

Adriano Quilião de Oliveira

**Pré-processamento de Imagens de Fundo do  
Olho: Correção de iluminação e de contraste  
para a identificação automática da rede de  
vasos**

Alegrete – RS

01/2013



Adriano Quilião de Oliveira

**Pré-processamento de Imagens de Fundo do Olho:  
Correção de iluminação e de contraste para a  
identificação automática da rede de vasos**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
ao Curso de Graduação em Ciência da Com-  
putação da Universidade Federal do Pampa  
como requisito parcial para a obtenção do tí-  
tulo de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Daniel Welfer

Universidade Federal do Pampa – UNIPAMPA

Campus Alegrete

Curso de Graduação em Ciência da Computação

Alegrete – RS

01/2013

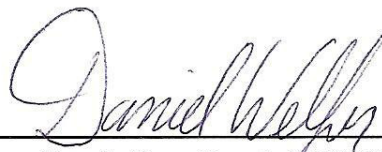


Adriano Quilião de Oliveira

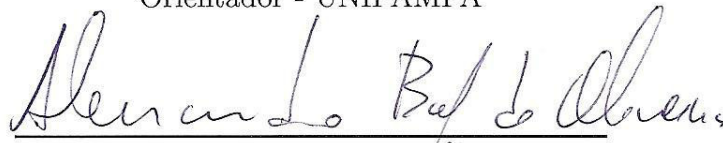
**Pré-processamento de Imagens de Fundo do Olho:  
Correção de iluminação e de contraste para a  
identificação automática da rede de vasos**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
ao Curso de Graduação em Ciência da Com-  
putação da Universidade Federal do Pampa  
como requisito parcial para a obtenção do tí-  
tulo de Bacharel em Ciência da Computação.

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado em 14 de Março de 2013



**Prof. Dr. Daniel Welfer**  
Orientador - UNIPAMPA



**Prof. Me. Alessandro Bof de Oliveira**  
UNIPAMPA



**Profa. Me. Patrícia Rodrigues da  
Silva**  
UNIPAMPA

Alegrete – RS

01/2013



*Este trabalho é inteiramente dedicado a minha família,  
em especial ao cara que sempre foi minha inspiração tecnológica,  
que com sua inteligência e potencial imensuráveis,  
me ajudou a encarar desafios como este,  
Rafael Quilião de Oliveira,  
para sempre o grandiosíssimo "bolha",  
o melhor irmão que a vida poderia ter me dado.*





# Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus por mais esta oportunidade. Aos meus pais, Carlos Artur (Seco) e Elke por todo apoio e confiança, mas principalmente por sempre acreditarem nos meus sonhos e por terem feito tudo que estivesse ao seu alcance. Ao meu irmão, Rafael (Bolhinha), que já se foi, tão grande quanto seu coração, pra mim um grande exemplo de honestidade e amizade, sempre estará comigo, pois irmão é pra vida toda. Agradeço também por todos os churrascos, conversas, cervejadas, conselhos, brigas e principalmente por trabalharem como meus guias todos os dias. Vocês são a melhor família que eu poderia ter. É por vocês que alcanço esta vitória.

Um agradecimento ao meu avô Paulo, avó Marlize e aos meus avós paternos Maria e Carlos (ambos *in memoriam*). Também à minha família, Adriana, Charles, tia Paula, primos e ao Niltom e toda a sua família que me acompanharam e me ajudaram durante a minha graduação.

A minha namorada, Eduarda (Dudaa), por todo apoio, confiança, amor, compreensão e carinho. Muito obrigado, não tenho palavras para te agradecer por tudo.

Ao meu orientador, prof. Daniel Welfer, por partilhar seus conhecimentos engrandecendo muito meu aprendizado. Também por toda a sua paciência e confiança, e principalmente por ter acreditado no meu trabalho.

Agradeço aos meus amigos Marcelo, Tony (Tunha) e Maiquel Luiz, por todo o apoio, e por partilharem de seus conhecimentos, sempre me ajudando nos momentos de dificuldade durante a graduação. Agradeço também a parceria e ajuda dos colegas Francis e Robson, sempre muito dispostos a ajudar no que fosse preciso. Um agradecimento a todos os colegas de 5 anos de graduação e também especialmente para a galera da *HOUSE*. Não posso deixar de agradecer ao meu amigo Rafael (Nego), pelas geladas da quarta-feira e por todos os seus conselhos.

Gostaria de concluir agradecendo aos meus amigos, os grandes da carona para pegar o caminhão, Marcel (Bohrdy), Jeferson (Mijado) e ao saudoso Murilo (Muu..) que deixou tantas lembranças boas.

Agradeço a todos que de alguma forma contribuíram para que este trabalho fosse realizado.

Muito obrigado por tudo!



*“Sometimes life’s gonna hit you in the head with a brick,  
don’t lose faith.”  
(Steve Jobs)*



# Resumo

Doenças que acometem o olho humano podem causar perda parcial ou total da visão. A aparência dos vasos e artérias presentes no fundo do olho pode auxiliar no diagnóstico de doenças, tais como a retinopatia diabética, hipertensão e arteriosclerose. Imagens da retina podem ser obtidas de diferentes formas e podem apresentar características distintas e defeitos por algum erro em sua aquisição, como a iluminação, o contraste e a presença de ruídos. Tais problemas remetem à prática de pré-processamento nas imagens para que estas fiquem com uma qualidade desejável e assim se faça a segmentação dos vasos sanguíneos. Sendo assim, este trabalho apresenta um algoritmo de pré-processamento que visa criar uma imagem com boa qualidade para a segmentação de vasos sanguíneos. Este foi testado em duas bases livremente encontradas na internet (DRIVE e STARE) e seus resultados foram avaliados utilizando um algoritmo de segmentação de vasos. Os resultados obtidos utilizando o algoritmo proposto antes do método de segmentação apresentam uma melhora média de até 2,65% em sensibilidade, mostrando-se bastante eficiente.

**Palavras-chave:** imagens de fundo de olho; pré-processamento; correção de iluminação e contraste; segmentação de vasos sanguíneos.



# Abstract

Diseases that affect the human eye may cause partial or complete loss of vision. The appearance of blood vessels and arteries present at the ocular fundus may assist in diagnosis of diseases such as diabetic retinopathy, hypertension and arteriosclerosis. Retinal images may be obtained from different ways and may have different characteristics and defects for some error in its acquisition, such as lighting, contrast and presence of noise. Such problems induces the practice of preprocessing of the images in order to produce a desirable quality and thus make the segmentation of blood vessel accurately. Therefore, this work presents a preprocessing algorithm that aims to create an image with good quality for segmentation of blood vessels. The preprocessing algorithm was evaluated on two bases freely found on the internet (DRIVE and STARE) and their results were evaluated using a vessel segmentation algorithm. The results obtained using the proposed algorithm before the segmentation method have an average improvement of 2.65% to in sensitivity and thus it is showed to be quite efficient.

**Key-words:** eye fundus imaging; preprocessing; contrast correction and illumination; blood vessels segmentation.





# Lista de ilustrações

Figura 1	Imagem de fundo de olho. A figura 1 (a) e (b), representam respectivamente, uma fotografia obtida em um exame de fundo de olho e a segmentação manual da rede de vasos. . . . .	26
Figura 2	Vizinhança de pixels, onde os pixels adjacentes ao pixel central são simbolizados por um 'X'. (a) 4-vizinhança; (b) 8-vizinhança. . . . .	29
Figura 3	Gráfico de uma curva gaussiana no intervalo de -3 até 3. (a) Variância igual a 2; (b) Variância igual a 4. . . . .	30
Figura 4	Ilustração do uso da erosão e dilatação. (a) Imagem original ( $f$ ); (b) Elemento estruturante ( $B$ ), de 3 x 3 pixels; (c) Resultado da dilatação ( $\delta$ ); (d) Resultado obtido com a erosão ( $\varepsilon$ ). . . . .	32
Figura 5	Segmentação de vasos na região papilar. (a) Parte de uma imagem da retina com a região do disco óptico seccionada; (b) A mesma imagem segmentada manualmente por um especialista; (c) Segmentada com o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010). . . . .	38
Figura 6	Resumo das fases que compõe o algoritmo de pré-processamento proposto.	39
Figura 7	Canais do espaço de cores vermelho, verde e azul (do inglês <i>Red</i> , <i>Green</i> e <i>Blue</i> respectivamente) (RGB) da imagem de fundo de olho. (a) Vermelho; (b) Verde, imagem $fg$ ; (c) Azul. . . . .	40
Figura 8	Imagens utilizadas para exemplo do algoritmo de extensão natural da retina. (a) Máscara representando a região de interesse; (b) Canal verde da imagem ( $fg$ ); (c) Resultado da extensão natural da retina ( $fe$ ). . . . .	41
Figura 9	Algoritmo de pré-processamento proposto aplicado em imagem da base STARE. (a) Canal verde original ( $fg$ ); (b) Resultado do algoritmo ( $fc$ ). . . . .	42
Figura 10	Comparativo entre imagens com e sem o uso do algoritmo de pré-processamento proposto. (a) Imagem que não utilizou o algoritmo, onde os problemas de segmentação são apontados por setas ou estão delimitados em vermelho. (b) Imagem que utilizou o algoritmo proposto, onde as melhorias são delimitadas e apontadas na cor verde. . . . .	45

Figura 11	Resultado da segmentação da rede de vasos da retina em algumas imagens da base DRIVE. As imagens (a), (d) e (g) apresentam a segmentação manual. Em (b), (e) e (h) apresentam a segmentação realizada com o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010), e para finalizar, as imagens (c), (f) e (i) segmentadas com o mesmo método, porém utilizando o algoritmo de pré-processamento proposto. . . . .	47
Figura 12	Resultado da segmentação da rede de vasos da retina em algumas imagens da base STARE. As imagens (a), (d) e (g) apresentam a segmentação manual. Em (b), (e) e (h) apresentam a segmentação realizada com o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010), e para finalizar, as imagens (c), (f) e (i) segmentadas com o mesmo método, porém utilizando o algoritmo de pré-processamento proposto. . . . .	48

# Lista de tabelas

Tabela 1	Resultados médios obtidos na segmentação de vasos das imagens da base de dados DRIVE (STAAL et al., 2004) . . . . .	46
Tabela 2	Resultados médios obtidos na segmentação de vasos das imagens da base de dados STARE (HOOVER; KOUZNETSOVA; GOLDBAUM, 2000) .	46



# Lista de siglas

**DM** Diabetes *mellitus*

**EH** Especificação de Histograma

**EMD** Edema Macular Diabético

**FSA** Filtros Sequenciais Alternados

**MF** Matched Filter

**MF-FDOG** Matched Filter With First-Order Derivative of Gaussian

**RD** Retinopatia Diabética

**RGB** vermelho, verde e azul (do inglês *Red*, *Green* e *Blue* respectivamente)



# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>23</b>
1.1	Motivação . . . . .	23
1.2	Descrição do Problema . . . . .	25
1.3	Objetivo . . . . .	26
1.4	Organização do Texto . . . . .	27
<b>2</b>	<b>Revisão Bibliográfica</b>	<b>29</b>
2.1	Representação da Imagem . . . . .	29
2.2	Filtro de Gauss . . . . .	30
2.3	Morfologia Matemática . . . . .	31
2.4	Trabalhos Relacionados . . . . .	31
2.4.1	Abordagens para Resolver Problemas Específicos . . . . .	33
2.4.2	Correção de Iluminação e Equalização do Contraste . . . . .	34
<b>3</b>	<b>Algoritmo Proposto</b>	<b>37</b>
3.1	Imagens de Fundo de Olho . . . . .	37
3.2	Algoritmo de Pré-processamento . . . . .	38
3.3	Fases do Algoritmo de Pré-processamento . . . . .	39
<b>4</b>	<b>Resultados Experimentais</b>	<b>43</b>
4.1	Método para Avaliação . . . . .	43
4.1.1	Segmentação da Rede de Vasos Sanguíneos . . . . .	43
4.1.1.1	Matched Filter (MF) . . . . .	43
4.1.1.2	Matched Filter With First-Order Derivative of Gaussian (MF-FDOG) . . . . .	43
4.2	Resultados . . . . .	44
<b>5</b>	<b>Conclusão</b>	<b>49</b>
	<b>Referências</b>	<b>51</b>
	<b>Índice</b>	<b>55</b>





# 1 Introdução

Imagens de fundo de olho podem fornecer informações relevantes sobre mudanças causadas por doenças oculares e sinais precoces de doenças sistêmicas, como diabetes e hipertensão (GANG; CHUTATAPE; KRISHNAN, 2002). As características da rede de vasos da retina são importantes não somente para o diagnóstico de doenças oculares, mas também de doenças que apresentem efeitos globais na vasculatura do corpo (SOARES, 2007). Para isto, é necessária a verificação de características como, a largura dos vasos, cor, refletividade, tortuosidade e ramificação anormal (STAAL et al., 2004).

Quando a rede vascular é complexa, ou o número de imagens é muito grande, a verificação de características pode se tornar cansativa ou até mesmo impossível (MENDONÇA; CAMPILHO, 2006). Portanto, um processo que apresente uma boa qualidade na segmentação de vasos, pode se tornar parte de uma ferramenta automática para a detecção de anomalias na retina.

A confiabilidade do diagnóstico de doenças em imagens, baseia-se na qualidade que estas apresentam. Isto implica, principalmente, na resolução das imagens (determinado pela resolução da câmera e campo de visão), contraste de objetos na retina (vasos sanguíneos, disco óptico, fibras nervosas, hemorragias, etc) e uniformidade de iluminação na retina (KOLAR et al., 2011).

## 1.1 Motivação

Métodos que facilitam o processo de diagnóstico de doenças da retina trazem grandes benefícios para a comunidade médica oftalmológica e, conseqüentemente, para a população em geral. Pois, além de facilitar a detecção de doenças pode auxiliar na avaliação do grau evolutivo destas, visto que a maior parte das patologias que affigem a retina causa, em estágios iniciais, apenas danos locais sem prejudicar a retina como um todo, de modo que a visão é, geralmente, afetada gradativamente (HOOVER; GOLDBAUM, 2003).

Diabetes *mellitus* (DM) é uma doença metabólica crônica, desencadeada pela produção deficiente de insulina ou pela resistência a mesma, o que resulta no aumento da glicose sanguínea que com o tempo, e se não controlada, causa sérios danos ao organismo, especialmente aos nervos e vasos sanguíneos. O problemas relacionados à diabetes estão aumentando cada vez mais em nível mundial, especialmente em países em desenvol-

vimento, apresentando proporções epidêmicas que já atingem 347 milhões de pessoas no mundo no ano de 2012, segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS, 2012). Estima-se que os números de óbitos decorrentes da doença duplicarão até o ano de 2030. O número de pessoas com diabetes nas Américas foi estimado em 62,8 milhões em 2011, e espera-se alcançar a marca de 91,1 milhões em 2030 (PAHO, 2012). Só nos Estados Unidos, cerca de 8,3% da população tem diabetes, aproximadamente 25,8 milhões de pessoas (CDC, 2010). No Brasil, uma pesquisa realizada em 2011, aponta que 5,6% da população declararam ter a doença. Em homens, o percentual subiu de 4,4%, em 2006, para 5,2%, mas mesmo com o aumento, a prevalência da doença continua sendo superior nas mulheres (6%). O índice é bastante relevante entre os idosos, maiores de 65 anos, dos quais atinge 21,6%, bem maior do que entre a faixa etária de 18 a 24 anos (0,6%) (VIGITEL, 2011).

O diabetes, na população em idade ativa, quando na forma de uma complicação ocular mais grave, é o principal agente causador de perda parcial ou total da visão, e geralmente apresenta-se na forma de Edema Macular Diabético (EMD) ou na forma de Retinopatia Diabética (RD) (WELFER, 2011). A desordem que define o início do EMD é um acúmulo de líquido na camada nuclear interna da retina, causada pelo extravasamento fluído para o espaço extravascular. A manifestação clínica mais relevante é um declínio visual central associada a uma deformação das imagens, presente em estágios iniciais da doença. O EMD pode desenvolver-se associado com diferentes graus de RD, o que é mais frequente em idosos e na diabetes tipo II (NAVARRO, 2008). A RD é causada por um dano em um pequeno vaso sanguíneo na parte posterior do olho, a retina, o que normalmente torna a visão turva, entre outros sintomas (OMS, 2012). Em países desenvolvidos esta é a principal causa da deficiência visual em pessoas com idade entre 20 e 74 anos (FLORIAN; SUTTER; GILLIES, 2007), mas, quando precocemente detectada e tratada pode impedir ou atrasar a cegueira (JAYANTHI; DEVI; SWARNAPARVATHI, 2010).

Assim como o Diabetes *mellitus*, a Hipertensão Arterial (HA) é uma doença crônica não transmissível em constante ascensão no mundo. Estudos epidemiológicos indicam que DM e HA são condições comumente associadas, cuja a prevalência de hipertensão é de, aproximadamente, o dobro entre os diabéticos, em comparação com os não diabéticos. De acordo com a OMS, em 2012, a hipertensão atingiu uma em cada três pessoas no mundo, mais de 2 bilhões de pessoas. Na população adulta brasileira a marca atinge 22,7%, com maior prevalência no sexo feminino e em idosos maiores de 65 anos (MS, 2012).

A hipertensão arterial é uma doença multifatorial crônica, caracterizada pela elevação dos níveis tensionais, associados a alterações metabólicas e hormonais e a fenômenos tróficos, como hipertrofias cardíaca e vascular. O grande problema, é o fato desta ser assintomática até fases avançadas, onde é um dos principais fatores de risco para a ocorrência do acidente vascular cerebral, enfarte agudo do miocárdio, aneurisma arterial, entre outros (OMS, 2012). As alterações oculares provocadas pela hipertensão arterial são

chamadas de Retinopatia Hipertensiva, pois atingem a retina. Essas alterações ocorrem nos vasos da retina e podem decorrer de um estreitamento vascular (vasoconstrição), ou também de um engrossamento da parede dos vasos da retina (artereosclerose). O aumento da permeabilidade vascular, por sua vez, ocasiona o aparecimento de hemorragias, edema de retina e exsudatos ditos duros (SILVA; SILVA; HERKENHOFF, 2002). As oclusões venosas são a segunda causa mais comum de doenças vasculares da retina, atrás apenas da retinopatia diabética, sendo o motivo mais comum de perda visual súbita em pacientes hipertensos (ROSA et al., 2008).

Assim, a segmentação dos vasos deve ajudar na detecção de lesões, decorrentes de doenças, presentes em imagens da retina. Onde o processo de segmentação fornece uma imagem com os vasos indicados, evitando falhas na localização das demais estruturas, que poderiam ser confundidas com partes da rede de vasos.

## 1.2 Descrição do Problema

Este trabalho visa criar um algoritmo de pré-processamento, que quando aplicado em imagens de fundo de olho, solucione previamente problemas comumente encontrados por métodos de segmentação de vasos, como a falsa detecção de bordas, marcação descontínua da rede de vasos, dentre outros problemas citados a seguir.

Imagens da retina como a da Figura 1(a), podem ser obtidas de diferentes formas, como por exemplo, com diferentes tipos de câmeras e condições de iluminação, e podem apresentar características distintas e defeitos por algum erro em sua aquisição. Entre os problemas, encontrados nas imagens capturadas nos exames de fundo de olho, estão a presença de ruídos, a falta de luminosidade uniforme e a ausência de um contraste ideal (WALTER et al., 2002).

A iluminação desempenha um papel muito importante nas imagens, pois esta influencia diretamente na análise e percepção das cores (CONCI; AZEVEDO; LETA, 2008). Tal influência ocorre devido a alterações no tipo e na intensidade da luz no momento da concepção de uma imagem. Assim, variações nas tonalidades obtidas influenciam diferentes percepções de uma mesma cor.

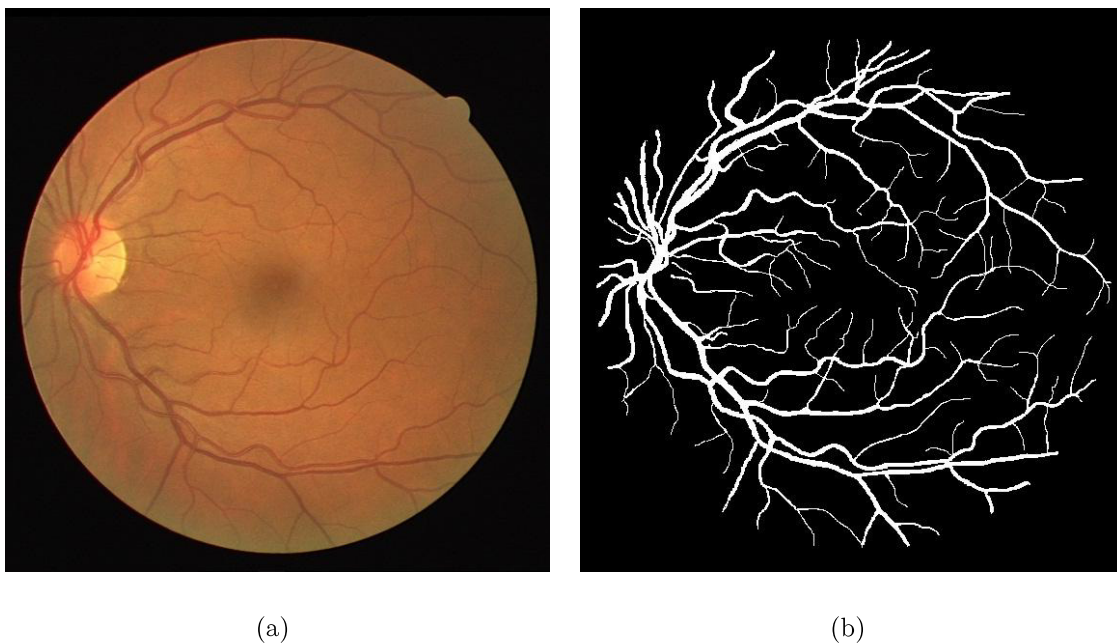
Dentre as dificuldades encontradas na segmentação de imagens de fundo de olho, encontram-se as lesões, alterações patológicas e o baixo contraste de pequenos vasos (WU; ZHANG; BAUMAN, 2006). Como exemplo, pode-se citar os exsudatos duros, que modificam os gradientes, ou seja, alteram a direção na intensidade, mudando as cores, o que pode atrapalhar o processo de segmentação, pois os mesmos podem ser configurados como pertencentes a rede de vasos sanguíneos (MENDONÇA et al., 2007).

Além disso, a presença de hemorragias retínicas podem ocultar a presença de

vasos sanguíneos, pois podem estar sobrepostas as principais estruturas. Desta forma, dificulta a visualização por estarem dispostas em áreas com aumento de gradiente de modo que podem ser, equivocadamente, segmentadas como vasos sanguíneos (MENDONÇA et al., 2007).

Tais problemas remetem, geralmente, à prática de um pré-processamento nas imagens para que estas fiquem com uma qualidade desejável e assim seja possível a segmentação dos vasos sanguíneos com maior precisão.

Figura 1 – Imagem de fundo de olho. A figura 1 (a) e (b), representam respectivamente, uma fotografia obtida em um exame de fundo de olho e a segmentação manual da rede de vasos.



Fonte: Imagens da base DRIVE (STAAL et al., 2004).

### 1.3 Objetivo

Para que seja possível realizar a segmentação de vasos sanguíneos com exatidão, devem ser considerados os problemas inerentes à concepção das imagens, bem como as patologias encontradas na retina. Desta forma, busca-se utilizar determinados processos para minimizar os efeitos causados por estes problemas nas imagens de fundo de olho.

Este trabalho tem como objetivo apresentar um algoritmo que quando aplicado em imagens de fundo de olho, gere os seguintes benefícios:

- Faça a correção da iluminação;

- Equalize o contraste;
- Favoreça a diminuição na quantidade de falsas detecções;
- Remova barreiras que obstruam a rede de vasos;
- Elimine os falsos positivos de borda.

Após aplicar o algoritmo proposto, deseja-se obter uma imagem com a qualidade necessária, para que com um método de segmentação Figura 1(b).

## 1.4 Organização do Texto

O restante deste trabalho é distribuído como segue. No capítulo 2, é apresentada uma breve revisão de conceitos para uma melhor compreensão do trabalho desenvolvido. Em seguida, no capítulo 2.4, são abordados alguns trabalhos relacionados com o tema em questão, para apresentar uma parcela do estado da arte de trabalhos de pré-processamento em imagens de fundo de olho. Estão descritos também alguns trabalhos que focam preparar estas imagens para a segmentação de vasos. O algoritmo proposto é exibido no capítulo 3, explicando suas fases e o funcionamento delas. O capítulo seguinte apresenta a análise dos resultados obtidos a partir da aplicação do algoritmo proposto em bancos de imagens. Para finalizar, no capítulo 5 é apresentada a conclusão do trabalho e os comentários finais.



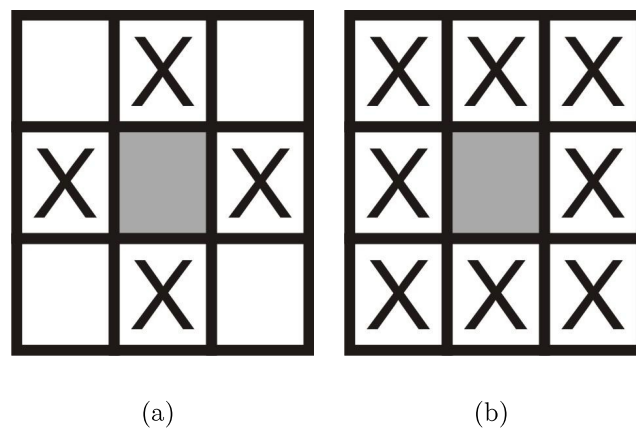
## 2 Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta alguns conceitos, para uma melhor compreensão do tema e do algoritmo proposto. Neste também são encontrados alguns trabalhos relacionados com o tema em questão.

### 2.1 Representação da Imagem

Uma imagem pode ser definida com uma matriz, onde os índices (linhas e colunas) identificam um ponto. O valor neste ponto, ou pixel, corresponde ao valor de intensidade do nível de cinza neste local. Para um pixel pertencente a esta matriz, podemos definir sua vizinhança (adjacência), e esta pode ser estabelecida conforme sua conectividade. Exemplos de conectividade são ilustrados na Figura 2.

Figura 2 – Vizinhança de pixels, onde os pixels adjacentes ao pixel central são simbolizados por 'X'. (a) 4-vizinhança; (b) 8-vizinhança.



Fonte: Autor.

A qualidade das imagens de fundo de olho é afetada pela sua distribuição luminosa, pois esta tem influência direta quanto a análise e percepção das cores (CONCI; AZEVEDO; LETA, 2008). Isto ocorre por que o tipo e a intensidade da luz no momento da concepção de uma imagem influenciam diretamente na tonalidade da mesma, e pode variar em diferentes locais.

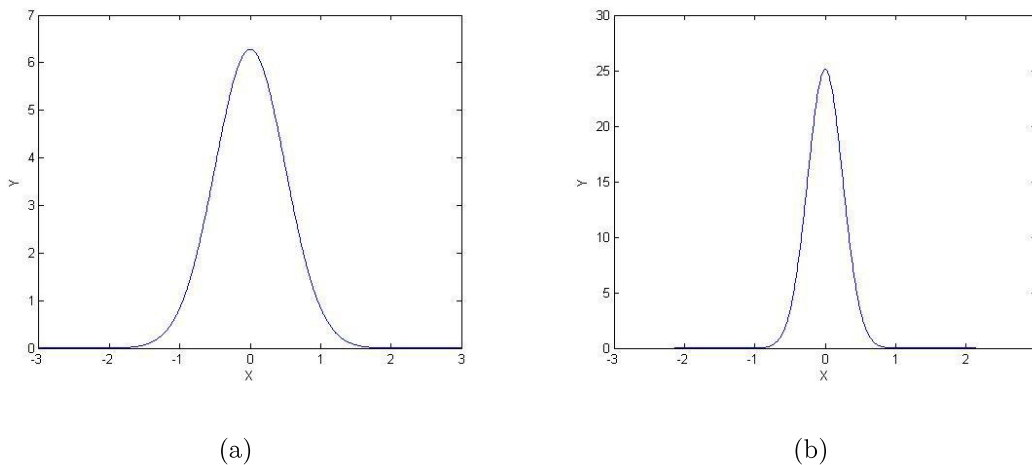
Conci et al. (CONCI; AZEVEDO; LETA, 2008) define que as cores apresentam sensações diferentes na presença de outras cores, o que determina o contraste. Este causa

influência direta quando se deseja uma boa definição de estruturas com cores distintas, pois quanto mais alto o contraste mais bem definidas são as estruturas e mais fácil se torna a detecção das mesmas.

## 2.2 Filtro de Gauss

O filtro gaussiano é utilizado para suavizar imagens. Este filtro possui duas variáveis, que correspondem a dimensão da janela ( $n \times n$  pixels) e a variância ( $\sigma$ ), que controlam o quanto uma imagem é suavizada. Na Figura 3 é apresentado o gráfico de uma curva gaussiana com  $\sigma$  igual a 2 e 4.

Figura 3 – Gráfico de uma curva gaussiana no intervalo de -3 até 3. (a) Variância igual a 2; (b) Variância igual a 4.



Fonte: Autor.

No caso bidimensional, o filtro gaussiano, no domínio contínuo, tem seu núcleo  $G_\sigma(x, y)$ , com média 0 e variância  $\sigma$ , modelado como:

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\sigma^2\pi} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}. \quad (2.1)$$

Este filtro deve ser controlado de acordo com a variância ( $\sigma$ ), para que este não deforme as estruturas que compõem a imagem, apenas suavizando o ruído excessivo.



## 2.3 Morfologia Matemática

Neste trabalho são utilizadas algumas operações envolvendo morfologia matemática, que se baseia no uso de estruturas geométricas para realizar operações em conjuntos de pixels de uma imagem. Estas operações envolvem um elemento estruturante, que é um conjunto bem definido que tem por objetivo extrair informações acerca da geometria e topologia de uma imagem. Os operadores mais básicos da morfologia são a dilatação e a erosão, denotados respectivamente por  $\delta$  e  $\varepsilon$ . As definições das equações que definem as operações morfológicas a seguir, seguem o modelo utilizado por Welfer ([WELFER, 2011](#)).

A dilatação de uma imagem  $f$  por um elemento estruturante  $B$ , em um ponto  $x$ , é o valor máximo da imagem cuja vizinhança foi definida por  $B$  e está centrada em  $x$ , e que pode ser definida como,

$$(\delta^{(B)}(f))(x) = \max_{b \in B} f(x + b). \quad (2.2)$$

Em contrapartida, podemos definir a erosão em uma imagem  $f$  por um elemento estruturante  $B$ , em um dado ponto  $x$ , como o valor mínimo da imagem cuja vizinhança é compreendida por  $B$ , centrada em  $x$ , e que pode ser formulada como,

$$(\varepsilon^{(B)}(f))(x) = \min_{b \in B} f(x + b). \quad (2.3)$$

Estas operações podem ser melhor compreendidas observando a Figura 4, onde o mesmo elemento estruturante é utilizado na mesma imagem, obtendo resultados absolutamente diferentes.

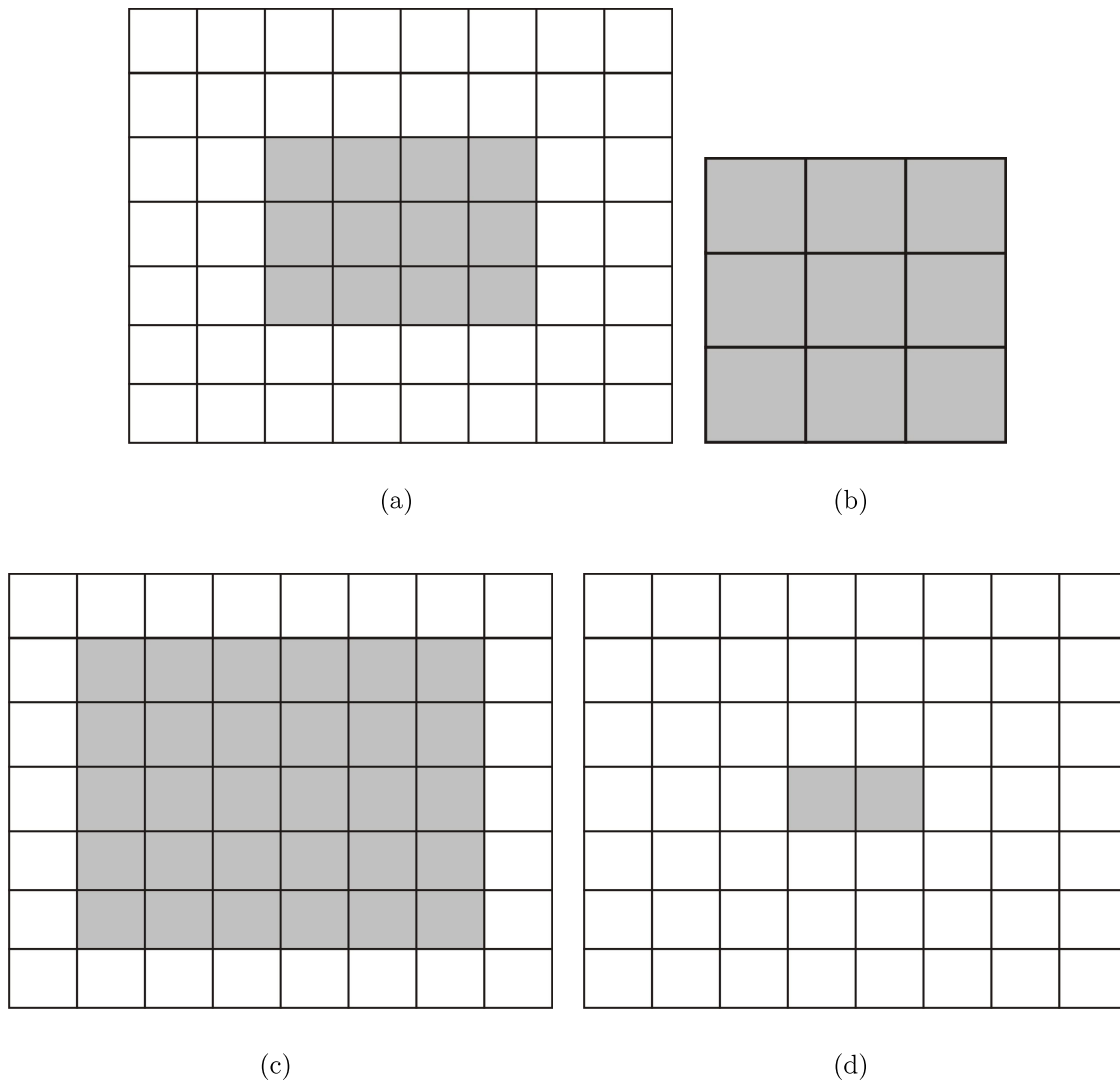
A abertura morfológica, denotada por  $\gamma$ , em uma imagem  $f$ , é o resultado de uma erosão seguida de uma dilatação, utilizando o elemento estruturante  $B$ , e é definida como,

$$\gamma^{(B)} = \delta^{(B)}(\varepsilon^{(B)}(f)). \quad (2.4)$$

## 2.4 Trabalhos Relacionados

Efeitos causados por lesões, alterações patológicas e o baixo contraste de pequenos vasos são alguns dos fatores que devem ser observados no processo de segmentação dos vasos ([WU; ZHANG; BAUMAN, 2006](#)). Estes podem ser tratados por algoritmos aumentando

Figura 4 – Ilustração do uso da erosão e dilatação. (a) Imagem original ( $f$ ); (b) Elemento estruturante ( $B$ ), de 3 x 3 pixels; (c) Resultado da dilatação ( $\delta$ ); (d) Resultado obtido com a erosão ( $\varepsilon$ ).



Fonte: Autor.

a qualidade da segmentação, pois tornam possível uma detecção mais completa da rede de vasos, e também por evitar a falsa detecção de outras estruturas.

Estes algoritmos, que visam criar uma imagem com maior qualidade, podem ser compreendidos como práticas de pré-processamento. Estas correções podem focar a solução de problemas, como a correção de iluminação, equalização de contraste, e outras ações que visam solucionar problemas locais, como a remoção de determinadas estruturas que poderiam acarretar em uma futura falsa detecção de vasos.

Visualizando separadamente os canais vermelho, verde e azul (do inglês *Red*, *Green* e *Blue* respectivamente) (RGB) das imagens coloridas da retina, é possível perceber que o canal verde é o que apresenta os vasos mais definidos e contrastados, além de apre-

sentar uma imagem mais limpa que os canais vermelho e azul (WALTER; KLEIN, 2001; MENDONÇA; CAMPILHO, 2006; SOARES, 2007; ZHANG et al., 2010). Contudo, Mendonça et al. (MENDONÇA; CAMPILHO, 2006) fez testes em seu método de segmentação, utilizando a imagem convertida para tons de cinza, apresentando uma pequena melhora, segmentando mais pixels pertencentes a vasos, mas também aumentando minimamente a taxa de falsa detecção.

Portanto, os métodos de segmentação de vasos da retina, em sua grande maioria, mesmo os que realizaram testes com a imagem em tons de cinza como em Mendonça et al. (MENDONÇA; CAMPILHO, 2006), acabaram obtendo melhores resultados com o canal verde do modelo RGB.

### 2.4.1 Abordagens para Resolver Problemas Específicos

Alguns métodos de segmentação de vasos, são influenciados por estruturas que podem gerar falsos positivos em seu processo de classificação. Estas estruturas podem ser decorrentes de lesões, como um exsudato duro, que possui forte intensidade, ou pela própria borda do disco óptico. Para a resolução de tais problemas, são utilizadas algumas técnicas que serão apresentadas no decorrer desta seção.

O forte contraste encontrado entre a retina e a região que está fora do campo de vista da câmera, em alguns métodos de detecção de vasos, é responsável pela geração de falsos positivos no processo de classificação de vasos. Isto ocorre pois a borda apresenta semelhança de forma e intensidade (alto contraste) com um vaso sanguíneo.

Soares et al. (SOARES, 2007), propõe remover o forte contraste entre a borda e a região externa da retina, ou seja, a parte que está fora do campo de visão da câmera. O algoritmo proposto determina os pixels de borda e que são vizinhos de pixels internos (utilizando 4-vizinhança) e substitui seu valor pelo valor médio de seus vizinhos (utilizando 8-vizinhança), expandindo gradativamente a retina. Esta técnica cria uma extensão natural da retina, e tem como principal objetivo evitar a falsa detecção da borda.

Utilizando o canal verde, Walter e Klein (WALTER; KLEIN, 2001) aplicaram um filtro Gaussiano simples, seguido de uma abertura de tamanho dois (2), para, respectivamente, eliminar ruído e remover pequenas "paredes" que possam tornar a árvore vascular desconexa.

Em uma análise aprofundada, vasos apresentam variações locais de intensidade que podem ser bastante significativas e que podem interferir negativamente no processo de segmentação dos vasos. Visando reduzir estas variações, Mendonça et al. (MENDONÇA; CAMPILHO, 2006) normalizou as intensidades, subtraindo da imagem monocromática original a estimativa de *background*, que é gerada por uma operação que atribui o valor médio de uma janela centrada em cada pixel. Após esta etapa, o autor utiliza um filtro

de redes de detecção, com o objetivo de realçar pequenos vasos, para distingui-los do ruído do fundo da imagem. Este filtro baseia-se em um conjunto de núcleos de convolução que correspondem a quatro orientações distintas (0, 40, 90 e 135 Graus).

Yu et al. (YU et al., 2012), define apenas a estrutura que compõe o disco óptico utilizando Filtros Sequenciais Alternados (FSA), composto por sequenciais operações de abertura e fechamento com um elemento estruturante em formato de disco. A imagem original é subtraída pela imagem gerada pelo filtro FSA, gerando uma imagem sem o disco óptico. Após isto a imagem gerada é invertida para que os vasos apareçam mais brilhantes que o fundo da imagem. Para finalizar é realizada a transformação *Bottom Hat* para realçar pequenas estruturas (pequenos vasos), seguida da difusão anisotrópica para suprimir ruído.

## 2.4.2 Correção de Iluminação e Equalização do Contraste

Kolar et al. (KOLAR et al., 2011) define o problema da correção da iluminação em duas partes, onde a primeira trata da modelagem da aquisição e modelo de correção, e a segunda trata da estimativa de campo de polarização. Basicamente, o ruído aditivo da imagem, oriundo de problemas de iluminação na aquisição, é removido com a subtração do valor de cada pixel pelo valor de média obtido com uma estimativa local de vizinhança e pela estimativa de campo de polarização obtido através de equações definidas. Esta abordagem é focada na segmentação de vasos, porém reduz bastante a detecção de vasos presentes na região papilar da retina.

Goatman et al. (GOATMAN et al., 2003), realizaram um comparativo entre três diferentes métodos de normalização de cores, verificando a sua qualidade quanto a definição de lesões decorrentes da RD. E constataram que a Especificação de Histogramas (EHs) define melhor estas estruturas do que as outras duas técnicas analisadas (Normalização Greyworld e Equalização de Histogramas). Osareh et al. (OSAREH et al., 2006) utilizou a EH para corrigir a variação entre de iluminação entre as imagens utilizadas em seu método para a detecção de RD, onde especificou o histograma de todas as imagens, a partir do histograma de uma imagem com boa distribuição luminosa. É importante observar que a alteração no formato de um histograma pode acarretar na supressão de algumas lesões, como exsudatos (SOARES, 2007).

Forachia et al. (FORACCHIA; GRISAN; RUGGERI, 2004) , visa corrigir o contraste e a iluminação através de um modelo de imagem de fundo de olho com a estrutura dividida em duas partes distintas. Uma fração da imagem corresponde a pixels pertencentes às estruturas que compõe a retina (vasculatura, disco óptico, lesões e demais estruturas) e o restante é configurado como *background*. Para definir isto é utilizada uma janela centrada de 41 x 41 pixels, e é calculada a distância de Mahalanobis. O valor de distância é igual ao valor de intensidade do pixel do centro da janela, subtraído pela média local e dividido pelo

desvio padrão. Então, é formulado o *background* com os pixels que apresentam distância inferior a 1 (um). No modelo de correção, as duas partes da imagem são normalizadas de forma diferente, onde os pixels que não são de *background* recebem influência apenas do desvio padrão e os demais levam em consideração o valor da média local também. Isto é realizado desta forma, pois as estruturas que compõe a retina não recebem influência da variação global da imagem, e sim apenas da local.

Este algoritmo apresenta bons resultados, porém a estimativa criada com a distância de Mahalanobis é muito falha e acaba prejudicando a estrutura que forma a rede de vasos, fazendo com que grande parte desta seja considerada como pertencente ao *background*, suavizando esta com os valores de média da imagem.



## 3 Algoritmo Proposto

Neste capítulo são explicados todos os passos que compõe o algoritmo proposto, bem como a finalidade de cada um destes. Além disto, são apresentadas as imagens utilizadas durante o desenvolvimento deste trabalho.

### 3.1 Imagens de Fundo de Olho

Nesta seção são apresentadas as imagens utilizadas para testar e avaliar o método proposto neste trabalho. Tais imagens pertencem a duas bases de imagens de fundo de olho, a STARE (*Structured Analysis of the Retina*) (HOOVER; KOUZNETSOVA; GOLDBAUM, 2000) e a DRIVE (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*) (STAAL et al., 2004). Ressalta-se que tais bases de imagens vem sendo empregada em trabalhos desenvolvidos na área para a avaliação de métodos de segmentação de vasos sanguíneos, como os trabalhos de (SOARES, 2007; MENDONÇA; CAMPILHO, 2006; YU et al., 2012).

A base de imagens do projeto STARE é composta por 20 imagens da retina digitalizadas, coloridas (RGB) de 720 x 605 pixels, capturadas com um campo de vista de 35 Graus. Na formulação dessa base foram selecionadas dez imagens que apresentavam patologias, as quais são utilizadas para avaliar o comportamento do método de segmentação dos vasos em imagens problemáticas.

A base DRIVE apresenta 40 imagens de fundo de olho, coloridas (RGB) de 584 x 565 pixels, as quais foram obtidas com uma abertura de 45 Graus e estão comprimidas no formato JPEG. Do montante de imagens, vinte são destinadas para teste de segmentação de vasos e as demais são fornecidas para o treinamento de métodos, onde as mesmas são necessárias para a captação de características e atributos. Nesta base, algumas imagens apresentam sinais leves de retinopatia diabética.

Os projetos STARE e DRIVE fornecem todas as imagens avaliadas (marcadas manualmente) por especialistas (*ground truth*), as quais auxiliam no processo de quantificar a qualidade dos métodos de segmentação dos vasos. Nas duas bases estão disponíveis duas versões de *ground truth* para cada imagem, sendo que cada um é realizado por uma pessoa diferente. Dessa forma, uma das versões do *ground truth* é denominada como padrão ouro (por apresentar uma segmentação ideal), enquanto a segunda é utilizada para fazer um comparativo de como seria o resultado ideal de segmentações geradas computacionalmente.

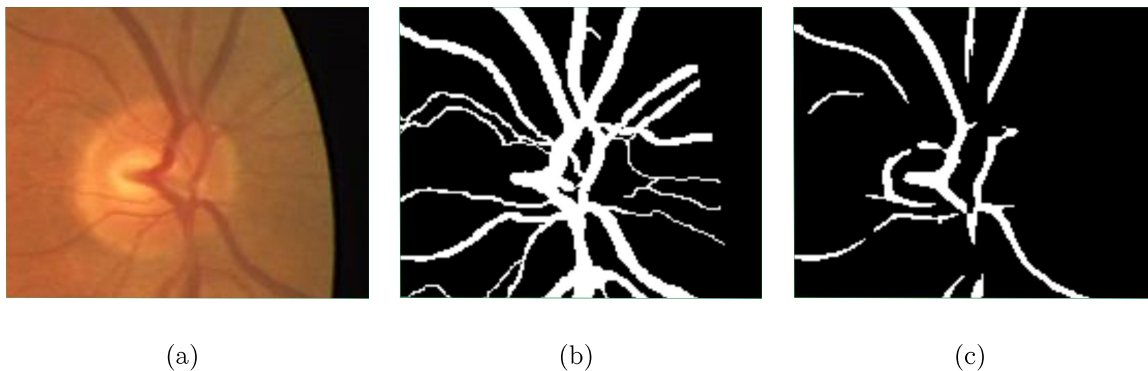
## 3.2 Algoritmo de Pré-processamento

Para a implementação dos algoritmos descritos nesta monografia, utilizou-se o software MATLAB (MATLAB, 2010), juntamente com algumas *toolboxes* de processamento de imagens.

A sequência correta das etapas é extremamente importante, pois este algoritmo é composto por diferentes fases que tem objetivos diferentes, mas que se complementam. Potanto, uma alteração na ordem de execução, afetaria diretamente o resultado final do pré-processamento.

A análise quantitativa e visual de métodos computacionais de segmentação automática de vasos da retina, mostra que existe espaço para melhora na qualidade da segmentação, pois observadores humanos ainda são mais precisos, enquanto estes métodos apresentam falhas ao redor do disco óptico e não detectam os vasos mais finos (SOARES, 2007). O contraste de qualidade na segmentação por especialistas e métodos computacionais pode ser visto com mais clareza na Figura 5, que apresenta a segmentação na região do disco óptico.

Figura 5 – Segmentação de vasos na região papilar. (a) Parte de uma imagem da retina com a região do disco óptico seccionada; (b) A mesma imagem segmentada manualmente por um especialista; (c) Segmentada com o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010).



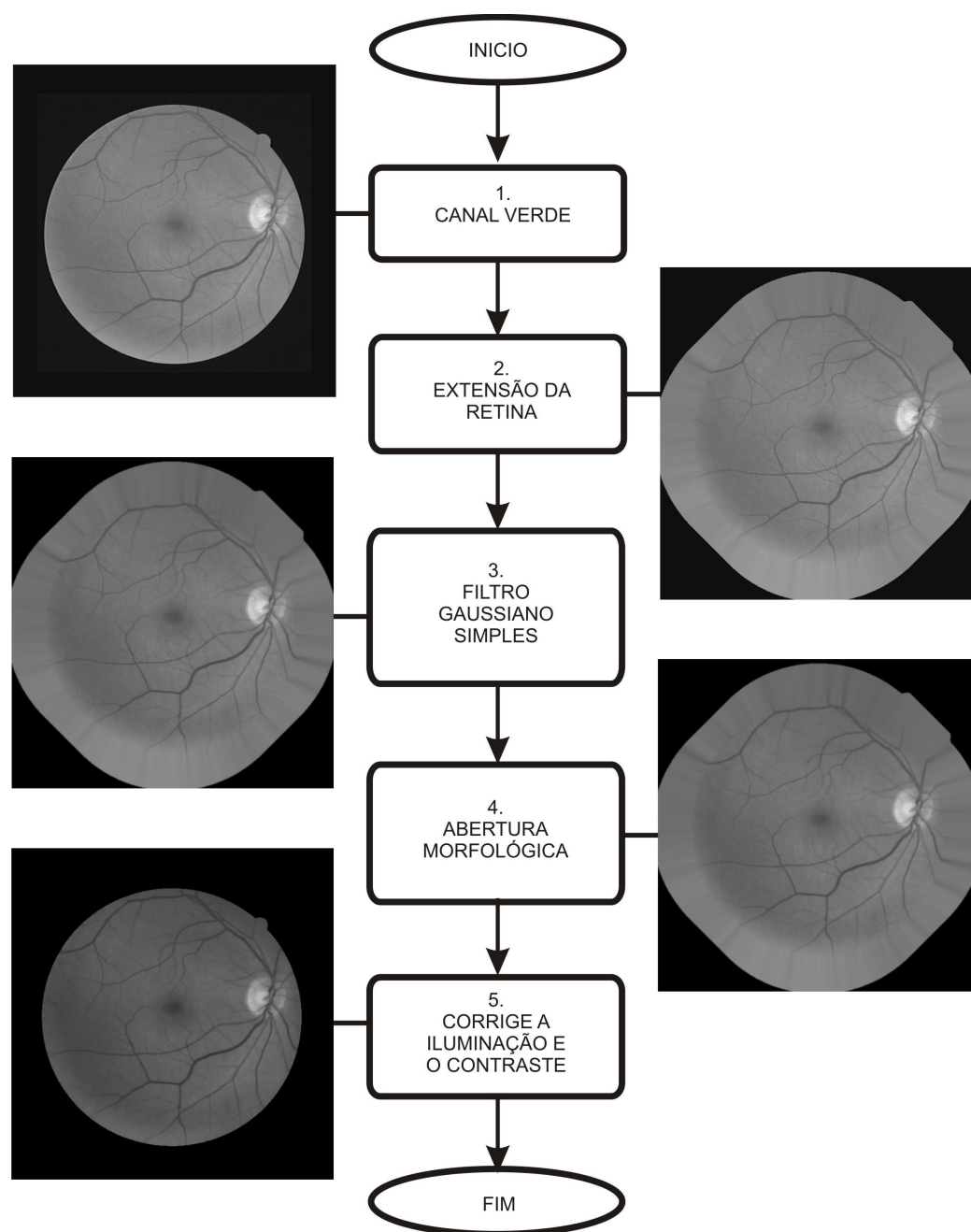
Fontes: Autor e a base DRIVE (STAAL et al., 2004).

É importante enfatizar que pequenas estruturas, como vasos sanguíneos, são extremamente sensíveis, portanto é bastante complexo determinar técnicas que, quando aplicadas em imagens de fundo de olho, não gerem efeitos colaterais suprimindo vasos ou gerando falsa detecção.

O objetivo principal foi determinar um algoritmo de pré-processamento, destinado a segmentação de vasos, que quando aplicado nas imagens, apresentasse benefícios. Assim, desenvolvemos o algoritmo que é exemplificado na Figura 6.



Figura 6 – Resumo das fases que compõe o algoritmo de pré-processamento proposto.

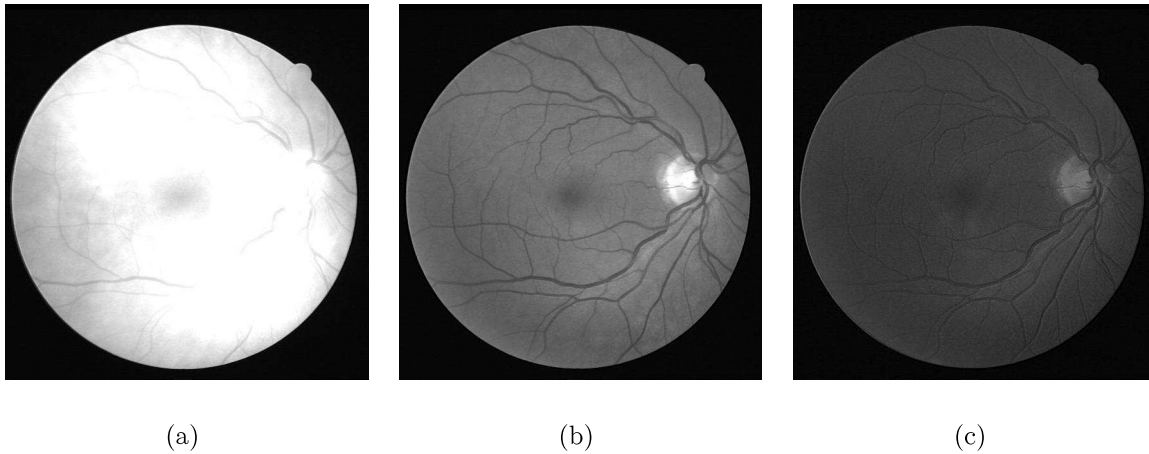


Fonte: Autor.

### 3.3 Fases do Algoritmo de Pré-processamento

O algoritmo proposto trabalha com o canal verde do espaço de cores **RGB**. Este foi escolhido pois é amplamente utilizado na segmentação de vasos em imagens da retina, e mostra os vasos mais bem contrastados, além de apresentar-se menos ruído que os canais azul e vermelho, o que pode ser visto na Figura 7. Desta forma a partir da imagem original ( $f$ ) selecionamos o canal verde ( $fg$ ), para que possamos aplicar o algoritmo.

Figura 7 – Canais do espaço de cores RGB da imagem de fundo de olho. (a) Vermelho; (b) Verde, imagem  $fg$ ; (c) Azul.



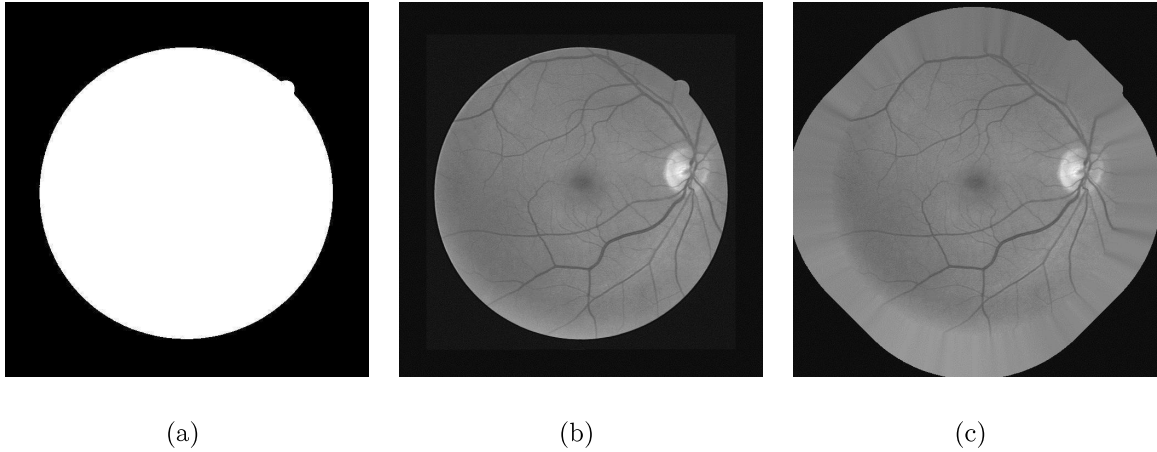
Fonte: Imagem adaptada da base DRIVE (STAAL et al., 2004).

Para eliminar falsos positivos causados pelo forte contraste encontrado na borda, que é região de transição entre a retina e o restante da imagem (região fora do campo de vista da câmera), utilizamos a técnica apresentada por Soares et al. (SOARES, 2007), que visa criar uma extensão natural da retina.

Na execução deste algoritmo, a máscara (Figura 8(a)) é o guia que determina quais são as regiões que devem ser estendidas em cada iteração, através do grau de vizinhança. Primeiramente, é realizada uma erosão na máscara para que esta não represente mais a região de transição, pois o objetivo é reconstruir esta região artificialmente. Nesta erosão é utilizado um elemento estruturante em forma de disco de tamanho 6 (seis). Os pixels adjacentes a borda da retina, são selecionados utilizando 4-vizinhança, ou seja, os vizinhos de transição. Então estes são gradativamente substituídos pelo valor de seus vizinhos, agora utilizando 8-vizinhança. Nesta etapa são considerados apenas pixels pertencentes a retina, ou seja, os que estão dentro da máscara, descartando os demais. Esta operação é iterativa e se repete por oitenta vezes. O delimitador entre a retina e a região de não interesse é a máscara, que é estendida a cada iteração com uma operação de dilatação utilizando um elemento estruturante na forma de diamante de tamanho 1 (um). Com estas operações sucessivas criamos a imagem  $fe$  que representa o canal verde com a retina estendida de forma artificial (Figura 8(c)).

Após isto, aplicamos um filtro Gaussiano simples, a fim de remover o ruído da imagem. Este é seguido de uma abertura morfológica de tamanho 2 (dois), para preencher barreiras e pequenas estruturas que possam interromper a continuidade dos vasos, gerando como resultado a imagem  $fw$ . Estes dois últimos passos, baseiam-se em parte do algoritmo

Figura 8 – Imagens utilizadas para exemplo do algoritmo de extensão natural da retina. (a) Máscara representando a região de interesse; (b) Canal verde da imagem ( $fg$ ); (c) Resultado da extensão natural da retina ( $fe$ ).



Fonte: Autor e base DRIVE ([STAAL et al., 2004](#)).

de segmentação proposto por Walter et al. ([WALTER; KLEIN, 2001](#)).

Para finalizar o pré-processamento da imagem é realizada a correção da iluminação e equalização do contraste. Para isto é aplicado um algoritmo que tem como base o proposto por Kolar et al. ([KOLAR et al., 2011](#)), e que é realizado em duas partes. A primeira parte trata da construção de um modelo ideal de correção, e a segunda da estimativa de campo de polarização. Porém neste trabalho vamos desconsiderar a segunda etapa utilizando apenas um modelo de correção semelhante ao apresentado na primeira parte.

Inicialmente, é calculado o valor médio de vizinhança para os pixels da imagem  $f$ , para cada um dos canais em separado. O valor médio foi calculado por convolução utilizando uma máscara de  $39 \times 39$  pixels. No canal verde, este valor foi calculado utilizando a imagem  $fe$ , com a retina estendida. Seguindo este processo são criadas, imagens com os valores médios de vizinhança correspondendo aos canais vermelho, verde e azul (gerando respectivamente,  $\mu R$ ,  $\mu fe$  e  $\mu B$ ).

Para manter a luminosidade média de cada canal, o valor médio dos canais vermelho e azul também devem ser considerados. Para isto é calculado o coeficiente de correção do canal verde ( $fe$ ), considerando os demais canais, onde

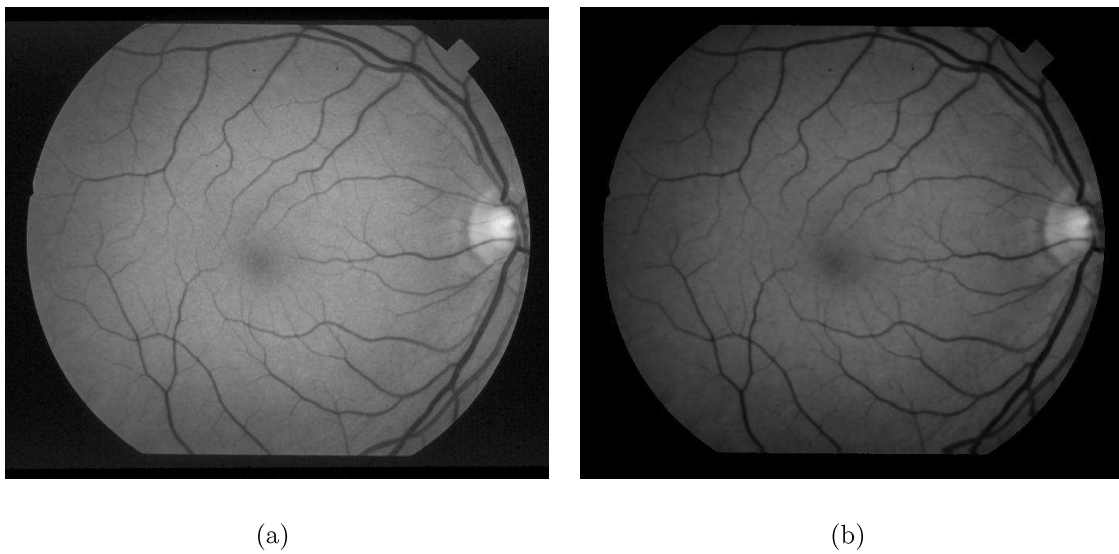
$$KG = \mu R + \mu fe + \mu B. \quad (3.1)$$

Contudo, definimos o modelo de correção como:

$$fc(x, y) = fe(x, y) - KG(x, y) * 0.5, \quad (3.2)$$

onde  $fc(x, y)$  são os pontos na superfície  $(x, y)$  já com a iluminação e o contraste corrigidos. O resultado obtido com a aplicação deste método pode ser visto na Figura 9, que apresenta uma imagem antes e depois do algoritmo de correção.

Figura 9 – Algoritmo de pré-processamento proposto aplicado em imagem da base STARE. (a) Canal verde original ( $fg$ ); (b) Resultado do algoritmo ( $fc$ ).



Fonte: base STARE e Autor.

## 4 Resultados Experimentais

Neste capítulo é apresentada a avaliação dos resultados obtidos quanto a utilização do método de pré-processamento proposto, bem como a descrição das métricas utilizados para a avaliação deste trabalho.

### 4.1 Método para Avaliação

Para avaliar o algoritmo de pré-processamento proposto foi utilizado um método de segmentação de vasos, em que o algoritmo proposto fornece como saída uma imagem de entrada para ser segmentada. Estes métodos de segmentação apresentam como resultado, uma imagem binária, na qual as regiões pertencentes a vasos apresentam valor igual a 1 (um) e as demais são simbolizadas pelo valor 0 (zero), ou seja, um *ground truth* gerado computacionalmente.

#### 4.1.1 Segmentação da Rede de Vasos Sanguíneos

O algoritmo proposto foi avaliado em conjunto com o método de segmentação de vasos proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010), o qual é descrito a seguir.

##### 4.1.1.1 Matched Filter (MF)

Chaudhuri et al. (CHAUDHURI et al., 1989) propôs a aproximação da seção transversal dos vasos por uma função de Gauss. Nessa abordagem, utilizou-se um filtro de forma de Gauss (*Gaussian-shaped*) para corresponder a vasos na detecção. As respostas obtidas pelo filtro rotacionado em diferentes direções compõe o MF. Os resultados obtidos pelo filtro são normalizados e é aplicado um *thresholding* para determinar as estruturas pertencentes a rede de vasos. Este método se destaca por conseguir detectar rapidamente, e com boa qualidade as estruturas pertencentes a rede de vasos.

Alguns autores como Hoover et al. (HOOVER; KOUZNETSOVA; GOLDBAUM, 2000) e Zhang et al. (ZHANG et al., 2010) apresentaram diferentes propostas com o uso deste filtro onde obtiveram resultados que corroboram com os apresentados na literatura.

##### 4.1.1.2 Matched Filter With First-Order Derivative of Gaussian (MF-FDOG)

Uma dos pontos negativos do filtro MF é que este fornece respostas para regiões de borda com magnitude semelhante a de vasos. Desta forma, no processo de segmentação, a

precisão no processo de detecção da estrutura da rede de vasos é inevitavelmente afetada, uma vez que, bordas são confundidas com a estrutura dos vasos. Zhang et al. (ZHANG et al., 2010), propôs o uso de um uma variação do filtro MF com o objetivo de distinguir estas respostas entre estruturas pertencentes a vasos e não vasos.

A solução apresentada utiliza a combinação de dois filtros o MF e o FDOG. O filtro FDOG é definido como a derivada de primeira ordem de Gauss.

O filtro FDOG retorna uma resposta simétrica para regiões não vaso e antissimétrica para vasos. Então, o filtro FDOG pode ser utilizado para refinar as respostas obtidas pelo filtro MF, eliminando grande parte das falsas detecções de borda. Basicamente, é feita uma combinação entre as respostas dos filtros e é aplicado um *thresholding* para determinar os pixels pertencentes a rede de vasos.

## 4.2 Resultados

Para realizar a avaliação do algoritmo de pré-processamento proposto, utilizou-se um método de segmentação de vasos proposto na literatura, explicado anteriormente na subseção 4.1.1. Primeiramente, o método de segmentação foi utilizado nos bancos de imagens de retina STARE e DRIVE, tendo como objetivo a quantificação dos resultados quando empregado sem a aplicação prévia de um método de pré-processamento. Logo, incluiu-se o algoritmo de pré-processamento proposto em uma etapa anterior ao da segmentação e, aplicou-se ao mesmo conjunto de imagens anteriormente selecionadas. Dessa forma, pode-se avaliar a melhoria obtida ao se utilizar o método proposto em relação aos resultados oriundos da abordagem sem a aplicação prévia do método de pré-processamento.

O algoritmo proposto de pré-processamento é aplicado na imagem original gerando suas alterações, antes de usar o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010). O objetivo é fornecer para o método de segmentação uma imagem de entrada com menos ruído, com os vasos mais contrastados e com a iluminação devidamente corrigida.

Para a avaliação do método proposto foram utilizadas as medidas de

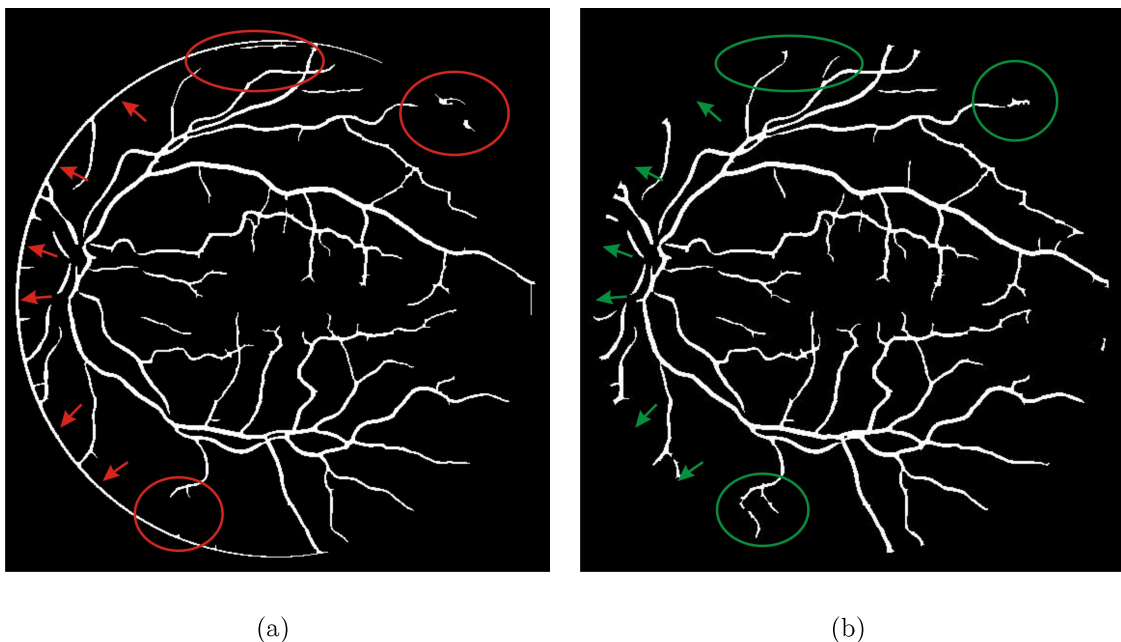
$$\begin{aligned}
 \text{sensitividade} &= \frac{VP}{VP + FN}, \\
 \text{especificidade} &= \frac{VN}{VN + FP}, \\
 \text{acurácia} &= \frac{VP + VN}{P + N},
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

onde, P representa o total de positivos e N o total de negativos que devem ser contabilizados na segmentação da imagem. Além disso, VP, VN, FP e FN representam respectivamente, a ocorrência de verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos.

As medidas de sensibilidade e especificidade definem a proporção de verdadeiros positivos, VP, e verdadeiros negativos, VN, respectivamente identificados (WELFER, 2011). A acurácia representa a fração dos pixels que foram classificados corretamente.

O método de pré-processamento proposto, apresenta resultados positivos, pois quando aplicado na base DRIVE alcançou uma melhora de 2,65% na sensibilidade e 1,47% nas imagens do projeto STARE. Isto é, melhorou a qualidade da detecção dos vasos, pois resultou em um aumento significativo na fração de falsos negativos, ou seja, aumentou na detecção de pixels pertencentes a rede de vasos. As medidas de acurácia obtidas com o método foram positivas, embora não muito expressivas, apresentando uma melhora de 0,17% na média das duas bases, o que simboliza um aumento geral na quantidade de pixels segmentados corretamente. A desvantagem encontrada neste método foi o decréscimo na especificidade que alcançou 0,19% na média das bases.

Figura 10 – Comparativo entre imagens com e sem o uso do algoritmo de pré-processamento proposto. (a) Imagem que não utilizou o algoritmo, onde os problemas de segmentação são apontados por setas ou estão delimitados em vermelho. (b) Imagem que utilizou o algoritmo proposto, onde as melhorias são delimitadas e apontadas na cor verde.



Fonte: Autor.

Comparativamente, o trabalho apresentado por Koalar et al. (KOLAR et al., 2011), aplicando seu algoritmo de pré-processamento, em imagens particulares, obteve um de-

créscimo médio de 1,31% em sensibilidade, um aumento de 0,47% em especificidade e 0,76% na acurácia.

Este algoritmo apresenta resultados visuais expressivos quanto a redução na detecção dos pixels de borda, o que pode ser notado nas Figuras 10, 11 e 12. Além disso, pode-se observar visualmente um aumento representativo na quantidade de segmentos de vasos que anteriormente foram não detectados, ou apenas parcialmente detectados. Ocorre uma diminuição visual na detecção de estruturas pertencentes a lesões, como os exsudatos duros que anteriormente tinham sua borda segmentada uniformemente, representando pertencerem a rede de vasos.

Tabela 1 – Resultados obtidos na segmentação de vasos das imagens da base de dados DRIVE (STAAL et al., 2004).

Método	Acurácia	Sensibilidade	Especificidade
MF-FDOG	92,99%	58,51%	98,76%
Algoritmo Proposto + MF-FDOG	93,27%	61,16%	98,68%

Fonte: Autor

Os resultados obtidos na base DRIVE são mais expressivos, visto que esta anteriormente apresentava em seus resultados uma segmentação contínua de borda, o que foi tratado, praticamente em sua completude com o algoritmo de pré-processamento proposto.

Tabela 2 – Resultados obtidos na segmentação de vasos das imagens da base de dados STARE (HOOVER; KOUZNETSOVA; GOLDBAUM, 2000).

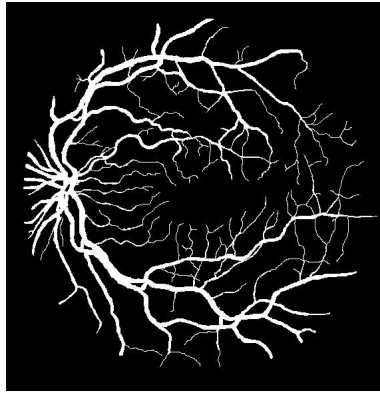
Método	Acurácia	Sensibilidade	Especificidade
MF-FDOG	94,84%	71,53%	98,25%
Algoritmo Proposto + MF-FDOG	94,91%	73,00%	97,94%

Fonte: Autor

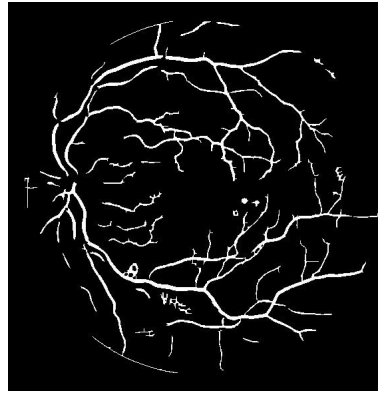
O decréscimo obtido em especificidade com o algoritmo, ou seja, o aumento de falsos positivos (pixels falsamente detectados como vasos), é gerado no algoritmo de correção da iluminação e contraste. Isto ocorre, pois, algumas regiões com variação de contraste bem definidas são espalhadas pela sua vizinhança, criando uma falsa impressão de pertencerem a bordas de vasos e induzindo a falsa detecção. Porém, foram avaliados e reproduzidos diversos algoritmos apresentados na literatura, mas que eram ainda mais prejudiciais, pois suavizavam os vasos diminuindo bastante a sensibilidade e a acurácia na detecção da rede de vasos. No entanto, este algoritmo de correção apresenta grandes benefícios, e o decréscimo não é tão expressivo.



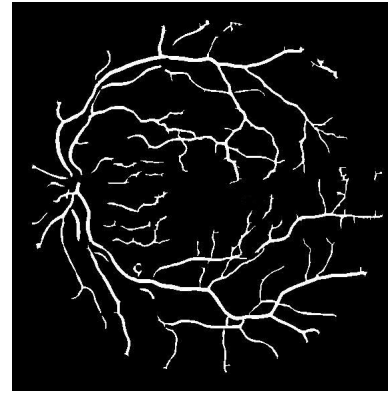
Figura 11 – Resultado da segmentação da rede de vasos da retina em algumas imagens da base DRIVE. As imagens (a), (d) e (g) apresentam a segmentação manual. Em (b), (e) e (h) apresentam a segmentação realizada com o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010), e para finalizar, as imagens (c), (f) e (i) segmentadas com o mesmo método, porém utilizando o algoritmo de pré-processamento proposto.



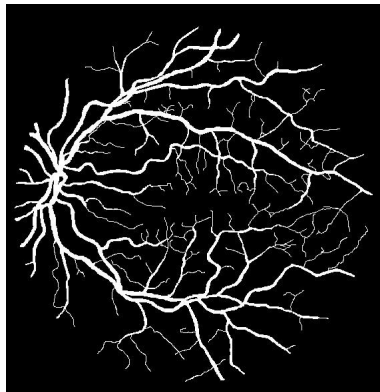
(a)



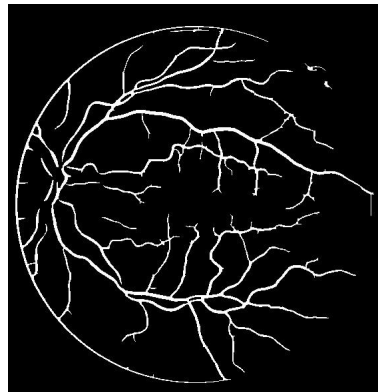
(b)



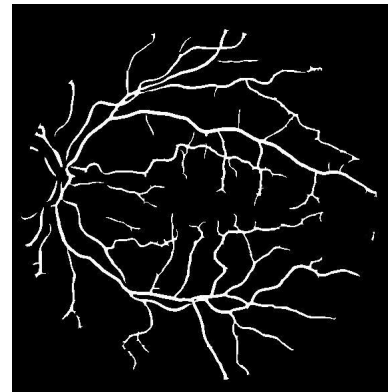
(c)



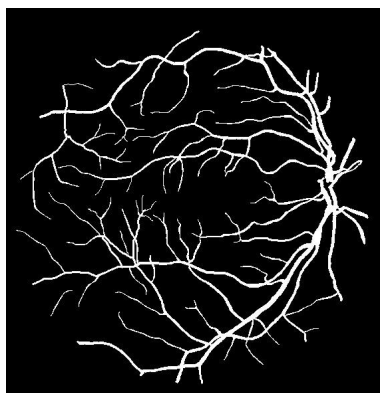
(d)



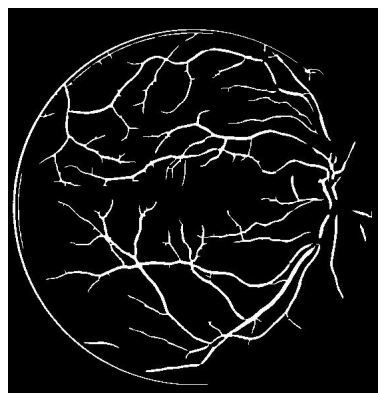
(e)



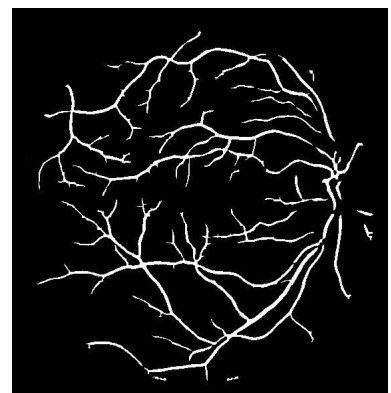
(f)



(g)

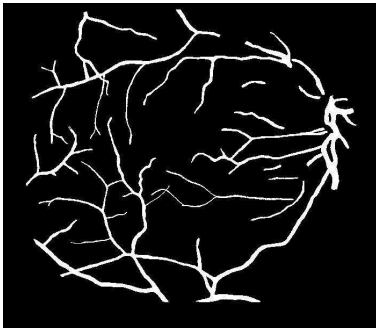


(h)

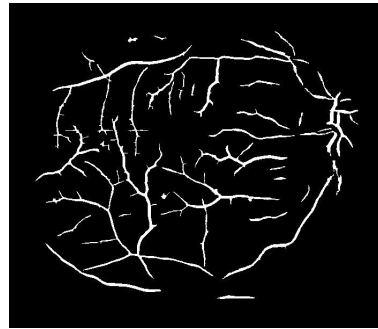


(i)

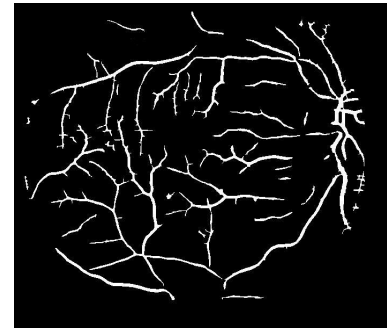
Figura 12 – Resultado da segmentação da rede de vasos da retina em algumas imagens da base STARE. As imagens (a), (d) e (g) apresentam a segmentação manual. Em (b), (e) e (h) apresentam a segmentação realizada com o método proposto por Zhang et al. (ZHANG et al., 2010), e para finalizar, as imagens (c), (f) e (i) segmentadas com o mesmo método, porém utilizando o algoritmo de pré-processamento proposto.



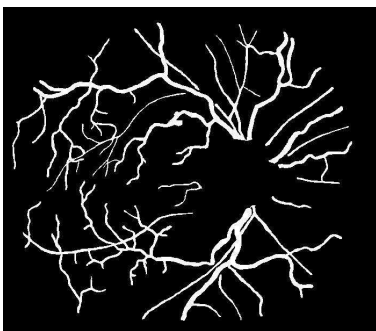
(a)



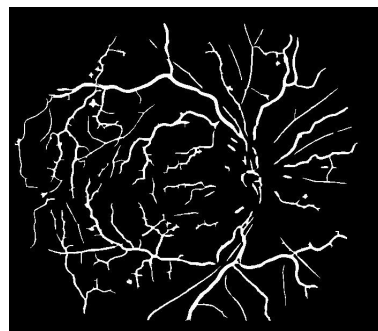
(b)



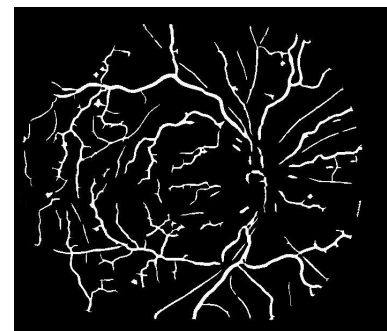
(c)



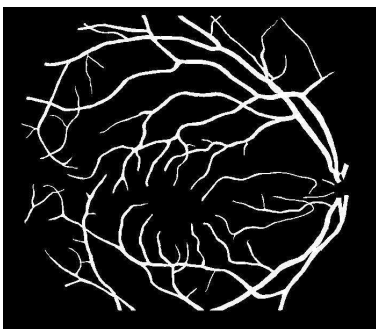
(d)



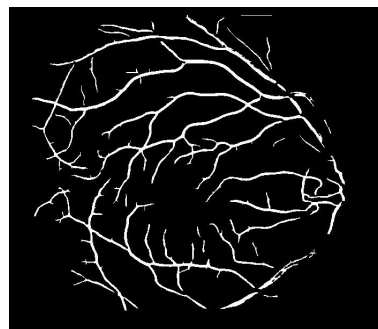
(e)



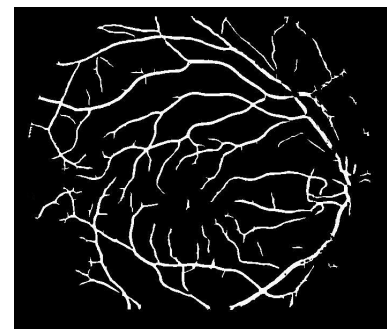
(f)



(g)



(h)



(i)

Fontes: Autor e STARE (HOOVER; KOUZNETSOVA; GOLDBAUM, 2000).

## 5 Conclusão

Este trabalho teve como objetivo principal solucionar problemas encontrados em imagens da retina, e que podem ser resolvidos previamente melhorando o resultado de métodos de segmentação de vasos sanguíneos. Trata-se de uma tarefa extremamente complexa, pois a estrutura que compõem a rede de vasos é bastante sensível e muitos dos algoritmos não se adaptam a esta finalidade, por muitas vezes obstruir ou esconder parte desta. Para alcançar este objetivo foram analisados diversos trabalhos da literatura, onde a maioria destes foram implementados e testados quanto a sua influência negativa e/ou positiva na identificação dos vasos. Após, foram aplicadas diversas variações de conjuntos de algoritmos para observar o seu comportamento. Por fim, foi definida uma série de etapas que visam diminuir ruído excessivo, eliminar estruturas que bloqueiam a rede de vasos, eliminar falsa detecção de borda e corrigir a iluminação e o contraste. Porém, foram testados algoritmos que visam a correção da iluminação e em sua maioria, estes, geram efeitos colaterais. Para isto foi aplicado um algoritmo simplificado com estimativa de todos os canais do modelo RGB e estes efeitos foram parcialmente controlados.

Os resultados foram mensurados e este comportou-se muito bem, diminuindo significativamente a marcação de falsos negativos, ou seja, aumentando a quantidade de vasos detectados corretamente. Além disto, o algoritmo proposto apresenta bons resultados quando comparado com um trabalho semelhante encontrado na literatura, mostrando-se superior nas medidas de acurácia e sensibilidade. Durante o andamento, este trabalho foi apresentado e publicado no XXIV Salão de Iniciação Científica da UFRGS (2012), e no I Seminário do Laboratório de Processamento de Imagens Aplicado (2012), na forma de resumo.

É importante destacar que a implementação deste algoritmo não é de grande complexidade e seu tempo de execução é razoavelmente pequeno, levando em média 20 (vinte) segundos para corrigir cada imagem. Em uma oportunidade futura, este algoritmo pode ser analisado, utilizando como foco a detecção de doenças e seus resultados avaliados nestas situações, pois mesmo tendo sido desenvolvido utilizando como objetivo a segmentação de vasos, este não restringe seu uso a apenas estes métodos.

Contudo ainda há espaço para a melhora em resultados utilizando este tipo de algoritmo, pois este não remove as falsas detecções na região papilar (entorno do disco óptico), que é um problema que afeta comumente os métodos de segmentação de vasos. Outra abordagem que ainda pode ser explorada, é a do realce dos vasos, deixando estes mais contrastados e bem definidos, o que pode resultar em uma detecção mais completa

da rede de vasos.

## Referências

- CDC. *Centers for Disease and Prevention - Diabetes Public Health Resource*. 2010. <http://www.cdc.gov/diabetes/consumer/research.htm>. Accessed in 25 February 2012. Citado na página 24.
- CHAUDHURI, S. et al. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 8, p. 263 – 269, 1989. Citado na página 43.
- CONCI, A.; AZEVEDO, E.; LETA, F. *Computação Gráfica - Teoria e Prática*. [S.l.]: Elsevier, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 29.
- FLORIAN, K.; SUTTER, M. C.; GILLIES, H. *Medical Retina*. [S.l.]: Springer, 2007. Citado na página 24.
- FORACCHIA, M.; GRISAN, E.; RUGGERI, A. Luminosity and contrast normalization in retinal images. *Medical Image Analysis*, p. 179 – 190, 2004. Citado na página 34.
- GANG, L.; CHUTATAPE, O.; KRISHNAN, S. M. Detection and Measurement of Retinal Vessels in Fundus Images Using Amplitude Modified Second-Order Gaussian Filter. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 49, p. 168 – 172, 2002. Citado na página 23.
- GOATMAN, K. et al. Colour normalisation of retinal images. *Proceedings of Medical Image Understanding and Analysis*, p. 49 – 56, 2003. Citado na página 34.
- HOOVER, A.; GOLDBAUM, M. Locating the Optic Nerve in a Retinal Image Using the Fuzzy Convergence of the Blood Vessels. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 22, p. 951 – 958, 2003. Citado na página 23.
- HOOVER, A.; KOUZNETSOVA, V.; GOLDBAUM, M. Locating blood vessels in retinal images by piece-wise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 19, p. 203 – 210, 2000. Citado 5 vezes nas páginas 17, 37, 43, 46 e 48.
- JAYANTHI, D.; DEVI, N.; SWARNAPARVATHI, S. Automatic Diagnosis of Retinal Diseases From Color Retinal Images. *International Journal of Computer Science and Information Security*, v. 7, p. 234 – 238, 2010. Citado na página 24.
- KOLAR, R. et al. Illumination Correction and Contrast Equalization in Colour Fundus Images. *19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011)*, p. 298 – 302, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 23, 34, 41 e 45.
- MATLAB. *Página do MATLAB na MathWorks*. 2010. <http://www.mathworks.com/products/matlab>. Accessed in 01 March 2012. Citado na página 38.

- MENDONÇA, A. M.; CAMPILHO, A. Segmentation of Retinal Blood Vessels by Combining the Detection of Centerlines and Morphological Reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 25, p. 1200 – 1213, 2006. Citado 3 vezes nas páginas 23, 33 e 37.
- MENDONÇA, M. et al. Análise Fractal da Vasculatura Retínica: Métodos Dessegmentação e de Cálculo Dimensional. *Arquivos Brasileiros de Oftalmologia*, v. 70, p. 413 – 422, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- MS. *Ministério da Saúde - Brasil*. 2012. <http://portalsaude.saude.gov.br/portalsaude/>. Accessed in 25 February 2012. Citado na página 24.
- NAVARRO, A. Manifestaciones oculares de las enfermedades sistémicas. *Ocular Syndromes and Systemic Diseases*, v. 31, p. 07 – 11, 2008. Citado na página 24.
- OMS. *World Health Organization - Diabetes Programme*. 2012. <http://www.who.int/diabetes/en/index.html>. Accessed in 25 February 2012. Citado na página 24.
- OSAREH, A. et al. Classification and Localisation of Diabetic-Related Eye Disease. *Computer Vision — ECCV*, p. 502 – 516, 2006. Citado na página 34.
- PAHO. *Organização Pan-Americana da Saúde - Brasil*. 2012. <http://new.paho.org/bra/>. Accessed in 25 February 2012. Citado na página 24.
- ROSA, A. A. M. et al. Prevalence of arterial hypertension in branch retinal vein occlusion patients. *Arquivos Brasileiros de Oftalmologia*, v. 71, 2008. Citado na página 25.
- SILVA, A. P. Batista da; SILVA, A. V. Batista da; HERKENHOFF, F. L. Retinopatia hipertensiva: Revisão. *Arquivos Brasileiros de Oftalmologia*, v. 65, p. 487 – 493, 2002. Citado na página 25.
- SOARES, J. V. B. *Segmentação de Vasos Sanguíneos em Imagens de Retina Usando Wavelets e Classificadores Estatísticos*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — IME, Instituto de Matemática e Estatística, USP, 2007. Citado 6 vezes nas páginas 23, 33, 34, 37, 38 e 40.
- STAAL, J. et al. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 23, p. 501 – 510, 2004. Citado 9 vezes nas páginas 17, 23, 26, 37, 38, 40, 41, 46 e 47.
- VIGITEL. *VIGITEL BRASIL 2011 - Vigilância de Fatores de Risco e Proteção para Doenças Crônicas pro Inquérito Telefônico*. 2011. [http://portalsaude.saude.gov.br/portalsaude/arquivos/pdf/2012/Ago/22/vigitel\\_2011\\_final\\_0812.pdf](http://portalsaude.saude.gov.br/portalsaude/arquivos/pdf/2012/Ago/22/vigitel_2011_final_0812.pdf). Accessed in 25 February 2012. Citado na página 24.
- WALTER, T.; KLEIN, J. Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques. *ISMDA - Second International Symposium on Medical Data Analysis*, p. 282 – 287, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 41.
- 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, p. 1236 – 1246, 2002. Citado na página 25.

WELFER, D. *Métodos Computacionais para Identificar Automaticamente Estruturas da Retina e Quantificar a Severidade do Edema Macular Diabético em Imagens de Fundo do Olho*. Tese (Tese de Doutorado) — INF, Instituto de Informática UFRGS, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 24, 31 e 45.

WU, D.; ZHANG, J. L.; BAUMAN, W. On the Adaptive Detection of Blood Vessels in Retinal Images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 53, p. 341 – 343, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 31.

YU, H. et al. Fast vessel segmentation in retinal images using multi-scale enhancement and second-order local entropy. *SPIE*, v. 8315, p. 8315B1 – 8315B12, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 37.

ZHANG, B. et al. Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian. *Computers in Biology and Medicine*, v. 40, p. 438 – 445, 2010. Citado 8 vezes nas páginas 15, 16, 33, 38, 43, 44, 47 e 48.





# Índice

dmDM, 25

ehEH, 36

emdEMD, 26

figFig., 27, 29

fsaFSA, 36

mfMF, 23, 45, 46

mf-dogMF-FDOG, 23, 45, 47, 48

rdRD, 26, 36

rgbRGB, 15, 34, 35, 41, 42