

ANÁLISE DO USO DE DIFERENTES BANDAS DE CORES NA DETECÇÃO DA MÁCULA EM IMAGENS DE RETINA

JOSÉ O. LINS* , RODRIGO M. S. VERAS[†] , LUIS H. S. VOGADO[‡] KELSON R. T. AIRES[§] , VINICIUS P. MACHADO[¶] , JAILSON N. LEOCADIO^{||}

*Universidade Federal do Piauí
Teresina, Piauí, Brasil

Email: joselinsneto182@hotmail.com, rveras@ufpi.edu.br, lhvogado@gmail.com, kelson@ufpi.edu.br, vinicius@ufpi.edu.br, jailsonleocadio@gmail.com

Abstract— Macula is the retinal region responsible for the colored vision. In the literature, several proposals of macular detection algorithms are analyzed, although there is no agreement about which color band is the best for its segmentation. The study evaluates the relevance of the information contained in different color bands for macular detection algorithms. In this study, five algorithms of macular detection in *fundus* image, obtained from three databases: DRIVE, ARIA, MESSIDOR, were executed. *Fundus* images in five different color bands were used, such as R and G of RGB color model, a fusion of R and G, the gray scale image and S color band of HSV color model. The best color band to locate the macula was determined. A 99,38% hit rate in G color band using (Liu et al., 1997) algorithm for MESSIDOR database were obtained.

Keywords— Color band, Fused color band, *Fundus* image, Macula, Segmentation, Macular detection.

Resumo— A mácula é a região da retina responsável pela visão colorida. Várias algoritmos de detecção de mácula foram propostos, contudo não há consenso acerca da melhor banda de cor para sua segmentação. Avalia-se a relevância da informação contida em diferentes bandas de cores para algoritmos de detecção macular. Aborda-se cinco algoritmos de detecção de mácula em imagens de fundo de olho obtidas de três bases: DRIVE, ARIA e MESSIDOR. Para isso, utilizou-se imagens de fundo de olho em cinco diferentes bandas de cores, são elas: R e G do modelo de cores RGB, uma fusão entre R e G, a imagem em níveis de cinza e a banda S do modelo de cores HSV. Determina-se qual a melhor banda de cor para a localização da mácula. Obteve-se uma taxa de acerto de 99,38% na banda G para o algoritmo de (Liu et al., 1997) na base MESSIDOR.

Palavras-chave— Banda de cor, Fusão de banda de cor, Imagens de fundo de olho, Mácula, Segmentação, Detecção de mácula.

1 Introdução

No campo oftalmológico, em particular o exame de fundo de olho, muitas características patológicas são pouco visíveis a olho nu, por este motivo sua localização exige muita experiência e concentração dos médicos, razão pela qual diagnósticos podem divergir entre profissionais e podem ser influenciados pelo grau de fadiga dos mesmos.

Programas de computadores podem ajudar no exame de fundo de olho facilitando a localização de características patológicas, tornando este procedimento menos exaustivo e menos dependente da experiência do médico. Além disso, podem ser usados como ferramenta de triagem. A velocidade na obtenção de resultados tornaria os mutirões médicos mais abrangentes.

A análise de imagens de fundo de olho é um dos métodos de detecção para doenças oculares (Tang et al., 2013). Com notável importância para a visão, a mácula é responsável pela visão central, em que a imagem é mais nítida e rica em detalhes. Além disso, no centro da mácula está a fóvea, região com grande concentração de cones, que são as células fotorreceptoras responsáveis pela visão colorida.

As células fotorreceptoras tem por função captar um estímulo luminoso e, a partir dele, gerar um estímulo nervoso, este será direcionado ao cé-

rebro, onde a informação da imagem será processada. Por esse motivo, uma doença que atinge a mácula pode impedir ou dificultar a captação do estímulo luminoso. Deste modo, a informação da imagem pode chegar de forma incompleta ou até mesmo não chegar ao cérebro, causando cegueira parcial ou total. Podemos concluir que a localização correta da mácula em algoritmos de diagnóstico de doenças oculares é imprescindível para a determinação da gravidade de uma doença.

2 Trabalhos Relacionados

Na literatura existem vários métodos de detecção de mácula, porém, frequentemente, há uma divergência entre autores a respeito de qual banda de cor deve ser utilizada para essa função (Liu et al., 1997; Sagar et al., 2007; Tan et al., 2009; Sekhar et al., 2011; Veras et al., 2014). Este artigo tem como objetivo avaliar a qualidade da informação contida em diferentes bandas de cores (ou fusões delas) para algoritmos de detecção de mácula. Ao final deste artigo recomenda-se o uso de uma banda de cor e uma fusão de bandas de cores para trabalhos futuros, ao mesmo tempo em que se desencoraja a utilização daquelas bandas de cores que foram pouco exitosas.

Para avaliação de qual banda de cor apresenta maior contribuição na resolução do problema de

localização da mácula, foram implementados 5 algoritmos diferentes (Liu et al., 1997; Sagar et al., 2007; Tan et al., 2009; Sekhar et al., 2011; Veras et al., 2014). Esses algoritmos foram selecionados por utilizarem a definição de uma região de interesse (ROI - *Region Of Interest*), região de possível localização da mácula, como um passo anterior à busca pelo centro da mácula, uma vez que algoritmos que utilizam dessa estratégia tem obtido melhores resultados (Schwartz and Loewenstein, 2015).

Os algoritmos implementados podem ser descritos em 6 etapas comuns, sendo uma delas opcional: localização do centro do Disco Óptico (DO), determinação do tamanho do DO, definição da ROI, segmentação de vasos sanguíneos (opcional), localização do centro da mácula e classificação do resultado. Implementou-se, no escopo deste artigo, unicamente a etapa de detecção da mácula. O sucesso obtido pelo algoritmo em cada uma dessas etapas depende largamente da banda de cor utilizada. Na literatura podemos encontrar algoritmos que usam diferentes bandas de cores em diferentes etapas, a fim de maximizar o sucesso obtido (Liu et al., 1997; Sagar et al., 2007; Tan et al., 2009).

Cada algoritmo aplica técnicas computacionais particulares para determinação do centro da mácula, como: limiarização, morfologia matemática, consideração de informações contidas na vizinhança e clusterização. A utilização de algoritmos que implementam diferentes técnicas de detecção de mácula se faz necessária, uma vez que busca-se encontrar uma banda de cor que mantenha bons resultados independente da técnica aplicada.

A busca pela região referente a mácula é guiada por características anatômicas do olho, os diferentes algoritmos implementados podem divergir em quais características foram utilizadas como guia, dentre elas podemos citar: a mácula tem, aproximadamente, metade do tamanho do DO, é uma região com poucos vasos sanguíneos e está a uma distância de aproximadamente 2,5 diâmetros de disco (DD) do centro do DO.

No escopo deste artigo as etapas de localização do DO e determinação de seu tamanho foram suprimidas. Ao invés de obter esses dados por um processo computacional, utilizou-se dados fornecidos pelo médico, ou seja, as coordenadas e tamanho reais. O objetivo é diminuir a influência das etapas que precedem a detecção de mácula e torná-la cada vez mais dependente, unicamente, da banda de cor escolhida.

Mantendo a linha de raciocínio, determinou-se a ROI a partir do dado de coordenadas reais da mácula, também fornecido por um médico, para fazer um recorte de um quadrado de lado 2DD centralizado na mácula, a fim de tornar a detecção de mácula independente do método de seleção da ROI. O mesmo ocorre para a etapa de segmenta-

ção de vasos sanguíneos, que utiliza uma máscara que mapeia *pixels* referentes a vasos sanguíneos, quando fornecido pela base de imagens.

A Figura 1 apresenta um diagrama das etapas para definição do centro da mácula. Os dados de coordenadas do DO e seu diâmetro, foram obtidos da base de imagens e são utilizados para traçar a circunferência branca na segunda imagem do diagrama; a partir do centro da mácula (fornecido pela base de imagens) utilizando-se o diâmetro do DO, marca-se o quadrado de lado 2DD centralizado na mácula, originando a terceira imagem; um corte da ROI, ou seja, a região marcada em forma de quadrado na terceira imagem, gera a quarta imagem do diagrama; selecionada uma das bandas de cores, obtém-se a quinta imagem; e por fim um dos cinco algoritmos de detecção de mácula é executado, obtendo como saída a última imagem, em que a circunferência preta marca o centro e tamanho da mácula no dado de referência, ou seja, determinados pelo especialista, e a circunferência branca define o centro e tamanho da mácula encontrados pelo algoritmo.

Todos os algoritmos implementados utilizam os mesmos dados de referência como entrada: localização do DO, tamanho do DO e localização da mácula. Utilizou-se o último dado em dois momentos, o primeiro momento refere-se a determinação da ROI e o segundo momento para cálculo da distância entre a coordenada obtida computacionalmente e a coordenada real da mácula, como descreveu-se na Seção 3.3.

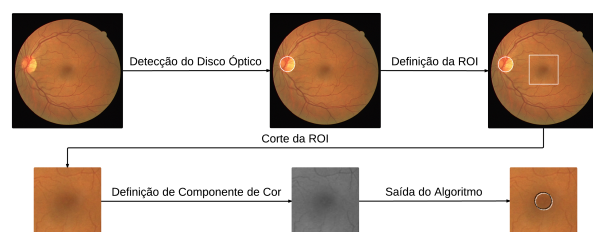


Figura 1: Exemplo de etapas de um algoritmo de detecção de mácula.

Este artigo tem por objetivo definir qual banda de cor será utilizada na 5ª etapa do *pipeline* apresentado na Figura 1, a fim de obter-se o melhor resultado comparativo, entre a coordenada determinada pelo algoritmo e a coordenada real da mácula, ilustrado na 6ª etapa do *pipeline*. Para isso, utilizou-se 3 bases de imagens: DRIVE, ARIA e MESSIDOR, apesar de existirem outras bases de imagens, estas foram as únicas que continham todas as informações necessárias para avaliação dos resultados dos algoritmos.

3 Materiais e Métodos

3.1 Banco de Imagens

A base de imagens DRIVE (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*) consiste em 40 fotografias de fundo de olho, das quais 5 delas não foi possível, visualmente, detectar a fóvea, e por este motivo foram excluídas. As imagens foram capturadas em formato digital por uma câmera não midriática Canon CR5 3CCD com um campo de vista de 45°. Estas imagens possuem dimensões de 768 x 584 *pixels*, utilizam oito bits por canal de cor e estão no formato TIFF.

A base de imagens ARIA (*Automated Retinal Image Analysis*) possui um total de 116 imagens, sendo 61 de retinas saudáveis e 55 de retinas com alguma patologia. As imagens da base ARIA foram obtidas de uma câmera Zeiss FF450+ sob o formato JPG e utilizam 8 bits por canal de cor. A base ARIA possui ainda uma vasta diversidade de patologias nas imagens e grandes variações de luminosidade, o que aumenta a dificuldade no desenvolvimento de algoritmos robustos para detecção do DO e da fóvea.

A base de imagens MESSIDOR (*Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology*) foi criada pelo Ministério Francês da Pesquisa e Defesa com o objetivo de facilitar estudos para diagnóstico de retinopatia diabética auxiliado por computador. Esta base é composta por um total de 1200 imagens capturadas com a câmera de vídeo TopCon TRC-NWC com uma angulação de 45° com relação ao campo de visão e possuem 8 bits por canal de cor, sendo que 800 imagens apresentam dilatação de pupila e outras 400 não.

As imagens estão divididas em três conjuntos de dados, um conjunto para cada hospital de oftalmologia, e possuem dimensões de 1440 x 960, 2240 x 1488 e 2304 x 1536 *pixels*. Para cada imagem, os médicos especialistas forneceram os diagnósticos para a retinopatia diabética e para o risco de edema macular. Porém, não há informações da quantidade e localização das lesões. No total a base possui 660 imagens de retinas saudáveis e 540 de retinas com patologia. Neste artigo, as 1130 imagens da base MESSIDOR foram utilizadas nos testes dos algoritmos de detecção de mácula.

3.2 Canais de cores avaliados

Utilizou-se dois modelos de cores: RGB e HSV, deste modo, os termos banda G e banda R referem-se ao modelo de cores RGB, enquanto banda V refere-se ao modelo de cores HSV. De acordo com (Liu et al., 1997), os vasos sanguíneos apresentam-se saturados na banda R. Além disso, (Sagar et al., 2007) e (Sekhar et al., 2011) concordam que a banda G tem o melhor contraste entre

artefatos e o fundo do olho como afirma (Sagar et al., 2007; Sekhar et al., 2011). Uma combinação entre as bandas G e R (Equação 2) busca unir a característica dos *pixels* pertencentes a vasos sanguíneos aparecerem saturados na banda R, mantendo, em parte, o contraste entre artefatos e o fundo do olho verificado na banda G. Nas imagens em níveis de cinza, definidas pela Equação 1, embora exista um menor contraste entre artefatos e fundo do olho, ainda há um contraste maior do que aquele apresentado pela banda R. A mácula apresenta-se como a região mais escura na maioria das imagens na banda V, por ser uma região de pouco brilho. Por essa razão, este artigo avalia as bandas R, G e V, mas também as combinações dadas pelas Equações 1 e 2. As Equações 1 e 2 foram usadas em (Tan et al., 2009; Veras et al., 2014), respectivamente.

$$Y = 0,299R + 0,5876G + 0,114B \quad (1)$$

$$D = 0,5R + 0,5G \quad (2)$$

3.3 Método de Avaliação de Desempenho

(Veras et al., 2013) apresentam uma metodologia para avaliar a performance dos métodos de detecção de mácula em que três *status* foram definidos para os resultados: sucesso, satisfatório e falha.

Para definir a qual dos *status* pertence uma saída de um algoritmo, (Veras et al., 2013) compararam as coordenadas obtidas computacionalmente (x_E, y_E) com o par de coordenadas real do centro da mácula (x_M, y_M). Definiu-se como sucesso na determinação do centro da mácula, saídas cujo valor da distância euclidiana entre as coordenadas (x_E, y_E) e (x_M, y_M) for menor ou igual a 0,25 vezes o tamanho do diâmetro do disco óptico (0,25DD), como definido na Equação 3. Um resultado satisfatório ocorre quando a distância euclidiana está entre 0,25DD e 1DD, segundo a Equação 4. Para valores de distância que superam 1DD a saída do algoritmo é rotulada como falha.

$$\sqrt{(x_M - x_E)^2 + (y_M - y_E)^2} \leq 0,25DD \quad (3)$$

$$0,25DD < \sqrt{(x_M - x_E)^2 + (y_M - y_E)^2} \leq 1DD \quad (4)$$

No exemplo da Figura 2 a circunferência branca demarca o limite de 0,25DD, enquanto a circunferência preta demarca o limite de 1DD. Quando as coordenadas da mácula, definida pelo algoritmo avaliado, estão dentro da circunferência branca temos um caso de sucesso, aqueles que estão entre a circunferência branca e a preta são satisfatórios, enquanto os que estão fora da circunferência preta são avaliados como falha.

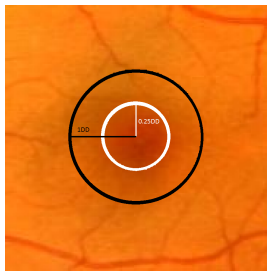


Figura 2: Método de avaliação dos resultados algorítmicos definido por *status*.

4 Metodologias na Literatura Avaliadas

Em (Liu et al., 1997) banda de cor R foi escolhida para a detecção da mácula, devido ao fato dos vasos sanguíneos estarem saturados nesta banda. Após a definição da ROI, a segmentação da mácula é feita através de uma busca pela região mais escura e que tenha tamanho de aproximadamente 0,5 DD. Encontrada a região que satisfaça essa característica, o centro da mácula é definido como o seu centróide.

O algoritmo de detecção de mácula de (Sagar et al., 2007) utiliza a banda G do modelo de cores RGB, além disso, aplica a detecção de vasos sanguíneos para removê-los da ROI e não influenciarem no resultado da segmentação da mácula. A detecção da mácula começa com uma busca e agrupamento dos 1% *pixels* de menor intensidade, o maior *cluster* será considerado a mácula, cujo centro será definido como o centróide deste agrupamento.

Em seu método (Tan et al., 2009), utilizam a imagem em níveis de cinza (Equação 1) para segmentação da mácula. Os *pixels* da ROI são ordenados em ordem crescente de intensidade, e inicia-se um *loop* de detecção da mácula definido em quatro passos, em que: o primeiro passo seleciona a menor intensidade após a sequência de zeros, caso existam; no segundo passo, define-se uma janela centralizada nos *pixels* selecionados no passo anterior para cada coordenada não agrupada (em caso de coordenadas agrupadas toma-se a mediana como representante do *cluster*); no passo seguinte, seleciona-se a janela de menor média; e por fim, verifica-se se a mácula foi definida com sucesso, caso contrário reinicia-se o *loop* escolhendo a próxima intensidade.

O método de detecção de mácula de (Sekhar et al., 2011) usa a banda G do modelo RGB, devido ao contraste entre vasos sanguíneos e plano de fundo. Após definir a ROI, um limiar adaptativo e uma operação morfológica de abertura são aplicados, até que a região segmentada não corresponda a mais do que 80% da área do DO. Por fim, o centro da mácula é identificado como o centróide desta região.

O algoritmo de (Veras et al., 2014) utiliza a

fusão das bandas R e G do modelo de cores RGB (Equação 2) e a segmentação de vasos sanguíneos para a detecção de mácula. Utiliza-se uma matriz binária da ROI, onde os *pixels* pertencentes a vasos sanguíneos recebem o valor 1. O método de detecção macular consiste em deslocar uma janela de tamanho 0,25DD nas duas matrizes: binária e na imagem da ROI na banda selecionada. Na primeira o somatório de *pixels* é calculado, em seguida, determinam-se as janelas com as três menores somas; a segunda imagem é utilizada para calcular a média de intensidades de cada janela selecionada no passo anterior, e por fim o centro da mácula é definido como o centróide da janela de menor média.

5 Resultados e Discussões

A Tabela 1, 2 e 3 apresentam os resultados obtidos nos testes para cada base de imagens, em que R e G representam as bandas de cores do modelo de cores RGB, V representa a banda de cor do modelo de cores HSV, enquanto Y e D são as imagens geradas pela combinação de bandas segundo as Equações 1 e 2, respectivamente. O símbolo (*) acompanha a letra que representa a banda de cor utilizada originalmente pelo algoritmo de cada método. Avaliando unicamente o algoritmo de detecção de mácula de cada método, observamos que: o algoritmo de (Liu et al., 1997), não obteve maior sucesso na sua banda de cor original em nenhuma das bases, (Sagar et al., 2007) nas bases DRIVE e MESSIDOR, (Tan et al., 2009) apenas na base ARIA, (Sekhar et al., 2011) na base DRIVE, por fim (Veras et al., 2014) não apresentou melhor desempenho na banda original em nenhuma das bases.

A Tabela 4 mostra uma comparação entre os resultados obtidos neste artigo e aqueles apresentados em (Veras et al., 2014), para cada um dos algoritmos utilizados. Os valores apresentados em (Veras et al., 2014) correspondem a taxa de sucesso de cada algoritmo, utilizando a banda de cor original do método e incluindo todas as 6 etapas, são elas: localização do centro do Disco Óptico (DO), determinação do tamanho do DO, definição de uma ROI, segmentação de vasos sanguíneos (opcional), localização do centro da mácula e classificação do resultado. Além disso, em (Veras et al., 2014) a base imagens de testes inclui todas as imagens de todas as bases (DRIVE, ARIA e MESSIDOR). A primeira coluna da Tabela apresenta os resultados obtidos em (Veras et al., 2014). De forma semelhante utilizou-se uma base de testes composta por todas as bases de imagens e obteve-se a taxa de sucesso de cada algoritmo nas diferentes bandas de cores avaliadas neste artigo, a maior taxa de sucesso é apresentada na segunda coluna.

A grande diferença entre as taxas de sucesso

Tabela 1: Resultados da avaliação dos métodos na base DRIVE (35 imagens).

	Sucesso	Satisfatório	Falha
Liu et al. %			
R*	91,43	5,71	2,86
G	97,14	0,00	2,86
D	97,14	0,00	2,86
Y	97,14	0,00	2,86
V	91,43	5,71	2,86
Sagar et al. %			
R	88,57	8,57	2,86
G*	97,14	0,00	2,86
D	97,14	0,00	2,86
Y	97,14	0,00	2,86
V	91,43	5,71	2,86
Tan et al. %			
R	74,28	22,86	2,86
G	88,57	8,57	2,86
D	65,71	31,43	2,86
Y*	80,00	17,14	2,86
V	74,28	22,86	2,86
Sekhhar et al. %			
R	94,28	2,86	2,86
G*	97,14	0,00	2,86
D	94,28	2,86	2,86
Y	94,28	2,86	2,86
V	94,28	2,86	2,86
Veras et al. %			
R	45,71	54,29	0,00
G	57,14	40,00	2,86
D*	54,28	42,86	2,86
Y	57,14	40,00	2,86
V	45,71	54,29	0,00

Tabela 2: Resultados da avaliação dos métodos na base ARIA (116 imagens).

	Sucesso	Satisfatório	Falha
Liu et al. %			
R*	56,03	14,66	29,31
G	73,28	4,31	22,41
D	66,38	8,62	25,00
Y	74,14	2,59	23,27
V	56,90	13,79	29,31
Sagar et al. %			
R	52,59	12,93	34,48
G*	64,65	3,45	31,90
D	60,35	9,48	30,17
Y	67,24	3,45	29,31
V	22,41	12,07	65,52
Tan et al. %			
R	36,21	25,86	37,93
G	54,31	6,03	39,66
D	40,52	26,72	32,76
Y*	56,90	10,34	32,76
V	36,21	25,86	37,93
Sekhhar et al. %			
R	31,90	37,07	31,03
G*	28,45	34,48	37,07
D	31,90	39,65	28,45
Y	31,03	39,66	29,31
V	32,76	36,21	31,03
Veras et al. %			
R	50,86	25,86	23,28
G	54,31	21,55	24,14
D*	52,59	24,14	23,27
Y	54,31	20,69	25,00
V	50,86	25,86	23,28

Tabela 3: Resultados da avaliação dos métodos na base MESSIDOR (1130 imagens).

	Sucesso	Satisfatório	Falha
Liu et al. %			
R*	84,95	6,11	8,94
G	99,38	0,09	0,53
D	93,45	1,51	5,04
Y	98,23	0,18	1,59
V	84,95	6,11	8,94
Sagar et al. %			
R	85,40	5,75	8,85
G*	98,05	0,27	1,68
D	93,10	1,86	5,04
Y	97,17	0,53	2,30
V	85,40	6,28	8,32
Tan et al. %			
R	75,66	16,02	8,32
G	95,84	2,83	1,33
D	83,36	10,71	5,93
Y*	92,39	5,22	2,39
V	72,83	16,11	11,06
Sekhhar et al. %			
R	59,73	29,12	11,15
G*	46,11	45,31	8,58
D	60,44	31,42	8,14
Y	62,39	30,27	7,34
V	61,77	26,46	11,77
Veras et al. %			
R	68,85	26,37	4,78
G	84,34	14,25	1,41
D*	75,31	21,24	3,45
Y	82,83	15,31	1,86
V	68,85	26,37	4,78

Tabela 4: Melhores resultados globais em (%).

	(Veras et al., 2014)	Resultados obtidos
Liu et al.	56,30	96,96
Sagar et al.	59,84	95,78
Tan et al.	65,75	90,94
Sekhhar et al.	29,53	59,09
Veras et al.	72,42	80,09

apresentadas por (Veras et al., 2014) e as obtidas neste artigo deve-se tanto a escolha da banda de cor, como também a supressão das etapas de detecção do DO e escolha da ROI, já que utilizamos dados da verdade-terrestre.

Mencionou-se anteriormente que a banda R possui *pixels* de vasos sanguíneos saturados, por esse motivo (Liu et al., 1997) escolheram essa banda para seu algoritmo de detecção de mácula. Nas bandas G, Y e V os *pixels* pertencentes a vasos sanguíneos e a mácula, geralmente, apresentam intensidades semelhantes. Esperava-se que, por tratar-se de um algoritmo que não usa segmentação de vasos sanguíneos, o método de (Liu et al., 1997) falhasse para outras bandas de cores diferentes da R, porém as Tabelas 1, 2 e 3 mostram o contrário. O algoritmo de (Liu et al., 1997) busca uma área cujos *pixels* tenham menor intensidade, quando essa área está centralizada (ou na

vizinhança) de um vaso sanguíneo, os *pixels* vizinhos (que geralmente pertencem ao fundo do olho) tem maiores intensidades, elevando a intensidade média daquela área. Portanto, uma busca pela área mais escura da imagem, fatalmente, selecionará uma região próxima a mácula.

Para os algoritmos que utilizam limiarização (Sagar et al., 2007; Sekhar et al., 2011), cada *pixel* é avaliado individualmente. As bandas G, Y e V os *pixels* referentes a vasos sanguíneos e a mácula apresentam intensidades próximas, por isso ambos podem ser selecionados por limiarização. Uma vez que em (Sagar et al., 2007) há uma etapa de segmentação de vasos, os *pixels* de baixa intensidade referentes a vasos sanguíneos acabam por não influenciar negativamente nos resultados. O mesmo não ocorre em (Sekhar et al., 2011), por não utilizar a segmentação de vasos sanguíneos, mesmo após a operação morfológica de abertura, nem todos os *pixels* referentes a vasos sanguíneos podem ser removidos, por isso acabam influenciando negativamente nos resultados. Ainda que na base ARIA as bandas G e Y tenham obtidos resultados inferiores para (Sekhar et al., 2011), nas outras bases elas obtiveram maior sucesso.

Outro fator que influencia negativamente o desempenho de um algoritmo de limiarização é o baixo contraste de algumas imagens, pois uma pequena variação no valor do limiar gera uma grande variação na quantidade de *pixels* segmentados. Como existe um limite superior definido para a quantidade *pixels* que devem ser segmentados (Sagar et al., 2007; Sekhar et al., 2011), esses poucos *pixels* acabam não sendo suficientes para representar a mácula.

6 Conclusão

Alguns métodos analisados apresentam um desempenho inferior na banda de cor em que foram implementados primordialmente e, em sua grande maioria, apresentam um desempenho superior nas bandas de cores G e Y. Isso se deve em grande parte ao fato de as imagens nestas bandas de cores apresentarem um grande contraste entre mácula e o fundo da imagem, além de os *pixels* de baixa intensidade estarem concentrados em vasos sanguíneos ou na própria mácula.

O contraste das imagens nas bandas de cores G e Y favorece os algoritmos de clusterização, que geram aglomerados de *pixels* menos dispersos e frequentemente mais próximos do centro da mácula. O contraste das imagens nas bandas de cores G e Y favorece também algoritmos que levam em consideração a vizinhança, pois os *pixels* vizinhos aos vasos sanguíneos terão alta intensidade, além disso a concentração de baixas intensidades na mácula e em vasos sanguíneos é um problema facilmente resolvido pela segmentação de vasos.

Como trabalhos futuros pretendemos avaliar

outros canais de cores como: HSI e LUV, criar um comitê de algoritmos, e implementar um algoritmo de detecção de mácula que utilize métodos heurísticos, a fim de guiar a busca por *pixels* que contenham as características anatômicas da mácula.

Referências

- Liu, Z., Opas, C. and Krishnan, S. M. (1997). Automatic image analysis of fundus photograph, *Engineering in Medicine and Biology Society, 1997. Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE*, Vol. 2, IEEE, pp. 524–525.
- Sagar, A. V., Balasubramanian, S. and Chandrasekaran, V. (2007). Automatic detection of anatomical structures in digital fundus retinal images., *Machine Vision Applications*, pp. 483–486.
- Schwartz, R. and Loewenstein, A. (2015). Early detection of age related macular degeneration: current status, *International Journal of Retina and Vitreous* 1(1): 1–8.
- Sekhar, S., Abd El-Samie, F. E., Yu, P., Al-Nuaimy, W. and Nandi, A. K. (2011). Automated localization of retinal features, *Applied optics* 50(19): 3064–3075.
- Tan, N., Wong, D., Liu, J., Ng, W., Zhang, Z., Lim, J., Tan, Z., Tang, Y., Li, H., Lu, S. et al. (2009). Automatic detection of the macula in the retinal fundus image by detecting regions with low pixel intensity, *International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering, 2009. ICBPE'09.*, IEEE, pp. 1–5.
- Tang, H. L., Goh, J., Peto, T., Ling, B. W.-K., Hu, Y., Wang, S., Saleh, G. M. et al. (2013). The reading of components of diabetic retinopathy: an evolutionary approach for filtering normal digital fundus imaging in screening and population based studies, *PloS one* 8(7): 1–12.
- Veras, R., Medeiros, F., Silva, R. and Ushizima, D. (2013). Assessing the accuracy of macula detection methods in retinal images, *International Conference on Digital Signal Processing*, Santorini, Greece.
- Veras, R., Silva, R., Aires, K. and Medeiros, F. (2014). Automatic detection of fovea in retinal images using fusion of color bands, *Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2014 27th SIBGRAPI*, IEEE, pp. 119–124.