

Metodologia Computacional para Detecção Automática do Glaucoma em Imagens de Fundo de Olho

André F. C. Pinheiro¹, João D. S. Almeida¹, Geraldo B. Júnior¹, Aristófanés C. Silva¹

¹Universidade Federal do Maranhão (UFMA)

Caixa Postal 65.085-580 – São Luís – MA – Brasil

andre.carvalho94@gmail.com, joao.dallyson@ufma.br, ge.braz@gmail.com, ari@dee.ufma.br

Abstract. *Glaucoma is a disease caused by optic nerve damage. Manifests itself in chronic or acute way, when chronic is characterized by loss of peripheral vision. When acute, is because the pressure inside the eye becomes extremely high and causes sudden vision loss. This study aims to develop a computational method to detect glaucoma images of fundus by calculating the ratio of the Optic Disc Cup diameter and diameter of the Optic Disc, termed as Cup-to-Disc ratio. The method still under development, obtained 91.75 % in the OD segmentation.*

Resumo. *O glaucoma é uma doença causada pela lesão do nervo óptico. Manifesta-se de maneira crônica ou aguda, quando crônico é caracterizado pela perda da visao periférica. Quando agudo, se dá porque a pressão interna do olho torna-se extremamente alta e causa perda súbita da visão. Este estudo visa desenvolver uma metodologia computacional para detectar o glaucoma em imagens de fundo de olho por meio do cálculo da razão dos diâmetros da Cavidade do Disco Óptico e do Disco Óptico, denominado como Cup-To-Disc Ratio. O método ainda em desenvolvimento, obteve 91,75% na segmentação do DO.*

1. Introdução

O glaucoma é a segunda maior causa de cegueira no mundo. A estimativa atual é de que ele atingirá cerca de 70 milhões de pessoas em todo o mundo, isto é, 2 a 3% da população mundial e que em 2020 esse número suba para 80 milhões [Gonçalves et al. 2013].

Nas imagens de fundo de olho, o diagnóstico do glaucoma é realizado através da análise do Disco Óptico (DO), que possui normalmente formato oval e diâmetro médio de 1,5 mm, podendo variar de acordo com a população. Já a Cavidade do Disco Óptico (CDO) localiza-se centralmente dentro do DO e também tem forma arredondada. A razão entre os diâmetros verticais da CDO e do DO (CDR) é usada para indicar um fator de risco glaucomatoso. Um olho normal possui CDR igual ou inferior a 0,5, qualquer valor superior a esse já pode ser considerado como forte indicio de glaucoma, pois menos de 7% dos olhos normais possuem essa característica [Paranhos-Junior et al. 2009], como o da Figura 1-A.

Este estudo visa desenvolver um método computacional para diagnosticar o glaucoma em imagens de retinografia. A principal contribuição é a disponibilidade rápida e automática do diagnóstico para auxiliar os especialistas no controle desta patologia.

2. Materiais e Métodos

A metodologia está organizada em cinco etapas: pré-processamento, segmentação da Região de Objeto de Interesse (ROI), aproximação circular do DO, detecção do CDO

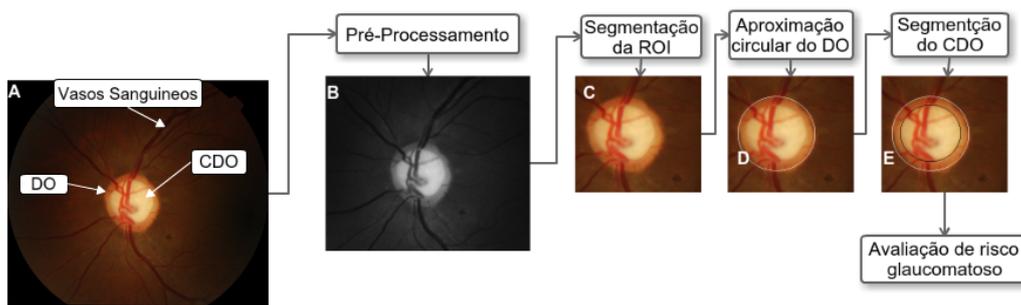


Figura 1. Etapas da metodologia

e avaliação do risco glaucomatoso. A Figura 1 apresenta as etapas do método proposto. Os testes para a validação do estudo proposto são realizados com a base de imagens Drishti-GS [Sivaswamy et al. 2014], composta por 101 imagens adquiridas no Aravind Eye Hospital na cidade de Madurai, Índia. Desta base estão sendo utilizadas 50 imagens que possuem marcações do DO e do CDO realizadas por 4 oftalmologistas com diferentes níveis de experiência clínica. Todas as imagens foram adquiridas com o DO centrado, com o campo de visão de 30 graus e resolução de 2896 x 1944 pixels.

2.1. Pré Processamento

Da imagem original (RGB) utiliza-se o canal verde, por permitir acentuar o contraste entre estruturas vermelhas e a retina, facilitando a detecção da região do DO devido a sua textura, além de ter sido uma boa estratégia em trabalhos relacionados [Maraschin et al. 2011]. Para diminuir o custo computacional, a imagem é redimensionada para a resolução de 700 x 600 pixels.

Em algumas imagens, o fundo preto ocupa uma grande área da imagem. Portanto, faz-se um corte dessa região baseado em um nível de cinza limiar 15, definido empiricamente, então busca-se nas partes laterais, superior e inferior da imagem um pixel de maior ou igual ao valor do limiar, de maneira que as bordas da retina fiquem próximas das extremidades da imagem.

Com intuito de reduzir o custo computacional faz-se um outro corte das extremidades da imagem, de 35%. Isso também é feito devido a erros na aquisição da imagem que fazem com que os pixels das bordas fiquem com maior intensidade causando erros na segmentação da ROI.

2.2. Segmentação da ROI

Akram et. al. (2010) utilizam a estratégia de busca do pixel mais claro da imagem para defini-lo como centro da ROI, no entanto isso se mostra muito ineficaz em retinografias que possuem muitas lesões ou ruídos. Assim, diferentemente daquele realiza-se a localização da ROI do DO utilizando a busca por uma região com a maior média de intensidade.

Para tanto utiliza-se uma máscara de tamanho 60 x 60 pixels, que corresponde a um tamanho inferior ao tamanho médio de um CDO normal e maior que a maioria das lesões encontradas nas retinografias. A imagem é percorrida com essa máscara e a região que possui a maior média de intensidade é definida como centro da ROI, gerando uma sub-imagem sobre a imagem redimensionada em RGB, de tamanho 240 x 240 pixels.

2.3. Segmentação do DO

Nesta etapa, busca-se uma aproximação circular da área do DO através da transformada de Hough. Primeiramente aplica-se uma dilatação morfológica elíptica [Gonzalez and Woods 2008] de tamanho 15 x 15 pixels com fins de reduzir ao máximo a presença dos vasos sanguíneos já que eles podem causar confusão na detecção do círculo.

Após a dilatação morfológica realiza-se a equalização de histograma [Gonzalez and Woods 2008] para que os níveis de cinza do DO fiquem o mais próximo possível dos níveis do CDO. Com o mesmo objetivo aplica-se a quantização de cores [Gonzalez and Woods 2008], de 0 - 255 para 0 - 90. Isso é feito para garantir que o círculo detectado não seja o CDO, mas sim o DO.

Volta-se a usar o canal verde, pelos mesmos motivos já citados (Secção 2.2). Aplica-se o filtro da média [Gonzalez and Woods 2008] para suavizar a imagem e o método de clusterização K-Means [Kanungo et al. 2002] com 5 clusters para definir a região do DO. Em seguida, aplica-se o detector de bordas de Canny [Canny 1986] com filtro Gaussiano de kernel 5 x 5, σ igual a 1, e limiar de histerese 20 [Gonzalez and Woods 2008]. Por último, aplica-se à transformada de Hough [Gonzalez and Woods 2008] configurado com raios mínimo e máximo iguais a 50 e 85, respectivamente.

3. Resultados e Discussão

Com a metodologia proposta a segmentação da ROI obteve êxito em 100% das imagens. Para validação do resultado da segmentação do DO é utilizado o F-score, cujo cálculo está descrito em [Sivaswamy et al. 2014]. Utilizou-se a imagem com a marcação do DO feita pelo oftalmologista e comparou-se os pixels da aproximação circular com pixels do DO definidos pela marcação do oftalmologista.

A média do F-score de todas as imagens obtida foi de 91,75%. O pior resultado foi o da Figura 2-A que obteve apenas 75,63% de acerto. Isso ocorreu devido a mancha com pixels de alta intensidade em volta do DO. Essa mancha se acentuou no decorrer do processamento da imagem, como pode ser visto na Figura 2, influenciando na má segmentação do DO.

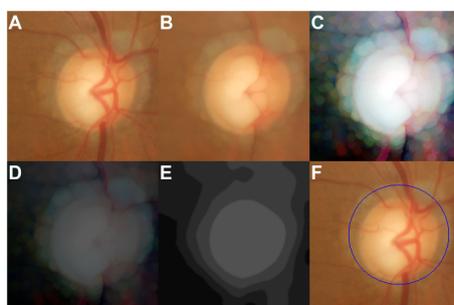


Figura 2. Imagem (A): ROI, Imagem (B): Dilatação Morfológica, Imagem (C): Equalização de Histograma, Imagem (D): Quantização de Cores, Imagem (E): K-Means, Imagem (F): Transformada de Hough.

4. Considerações Finais

Os resultados são promissores, no entanto cabem melhorias a serem feitas, já que o bom resultado das etapas seguintes terão grande dependência da correta segmentação do DO. Contudo, é necessário ampliar os testes para uma quantidade maior de imagens de pacientes, portador ou não de glaucoma, para que seja possível comprovar a eficiência do método computacional proposto.

Para as próximas etapas será realizada a segmentação do CDO e o diagnóstico do glaucoma. A qualidade dos resultados obtidos após estas etapas oferecerá subsídios para ampliação futura da metodologia para detectar outras estruturas na retina e diagnosticar possíveis alterações, permitindo, assim, a incorporação em uma ferramenta para a área médica que possa servir para realização de triagem assistida por computador, auxiliando o profissional da saúde a identificar pessoas que necessitem de tratamento com maior urgência.

Os autores agradecem à FAPEMA, pelo apoio financeiro.

Referências

- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, (6):679–698.
- Gonçalves, M. R., Guedes, M. d. M. R., Chaves, M. A. P. D., de Lima Pereira, C. C., and Otton, R. (2013). Análise dos fatores de risco e epidemiologia em campanha de prevenção da cegueira pelo glaucoma em João Pessoa, Paraíba. *Rev Bras Oftalmol*, 72(6):396–9.
- Gonzalez, R. and Woods, R. (2008). *Digital Image Processing*. Pearson Prentice Hall, 3 edition.
- Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C. D., Silverman, R., and Wu, A. Y. (2002). An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 24(7):881–892.
- Maraschin, D., Maestri, M., Feller, N., Nedel, L., and Duncan, B. (2011). Análise de imagens de retinografia digital com imagej customizado. In *WIM – XI Workshop de Informática Médica, Natal, RN*.
- Paranhos-Junior, A., Omi, C., and Prata-Junior, J. (2009). Sociedade brasileira de glaucoma: Iii consenso brasileiro de glaucoma primário de ângulo aberto. *Sao Paulo: BestPoint*, pages 77–96.
- Sivaswamy, J., Krishnadas, S., Datt Joshi, G., Jain, M., Tabish, S., and Ujjwaft, A. (2014). Drishti-gs: Retinal image dataset for optic nerve head (onh) segmentation. In *Biomedical Imaging (ISBI), 2014 IEEE 11th International Symposium on*, pages 53–56. IEEE.