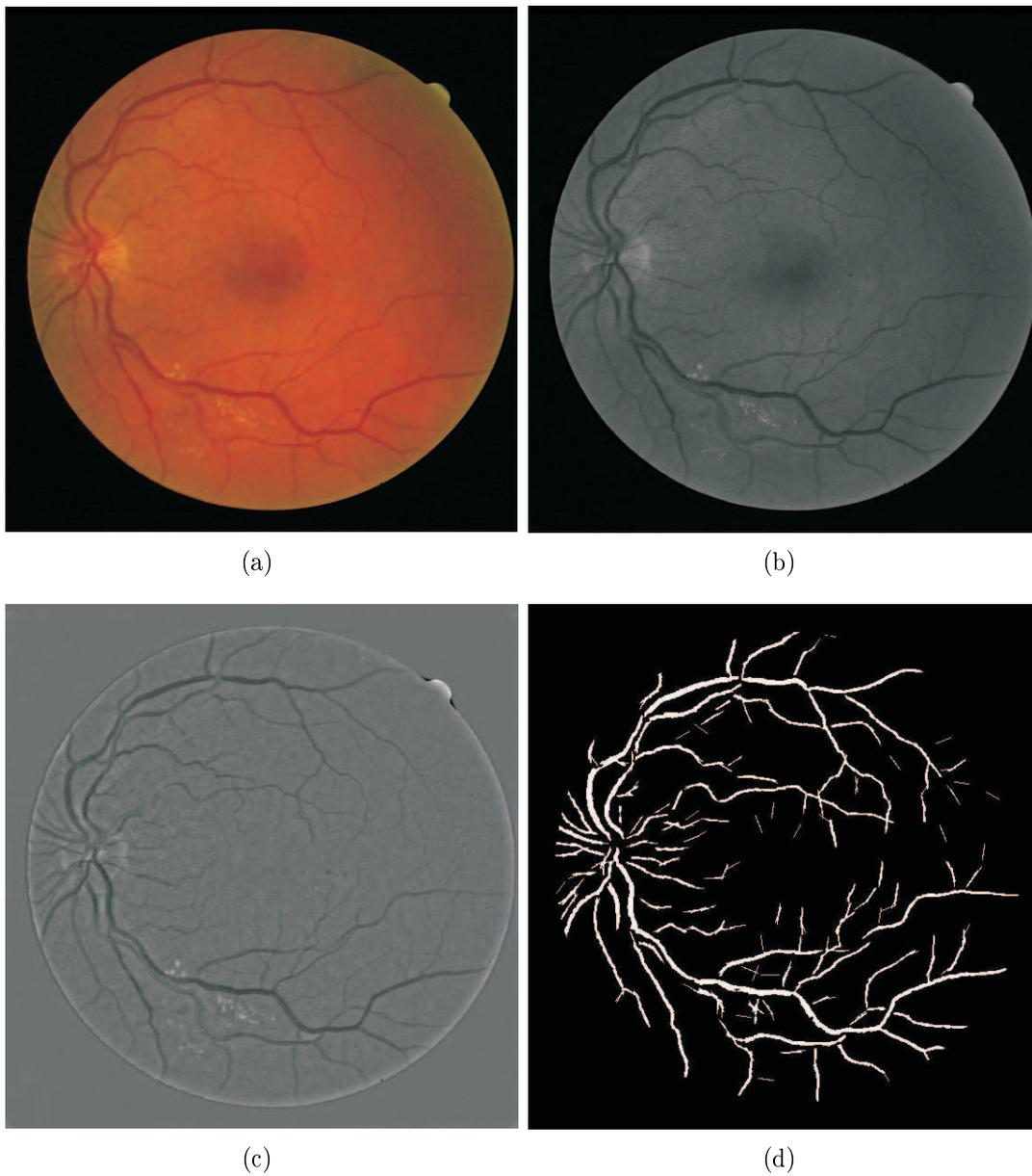
- i. definição da região macular;
- ii. definição da região do disco ótico;
- iii. definição de um processo de classificação robusto dos candidatos selecionados;
- iv. ausência de um especialista para uma melhor avaliação qualitativa e quantitativa do método.

Na continuidade deste trabalho, propõe-se uma reformulação do algoritmo para que o mesmo trabalhe principalmente nos itens **i** e **ii**. Tais regiões citadas nesses itens são de extrema importância no processo de segmentação dos candidatos e constituem um passo fundamental para a redução do custo computacional, uma vez que a região macular pode definir a região de trabalho da imagem e a detecção da região do disco ótico elimina qualquer candidato nela contida. Tendo, portanto, definidas tais regiões, o número de candidatos é reduzido, também pela redução de falsos-positivos encontrados na imagem. O item **iii** se faz necessário para confirmar com maior precisão a que grupo de padrões os candidatos se inserem, mas, para que o trabalho seja avaliado de forma correta, faz-se necessário o auxílio de um especialista, que indica com maior exatidão todos os padrões patológicos presentes nas imagens. Temos como perspectiva futura confirmar a presença de um especialista que ajudará nessa etapa do algoritmo, de forma que os candidatos possam ser agrupados em classes, tornando o método melhor avaliado.

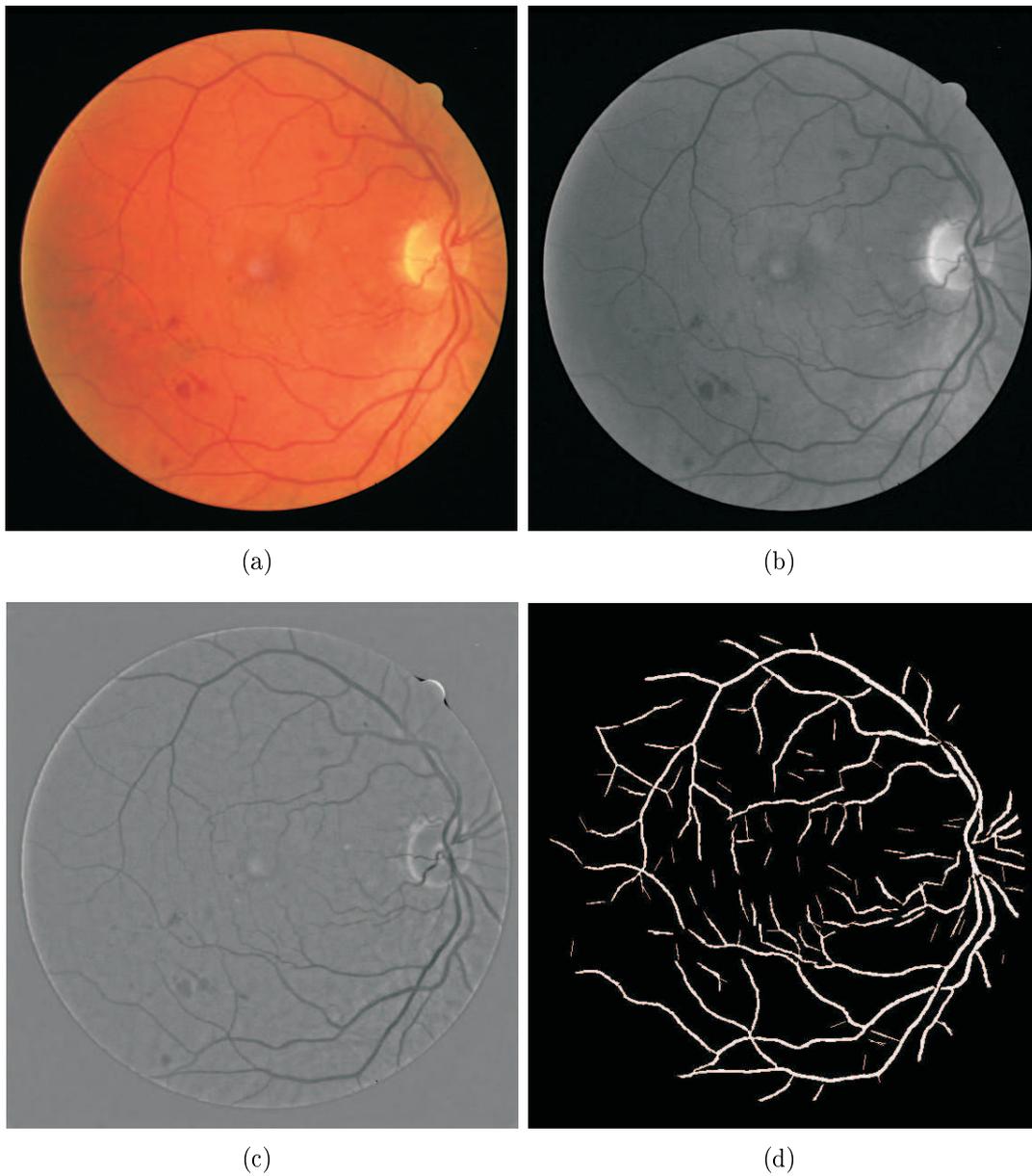
# Apêndice **A**

## Imagens Utilizadas nos Experimentos

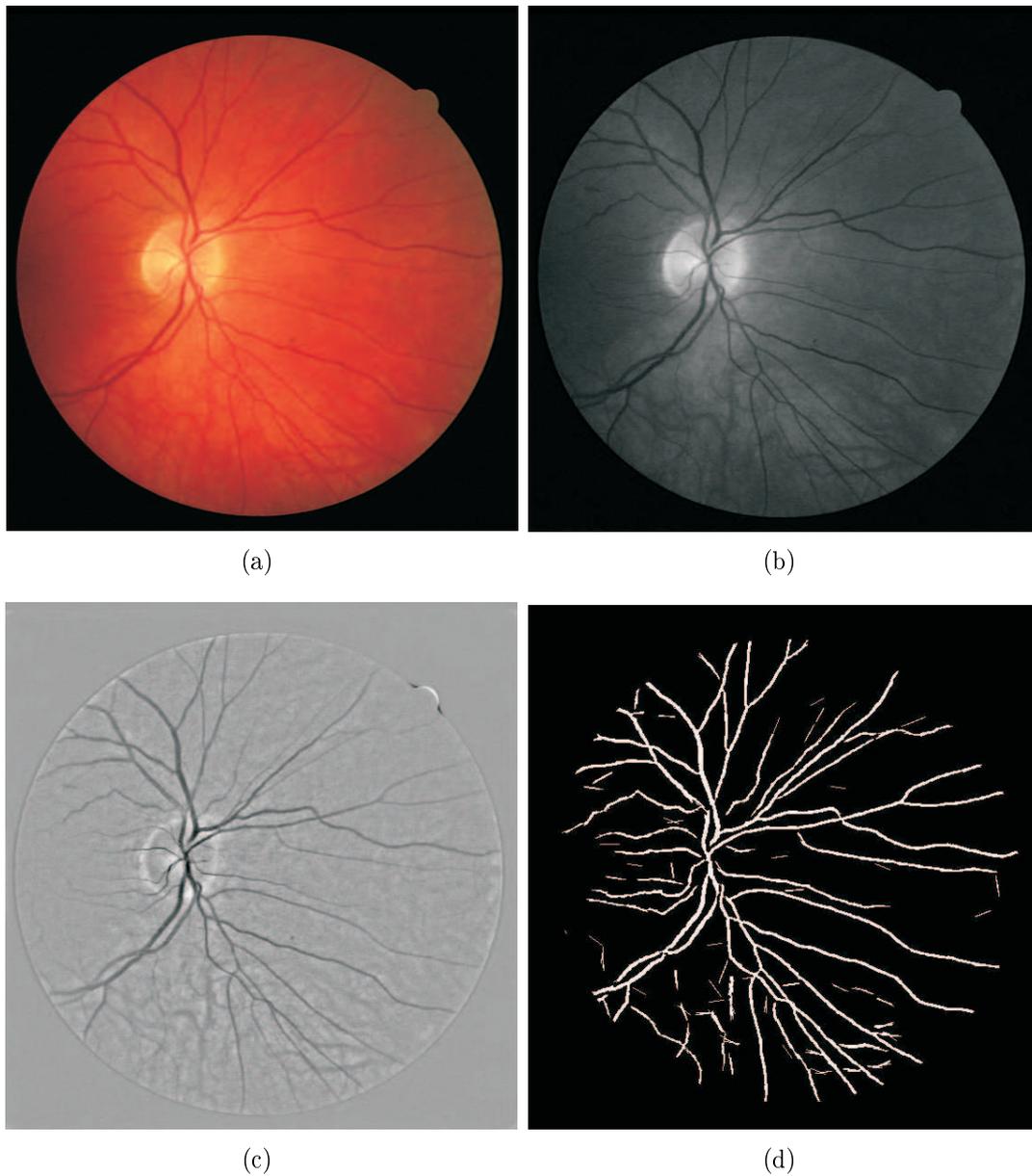
As imagens digitais coloridas utilizadas para a avaliação da metodologia deste trabalho, são mostradas neste capítulo. Para cada imagem de teste, obtivemos a respectiva imagem do plano verde da imagem original, mostrada em tons de cinza, a imagem resultante do processo de correção de sombra e o resultado do método de segmentação de veias proposto em (ZANA; KLEIN, 2001). O objetivo deste apêndice consiste em prover ao leitor uma lista de resultados intermediários que facilita a interpretação dos resultados obtidos e exibidos no Capítulo 4. Os resultados encontram-se expostos da Figura A.1 à Figura A.6.



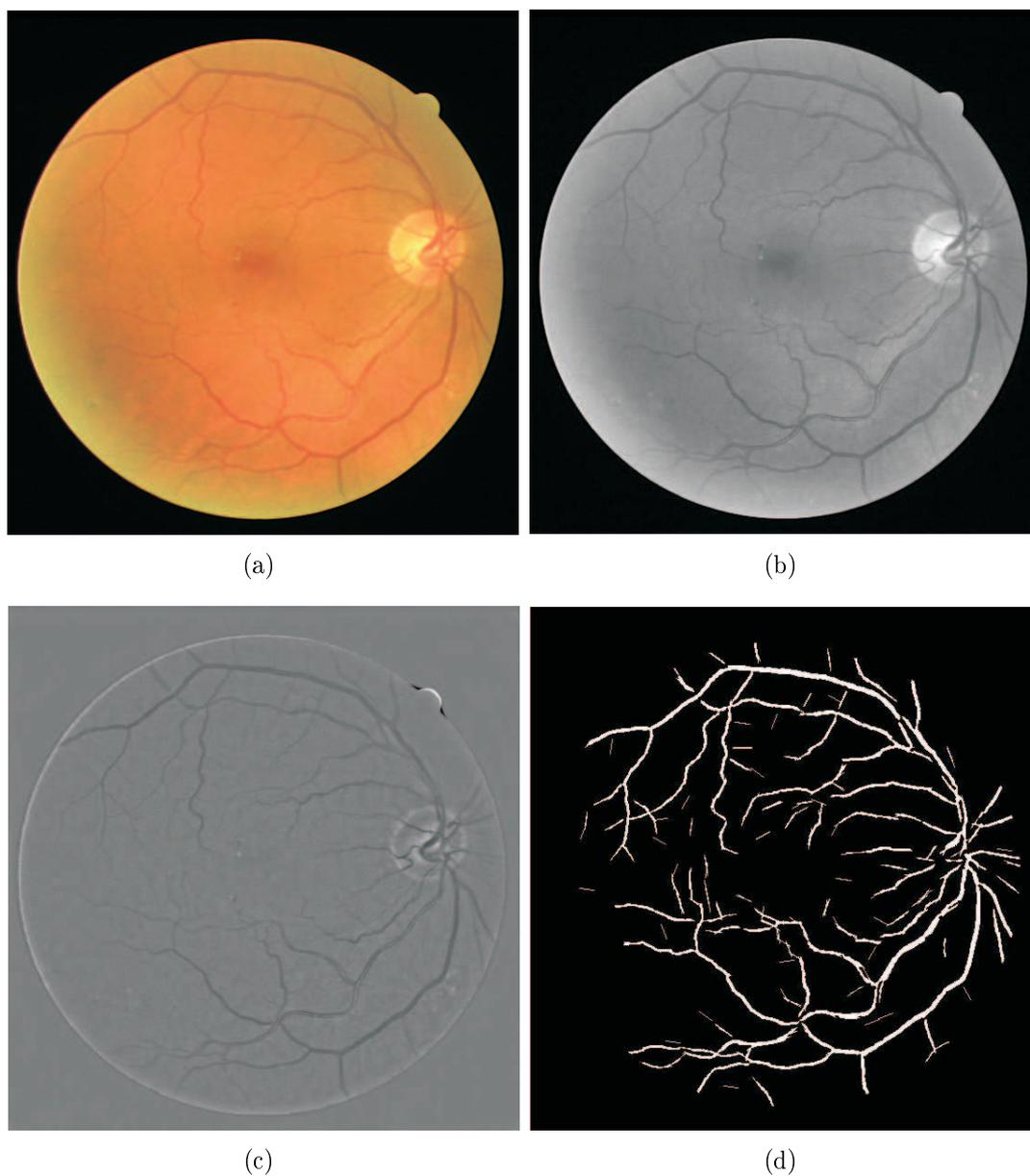
**Figura A.1:** Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.1(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.1(a).



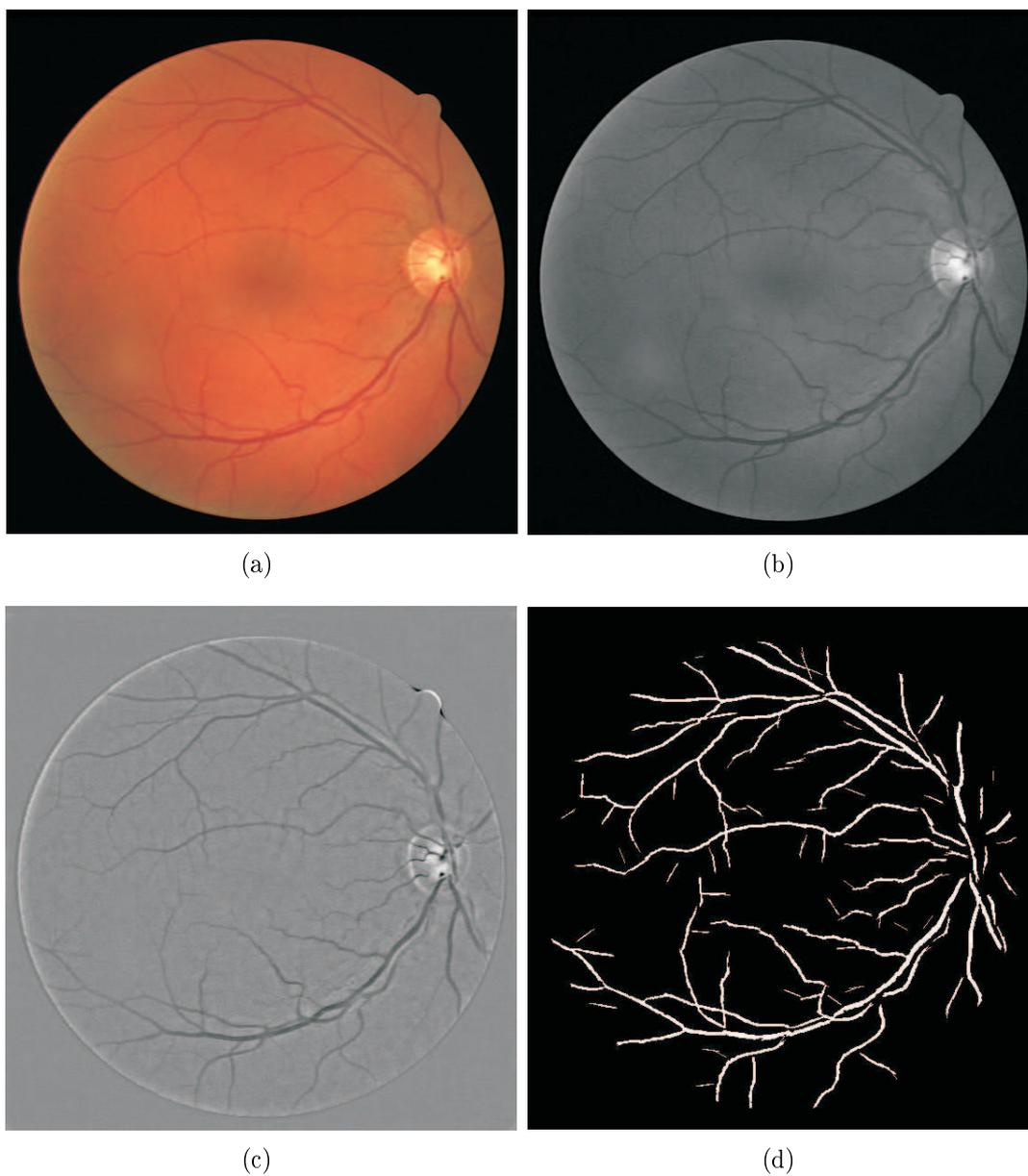
**Figura A.2:** Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.2(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.2(a).



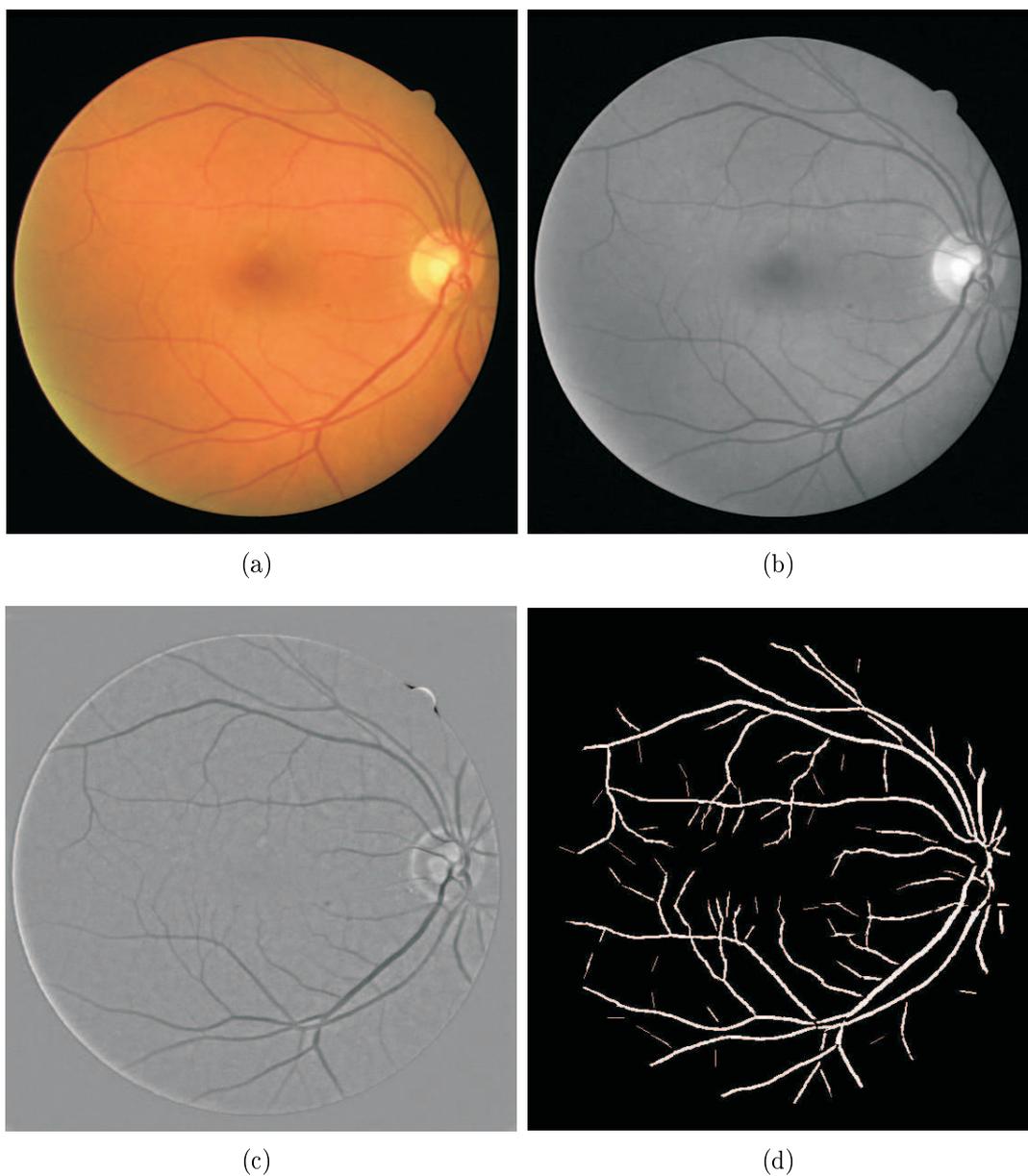
**Figura A.3:** Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.3(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.3(a).



**Figura A.4:** Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.4(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.4(a).



**Figura A.5:** Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.5(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.5(a).



**Figura A.6:** Resultados intermediários da aplicação do algoritmo proposto à imagem da Figura A.6(a): (b) - Plano verde da imagem; (c) - Imagem após correção de sombra; (d) - Segmentação das veias. O resultado final reporta-se à imagem da Figura 4.6(a).

# Apêndice B

## Extração de Características

No processo de classificação das regiões segmentadas das imagens de retina, a extração de atributos dos candidatos a microaneurismas é uma das etapas mais importantes. Como apresentado no Capítulo 6, este trabalho tem como perspectivas futuras a avaliação e a inclusão de métodos de segmentação que apresentem os melhores resultados de sensibilidade e especificidade na identificação de tais padrões. As medidas indicadas em (SPENCER et al., 1996) serviram como base de estudo preliminar do processo de classificação e encontram-se listadas na Tabela B.1, em que  $C$  corresponde ao conjunto de pixels de cada candidato segmentado,  $f_i$  corresponde ao  $i$ -ésimo pixel, em nível de cinza, no plano verde da imagem original e  $s_i$  corresponde ao  $i$ -ésimo pixel na imagem após correção de sombra.

**Tabela B.1:** Características extraídas dos candidatos a microaneurismas.

Medidas	Fórmulas
Área	$a = \sum_{i \in C} 1$
Perímetro	$p$
Circularidade	$c = \frac{p^2}{4\pi a}$
Intensidade 1	$i_i = \sum_{i \in C} f_i$
Intensidade 2	$i = \sum_{i \in C} s_i$
Intensidade média 1	$m_i = \frac{i_i}{a}$
Intensidade média 2	$m = \frac{i}{a}$

Em adição às equações listadas na Tabela B.1, outras medidas foram incluídas por Cree et al. (1996). Segundo os autores, estas medidas ajudaram na avaliação das

imagens que apresentam variações no contraste. As medidas, listadas nas Equações B.1 a B.4, utilizam parâmetros como a média  $\bar{x}$  e o desvio padrão  $\sigma$ , provenientes da subtração entre a imagem do plano verde, em tons de cinza, e a imagem após correção de sombra ( $I_{pv} - I_{cs}$ ).

$$I_i = \frac{1}{\sigma}(i_i - \bar{x}) \quad (\text{B.1})$$

$$I = \frac{1}{\sigma}i \quad (\text{B.2})$$

$$M_i = \frac{1}{\sigma}(m_i - \bar{x}) \quad (\text{B.3})$$

$$M = \frac{1}{\sigma}m \quad (\text{B.4})$$

Com a colaboração do colega Msc. Geraldo Ramalho, foi utilizado o algoritmo *Backpropagation* (BP), para gerar um classificador a partir dos dados extraídos das imagens. A rede *Multi-Layer Perceptron* (MLP) utilizada para classificar os dados contém 3 camadas (camada de entrada, camada escondida com 5 neurônios e uma camada de saída com 1 neurônio). A camada escondida possui uma função de transferência do tipo log-Sigmóide, enquanto que a camada de saída atua de forma linear. Esta estrutura tem demonstrado seus méritos em outras aplicações de reconhecimento de padrões (RAMALHO; MEDEIROS, 2006, 2007).

Para treinar a rede neural foi utilizado um algoritmo BP que implementa a técnica de otimização não-linear Levenberg-Marquardt (LM). Essa técnica foi escolhida porque realiza uma atualização de pesos mais rápida do que outros algoritmos BP, como o gradiente descendente com momento. No LM a atualização de pesos é feita através de uma aproximação da matrix Hessiana (FUN; HAGAN, 1996). Nos experimentos realizados obteve-se um classificador com generalização satisfatória sendo treinado em menos de 10 épocas com uma taxa de aprendizagem de 0.01. A precisão das redes foram avaliadas em cada época de treinamento através da observação do erro médio quadrático (EMQ).

A quantidade de neurônios foi determinada empiricamente através da análise do erro médio quadrático e foi observado que uma quantidade maior de neurônios

degrada o desempenho da rede devido à sobreamostragem (*overfitting*). A normalização dos dados de entrada  $x$  resultou em uma melhor classificação. Os dados normalizados  $x_n$  foram obtidos de acordo com a Equação B.5. Sua saída consiste em um número que varia entre 0 e 1, sendo os valores mais altos ( $> 0,5$ ) os representantes da classe dos microaneurismas. Esta normalização contribui para uma convergência mais rápida do algoritmo BP.

$$x_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (\text{B.5})$$

Dentre as seis imagens de retina escolhidas, foram detectados 25 (vinte e cinco) candidatos a microaneurismas, e através de uma análise visual, 11 (onze) destes foram considerados como candidatos em potencial. O resultado das dez rodadas de treinamento e teste do algoritmo BP geraram matrizes de confusão elaboradas de acordo com a Tabela B.2. Nelas podem ser observadas o número de verdadeiros-positivos VP (amostras que são microaneurismas e que foram classificadas corretamente), o número de verdadeiros-negativos VN (amostras que não são microaneurismas e que foram classificadas corretamente), a quantidade de falsos-positivos FP (amostras que não são microaneurismas e que foram classificadas erroneamente) e a quantidade de falsos-negativos FN (amostras que são microaneurismas e que também foram classificadas de forma incorreta).

A seguir, encontram-se listados nas Tabelas B.3 a B.12 os resultados obtidos para compor a matriz de confusão de cada classificador.

**Tabela B.2:** Modelo de elaboração de uma matriz de confusão.

VP	FP
FN	VN

**Tabela B.3:** Matriz de confusão para o classificador 1.

9	6
2	8

**Tabela B.4:** Matriz de confusão para o classificador 2.

6	0
5	14

**Tabela B.5:** Matriz de confusão para o classificador 3.

3	0
8	14

**Tabela B.6:** Matriz de confusão para o classificador 4.

10	4
1	10

**Tabela B.7:** Matriz de confusão para o classificador 5.

11	12
0	2

**Tabela B.8:** Matriz de confusão para o classificador 6.

6	2
5	12

**Tabela B.9:** Matriz de confusão para o classificador 7.

5	2
6	12

**Tabela B.10:** Matriz de confusão para o classificador 8.

9	1
2	13

**Tabela B.11:** Matriz de confusão para o classificador 9.

10	3
1	11

**Tabela B.12:** Matriz de confusão para o classificador 10.

11	6
0	8

A matriz de confusão mostrada na Tabela B.11 informa a detecção de apenas 1 falso-negativo e 3 falsos-positivos, indicando que o melhor classificador foi obtido na nona iteração. Para esse classificador há uma indicação de que o mesmo produz

---

uma resposta bastante confiável. Os classificadores 5 e 10 não apresentaram nenhum falso-negativo mas, em contra-partida, obtiveram altas taxas de falsos-positivos: 12 e 6, respectivamente, como visto nas Tabelas B.7 e B.12. O classificador 10 obteve o desempenho mais próximo da média (taxa média de acerto = 0,7360). O classificador 6 também alcançou uma alta taxa de falsos-negativos (Tabela B.8). Taxas de erro apresentadas pelos classificadores 5, 6 e 10, são bastante preocupantes, pois resultam em diagnósticos que podem indicar ao paciente duas situações desagradáveis: o paciente pode estar doente, mas foi classificado como sadio, ou o paciente não se encontra doente, mas foi classificado como tal. No segundo caso, o sistema de diagnóstico fica descreditado por frequentemente gerar a necessidade de novos exames de confirmação, e no primeiro caso, o erro do diagnóstico pode levar o paciente à cegueira. É importante ressaltar que a quantidade de amostras é pequena, mascarando alguns resultados.

Diante dos bons resultados de classificação obtidos, observamos que as características extraídas se adequaram ao problema de segmentação dos candidatos a microaneurismas. Portanto, o método de extração desses padrões apresentou-se de forma satisfatória, pois não inseriu nos dados ruído suficientemente grande que dificultasse o processo de classificação.

# Referências Bibliográficas

ALDER, V. A. et al. Diabetic retinopathy: early functional changes. *Proceedings of the Australian Physiological and Pharmacological Society Symposium: Diabetes Clinical and Experimental Pharmacology and Physiology*, v. 24, n. 9-10, p. 785–788, Outubro 1997.

BOELTER, M. C. et al. Fatores de risco para retinopatia diabética. *Arq Bras Oftalmologia*, v. 66, p. 239–247, Janeiro 2003.

BOSCO, A. et al. Retinopatia diabética. *Arq Bras Endocrinol Metab*, v. 49, n. 2, p. 217–226, Abril 2005.

CREE, M. J. et al. Automated microaneurysm detection. *International Conference on Image Processing*, v. 3, p. 699–702, 1996.

FACON, J. Morfologia matemática. Disponível no endereço eletrônico <http://www.ppgia.pucpr.br/facon/IndexPrincipalBrMorfologia.htm>. 2004.

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.

FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, v. 27, p. 861–874, 2006.

FILHO, O. M.; NETO, H. V. *Processamento Digital de Imagens*. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 85-7452-009-8.

FLEMING, A. D. et al. Automatic detection of retinal anatomy to assist diabetic retinopathy screening. *Physics in Medicine and Biology*, v. 52, p. 331–345, 2007.

FLEMING, A. D. et al. Automated microaneurysm detection using local contrast normalization and local vessel detection. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 5, n. 9, p. 1223–1232, Setembro 2006.

FRAME, A. J. et al. A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms. *Computers in Biology and Medicine*, v. 28, p. 225–238, Maio 1998.

FUN, M.-H.; HAGAN, M. T. Levenberg-marquardt training for modular networks. *IEEE International Conference on Neural Networks*, v. 1, p. 468–473, jun. 1996.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento de imagens digitais*. São Paulo: Edgard Blücher, 2000.

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.

HUANG, S.; YANG, Y.; XIA, Y. Segmentation of retinal image vessels with a novel automated approach. *Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, v. 2, p. 488–492, Outubro 2006.

LEANDRO, J. J. G.; JR., R. M. C.; JELINEK, H. F. Blood vessels segmentation in retina: preliminary assessment of the mathematical morphology and of the wavelet transform techniques. *Proceedings of the XIV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, p. 84–90, Outubro 2001.

NEVES, S. R. *Algoritmos para segmentação de imagens infra-vermelhas*. Tese — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Junho 2003.

NIEMEIJER, M.; ABRÀMOFF, M. D.; GINNEKEN, B. van. Segmentation of the optic disc, macula and vascular arch in fundus photographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 26, n. 01, p. 116–127, Janeiro 2007.

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.

PREECE, S. J.; CLARIDGE, E. Monte carlo modelling of the spectral reflectance of the human eye. *Physics in Medicine and Biology*, v. 47, p. 2863–2877, Julho 2002.

RAMALHO, G. L. B.; MEDEIROS, F. N. S. de. Using boosting to improve oil spill detection in SAR images. *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2006)*, IEEE Computer Society, Hong-Kong, v. 2, n. 20-24, p. 1066–1069, 2006.

RAMALHO, G. L. B.; MEDEIROS, F. N. S. de. Improving reliability of oil spill detection systems using boosting for high-level feature selection. *International Conference on Image Analysis and Recognition 2007. Lecture Notes in Computer Science*, Montreal, n. 4633, p. 1172–1181, 2007.

RAMAN, B. et al. The effects of spatial resolution on on automated diabetic retinopathy screening system's performance in detecting microaneurysms for diabetic retinopathy. *Proceedings of the 17th Symposium on Computer-Based Medical Systems*, p. 129–133, Junho 2004.

RETINACLINIC. Angiofluoresceinografia. Disponível no endereço eletrônico <http://www.retina.com.br/angio.htm>. 2007.

SOILLE, P. *Morphological Image Analysis*. Second. [S.l.]: Springer, 2003. ISBN 3-540-42988-3.

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. 21, p. 284–302, Maio 1996.

STAAL, J. 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.

STREETER, L.; CREE, M. J. Microaneurysm detection in colour fundus image. *Image and Vision Computing*, p. 280–285, Novembro 2003.

THACKRAY, B. D.; NELSON, A. C. Semi-automatic segmentation of vascular network images using rotating structuring element (ROSE) with mathematical morphology and dual feature thresholding. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 12, n. 3, p. 385–392, Setembro 1993.

TOBIN, K. W. et al. Detection of anatomic structures in human retinal imagery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 26, n. 12, p. 1729–1739, Dezembro 2007.

VINCENT, L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 2, n. 2, p. 176–201, Abril 1993.

VINCENT, L.; SOILLE, P. Watersheds in digital space: An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, v. 13, n. 06, p. 583–598, 1991.

WALTER, T. et al. 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, Outubro 2002.

WALTER, T. et al. Automated detection of microaneurysms in color fundus images. *Medical Image Analysis*, v. 11, n. 6, p. 555–566, Dezembro 2007.

ZANA, F.; KLEIN, J.-C. Robust segmentation of vessels from retinal angiography. *Proceedings of the 13th Conference on Digital Signal Processing*, v. 2, p. 1087–1090, Julho 1997.

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.