

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**MÉTODOS DE PRÉ-PROCESSAMENTO PARA
A CORREÇÃO DA ILUMINAÇÃO
IRREGULAR EM IMAGENS DE FUNDO DO
OLHO**

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Lucas Saibt Real

Santa Maria, RS, Brasil

2016

MÉTODOS DE PRÉ-PROCESSAMENTO PARA A CORREÇÃO DA ILUMINAÇÃO IRREGULAR EM IMAGENS DE FUNDO DO OLHO

Lucas Saibt Real

Trabalho de Graduação apresentado ao Curso de Ciência da Computação da
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para
a obtenção do grau de

Bacharel em Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Daniel Welfer

**418
Santa Maria, RS, Brasil**

2016

Saibt Real, Lucas

Métodos de pré-processamento para a correção da iluminação irregular em imagens de fundo do olho / por Lucas Saibt Real. – 2016.
57 f.: il.; 30 cm.

Orientador: Daniel Welfer
Monografia (Graduação) - Universidade Federal de Santa Maria,
Centro de Tecnologia, Curso de Ciência da Computação, RS, 2016.

1. Pré-processamento. 2. Imagens de fundo do olho. 3. Morfologia matemática. I. Welfer, Daniel. II. Título.

© 2016

Todos os direitos autorais reservados a Lucas Saibt Real. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

E-mail: lreal@inf.ufsm.br

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Curso de Ciência da Computação**

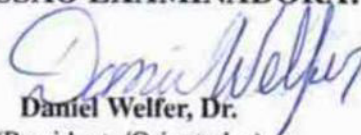
A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova o Trabalho de Graduação

**MÉTODOS DE PRÉ-PROCESSAMENTO PARA A CORREÇÃO DA
ILUMINAÇÃO IRREGULAR EM IMAGENS DE FUNDO DO OLHO**

elaborado por
Lucas Saibt Real

como requisito parcial para obtenção do grau de
Bacharel em Ciência da Computação

COMISSÃO EXAMINADORA:


Daniel Welfer, Dr.
(Presidente/Orientador)


Patrícia Pitthan, Dr^a. (UFSM)


Giliane Bernardi, Dr^a. (UFSM)

Santa Maria, 14 de Dezembro de 2016.

Triunfam aqueles que sabem quando lutar e quando esperar.

— SUN TZU

RESUMO

Trabalho de Graduação
Curso de Ciência da Computação
Universidade Federal de Santa Maria

MÉTODOS DE PRÉ-PROCESSAMENTO PARA A CORREÇÃO DA ILUMINAÇÃO IRREGULAR EM IMAGENS DE FUNDO DO OLHO

AUTOR: LUCAS SAIBT REAL

ORIENTADOR: DANIEL WELFER

Local da Defesa e Data: Santa Maria, 14 de Dezembro de 2016.

Este trabalho tem por objetivo comparar métodos de pré-processamento para melhorar o contraste das imagens de fundo do olho. Estas imagens podem apresentar inúmeras irregularidades de iluminação ocasionadas no decorrer do seu processo de aquisição. A aplicação dos métodos de pré-processamento visa promover um melhor contraste e por consequência a nitidez, além de reduzir o ruído presente nas imagens de fundo do olho. Os métodos visam realçar as estruturas e lesões, mais precisamente para o realce do disco óptico e de lesões do tipo exsudatos e compará-los de forma a eleger o algoritmo mais adequado para o realce desejado. Os algoritmos de pré-processamento de imagens de fundo do olho selecionados foram: FAS (Filtros Alternados Sequenciais), CLAHE (*Contrast limited adaptive histogram equalization*) e o filtro morfológico denominado TOPHAT. Os resultados dos métodos foram comparados com 30 imagens de fundo do olho do banco de dados DIARETDB1. A comparação implementada visa encontrar o método mais eficiente na amenização dos artefatos indesejados e erros de iluminação presentes nas imagens da retina. Para realizar a validação dos métodos serão utilizadas duas equações: sensibilidade e especificidade. O método de pré-processamento que melhor se comportou diante das variedades de características nas imagens de fundo do olho, foi o método oriundo da morfologia matemática TOPHAT com elemento estruturante de tamanho 40 com sensibilidade de 84% e especificidade 77%.

Palavras-chave: Pré-processamento. imagens de fundo do olho. morfologia matemática.

ABSTRACT

Undergraduate Final Work
Graduate Program in Informatics
Federal University of Santa Maria

PREPROCESSING METHODS FOR IRREGULAR ILLUMINATION CORRECTION IN BACKGROUND IMAGES OF AN EYE

AUTHOR: LUCAS SAIBT REAL

ADVISOR: DANIEL WELFER

Defense Place and Date: Santa Maria, December 14st, 2016.

This work compares some preprocessing methods that perform contrast enhancement on color eye fundus images. Retinal images usually contain illumination artifacts that are occasioned during the acquisition process. One way to get a better contrast and sharpness is the preprocessing methods application. Also, these methods reduce the noise present in eye fundus images. Preprocessing methods aim to enhance structures optic disc and injuries exsudatos on the images. After methods application, using comparision strategies we determine the best preprocessing algorithm for an image group with similar characteristics. Three preprocessing methods were chosen: FAS (Sequential Alterante Filters), CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) and the Morphological Filter denominated TOPHAT. The experimental results based on 30 imagens from DIARETDB1 eye fundus images database. The results analysis and comparison aim to find the most effective preprocessing method to eliminate unwanted artifacts and lighting errors in retinal images. To validate the preprocessing methods we used two metrics: sensitivity and specificity. Our experimental results demonstrated that the best preprocessing method in face of the images characterists variety is TOPHAT. The best execution with TOPHAT used structuring element on 40 with 84% of sensitivity and 74% of specificity.

Keywords: Preprocessing. background image of the eye, mathematical morphology.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Estruturas e lesões presentes em imagem de fundo do olho.....	15
Figura 1.2 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem no canal verde. (c) Imagem realçada com o método CLAHE.	16
Figura 1.3 – Diagrama ilustrando todas as etapas do trabalho proposto.....	18
Figura 2.1 – Elementos Estruturantes. (a) Elemento Estruturante em forma de disco de tamanho 2. (b) Elemento Estruturante em forma de linha de tamanho 10 rotacionado em 45°.	21
Figura 2.2 – Imagens de fundo do olho e seus respectivos histogramas. (a) Imagem no canal azul. (b) Histograma da imagem no canal azul. (c) Imagem no canal vermelho. (d) Histograma da imagem no canal vermelho. (e) Imagem no canal verde. (f) Histograma da imagem no canal verde.	23
Figura 2.3 – Sensitividade e Especificidade.....	24
Figura 2.4 – Imagens de fundo do olho no espaço RGB e com marcação manual. (a) Imagem com disco óptico demarcado manualmente. (b) Imagem no espaço RGB. (c) Imagem com disco óptico e lesões do tipo exsudatos demarcadas manualmente. (d) Imagem no espaço RGB.	25
Figura 4.1 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem com boa iluminação. (b) Imagem com iluminação irregular.....	31
Figura 4.2 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem Original. (b) Imagem no canal verde. (c) Imagem no canal vermelho. (d) Imagem no canal azul.....	33
Figura 4.3 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem no canal verde. (c) Resultado da aplicação do método FAS. (d) Resultado somado com uma constante K.	34
Figura 4.4 – Diagrama do Algoritmo com FAS para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.	34
Figura 4.5 – Imagens de fundo do olho no espaço RGB e método TOPHAT. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem com aplicação do método TOPHAT por abertura. (c) Imagem Original no espaço RGB. (d) Imagem com aplicação do método TOPHAT por abertura. (e) Imagem Original no espaço RGB. (f) Imagem com aplicação do método TOPHAT por abertura.	36
Figura 4.6 – Diagrama do Algoritmo com TOPHAT para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.	37
Figura 4.7 – Imagens de fundo do olho no espaço RGB e método CLAHE. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem com aplicação do método CLAHE. (c) Finalizado com processo de erosão. (d) Imagem Original no espaço RGB. (e) Imagem com aplicação do método CLAHE. (f) Finalizado com processo de erosão.....	38
Figura 4.8 – Diagrama do Algoritmo com CLAHE para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.	39
Figura 5.1 – Imagens de fundo do olho demarcadas manualmente e resultados dos métodos. (a) Imagem demarcada manualmente. (b) Imagem com resultado final do método FAS. (c) Imagem demarcada manualmente. (d) Imagem com resultado final do método CLAHE. (e) Imagem demarcada manualmente. (f) Imagem com resultado final do método TOPHAT.	41

Figura 5.2 – Imagem de fundo do olho demarcada manualmente e resultados dos métodos. (a) Imagem demarcada manualmente. (b) Imagem com resultado final do método FAS. (c) Imagem com resultado final do método CLAHE. (d) Imagem com resultado final do método TOPHAT.	43
Figura A.1 – Algoritmo FAS parte 1.....	50
Figura A.2 – Algoritmo FAS parte 2.....	51
Figura A.3 – Algoritmo FAS parte 3.....	52
Figura A.4 – Algoritmo TOPHAT parte 1.....	53
Figura A.5 – Algoritmo TOPHAT parte 2.....	54
Figura A.6 – Algoritmo CLAHE parte 1.	55
Figura A.7 – Algoritmo CLAHE parte 2.	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Resultados obtidos nos trabalhos apresentados no Capítulo de Estado da Arte.	28
Tabela 3.2 – Análises e contribuições utilizadas no Estado da Arte.....	29
Tabela 5.1 – Resultados do algoritmo Utilizando o método FAS.	42
Tabela 5.2 – Resultados do algoritmo Utilizando o método CLAHE.	42
Tabela 5.3 – Resultados do algoritmo Utilizando o método TOPHAT.	42
Tabela 5.4 – Melhores resultados de cada método.....	43
Tabela A.1 – 30 Imagens utilizadas com seus índices do banco DIARETDB1 e ocorrência de lesões do tipo exsudatos ou não.	57

LISTA DE APÊNDICES

APÊNDICE A – Código dos Métodos	50
--	-----------

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

FAS	Filtro Alternado Sequencial
CLAHE	<i>Contrast-limited adaptive histogram equalization</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

δ	Dilatação Morfológica
ϵ	Erosão Morfológica
γ	Abertura Morfológica
ϕ	Fechamento Morfológico

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1 Morfologia Matemática	20
2.2 Métodos Baseados em Histograma	22
2.3 Medidas de Validação dos Métodos	23
3 REVISÃO DO ESTADO DA ARTE	26
4 MATERIAIS E MÉTODOS	31
4.1 Materiais	31
4.2 Filtro Alternado Sequencial	32
4.3 Filtro Morfológico TOPHAT	35
4.4 Método CLAHE	37
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	40
6 CONCLUSÃO	44
REFERÊNCIAS	46
APÊNDICES	49

1 INTRODUÇÃO

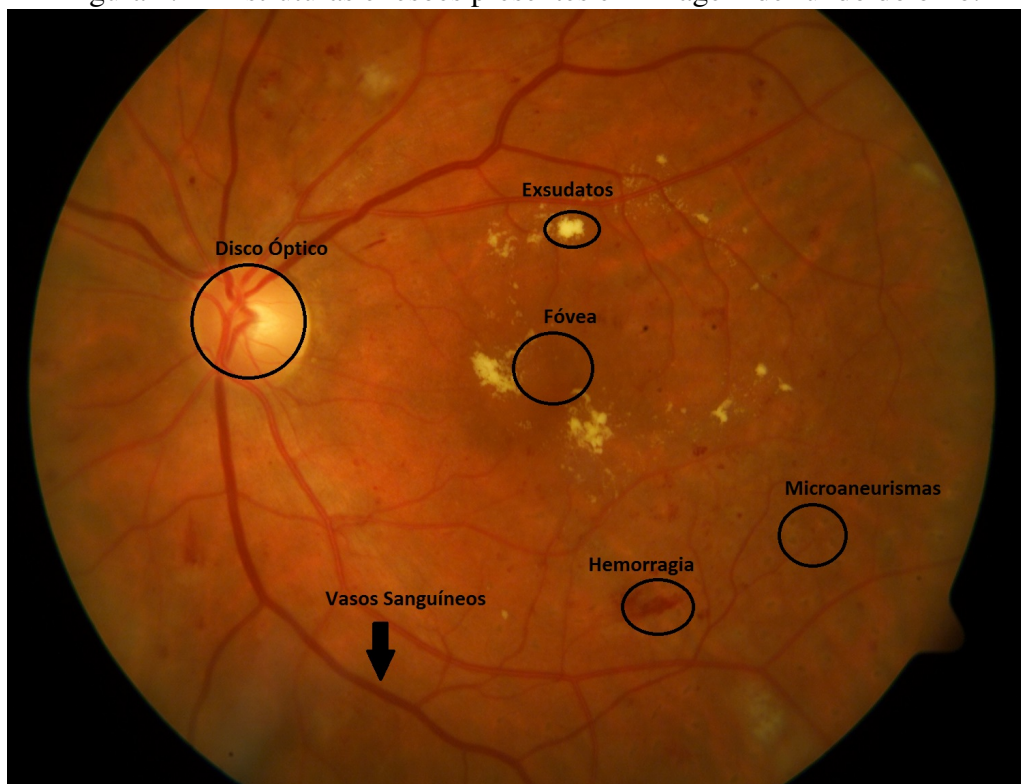
O diagnóstico de doenças oculares, atualmente, tem sido realizado com alto grau de acurácia, pois contam com uma alta resolução na imagem de fundo do olho, além de serem pré-processadas utilizando métodos computacionais de detecção automática para o auxílio no realce de estruturas e lesões desejadas.

Com o auxílio das imagens pré-processadas é possível dispor condições cada vez melhores para um diagnóstico clínico confiável. A confiabilidade do diagnóstico de doenças através das imagens de fundo do olho, baseiam-se na qualidade que elas apresentam (KOLAR et al., 2011) e no processamento que é realizado através de métodos computacionais.

Uma das formas de melhorar a qualidade de uma imagem é realizando o pré-processamento, que visa a correção da não uniformidade da distribuição da luminosidade e de ruídos, desta forma os métodos de auxílio ao diagnóstico detectam as estruturas e lesões de forma mais precisa.

A Figura 1.1 ilustra as principais estruturas presentes em uma imagem de fundo do olho, tais como: vasos sanguíneos, disco óptico, fóvea, e de lesões do tipo hemorragias, microaneurismas e exsudatos.

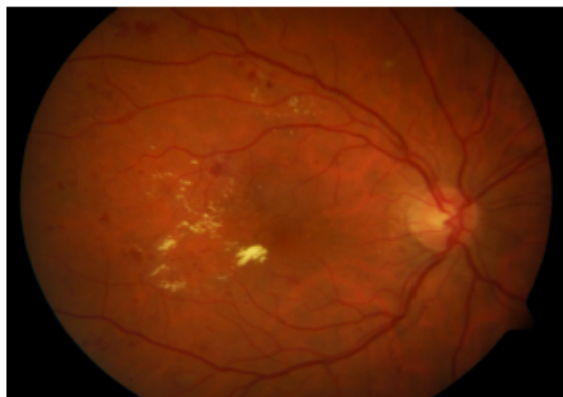
Figura 1.1 – Estruturas e lesões presentes em imagem de fundo do olho.



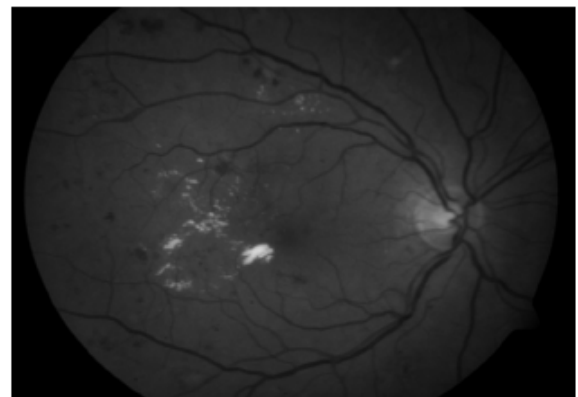
Imagens de fundo do olho podem apresentar inúmeras irregularidades de iluminação ocasionadas no decorrer do seu processo de aquisição. A aplicação dos métodos de pré-processamento visa promover um melhor contraste e por consequência a nitidez, além de reduzir o ruído presente nas imagens de fundo do olho. Esta aplicação se faz necessária, pois as imagens registradas em exames convencionais, na maioria das vezes, apresentam ruídos, não exibem contraste ideal, e a iluminação pode não ser uniforme.

A Figura 1.2 (a) representa a imagem de fundo de olho original, o sistema RGB não é diretamente utilizado para o pré-processamento, pois este espaço de cores se torna subjetivo de pessoa para pessoa. A Figura 1.2 (b) no canal verde onde se tem melhores resultados na visualização das estruturas, visto que de acordo com a fisiologia do olho humano temos mais facilidade em identificar tons da cor verde dentre as cores do espaço RGB, podendo ser melhor visualizado na Figura 4.2 que compara com os demais espaços de cores RGB, já na Figura 1.2 (c) é apresentado o resultado da aplicação do método CLAHE exemplificando a imagem com um melhor contraste.

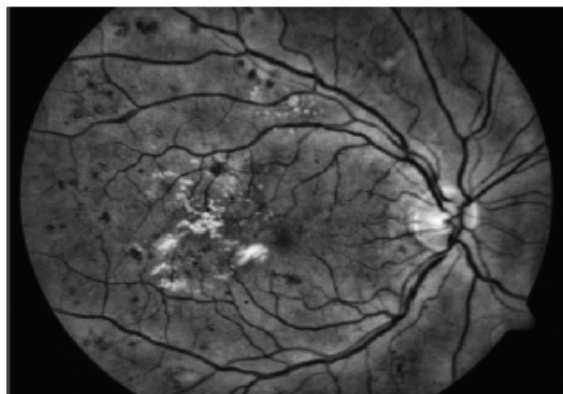
Figura 1.2 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem no canal verde. (c) Imagem realçada com o método CLAHE.



(a)



(b)



(c)

O pré-processamento é um mecanismo necessário para identificar com mais precisão as estruturas e lesões do fundo do olho, através de métodos não supervisionados. Os métodos não supervisionados são aqueles que processam automaticamente sem a intervenção de um ser humano. Normalmente, os métodos de pré-processamento realizam a melhoria do contraste da imagem, através da agudização das bordas de uma imagem e da supressão da iluminação irregular.

Desta forma, a imagem com uma qualidade melhor possibilita o diagnóstico mais preciso e por sua vez auxilia na prevenção das doenças de fundo do olho. Essa prevenção é fundamental para um tratamento adequado atribuído ao paciente. Uma aplicação muito comum dos métodos não supervisionados para o auxílio ao diagnóstico é a triagem. A triagem consiste em identificar os pacientes que possuem lesões mais severas e devem ter prioridade no seu atendimento.

Uma das lesões típicas de fundo do olho são os exsudatos, que são formados por lipídeos e lipoproteínas e sua distribuição em relação à fóvea é determinante na gravidade da retinopatia diabética. A detecção dos exsudatos é de suma importância quando se trata do diagnóstico da retinopatia Diabética, pois é considerado um dos primeiros sinais da doença e seu diagnóstico precoce pode reduzir potencialmente as chances de cegueira nos pacientes (SOPHARAK; UYYANONVARA; BARMAN, 2009).

A outra estrutura importante em imagens de fundo do olho é o disco óptico. O disco óptico pode ser a parte mais brilhante e a sua estrutura pode ser vista como um disco pálido e arredondado, sendo a região de entrada dos vasos sanguíneos (KAVITHA; DEVI, 2005). O disco óptico e aglomerados de exsudatos tendem a ser as partes mais brilhosas da imagem de fundo do olho. Sua detecção é o primeiro passo para diagnosticar a patologia do glaucoma (SOLTANI et al., 2016).

A estrutura da fóvea é a região central da retina do olho humano, onde localizam-se as células dos cones e bastonetes. Os cones basicamente são as células que têm a capacidade de detectar as cores, também existem as células denominadas bastonetes que nada mais são do que as responsáveis por reconhecer a luminosidade (GERSTENBLITH; RABINOWITZ, 2015).

Já os microaneurismas são pequenas dilatações dos vasculares na retina. As hemorragias correspondem as lesões vermelhas no fundo do olho que nada mais são que vazamentos de sangue oriundos dos vasos sanguíneos (GERSTENBLITH; RABINOWITZ, 2015).

Este trabalho tem por objetivo testar métodos de pré-processamento em imagens de

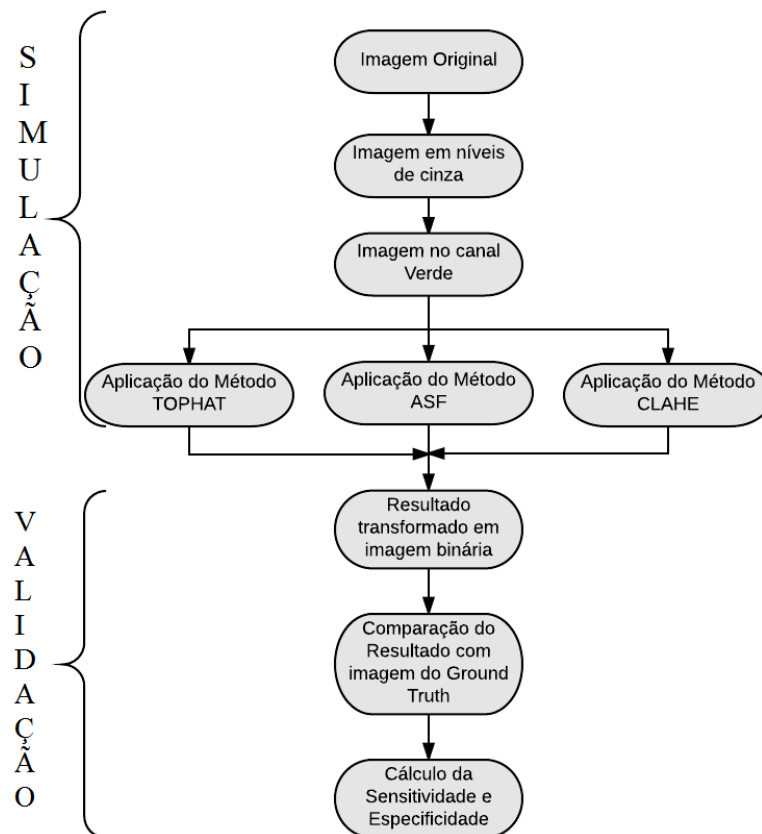
fundo do olho. Esses métodos visam realçar as estruturas e lesões apresentadas anteriormente, mais precisamente para o realce do disco óptico e de lesões do tipo exsudatos e compará-los de forma a eleger o algoritmo mais adequado para o realce desejado.

Os algoritmos de pré-processamento de imagens de fundo do olho selecionados foram: FAS (Filtros Alternados Sequenciais), CLAHE (*Contrast limited adaptive histogram equalization*) e o filtro morfológico denominado TOPHAT.

Os resultados dos métodos foram comparados com 30 imagens de fundo do olho do banco de dados DIARETDB1 (*Standard Diabetic Retinopathy Database*), o qual será detalhado no Capítulo de Materiais e Métodos. Esse banco de dados contém imagens de fundo do olho de pacientes com a patologia da retinopatia diabética. A comparação implementada visa encontrar o método mais eficiente na amenização dos ruídos e erros de iluminação presentes nas imagens da retina. A imagem resultante contém as estruturas ou lesões de forma mais nítida para o especialista realizar diagnóstico.

O diagrama ilustrado pela Figura 1.3 descreve as etapas realizadas no presente trabalho.

Figura 1.3 – Diagrama ilustrando todas as etapas do trabalho proposto.



Esse trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 tratará sobre a fundamentação teórica, o Capítulo 3 sobre o estudo existente relacionado aos métodos na área de pré-processamento de imagens de fundo do olho. O Capítulo 4, apresentará os métodos analisados com suas características. No Capítulo 5 serão apresentados os resultados obtidos, suas análises e comparações, e por fim no Capítulo 6 a conclusão.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesse Capítulo serão apresentados conceitos dos operadores morfológicos usados e as medidas matemáticas necessárias para a validação dos métodos de pré-processamento propostos.

2.1 Morfologia Matemática

Os métodos FAS e TOPHAT utilizados no trabalho seguem as propriedades básicas da Morfologia Matemática, onde serão detalhadas na presente seção.

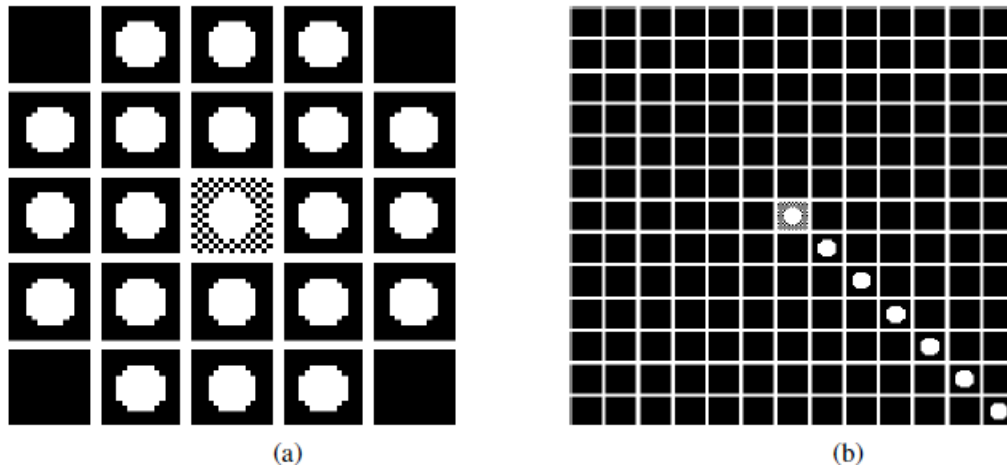
A Morfologia Matemática foi criada em 1964 a partir de pesquisas conjuntas dos matemáticos franceses Georges Matheron e Jean Serra. No período entre 1964 e 1968 foram registradas as primeiras noções teóricas sobre as operações de erosão, dilatação, abertura e fechamento.

A Morfologia Matemática é baseada na teoria dos conjuntos, sendo aplicada em imagens binárias ou em imagens em níveis de cinza que é o modo que serão tratadas no trabalho. Nas imagens binárias, os conjuntos a serem realizados as operações são representados por vetores 2-D pertencentes ao espaço bidimensional Z^2 , onde suas coordenadas são representadas por (x,y) do pixel preto. Imagens em nível cinza são representadas no espaço $Z^3 (x,y,z)$ onde x e y são as coordenadas do pixel e z representa o seu nível de cinza (NETO, 1999).

Essa área de estudo é responsável por analisar a estrutura geométrica das imagens a partir de um conjunto previamente definido e conhecido pelo usuário chamado de Elemento Estruturante. Este vai interagir com cada pixel contido na imagem, alterando o seu valor, e conseqüentemente a forma de alguma estrutura representada por esses pixels, permitindo assim tirar as conclusões necessárias para o trabalho o qual está sendo aplicado (FACON, 1996). O elemento estruturante deve ser cuidadosamente escolhido de forma a realçar as estruturas desejadas e não distorcê-las e eliminá-las.

A Figura 2.1 ilustra 2 elementos estruturantes de forma a exemplificar as diferentes formas que ele pode adotar. O elemento estruturante vai percorrer a imagem a ser pré-processada aplicando as operações desejadas. A Figura 2.1 (a) é apresentada em forma de disco de raio 2. Já a Figura 2.1 (b) representa um elemento com a forma de linha de tamanho 10 rotacionado em 45° .

Figura 2.1 – Elementos Estruturantes. (a) Elemento Estruturante em forma de disco de tamanho 2. (b) Elemento Estruturante em forma de linha de tamanho 10 rotacionado em 45°.



As seguintes equações foram utilizadas por Facon para representar as operações da morfologia matemática de imagens em níveis de cinza.

Equação de erosão 2.1: uma imagem $f(x)$ pelo elemento estruturante g , onde é retirado o mínimo da imagem $f()$ com o pixel y e seus vizinhos $D[g]$.

$$\varepsilon^g(f(x)) = \text{Min} f(y) : y \in D[g] \quad (2.1)$$

O algoritmo da erosão baseia-se em primeiramente posicionar o elemento estruturante no início da imagem a ser aplicada a erosão. Após essa etapa é realizada uma comparação entre a subtração das intensidades dos pixels da imagem original com as da matriz do elemento estruturante. O pixel de saída terá a intensidade da menor subtração da comparação. Após todo esse o processo o elemento estruturante é posicionado no pixel seguinte da imagem original e realiza as etapas novamente. O critério de parada é o último pixel da imagem de entrada (GONZALEZ; WOODS, 2006).

A Equação da dilatação 2.2: uma imagem $f(x)$ pelo elemento estruturante g , onde é retirado o máximo da imagem $f()$ com o pixel y e seus vizinhos $D[g]$.

$$\delta^g(f(x)) = \text{Max} f(y) : y \in D[g] \quad (2.2)$$

O algoritmo da dilatação difere da erosão, pois é realizado uma comparação entre a soma das intensidades dos pixels da imagem original com as da matriz do elemento estruturante. O pixel de saída terá a intensidade da maior soma da comparação.

A Equação da abertura 2.3 visa aplicar a erosão e logo após a dilatação em uma imagem f com o mesmo elemento estruturante g .

$$\gamma^g(f) = \delta^g(\varepsilon^{\tilde{g}}(f)) \quad (2.3)$$

Entre os principais efeitos na imagem resultante da aplicação da abertura são: separar picos próximos e eliminar picos inferiores em tamanho ao elemento estruturante.

A Equação do fechamento 2.4 visa aplicar a dilatação e logo após a erosão em uma imagem f com o mesmo elemento estruturante g .

$$\phi^g(f) = \varepsilon^g(\delta^{\tilde{g}}(f)) \quad (2.4)$$

Entre os principais efeitos na imagem resultante da aplicação do fechamento são: juntar vales próximos e eliminar picos inferiores em tamanho ao elemento estruturante. Tanto a operação de abertura quanto de fechamento resultam em uma imagem com menos detalhes e mais regular que a imagem original.

Com as funções bases da morfologia matemática apresentadas é possível realizar diversas combinações entre os operadores morfológicos. A combinação de operações morfológicas visa criar algoritmos mais complexos e completos. Exemplos dessas combinações são os métodos FAS e TOPHAT, que serão detalhados no Capítulo de Materiais e Métodos.

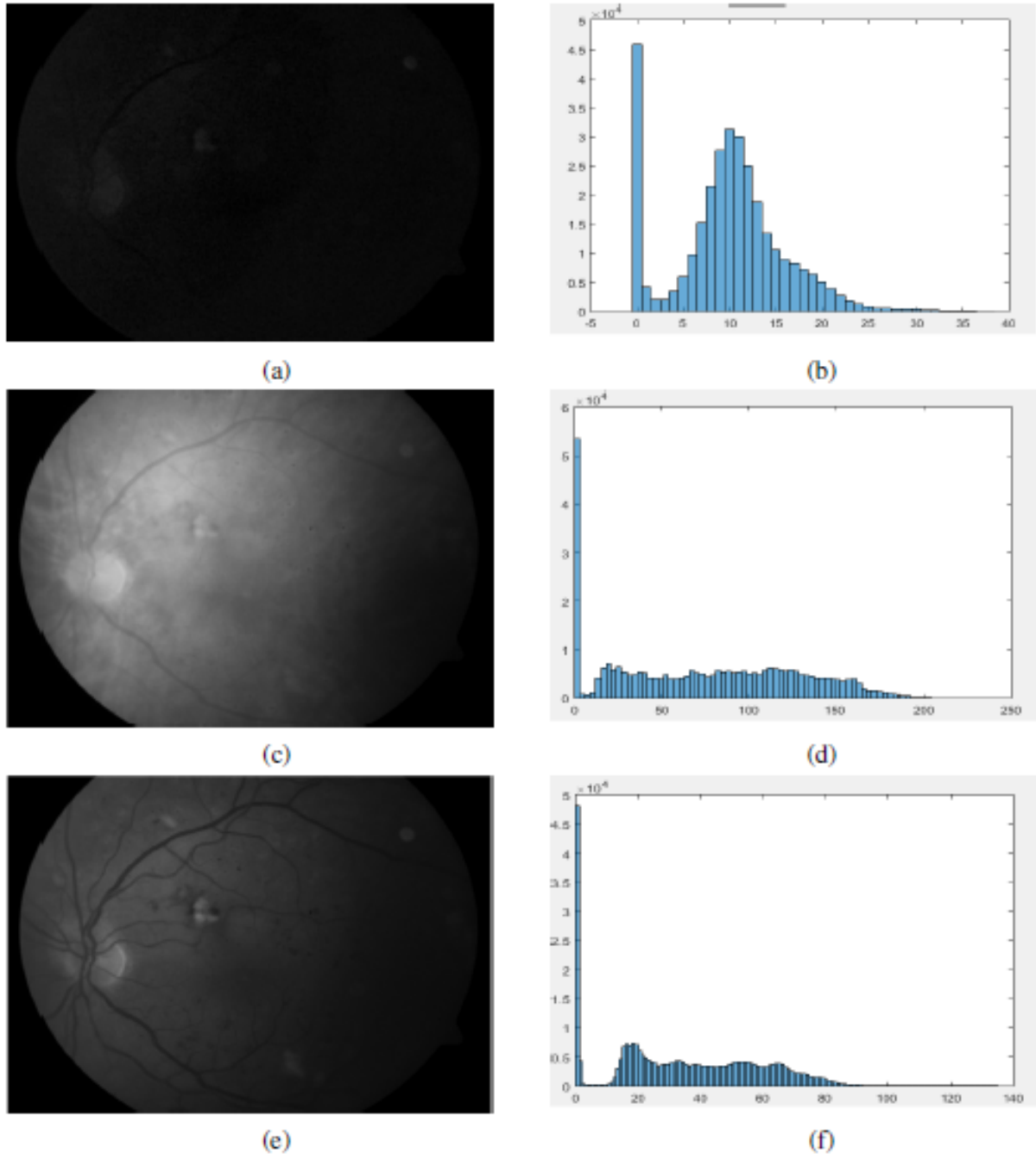
2.2 Métodos Baseados em Histograma

Além dos métodos oriundos da morfologia matemática, existem métodos baseados no histograma de uma imagem.

O histograma de uma imagem é um conjunto de números indicando o percentual de pixels naquela imagem que apresentam um determinado nível de cinza (NETO, 1999). Na Figura 2.2 é representado as imagens no canal azul, vermelho e verde e seus respectivos histogramas. É possível observar que no canal verde foi onde se teve mais ocorrências de pixels em diferentes faixas na escala de níveis de cinza, ao total foram 135. Já o canal azul ocupou apenas 23 e o canal vermelho 68 faixas na escala de níveis de cinza.

Existem diferentes métodos que se baseiam em histogramas, o método de pré-processamento que é apresentado no trabalho é o método denominado CLAHE.

Figura 2.2 – Imagens de fundo do olho e seus respectivos histogramas. (a) Imagem no canal azul. (b) Histograma da imagem no canal azul. (c) Imagem no canal vermelho. (d) Histograma da imagem no canal vermelho. (e) Imagem no canal verde. (f) Histograma da imagem no canal verde.



2.3 Medidas de Validação dos Métodos

Para realizar a validação dos métodos serão utilizadas duas Equações: sensibilidade e especificidade que são proporções de verdadeiros positivos VP e verdadeiros negativos VN.

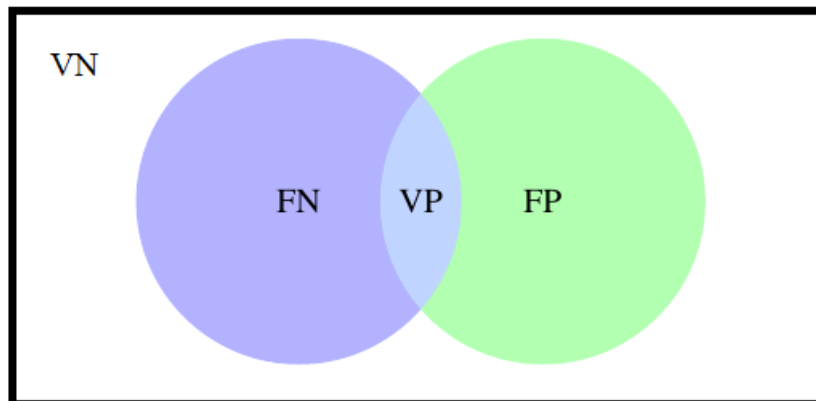
A Equação da sensibilidade Equação 2.5 visa quantificar a percentagem de precisão na detecção do algoritmo, já a especificidade Equação 2.6 calcula a capacidade do algoritmo de não detectar elementos falsos. A Figura 2.3 ilustra as ocorrências de pixels verdadeiros positivos, falsos negativos, verdadeiros negativos e falsos positivos, VP, FN, VN e FP respectivamente (WELFER, 2011).

Na Figura 2.3 o círculo azul representa o disco óptico e a lesão do tipo exsudatos demarcadas manualmente, já no círculo verde as regiões detectadas pelos algoritmos, e por fim a intersecção dos círculos a região que realmente deve ser detectada na imagem de fundo do olho.

$$sensitividade = \frac{VP}{(VP + VN)} \quad (2.5)$$

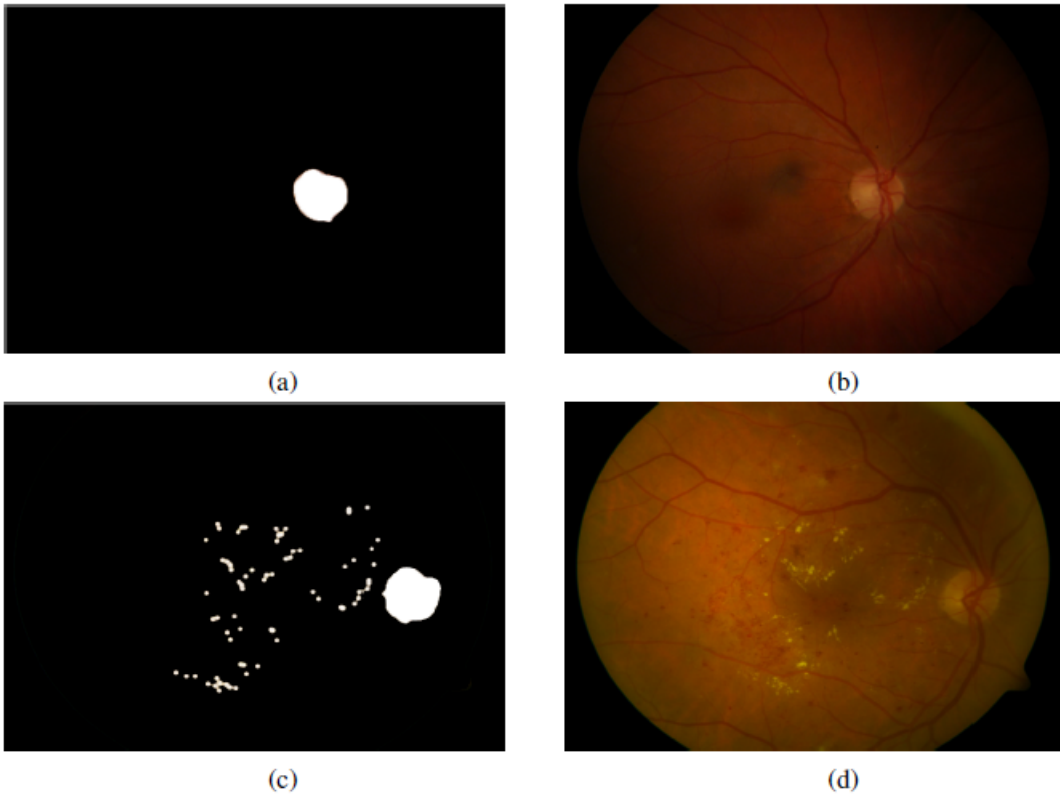
$$especificidade = \frac{VN}{(VN + VP)} \quad (2.6)$$

Figura 2.3 – Sensitividade e Especificidade.



Na Figura 2.4 é representado 4 imagens de fundo do olho. As imagens Figura 2.4 (a) e (c) representando a estrutura do disco óptico e as lesões do tipo exsudatos (presente apenas na imagem Figura 2.4 (c)) demarcadas manualmente com a cor branca e o restante da imagem totalmente preta. Já as imagens Figura 2.4 (b) e (d) são as imagens de fundo do olho originais no espaço RGB.

Figura 2.4 – Imagens de fundo do olho no espaço RGB e com marcação manual. (a) Imagem com disco óptico demarcado manualmente. (b) Imagem no espaço RGB. (c) Imagem com disco óptico e lesões do tipo exsudatos demarcadas manualmente. (d) Imagem no espaço RGB.



3 REVISÃO DO ESTADO DA ARTE

Neste capítulo serão apresentados os estudos relacionados às técnicas de pré-processamento na área de imagens de fundo do olho.

O trabalho de Walter (WALTER et al., 2002) na sua etapa de pré-processamento de imagem de fundo do olho, comparou os canais do espaço RGB e HLS. Em primeiro lugar o canal vermelho do espaço de cores RGB foi o que melhor apresentou realce do disco óptico com o fundo da imagem, porém este canal é muito dinâmico. O canal de luminância L do espaço HSL (*Hue Saturation and Luminosity*) foi escolhido para se trabalhar por ser considerado mais confiável. Sendo o canal H representado por fl , onde $I(fl)$ é o resultado da imagem aplicando o Filtro Alternado Sequencial (FAS) somado com uma constante k Equação 3.1.

$$l1 = fl - I(fl) + k \quad (3.1)$$

Seu algoritmo foi processado em um banco contendo 15 imagens de fundo do olho não públicas com resolução de 640x480. O resultado obtido, após as demais etapas do trabalho, obteve um grau de 92.8% de sensibilidade 2.5, porém tem dificuldade na localização do disco caso haja um aglomerado de exsudatos, pois ambas tendem a ser regiões brilhosas na imagem (WALTER et al., 2002).

Com base na formulação descrita por Walter foram abordados diferentes parâmetros referentes ao FAS no trabalho, variando o tamanho do elemento estruturante, sua ordem de abertura e fechamento, além do número de iterações do método.

O método proposto por Sinthanayothin et al. (SINTHANAYOTHIN et al., 1999) realiza o pré-processamento através do aprimoramento da adaptação do contraste local, após esse processo, é utilizado a característica da variabilidade dos níveis de cinza apresentados na região do disco óptico. A região do disco apresenta tanto pixel de baixa intensidade quanto de alta intensidade, apresentados na estrutura dos vasos sanguíneos e tecidos da fibra do nervo respectivamente. Então o método analisa a variação da intensidade dos pixels de regiões vizinhas, elencando a região com maior variabilidade de intensidade como sendo a do disco óptico.

O método apresentado por Setiawan et al. (SETIAWAN et al., 2013) visa realizar o pré-processamento da imagem de fundo de olho utilizando CLAHE. O algoritmo elaborado altera o espaço da imagem de RGB para o canal verde, por fim aplicando o método CLAHE. O trabalho utilizou a validação visual para eleger o melhor canal do espaço RGB a ser utilizado antes do

método CLAHE.

O método proposto por Sopharak et al. (SOPHARAK et al., 2008) para o pré-processamento consiste em primeiramente transformar o espaço RGB para o espaço HSL que visa ajustar a coloração a saturação e a luminosidade de toda imagem ou de apenas de uma região. Após esse processo foi aplicada uma operação de filtragem mediana na banda da luminosidade para a redução de possíveis ruídos e por fim é utilizado o método CLAHE.

A aplicação proposta por Garcia et al. (GARCIA et al., 2007) realiza a normalização que consiste em intensificar a faixa dos valores dos pixels no canal cinza. Com a normalização das imagens, o contraste entre os exsudatos e o fundo da imagem é aumentado. Para a classificação das lesões utilizou-se a rede neural perceptron multicamadas para classificar regiões contendo lesões do tipo exsudatos e da região do fundo da imagem. O método foi aplicado em um banco de imagens não público contendo 100 imagens com diferentes características de cor e brilho. Para o treinamento foi utilizado 50 imagens e as demais para a avaliação do desempenho da rede.

O trabalho de Chauhan et al. (CHAUHAN; GULATI, 2014) de pré-processamento de imagens de fundo do olho, consiste em primeiramente converter as imagens coloridas para níveis de cinza, a fim de obter uma intensidade uniforme. Logo após é aplicado equalização de histograma em cada imagem para aumentar o contraste na imagem. Por fim, o valor limiar das imagens é encontrado. O limiar separa as regiões brilhantes da imagem das demais. O método de validação visou comparar histogramas de imagens de fundo do olho normais com imagens da patologia do glaucoma.

Os seguintes trabalhos apresentados, não apresentam explicitamente se utilizaram a etapa de pré-processamento em imagens de fundo do olho.

O trabalho de Park et al. (PARK; JIN; LUO, 2006) referente a detecção do disco, visa pesquisar na imagem de fundo do olho áreas com uma alta variedade de brilho, como o disco tem uma forma arredondada é selecionado com a aplicação da Transformada de Hough apenas as áreas com estas duas características. A transformada de Hough é uma técnica matemática aplicada em imagens digitais com a finalidade de detectar estruturas geométricas, primeiramente aplicada em retas e logo após em elipses e círculos. Por fim a área com maior variação de brilho é a escolhida como o disco óptico.

Já a proposta de trabalho de Niemeijer et al. (NIEMEIJER; ABRAMOFF; GINNEKEN, 2008) utiliza tanto a geometria dos vasos sanguíneos quanto as características de intensidade da

imagem para detectar a localização do disco óptico e a fóvea. Para a detecção do disco óptico foi utilizado o algoritmo não supervisionado de regressão kNN. O algoritmo foi testado em um banco de imagens não público contendo 250 imagens de fundo do olho, sua detecção na localização do disco óptico teve precisão de 99,2%.

Na Tabela 3.1 é descrita uma comparação dos trabalhos acima apresentados. De modo geral é apresentado a proposta do trabalho. Os valores da validação através da sensibilidade e especificidade que são calculados após todas as demais etapas do trabalho. Por fim, a última coluna apresenta se o trabalho utilizou ou não a fase de pré-processamento.

Tabela 3.1 – Resultados obtidos nos trabalhos apresentados no Capítulo de Estado da Arte.

Autor	Banco de Imagens	Proposta do trabalho	Especificidade Média	Sensitividade Média	pré-processamento presente
Walter et al.	15 imagens não públicas	Detecção de exsudatos	não especificado	92,8%	sim
Kande et al.	STARE e DIARETDB1	Detecção de exsudatos	86%	98%	sim
Akara et al.	10 imagens não públicas	Detecção de exsudatos	87,28%	87,28%	sim
Sinthanayothin et al.	112 imagens não públicas	Detecção do disco óptico	99,1%	99,1%	sim
Setiawan et al.	não explícito	Análise canal RGB com CLAHE	não especificado	não especificado	sim
Sopharak et al.	imagens não públicas	Detecção de exsudatos	99,5%	80%	sim
Garcia et al.	imagens não públicas	Detecção de exsudatos	84,0%	100%	sim
Chauhan et al.	40 imagens não públicas	Severidade da patologia do glaucoma	não especificado	não especificado	sim
Park et al.	DRIVE	Localização do disco óptico	não especificado	não especificado	não
Niemeijer et al.	imagens não públicas	Detecção do disco óptico e fóvea	não especificado	não especificado	não

Já na Tabela 3.2 é apresentada a contribuição de cada trabalho que foi utilizado no desenvolvimento dos 3 métodos propostos, além de outras abordagens e técnicas estudadas que foram apresentadas pelos autores e não tiveram aplicação no presente trabalho.

Tabela 3.2 – Análises e contribuições utilizadas no Estado da Arte.

Autor	Contribuição utilizada
Walter et al.	Método FAS
Kande et al.	Banco de imagens DIARETDB1 e modelo de validação sensibilidade e especificidade
Akara et al.	Modelo de validação sensibilidade e especificidade
Sinthanayothin et al.	Adaptação de contraste local
Setiawan et al.	Método CLAHE e espaço RGB
Sopharak et al.	Método CLAHE
Garcia et al.	Não utilizado diretamente, utiliza normalização para o pré-processamento e rede neural para classificação
Chauhan et al.	Técnicas baseadas em histograma
Park et al.	Não utilizado diretamente, técnicas oriundas de Redes Neurais
Niemeijer et al.	Não utilizado diretamente, técnicas oriundas de Redes Neurais

O estudo realizado na literatura em referência, demonstrou que existem diferentes abordagens para a etapa de pré-processamento em imagens de fundo do olho. São utilizados tanto a morfologia matemática quanto métodos baseados em histogramas. Alguns autores não deixam explícito ou não abordam, quais as técnicas que foram utilizadas nessa etapa do desenvolvimento.

As abordagens de detecção automática de estrutura e lesões de fundo do olho na maioria das vezes visam focar em um só objetivo o que ocasiona melhores resultados na hora da validação do método proposto. Outro fator importante é o banco de dados de imagens de fundo do olho utilizado para verificar a precisão do método, visto que com imagens não públicas, é difícil quantificar a variabilidade das características de iluminação presentes nas imagens.

Os métodos de validação variam de acordo com o autor, na maior parte dos casos é utilizado tanto a sensibilidade quanto a especificidade. Já em outros casos é apenas verificada a acurácia do método, ou seja, se o algoritmo proposto encontrou o que deveria sem levar em conta a quantidade de informações desnecessárias que também foi detectada.

Dentre as técnicas de pré-processamento apresentadas, foram escolhidos para serem desenvolvidos os métodos FAS e TOPHAT oriundos da morfologia matemática e o método CLAHE que é baseado em histogramas.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste Capítulo serão apresentados os materiais utilizados e os métodos aplicados nas imagens de fundo do olho.

4.1 Materiais

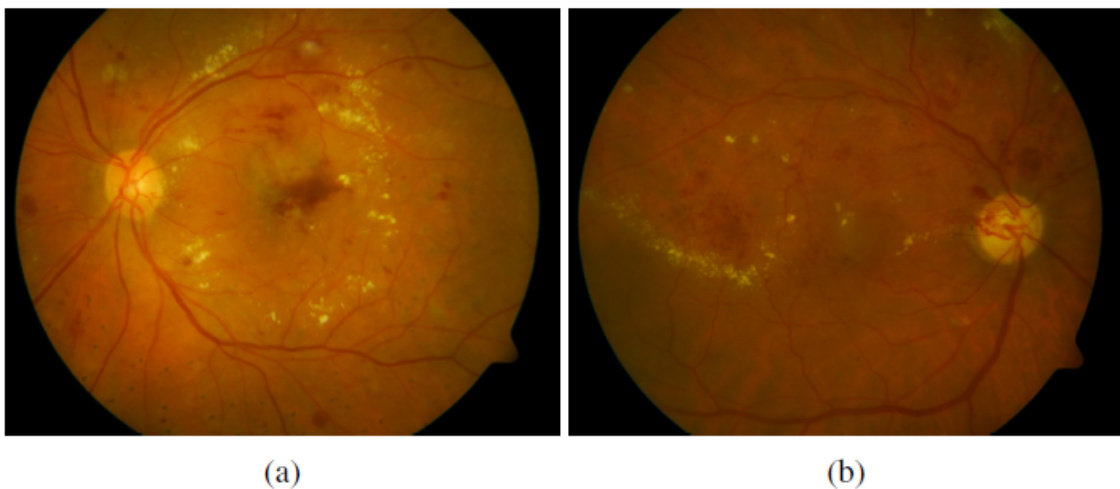
Nesta seção serão apresentados os materiais utilizados tais como: banco de imagens de fundo do olho, as configurações do computador que foram processadas as imagens, o software utilizado para o desenvolvimento dos métodos, assim como a toolbox auxiliar.

O banco de imagens utilizado para a análise dos algoritmos foi o DIARETDB1 (KAUPPI et al., 2007) que conta com uma base de 89 imagens públicas e com resolução 1500x1152 no espaço RGB, sua criação visa conceder um ambiente confiável para a validação dos métodos propostos para a detecção de estruturas e lesões em geral, nesse trabalho mais especificamente o realce disco óptico e lesões do tipo exsudatos.

Na Figura 1.1 do banco de imagens DIARETDB1 é possível observar as estruturas presentes em uma imagem de fundo de olho, onde a estrutura do disco óptico e as lesões dos exsudatos são as regiões mais claras, dentre as demais estruturas e lesões.

Na Figura 4.1 é possível observar a diferença de uma imagem com uma boa qualidade para uma que apresenta ruídos e iluminação irregular gerados na hora de sua aquisição.

Figura 4.1 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem com boa iluminação. (b) Imagem com iluminação irregular.



As imagens utilizadas para a análise dos métodos foram redimensionadas para 640x480

pixels, devido ao seu alto custo de processamento. O seu alto custo computacional explica-se, pois as imagens de fundo do olho que utilizam técnicas da morfologia matemática para seu pré-processamento são tratadas pixel a pixel.

As configurações básicas do computador onde foram processadas as imagens: processador Intel Core i5 - 3317U com 1,7 GHz, memória ram de 6 GB, placa de vídeo NVIDIA Geforce 740m.

Os algoritmos utilizados no trabalho foram desenvolvidos na plataforma MATLAB (MATLAB, 2010), juntamente com a toolbox *Morphological Image Processing* (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003) para MATLAB.

A linguagem de alto nível MATLAB é utilizada tanto para projetar quanto analisar sistemas desde os mais básicos até sistemas mais complexos. Sua estrutura é formada por matrizes de maneira a ser possível expressar a matemática computacional. Além do seu vasto ambiente de desenvolvimento também é permitido a incorporação de novas bibliotecas e *toolboxes*, fornecendo um ambiente ainda mais completo (MATLAB, 2010).

A *toolbox* MMOPRH é uma poderosa ferramenta para processamento e análise de imagens, pois conta com uma gama de funções de filtros morfológicos, os quais são muito utilizados para restauração e segmentação de imagens. Os operadores disponíveis vão desde filtros morfológicos clássicos até filtros com um maior grau de complexidade. A *toolbox* trabalha tanto com imagens binárias quanto em níveis de cinza (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003).

Nas seções seguintes serão apresentado os métodos de pré-processamento utilizados, de forma mais detalhada.

4.2 Filtro Alternado Sequencial

Nesta seção é apresentado o método do FAS.

Apresentação do algoritmo de pré-processamento proposto por Walter (WALTER et al., 2002) com adaptações para realçar disco óptico e exsudatos.

O método proposto por Walter (WALTER et al., 2002) utiliza o FAS na etapa do pré-processamento, que consiste em combinar as variações entre abertura e o fechamento de uma forma sequencial na imagem. A Equação 4.1 representa uma abertura seguida de fechamento.

$$\gamma\phi^{(i)}(f) = \gamma^{(i)}(\phi^{(i)}[\gamma^{(i-1)}(\phi^{(i-1)}[\dots\gamma^{(1)}(\phi^{(1)}(f))\dots]]) \quad (4.1)$$

O funcionamento do filtro consiste em eliminar os artefatos na primeira iteração de fe-

chamento representado por $\phi^{(1)}$ e usar o processo dual de abertura por $\gamma^{(1)}$ para recuperar a informação prejudicada pelo primeiro processo, se houver necessidade de eliminar mais artefatos deve-se aumentar elemento estruturante de abertura $\gamma^{(1)}$ e fechamento $\phi^{(1)}$. O filtro visa eliminar o ruído escuro presente no fundo dos objetos, integrando os conjuntos claros às suas regiões claras, resultando em um realce no contraste entre regiões claras e escuras, salientando as regiões claras (FACON, 1996).

As etapas realizadas no algoritmo foram: primeiramente o pré-processamento se baseou no canal verde, pois foi onde se obteve os melhores resultados no contraste das estruturas como pode ser visto na Figura 4.2. Após essa transformação foi aplicado o método FAS que visa dar uma noção de transições suaves nos níveis de cinza da imagem, a resultante desse processo é subtraída pela imagem do canal verde, de modo que seja possível realçar na imagem as estruturas com frequências mais altas. Frequência é a variação de tons de cinza entre pixel vizinhos. Por fim é somado uma constante K.

O resultado das principais etapas do algoritmo é ilustrado na Figura 4.3.

Figura 4.2 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem Original. (b) Imagem no canal verde. (c) Imagem no canal vermelho. (d) Imagem no canal azul.

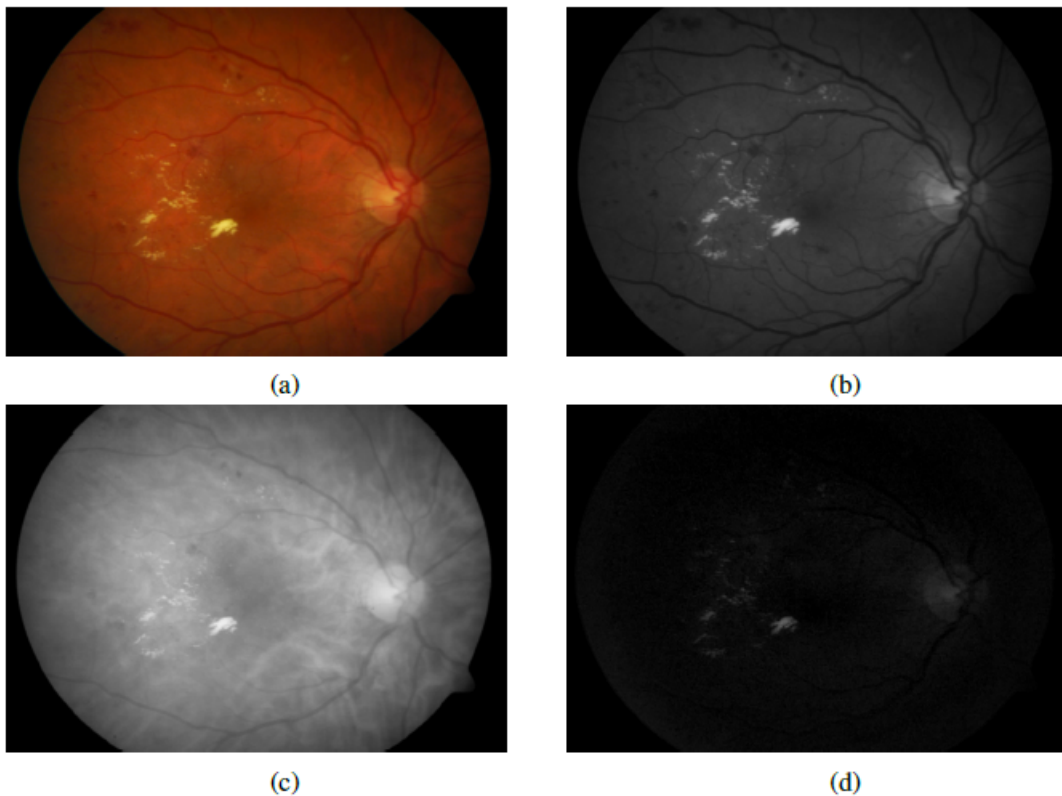
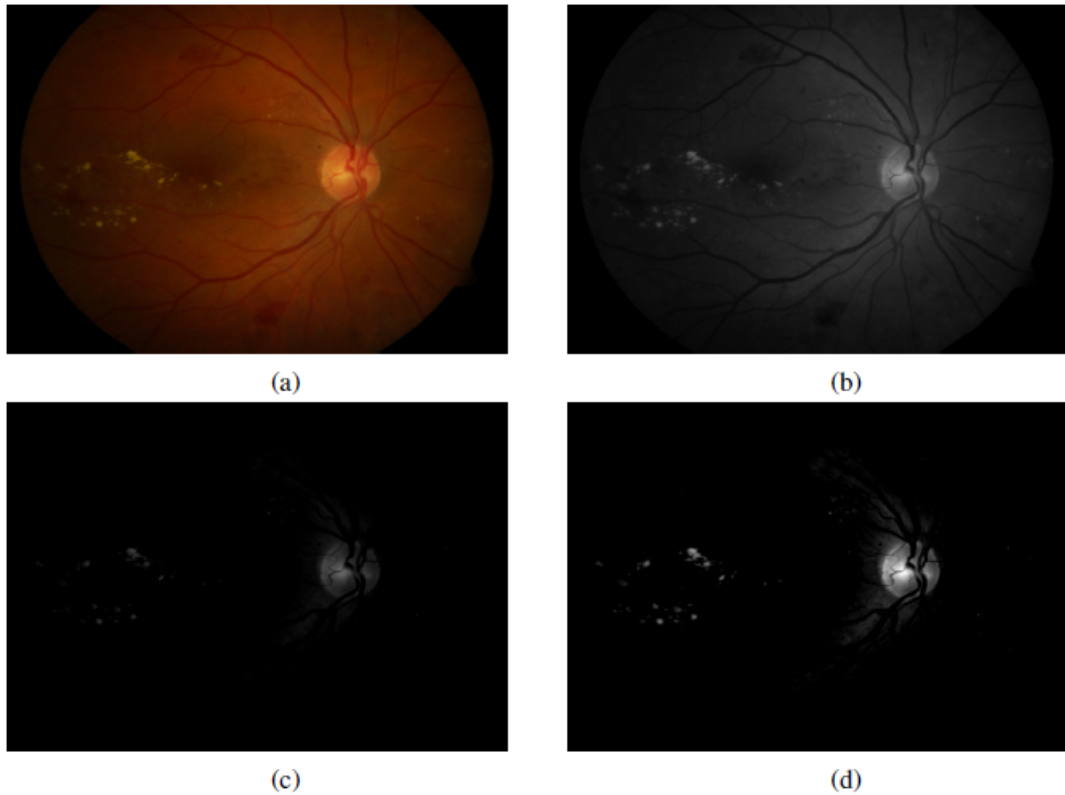
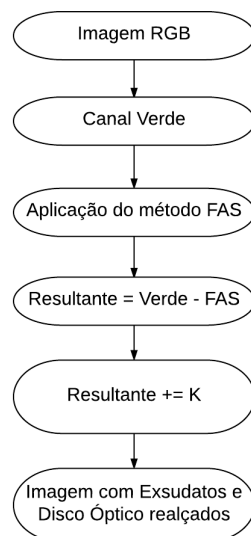


Figura 4.3 – Imagens de fundo do olho. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem no canal verde. (c) Resultado da aplicação do método FAS. (d) Resultado somado com uma constante K.



Todas as etapas do algoritmo que utilizou FAS é representando no diagrama ilustrado pela Figura 4.4.

Figura 4.4 – Diagrama do Algoritmo com FAS para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.



O método foi executado com diferentes tamanhos para o parâmetro do elemento estrutu-

rante em forma de disco desde o tamanho 1 até 100 pixels com 1 iteração. A melhor sequência de operações do método FAS, foi abertura seguida de fechamento, além de abertura seguida de fechamento finalizando com uma nova abertura. Todo o código do método desenvolvido está presente no Apêndice A na Figura A.1.

4.3 Filtro Morfológico TOPHAT

Nesta seção é apresentado o filtro morfológico denominado TOPHAT.

TOPHAT é um método capaz de trabalhar de forma eficiente com a heterogeneidade do *background* das imagens de fundo do olho além da amenização dos ruídos presentes. TOPHAT por abertura presente na Equação 4.2, efetua a diferença entre a imagem de entrada e a imagem após o processo de abertura e permite retirar o ruído presente e elimina o fundo heterogêneo. Assim, são realçadas as estruturas e lesões mais claras que haviam sido eliminadas após o processo de abertura (FACON, 1996).

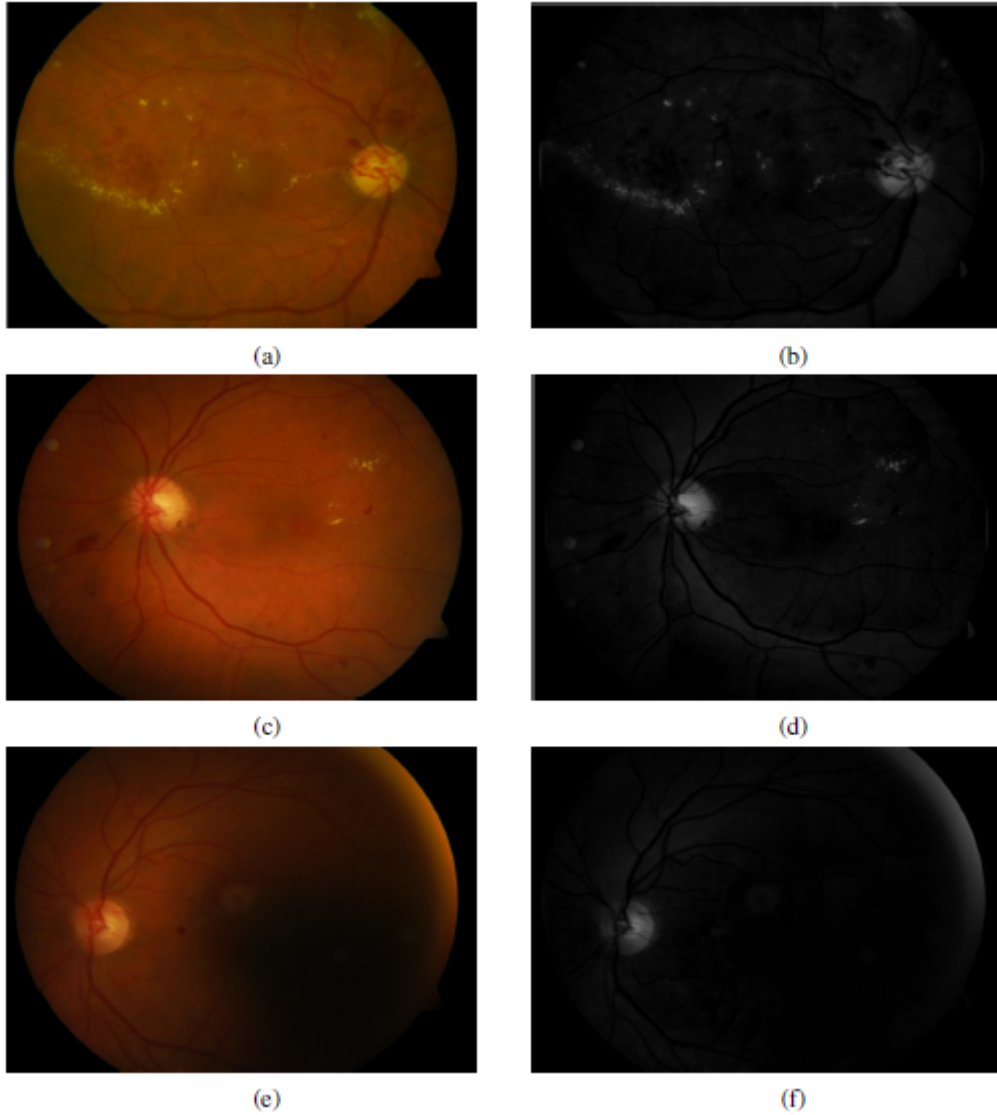
$$Tophat^g = f - y^g(f) \quad (4.2)$$

Foi utilizado o método TOPHAT por abertura com diferentes parâmetros no seu elemento estruturante. O elemento estruturante utilizado foi em forma de disco variando seu tamanho de 1 até um máximo de 200 pixels.

Na Figura 4.5, é apresentada a imagem no espaço RGB e após a transformação para o canal verde, finalizada com a aplicação do método de pré-processamento TOPHAT por abertura. É possível observar que o método realça as estruturas e lesões mais brilhantes, escurecendo as demais regiões presentes na imagem de fundo do olho.

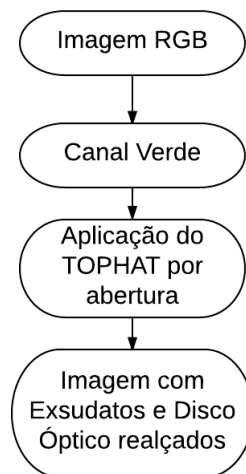
A Figura 4.5 (e), apresenta uma região brilhosa no lado direito da imagem obtida no seu processo de aquisição. Após a aplicação do método TOPHAT, é possível visualizar na Figura 4.5 (f), que o método ainda manteve aquele artefato presente na borda superior da imagem de fundo do olho. Todo o código do método desenvolvido está presente no Apêndice A na Figura A.4.

Figura 4.5 – Imagens de fundo do olho no espaço RGB e método TOPHAT. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem com aplicação do método TOPHAT por abertura. (c) Imagem Original no espaço RGB. (d) Imagem com aplicação do método TOPHAT por abertura. (e) Imagem Original no espaço RGB. (f) Imagem com aplicação do método TOPHAT por abertura.



Na Figura 4.6 é apresentado todo o processo do algoritmo que utilizou o método com filtro morfológico TOPHAT.

Figura 4.6 – Diagrama do Algoritmo com TOPHAT para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.



4.4 Método CLAHE

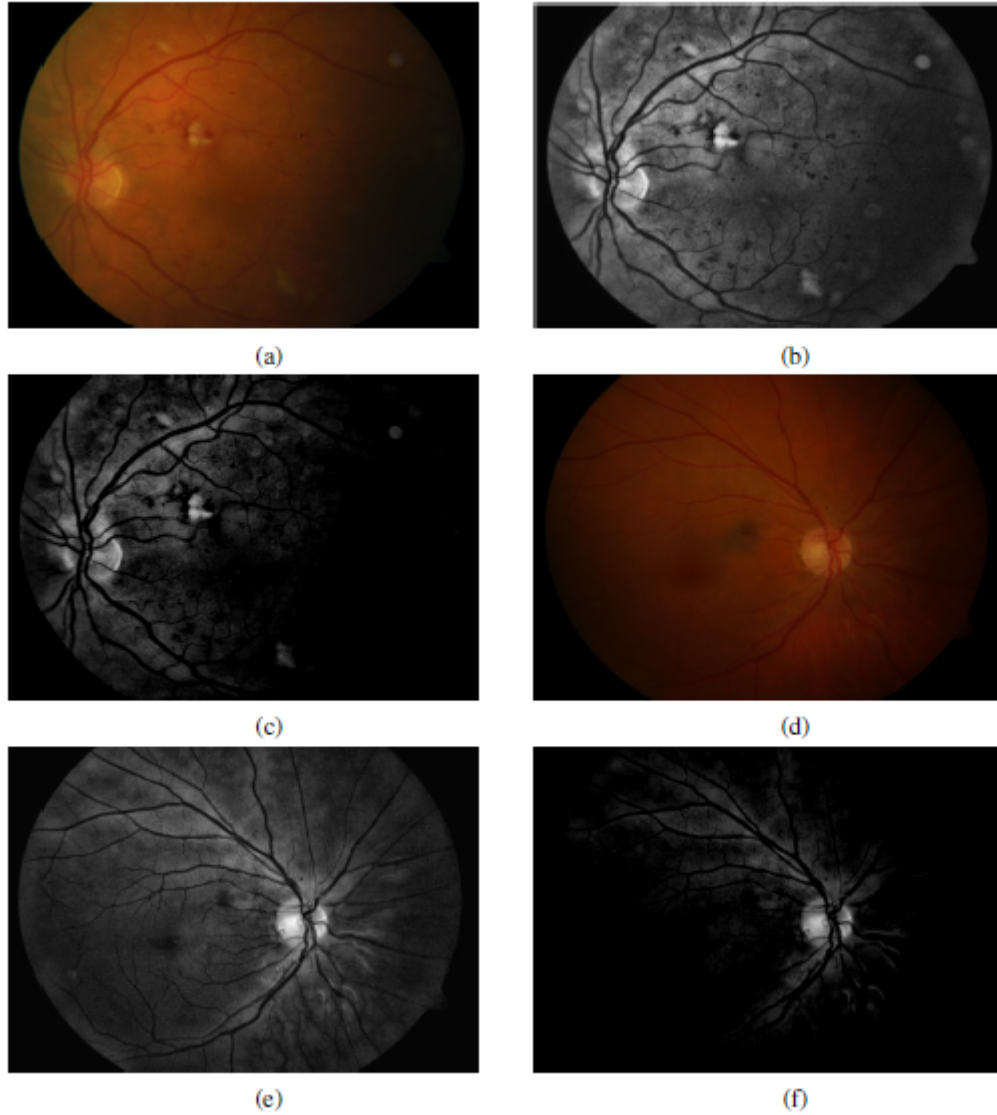
Nesta seção é apresentado o método baseado em histograma CLAHE.

O método CLAHE opera em pequenas regiões da imagem, onde cada região de contraste é reforçada, de modo que o histograma da região de saída seja aproximadamente correspondente ao histograma especificado pelo parâmetro da distribuição no método, e nele as regiões vizinhas são então combinadas. O contraste especialmente em regiões homogêneas, pode ser limitado para evitar a amplificação de qualquer ruído que possa estar presente na imagem.

Os parâmetros que obtiveram melhor desempenho para o realce do disco óptico e dos exsudatos. Parâmetro '*NumTiles*', é o tamanho da região em pixels, especificado pela linha multiplicada coluna que o método irá atuar. Já o parâmetro '*ClipLimit*' é um escalar no intervalo de [0,1], que especifica o limite de realce no contraste, o valor utilizado foi '0,02', a medida que esse valor aumenta o desempenho do método piorava. Por fim, o parâmetro '*Distribution*' foi setado para '*exponential*', pois trabalha com histogramas curvos. Todo o código do método desenvolvido está presente no Apêndice A na Figura A.6.

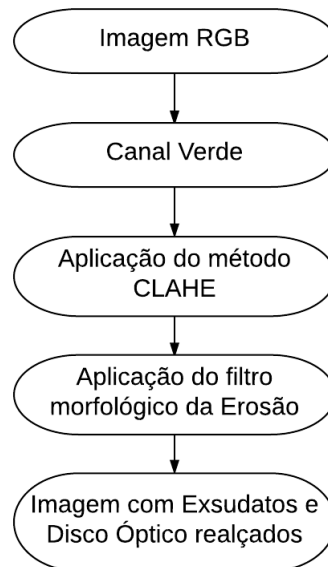
Na Figura 4.7 é representado os passos do método em 2 imagens distintas.

Figura 4.7 – Imagens de fundo do olho no espaço RGB e método CLAHE. (a) Imagem Original no espaço RGB. (b) Imagem com aplicação do método CLAHE. (c) Finalizado com processo de erosão. (d) Imagem Original no espaço RGB. (e) Imagem com aplicação do método CLAHE. (f) Finalizado com processo de erosão.



Na Figura 4.8 é ilustrado um diagrama apresentando todo o processo do algoritmo que utilizou o método CLAHE, com uma nova proposta de utilização da técnica da morfologia matemática da erosão.

Figura 4.8 – Diagrama do Algoritmo com CLAHE para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.



Após todas as etapas dos métodos apresentados, o resultado do pré-processamento passa pela etapa de binarização da imagem. Primeiramente é utilizada a função *graythresh*, que calcula um limite global no intervalo de $[0,1]$, para converter a imagem pré-processada em binária.

Com o limite definido é finalmente utilizado a função *im2bw* que converte a imagem em escala cinza para binária. A função recebe por parâmetro a imagem pré-processada e o limite global calculado anteriormente. A imagem de saída substitui todos os valores acima do limite para o pixel branco e os abaixo para o pixel preto.

A imagem pré-processada é binarizada, de maneira que possa ser possível aplicar o método de validação, onde é calculado através de 2 imagens binárias.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

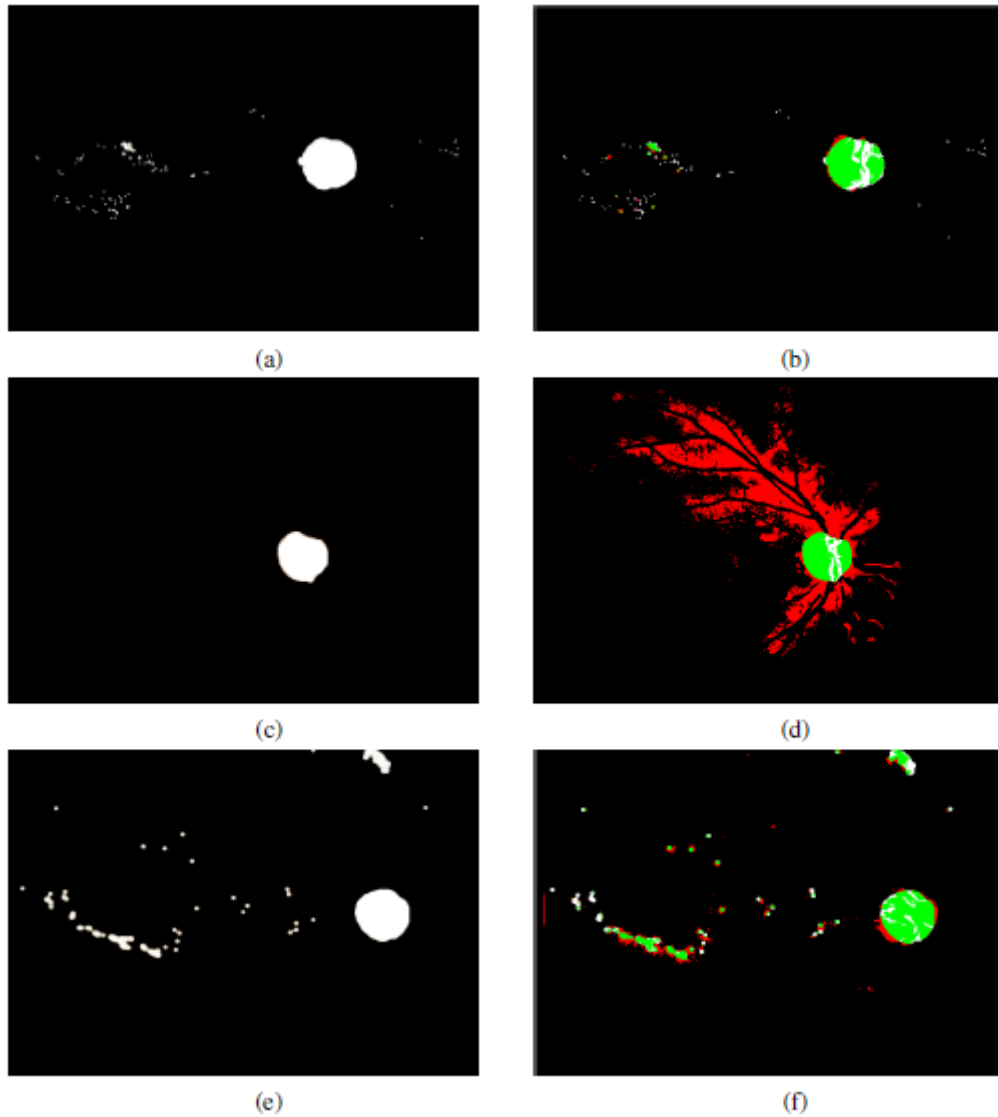
Neste Capítulo serão apresentados os resultados e discussões obtidos através da aplicação dos métodos de pré-processamento nas imagens de fundo do olho, de acordo com o modelo de validação da sensibilidade Equação 2.5 e especificidade Equação 2.6.

A validação contou com 30 imagens previamente selecionadas visando o maior grau de variância possível na iluminação, de forma a obter resultados expressivos referente as diferentes características presentes em uma imagem de fundo do olho. Dentre as imagens, algumas não apresentam as lesões do tipo exsudatos, estas foram selecionadas de forma a analisar como os métodos propostos se comportariam em diferentes situações.

O modelo de validação conta com uma imagem referência demarcada manualmente de cor branca a estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos a serem detectadas pelo algoritmo desenvolvido. O restante da imagem, *background*, é por convenção, de cor preta atribuída ao pixel o valor 0. Após a execução dos algoritmos é feita a transformação da imagem resultante para uma imagem binária de forma que possa ser comparada com a imagem referência.

A Figura 5.1 (a), (c) e (e) , ilustram as imagens demarcadas manualmente da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos. Já as Figuras (b), (d) e (f) 5.1 apresentam os resultados obtidos pelos métodos FAS, CLAHE e TOPHAT respectivamente. A marcação de cor branca, representa o que o método deveria identificar. Já cor verde, o que o método acertou na identificação. Por fim, a cor vermelha representa o que o método identificou e não devia identificar. Dentre as 30 imagens estas foram as identificadas com os melhores resultados nos seus respectivos métodos.

Figura 5.1 – Imagens de fundo do olho demarcadas manualmente e resultados dos métodos. (a) Imagem demarcada manualmente. (b) Imagem com resultado final do método FAS. (c) Imagem demarcada manualmente. (d) Imagem com resultado final do método CLAHE. (e) Imagem demarcada manualmente. (f) Imagem com resultado final do método TOPHAT.



As Tabelas 5.1, Tabela 5.2 e Tabela 5.3 representam os resultados das médias obtidos através do processamento dos algoritmos variando seu elemento estruturante nas 30 imagens selecionadas.

Tabela 5.1 – Resultados do algoritmo Utilizando o método FAS.

Elemento Estruturante	Sensitividade Média	Especificidade Média
1	14%	94%
5	12%	99%
10	14%	100%
15	19%	100%
20	24%	100%
25	27%	100%
60	41%	100%
100	48%	99%

Tabela 5.2 – Resultados do algoritmo Utilizando o método CLAHE.

Elemento Estruturante	Sensitividade Média	Especificidade Média
20	84%	55%
50	76%	76%
80	64%	91%
100	53%	96%
120	41%	99%
140	30%	99%
160	20%	100%
200	6%	100%

Tabela 5.3 – Resultados do algoritmo Utilizando o método TOPHAT.

Elemento Estruturante	Sensitividade Média	Especificidade Média
1	28%	73%
10	65%	89%
20	79%	85%
30	83%	79%
40	84%	77%
50	84%	75%
100	88%	66%
200	90%	49%

É possível observar que o algoritmo onde se utiliza o filtro morfológico denominado TOPHAT, com resultados presentes na Tabela 5.3. O elemento estruturante variando de 20 a 40 é onde se obteve os melhores resultados, levando em consideração tanto o modelo de validação da sensibilidade de Equação 2.6 como a especificidade de Equação 2.5.

O método FAS, com resultados presentes na Tabela 5.1, obteve grandes resultados no método de validação da especificidade com diferentes tamanhos para o elemento estruturante. Já se tratando da medida da sensibilidade o método não teve um bom desempenho no realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.

O método CLAHE, teve bons resultados na sensibilidade para o elemento estruturante de tamanho 20 e ótimos resultados para os 2 métodos de validação com o parâmetro de 50. A medida que o elemento estruturante vai aumentando a sensibilidade vai diminuindo, porém a especificidade melhora.

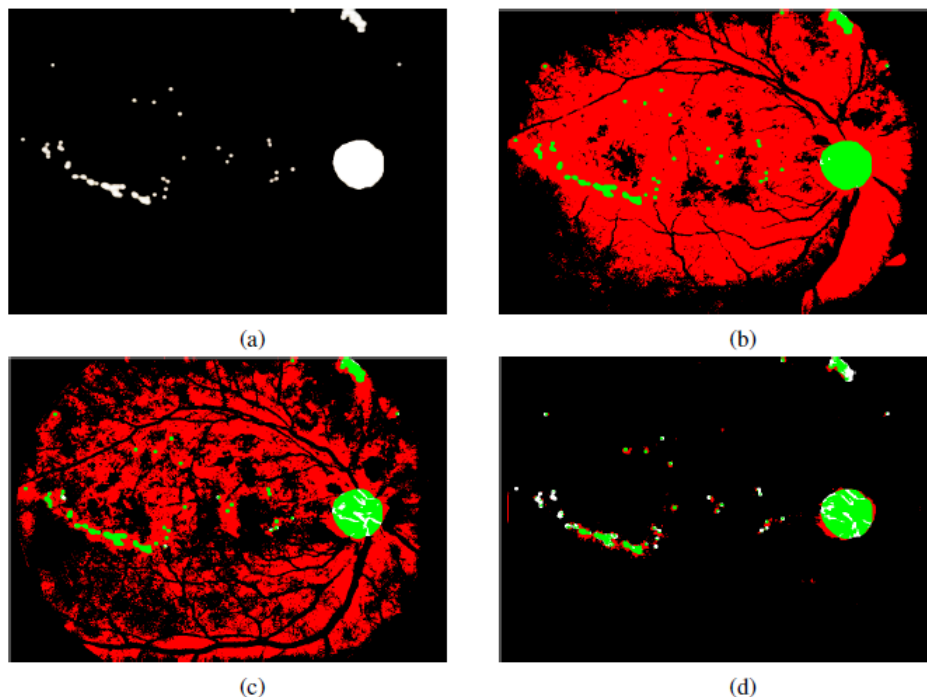
A Tabela 5.4 apresenta de maneira unificada o melhor resultado de cada método, os melhores resultados são considerados aqueles que visam a maior proximidade ao valor de 100% tanto em especificidade quanto em sensibilidade.

Tabela 5.4 – Melhores resultados de cada método.

Método	Elemento Estruturante	Sensibilidade Média	Especificidade Média
FAS	100	48%	99%
CLAHE	80	64%	91%
TOPHAT	40	84%	77%

Na Figura 5.2 é possível observar para uma mesma imagem o desempenho dos 3 métodos, demonstrando a efetividade do método TOPHAT presente na Figura 5.2 (d) em relação aos demais métodos. Os três métodos tiveram uma boa sensibilidade na imagem apresentada, porém o algoritmo do FAS e do CLAHE tiveram uma especificidade muito baixa, ou seja, detectou muitas regiões desnecessárias na imagem.

Figura 5.2 – Imagem de fundo do olho demarcada manualmente e resultados dos métodos. (a) Imagem demarcada manualmente. (b) Imagem com resultado final do método FAS. (c) Imagem com resultado final do método CLAHE. (d) Imagem com resultado final do método TOPHAT.



6 CONCLUSÃO

O trabalho desenvolvido buscou explorar as diferentes técnicas de pré-processamento de imagens de fundo do olho oriundas tanto da morfologia matemática quanto de métodos baseados em histogramas. O objetivo geral foi eleger um único método capaz de se adequar a diferentes cenários propostos.

No Capítulo do Estado da Arte buscou-se apresentar os algoritmos utilizados na fase de pré-processamento por diferentes autores, desde o espaço de cores utilizado até os métodos tais como: FAS, CLAHE e TOPHAT. Alguns trabalhos utilizaram apenas redes neurais para efetuar a classificação, não contendo uma fase de pré-processamento. Já na parte de validação dos métodos foram demonstrados tanto sensibilidade quanto a especificidade, além de trabalhos que medem apenas a acurácia dos métodos propostos.

O banco de imagens DIARETDB1, trouxe diferentes características de iluminações nas imagens do fundo do olho. Assim, é possível afirmar se houve uma validação eficiente no método para realce da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo exsudatos.

As imagens do banco utilizado sofreram um redimensionamento com o objetivo de diminuir seu tempo de processamento. É válido observar que podem ser adicionadas técnicas de processamento paralelo a fim de processar as imagens na sua dimensão original e otimizar os tempos de processamento.

Os três métodos utilizados de forma geral apresentaram bons resultados, porém existem limitações observadas no seu processo de validação, pois foi executado em um ambiente com variabilidade de características de iluminação presentes nas imagens de fundo do olho.

O processo de execução dos métodos contou com a variação do tamanho do elemento estruturante, visando melhores taxas no modelo de validação. Por meio desse processo foi possível observar como o método se comportava em relação as imagens selecionadas e realizar a seleção dos melhores resultados.

O método de pré-processamento que apresentou melhores resultados diante das variedades de características nas imagens de fundo do olho, foi o método oriundo da morfologia matemática TOPHAT com elemento estruturante de tamanho 40 com sensibilidade de 84% e especificidade de 74%.

Os melhores resultados apresentados pelo TOPHAT, ainda contém uma parcela a ser melhorada pelas próximas etapas de detecção da estrutura do disco óptico e das lesões do tipo

exsudatos, visando a maior proximidade do valor de 100% tanto em especificidade quanto em sensibilidade.

As pesquisas futuras buscam o refinamento do método, assim como as demais fases do processo, para finalmente detectar com precisão tanto a estrutura do disco óptico como as lesões do tipo exsudatos. Além de técnicas de processamento paralelo, visando um melhor desempenho computacional dos métodos.

REFERÊNCIAS

- CHAUHAN, M. K.; GULATI, R. Pre-processing of Retinal Image and Image Segmentation using OTSU Histogram. In: INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED INFORMATION SCIENCE AND TECHNOLOGY (IJAIST). **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014.
- DOUGHERTY, R.; LOTUFO, A. Hands-on Morphological Image Processing. In: SPIE TUTORIAL TEXTS IN OPTICAL ENGINEERING VOL. TT59. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2003.
- FACON, J. **Morfologia Matemática**. 1a edição.ed. [S.l.]: PUC Paraná, 1996.
- GARCIA, M. et al. Feature Extraction and Selection for the Automatic Detection of Hard Exudates in Retinal Images. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2007. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p.4969–4972.
- GERSTENBLITH, T.; RABINOWITZ, P. **Manual de Doenças Oculares do Wills Eye Hospital**. [S.l.]: Artmed, 2015.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing (3rd Edition)**. 3ª edição.ed. [S.l.]: Prentice-Hall, Inc., 2006.
- KAUPPI, T. et al. the DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol. In: BMVC. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2007. p.15.1–15.10. doi:10.5244/C.21.15.
- KAVITHA, D.; DEVI, S. S. Automatic detection of optic disc and exudates in retinal images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT SENSING AND INFORMATION PROCESSING, 2005., 2005. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2005. p.501–506.
- KOLAR, R. et al. Illumination correction and contrast equalization in colour fundus images. In: SIGNAL PROCESSING CONFERENCE, 2011 19TH EUROPEAN. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2011. p.298–302.
- MATLAB. **version 7.10.0 (R2010a)**. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc., 2010.
- NETO, M. F. V. **Processamento Digital de Imagens**. 1a edição.ed. [S.l.]: Brasport, 1999. ISBN 8574520098.

NIEMEIJER, M.; ABRAMOFF, M. D.; GINNEKEN, B. van. Automated localization of the optic disc and the fovea. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2008. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008. p.3538–3541.

PARK, M.; JIN, J. S.; LUO, S. Locating the Optic Disc in Retinal Images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS, IMAGING AND VISUALISATION (CGIV'06). **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. p.141–145.

SETIAWAN, A. W. et al. Color retinal image enhancement using CLAHE. In: ICT FOR SMART SOCIETY (ICISS), 2013 INTERNATIONAL CONFERENCE ON. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013. p.1–3.

SINTHANAYOTHIN, C. et al. Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. In: THE BRITISH JOURNAL OF OPHTHALMOLOGY. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1999. p.902–910.

SOLTANI, A. et al. Study of contour detection methods as applied on optic nerve's images for glaucoma diagnosis. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL, DECISION AND INFORMATION TECHNOLOGIES (CODIT), 2016. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.083–087.

SOPHARAK, A. et al. Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods. In: COMPUTERIZED MEDICAL IMAGING AND GRAPHICS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008. p.720–727.

SOPHARAK, A.; UYYANONVARA, B.; BARMAN, S. Automatic Exudate Detection from Non-dilated Diabetic Retinopathy Retinal Images Using Fuzzy C-means Clustering. **Sensors**, [S.l.], v.9, n.3, p.2148, 2009.

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**, [S.l.], v.21, n.10, p.1236–1243, Oct 2002.

WELFER, D. **Métodos computacionais para Identificar automaticamente estruturas da retina e quantificar a severidade do edema macular diabetico em imagens de fundo do olho.**

2011. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Código dos Métodos

Neste Apêndice serão apresentados os códigos dos métodos FAS, TOPHAT e CLAHE, utilizados no presente trabalho, assim como uma tabela contendo a relação das 30 imagens utilizadas do banco DIARETDB1 com seu índice original do banco de imagens.

A.1 Algoritmos dos Métodos

```

1      %Método de pré-processamento FAS
2      close all;
3      clear all;
4
5      fid = fopen('resultados_asf_100.txt','wt')
6      fprintf(fid,'ASF ES = 100 \n\n')
7      es = 10;
8      sensitivity_total = 0;
9      specificity_total = 0;
10
11     for ctrl=1:1 % 30 imagens do banco DIARETDB1
12         ctrl
13
14         pathbinaria = 'C:\Users\Saibt\Desktop\ground truth\binária\';
15         pathcolorida = 'C:\Users\Saibt\Desktop\ground truth\rezise\';
16
17         str = int2str(ctrl);
18
19         pathColorida = [pathcolorida,str,'.png'];
20         pathBinaria = [pathbinaria,str,'.png'];
21
22         a = imread(pathColorida); % a recebe imagem RGB
23         b = imread(pathBinaria); % b recebe a imagem demarcada manualmente
24         verde = a(:,:,2); % transformação para o espaço verde
25         se = mmsedisk(es); % criação do elemento estruturante em forma de disco
26         %figure,imshow(a); Mostra imagem no espaço RGB
27         asf = mmasf(verde,'oco',se,1); %aplicação do método ASF
28         %figure,imshow(asf)
29         subtrai = mmsubm(verde,asf);
30         Ip = subtrai + 150;
31         W = uint8(round(normalise(Ip(:,:,1))*255));
32
33         level = graythresh(W); % cálculo do graythresh para imagem pré-processada

```

Figura A.1 – Algoritmo FAS parte 1.

```

33 level = graythresh(W); % cálculo do graythresh para imagem pré-processada
34 level1 = graythresh(b); % cálculo do graythresh para imagem demarcar manualmente
35 detectada = im2bw(W,0.1);
36 figure,imshow(detectada);
37 referencia = im2bw(b,level1);
38
39 %Código abaixo referente ao método de validação
40 %de sensibilidade e especificidade do algoritmo
41 %figure,imshow(detectada);
42 subtrai = mmsubm(referencia,detectada);
43 %figure,imshow(subtrai);
44 dimension=size(detectada);
45 TP_region = mmbinary(mmintersac(detectada,referencia));
46 FN_region = mmbinary(mmsubm(referencia,TP_region));
47 FP_region = mmbinary(mmsubm(detectada,TP_region));
48
49 [dima dimb] = size(detectada);
50 empty_image = mmbinary(ones(dima,dimb));
51 TN_region = mmsubm(empty_image,detectada);
52 TN_region = mmsubm(TN_region,referencia);
53
54 %calculando as areas de TP
55 [labels, regioes] = bwlabel(TP_region);
56 s = regionprops(labels, 'Area');
57 sumTP=0;
58 for ctrl=1:regioes
59     TP = cat(1, s(ctrl).Area);
60     sumTP = sumTP+TP;
61 end
62 TP=sumTP
63 fprintf(fid,'TP %d\n',TP)
64
65 %calculando as areas de FN
66 [labels, regioes] = bwlabel(FN_region);
67 sumFN=0;
68 s = regionprops(labels, 'Area');
69 for ctrl=1:regioes
70     FN = cat(1, s(ctrl).Area);
71     sumFN = sumFN+FN;
72 end
73 FN = sumFN
74 fprintf(fid,'FN %d\n',FN)
75
76 %calculando as areas de FP
77 [labels, regioes] = bwlabel(FP_region);
78 s = regionprops(labels, 'Area');
79 sumFP=0;
80 for ctrl=1:regioes
81     FP = cat(1, s(ctrl).Area);
82     sumFP=sumFP+FP;
83 end
84 FP=sumFP
85 fprintf(fid,'FP %d\n',FP)
86
87 %calculando as areas de TN
88 [labels, regioes] = bwlabel(TN_region);
89 s = regionprops(labels, 'Area');
90 sumTN=0;
91 for ctrl=1:regioes
92     TN = cat(1, s(ctrl).Area);
93     sumTN=sumTN+TN;
94 end
95 TN=sumTN
96 fprintf(fid,'TN %d\n',TN)
97 sensitivity = TP/(TP+FN)

```

Figura A.2 – Algoritmo FAS parte 2.

```
98     fprintf(fid, 'sensitivity %f\n', sensitivity)
99
100     %evita NaN
101     if( (TP==0) && (FP==0))
102         predictive=0;
103     else
104         predictive = TP/(TP+FP);
105     end
106
107     specificity = TN/(TN+FP)
108     fprintf(fid, 'specificity %f\n\n', specificity)
109
110     sensitivity_total = sensitivity + sensitivity_total
111     specificity_total = specificity + specificity_total
112
113 end
114 sensitivity_media = sensitivity_total/30;
115 specificity_media = specificity_total/30;
```

Figura A.3 – Algoritmo FAS parte 3.

```

1  %Método de pré-processamento TOPHAT
2  close all;
3  clear all;
4
5  fid = fopen('resultados_asf_100.txt','wt')
6  fprintf(fid,'ASF ES = 100 \n\n')
7  es = 70;
8  sensitivity_total = 0;
9  specificity_total = 0;
10
11  for ctrl=5:5
12      ctrl
13
14      pathbinaria = 'C:\Users\Saibt\Desktop\ground truth\binária\';
15      pathcolorida = 'C:\Users\Saibt\Desktop\ground truth\rezise\';
16
17      str = int2str(ctrl);
18
19      pathColorida = [pathcolorida,str,'.png'];
20      pathBinaria = [pathbinaria,str,'.png'];
21
22      a = imread(pathColorida);
23      b = imread(pathBinaria);
24      %figure,imshow(a)
25      verde = a(:,:,2);
26      se = mmsedisk(es);
27      t = mmclosest(verde,mmsebox(se));
28      subtrai = mmsubm(verde,t);
29      W = uint8(round(normalise(subtrai(:,:,1))*255));
30      figure,imshow(t)
31      figure,imshow(subtrai)
32
33      level = graythresh(W);
34      level1 = graythresh(b);
35      detectada = im2bw(W,level);
36      figure,imshow(detectada)
37      referencia = im2bw(b,level1);
38
39
40      %figure,imshow(detectada);
41      subtrai = mmsubm(referencia,detectada);
42      %figure,imshow(subtrai);
43      dimension=size(detectada);
44      TP_region = mmbinary(mmintersec(detectada,referencia));
45      FN_region = mmbinary(mmsubm(referencia,TP_region));
46      %figure;mmshow(FN_region);title('False Negative'); truesize;
47      FP_region = mmbinary(mmsubm(detectada,TP_region));
48      %figure;mmshow(FP_region);title('False Positive'); truesize;
49
50      [dima dimb] = size(detectada);
51      empty_image = mmbinary(ones(dima,dimb));
52      TN_region = mmsubm(empty_image,detectada);
53      TN_region = mmsubm(TN_region,referencia);
54
55      %calculando as areas de TP
56      [labels, regioes] = bwlabel(TP_region);
57      s = regionprops(labels, 'Area');
58      sumTP=0;
59      for ctrl=1:regioes
60          TP = cat(1, s(ctrl).Area);
61          sumTP = sumTP+TP;
62      end
63      TP=sumTP
64      fprintf(fid,'TP %d\n',TP)
65
66      %calculando as areas de FN

```

Figura A.4 – Algoritmo TOPHAT parte 1.

```

66     %calculando as areas de FN
67     [labels, regioes] = bwlabel(FN_region);
68     sumFN=0;
69     s = regionprops(labels, 'Area');
70     for ctrl=1:regioes
71         FN = cat(1, s(ctrl).Area);
72         sumFN = sumFN+FN;
73     end
74     FN = sumFN
75     fprintf(fid, 'FN %d\n', FN)
76
77     %calculando as areas de FP
78     [labels, regioes] = bwlabel(FP_region);
79     s = regionprops(labels, 'Area');
80     sumFP=0;
81     for ctrl=1:regioes
82         FP = cat(1, s(ctrl).Area);
83         sumFP=sumFP+FP;
84     end
85     FP=sumFP
86     fprintf(fid, 'FP %d\n', FP)
87
88     %calculando as areas de TN
89     [labels, regioes] = bwlabel(TN_region);
90     s = regionprops(labels, 'Area');
91     sumTN=0;
92     for ctrl=1:regioes
93         TN = cat(1, s(ctrl).Area);
94         sumTN=sumTN+TN;
95     end
96     TN=sumTN
97     fprintf(fid, 'TN %d\n', TN)
98     sensitivity = TP / (TP+FN)
99     fprintf(fid, 'sensitivity %f\n', sensitivity)
100
101     %evita NaN
102     if( (TP==0) && (FP==0) )
103         predictive=0;
104     else
105         predictive = TP / (TP+FP);
106     end
107
108     specificity = TN / (TN+FP)
109     fprintf(fid, 'specificity %f\n\n', specificity)
110
111     sensitivity_total = sensitivity + sensitivity_total
112     specificity_total = specificity + specificity_total
113
114 end
115 sensitivity_media = sensitivity_total/30;
116 specificity_media = specificity_total/30;

```

Figura A.5 – Algoritmo TOPHAT parte 2.

```

1  %Método de pré-processamento CLAHE
2  close all;
3  clear all;
4  fid = fopen('resultados200.txt','wt')
5  fprintf(fid,'CLAHE ES = 50 \n\n')
6  sensitivity_total = 0;
7  specificity_total = 0;
8  for ctrl=23:24
9      ctrl
10
11     pathbinaria = 'C:\Users\Saibt\Desktop\ground truth\binária\';
12     pathcolorida = 'C:\Users\Saibt\Desktop\ground truth\rezise\';
13
14     str = int2str(ctrl);
15
16     pathColorida = [pathcolorida,str,'.png'];
17     pathBinaria = [pathbinaria,str,'.png'];
18
19     a = imread(pathColorida);
20     b = imread(pathBinaria);
21     verde = a(:,:,2);
22
23     A = adapthisteq(verde,'clipLimit',0.02,'NumTiles',[20 20],'Distribution','exponential');
24     y = mmero(A,50);
25     level = graythresh(y);
26     level1 = graythresh(b);
27     detectada = im2bw(y,level);
28     referencia = im2bw(b,level1);
29     subtrai = mmsubm(referencia,detectada);
30     dimension=size(detectada);
31     TP_region = mmbinary(mmintersec(detectada,referencia));
32     FN_region = mmbinary(mmsubm(referencia,TP_region));
33     %figure;mmshow(FN_region);title('False Negative'); truesize;
34     FP_region = mmbinary(mmsubm(detectada,TP_region));
35     %figure;mmshow(FP_region);title('False Positive'); truesize;
36
37     [dima dimb] = size(detectada);
38     empty_image = mmbinary(ones(dima,dimb));
39     TN_region = mmsubm(empty_image,detectada);
40     TN_region = mmsubm(TN_region,referencia);
41     %figure;mmshow(TN_region,detectada,referencia);title('TN_region,detectada,referencia'); truesize;
42
43     %calculando as areas de TP
44     [labels, regioes] = bwlabel(TP_region);
45     s = regionprops(labels, 'Area');
46     sumTP=0;
47     for ctrl=1:regioes
48         TP = cat(1, s(ctrl).Area);
49         sumTP = sumTP+TP;
50     end
51     TP=sumTP
52     fprintf(fid,'TP %d\n',TP)
53
54     %calculando as areas de FN
55     [labels, regioes] = bwlabel(FN_region);
56     sumFN=0;
57     s = regionprops(labels, 'Area');
58     for ctrl=1:regioes
59         FN = cat(1, s(ctrl).Area);
60         sumFN = sumFN+FN;
61     end
62     FN = sumFN
63     fprintf(fid,'FN %d\n',FN)
64
65     %calculando as areas de FP
66     [labels, regioes] = bwlabel(FP_region);

```

Figura A.6 – Algoritmo CLAHE parte 1.

```

67 - s = regionprops(labels, 'Area');
68 - sumFP=0;
69 - for ctrl=1:regioes
70 -     FP = cat(1, s(ctrl).Area);
71 -     sumFP=sumFP+FP;
72 - end
73 - FP=sumFP
74 - fprintf(fid, 'FP %d\n', FP)
75 -
76 - %calculando as areas de TN
77 - [labels, regioes] = bwlabel(TN_region);
78 - s = regionprops(labels, 'Area');
79 - sumTN=0;
80 - for ctrl=1:regioes
81 -     TN = cat(1, s(ctrl).Area);
82 -     sumTN=sumTN+TN;
83 - end
84 - TN=sumTN
85 - fprintf(fid, 'TN %d\n', TN)
86 - sensitivity = TP/(TP+FN)
87 - fprintf(fid, 'sensitivity %f\n', sensitivity)
88 -
89 - %evita NaN
90 - if( (TP==0) && (FP==0) )
91 -     predictive=0;
92 - else
93 -     predictive = TP/(TP+FP);
94 - end
95 -
96 - specificity = TN/(TN+FP)
97 - fprintf(fid, 'specificity %f\n\n', specificity)
98 -
99 - sensitivity_total = sensitivity + sensitivity_total
100 - specificity_total = specificity + specificity_total
101 -
102 - if(ctrl == 30)
103 -     sensitivity_media = sensitivity_total/30;
104 -     specificity_media = specificity_total/30;
105 - end
106 - end
107 - sensitivity_media = sensitivity_total/30;
108 - specificity_media = specificity_total/30;

```

Figura A.7 – Algoritmo CLAHE parte 2.

A.2 Banco de Imagens DIARETDB1

Na Tabela A.1 é apresentada as 30 imagens utilizadas do banco de imagens DIARETDB1, bem como a ocorrência de exsudatos na imagem ou não.

Número da Imagem	Índice da imagem no Banco de Imagens DIARETDB1	Ocorrência de lesões do tipo exsudatos
Imagem 01	Imagem 001	Com
Imagem 02	Imagem 004	Com
Imagem 03	Imagem 005	Com
Imagem 04	Imagem 006	Sem
Imagem 05	Imagem 007	Com
Imagem 06	Imagem 013	Com
Imagem 07	Imagem 014	Com
Imagem 08	Imagem 015	Com
Imagem 09	Imagem 016	Com
Imagem 10	Imagem 018	Com
Imagem 11	Imagem 019	Com
Imagem 12	Imagem 023	Com
Imagem 13	Imagem 024	Com
Imagem 14	Imagem 025	Com
Imagem 15	Imagem 037	Sem
Imagem 16	Imagem 039	Sem
Imagem 17	Imagem 040	Sem
Imagem 18	Imagem 041	Sem
Imagem 19	Imagem 042	Sem
Imagem 20	Imagem 056	Sem
Imagem 21	Imagem 059	Sem
Imagem 22	Imagem 064	Sem
Imagem 23	Imagem 065	Com
Imagem 24	Imagem 070	Sem
Imagem 25	Imagem 071	Sem
Imagem 26	Imagem 072	Sem
Imagem 27	Imagem 084	Sem
Imagem 28	Imagem 085	Sem
Imagem 29	Imagem 088	Sem
Imagem 30	Imagem 089	Sem

Tabela A.1 – 30 Imagens utilizadas com seus índices do banco DIARETDB1 e ocorrência de lesões do tipo exsudatos ou não.