



IMPLEMENTAÇÃO E COMPARAÇÃO DE UM MÉTODO DE DETECÇÃO E SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA DO DISCO ÓPTICO EM DIFERENTES BASES DE IMAGENS DA RETINA

LEONARDO M. SANTOS, FLÁVIO H. D. ARAÚJO, MAÍLA L. CLARO, WALLINSON L. SILVA, ROMUERE R. V. SILVA, PATRICIA M. L. L. DRUMOND.

*Universidade Federal do Piauí (UFPI)
Campus Senador Helvídio Nunes de Barros(CSHNB)
Picos, Piauí, Brasil*

*E-mails: leonardo.moura.software@gmail.com,
flavio86@ufpi.edu.br.*

Abstract — Nowadays the digital image processing is highlighted in automatic diseases diagnosis. In retinal images, the disc optic region (OD) is used as a marker for the detection of other retinal structures, or even for diseases detection, such as glaucoma. Glaucoma is a disease that affects a large portion of the world population and is considered a major cause of blindness. Thus, this paper aims to present an automatic method of detection and segmentation of the OD region for medical retinal images. The results validation was made using three public image databases: RIM-ONE, DRISHTI-GS and DRIONS-DB.

Keywords — Optical Disc Detection, Retinal Images, Digital Image Processing, Segmentation.

Resumo — Na atualidade o processamento digital de imagem ganha destaque no diagnóstico automático de doenças. Em imagens de retina, a região do Disco Óptico (DO) é usada como marcadora para a detecção de outras estruturas da retina, ou mesmo para a detecção de doenças, como o Glaucoma. O Glaucoma é uma doença que afeta uma grande parte da população mundial, sendo considerada uma das maiores causadoras de cegueira. Diante do exposto, este trabalho tem por objetivo apresentar um método automático de detecção e segmentação da região do DO em imagens médicas da retina. A validação dos resultados foi feita utilizando três bases de imagens públicas: RIM-ONE, DRISHTI-GS e DRIONS-DB.

Palavras-chave — Detecção do Disco Óptico, Imagens de retina, Processamento Digital de Imagens, Segmentação.

1 Introdução

A análise de imagens de fundo de olho é muito utilizada pela comunidade médica para diagnóstico de doenças oculares ou doenças que tenham efeitos globais sobre a vasculatura do corpo (Soares, 2006). A inspeção dos vasos de fundo de olho pode revelar sinais de hipertensão, diabetes, arteriosclerose e doenças cardiovasculares (Kanski, 1989).

O Glaucoma é uma doença assintomática neurodegenerativa, crônica e irreversível em que o nervo óptico é progressivamente danificado (Klein, 1992). Ela é considerada a segunda principal causa de cegueira no mundo, com cerca de 60 milhões de casos em 2010. Uma estimativa sugere que, em 2020, cerca de 80 milhões de pessoas terão essa doença (Quigley e Broman, 2006). A segmentação do Disco Óptico (DO) em imagens de retina é muito utilizada para auxiliar o médico na detecção do Glaucoma. Anomalias na região do DO, como aumento da escavação, podem indicar a presença da doença. (Liesang, Deutsch e Grand, 2011).

O Glaucoma é uma doença irreversível, sendo a detecção precoce e o tratamento preventivo as únicas formas de evitar a perda total da visão em pacientes afetados. As técnicas de *Optical Coherence Tomography* (exame complementar utilizado no diagnóstico das doenças da retina) e *Heidelberg Retinal Tomography* (procedimento utilizado para a observação precisa da cabeça do nervo óptico) são usadas na detecção do Glaucoma, porém elas possuem um alto custo (Danny, 2011). Uma maneira viável e de baixo custo, levando em consideração outras técnicas na

detecção dessa doença, é a segmentação automática feita a partir da análise de imagens de fundo de olho.

O objetivo deste trabalho é apresentar um método de segmentação da região do DO que futuramente poderá ser utilizada para auxiliar na detecção automática do Glaucoma. Um exemplo prático que utiliza a segmentação do DO para detecção automática da doença, é pelo uso de descritores para extrair as principais características dessas regiões. Em seguida essas características podem ser utilizadas juntamente com classificadores que diagnosticará automaticamente as imagens em Glaucomatosas ou não.

2 Trabalhos Relacionados

A seguir são apresentados alguns trabalhos que tratam da segmentação automática da região do DO em imagens da retina.

Kavitha *et al.* (2010) descreveram técnicas de segmentação automática para agilizar o processo manual de identificação das regiões do DO e calcular o *Cup-to-Disc ration* (CDR) para o diagnóstico do Glaucoma. Para realizar o cálculo do CDR foi necessário obter os valores correspondentes a região do DO e da escavação. Inicialmente, utilizando o canal vermelho da imagem, a região do DO foi encontrada seguindo três etapas chave, a primeira foi a localização da ROI, posteriormente as imagens foram suavizadas por morfologia matemática para a eliminação de ruídos e vasos sanguíneos e, por último, utilizou-se o algoritmo do contorno ativo para extração exata da borda do DO. Em seguida, foi realizada a detecção da escavação utilizando o mesmo processo da

detecção do DO, porém utilizando o canal verde da imagem. O método foi testado em cerca de 300 imagens, e destas, em quase todas o CDR foi calculado corretamente.

Liu *et al.* (2011) apresentaram em seu trabalho uma metodologia que utilizou técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI), com a finalidade de auxiliar o médico com o diagnóstico do Glaucoma. Para detecção automática da doença foi utilizada a medição da razão entre a região da escavação e o DO em imagens de fundo de olho. A fim de fazer as medições foi necessário segmentar as áreas circulares das imagens, correspondentes ao DO que é a circunferência maior na imagem e a escavação notado como sendo uma depressão de maior intensidade de cor no centro do DO. Eles observaram que a detecção dos limites do DO é mais fácil de ser visualizado no canal vermelho, no entanto os canais azul e verde são mais eficientes para distinguir a fronteira da escavação. Ainda neste trabalho foi feito o comparativo do sistema ARGALI que utiliza técnicas de ajuste nos níveis da imagem para derivar os limites do DO e da escavação, e o AGLAIA baseado no algoritmo A-Levelset. Eles concluíram que o AGLAIA baseado no A-Levelset foi mais eficiente em comparação com ARGALI.

No trabalho de Veras *et al.* (2011) os autores compararam e avaliaram cinco algoritmos de detecção automática do DO em imagens da retina. Para a avaliação eles utilizaram a base de imagem pública STARE e os melhores resultados foram obtidos pelo algoritmo de Hoover e Goldbaum (2003), com acurácia de cerca de 89%. Em um trabalho mais recente de Veras *et al.* (2014) os autores compararam sete algoritmos de detecção automática do DO, porém eles utilizaram cinco base de imagens públicas para a avaliação (ARIA, DRIONS, DRIVE, STARE e MESSIDOR). Nesse trabalho o algoritmo que obteve os melhores resultados foi o proposto por Akram *et al.* (2010) com acurácia de cerca de 90%.

No trabalho de Devasia *et al.* (2014) os autores desenvolveram uma metodologia baseada em quatro etapas: extração do canal vermelho, detecção e remoção dos vasos sanguíneos, agrupamento pelo Kmeans fuzzy e limiarização. O algoritmo foi testado em 25 imagens selecionadas da base DRIONS, que possui um total de 110. A média da correlação de Pearson entre os diâmetros horizontais e verticais da verdade terrestre e da região encontrada pelo método proposto é de 0.0545 e 0.0587 respectivamente.

3 Base de Imagens

Nesta seção são apresentadas as bases de imagens utilizadas para efeitos de validação da metodologia proposta. Foram utilizadas três bases de imagens, onde cada uma possui imagens em diferentes níveis de Glaucoma com suas respectivas marcações do DO, são elas: RIM-ONE (Trucco *et al.*, 2013), DRISHTI-GS (Drishti-gs, 2014) e DRIONS-DB (Carmona *et al.*, 2008).

3.1 RIM-ONE

O RIM-ONE é um banco de imagens de fundo de olho fornecidas por diferentes especialistas. Essa base fornece imagens de olhos saudáveis, com diferentes níveis de Glaucoma e suas respectivas marcações do DO. Cada imagem possui cinco marcações consideradas corretas, como apresentado na Figura 1.



Figura 1. Imagens que compõe a base RIM-ONE e as respectivas marcações do DO.

3.2 DRISHTI-GS

A base de imagens DRISHTI-GS é constituída por 101 imagens, porém apenas 50 destas possuem a marcação do DO feita por especialistas. A Figura 2 apresenta um exemplo de imagem da base DRISHTI-GS e a sua respectiva marcação do DO.

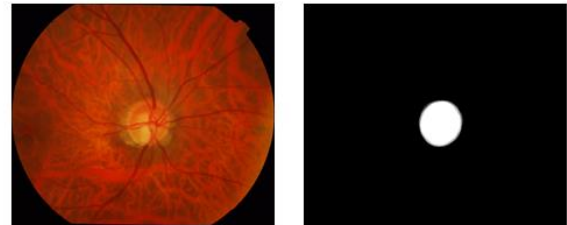


Figura 2. Imagem da base DRISHTI-GS e sua respectiva marcação do DO.

3.3 DRIONS-DB

O banco de imagens DRIONS-DB contém 110 imagens e suas respectivas marcações do DO feita por dois especialistas. A Figura 3 ilustra uma imagem da base com sua respectiva marcação do DO.

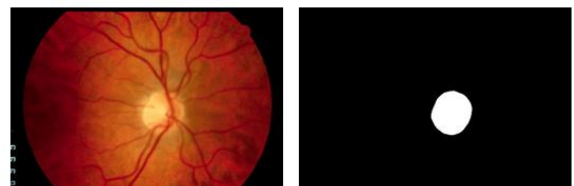


Figura 3. Imagem da base DRIONS-DB e sua respectiva marcação do DO.

4 Metodologia Proposta

Nesta seção são descritas as etapas realizadas para a localização e segmentação da região do DO. O fluxograma da Figura 4 ilustra as etapas seguidas pela metodologia proposta. Como pode ser visto nesse fluxograma, inicialmente foi necessária a aquisição de bases de imagens. A partir de cada imagem foi extraído o canal vermelho, em seguida, foi delimitada a Região de Interesse (ROI). A partir da ROI foi realizada a determinação inicial do centro do DO

como sendo a região de maior intensidade de cor. Por fim, foi realizada a delimitação das fronteiras do DO e a segmentação dessa região.

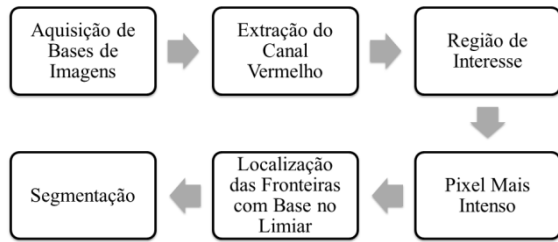


Figura 4. Fluxograma da metodologia proposta neste trabalho.

- **Aquisição de Bases de Imagens:** é uma das etapas mais importantes na construção de uma metodologia de segmentação de imagens, pois para medir a qualidade da segmentação é necessária uma base que forneça a marcação correta da região que será segmentada. Nosso trabalho utilizou as bases RIM-ONE, DRISHTI-GS e DRIONS-DB, pois elas possuem a marcação da região do DO feita por especialistas.
- **Extração do Canal Vermelho:** As imagens das bases estavam no formato RGB (*Red, Green, Blue*). Como visto no trabalho realizado por Kavitha *et al.* (2010), Liu *et al.* (2011) e Devasia *et al.* (2014) o DO é mais facilmente encontrado na camada *Red* do modelo RGB, portanto elas foram convertidas para o canal *Red*.
- **Região de Interesse:** A extração da ROI foi realizada para reduzir a área onde o processamento será feito e otimizar o tempo de processamento. A região delimitada refere-se ao retângulo localizado no centro da imagem, calculada mediante a subtração entre o tamanho da imagem e a razão entre o tamanho da imagem e um valor previamente definido, tendo como resultado expresso na Figura 5.



Figura 5. Delimitação da Região de interesse.

- **Pixel Mais Intenso:** A partir da ROI foi definido o pixel de maior intensidade de cor dessa região como sendo o centro inicial do DO. Após a definição desse pixel foi reali-

zado o cálculo do raio estimado da circunferência do DO. Vale destacar que durante o cálculo desse raio o pixel definido como o centro do DO será modificado.

4.1 Localização das Fronteiras com Base no Limiar

Para a localização das fronteiras do DO, a metodologia proposta utilizou uma técnica baseada em limiar para descoberta do raio. A obtenção desse limiar foi encontrada de forma automática, a partir do pixel encontrado como o centro do DO (realizado na etapa anterior), traçando em seguida quatro raios, para cima no ângulo de 90°, para baixo no ângulo de 270°, para direita no ângulo de 0° e esquerda no ângulo de 180°.

Devido as diferentes intensidades dos pixels nas imagens foi calculado um novo limiar para cada direção como sendo a média entre o pixel de maior e menor intensidade de cor naquela direção. Assim, o raio em cada uma das direções será definido como sendo a distância entre o pixel do centro do DO e o primeiro pixel que seja menor que o valor do limiar. A Figura 6 mostra o raio encontrado na direção de 0°.

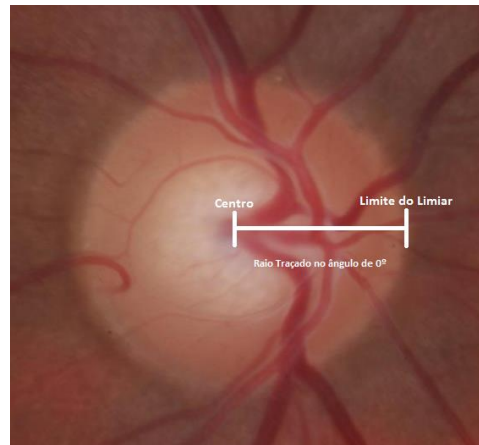


Figura 6. Exemplo do raio traçado no ângulo de 0°.

Após o cálculo do raio em cada uma das quatro direções é realizada a atualização do centro do DO que é calculado conforme a equação a seguir:

$$X_{Centro} = X_{CAnterior} + \text{Raio } 0^\circ - \frac{\text{Raio } 0^\circ + \text{Raio } 180^\circ}{2} \quad (1)$$

$$Y_{Centro} = Y_{CAnterior} + \text{Raio } 90^\circ - \frac{\text{Raio } 90^\circ + \text{Raio } 270^\circ}{2} \quad (2)$$

Após a definição do raio, partindo do centro do DO até as fronteiras definida pelo limiar, foi retirada a média aritmética para obtenção do valor que será utilizado na etapa seguinte, como apresentado na equação a seguir:

$$\text{Raio do DO} = \frac{\text{Raio } 0^\circ + \text{Raio } 90^\circ + \text{Raio } 180^\circ + \text{Raio } 270^\circ}{4} \quad (3)$$

4.2 Segmentação

Após as etapas anteriores obteve-se como resultado as coordenadas do centro do DO e o raio estimado.

Em seguida aplicamos a equação da circunferência para traçar as bordas do DO, como visto a seguir:

$$(X_{\text{posição}} - X_{\text{centro}})^2 + (Y_{\text{posição}} - Y_{\text{centro}})^2 = (\text{Raio do DO})^2 \quad (4)$$

A Figura 7 apresenta exemplos do processo de segmentação da metodologia proposta. A Figura 7(a) mostra uma imagem da base RIM-ONE juntamente com a região do DO encontrada pela metodologia e a região segmentada. As Figuras 7(b) e 7(c) são semelhantes a 7(a), porém para as bases DRISHTI-GS e DRIONS-DB respectivamente.

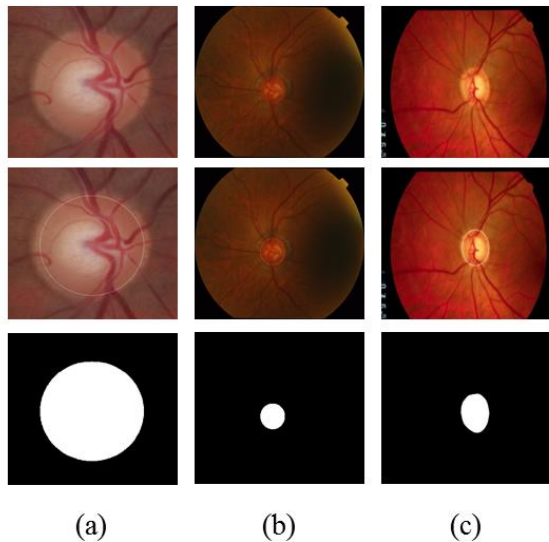


Figura 7. Exemplo da segmentação realizada pela metodologia proposta para a imagem da base a) RIM-ONE, b) DRISHTI-GS, c) DRIONS DB.

5 Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos com base na metodologia proposta. A avaliação da acurácia obtida foi feita através da comparação entre o resultado da segmentação do algoritmo e a máscara das bases de imagens utilizadas.

Para avaliar a qualidade da segmentação, foram calculadas duas medidas, chamadas de Eficácia e Precisão, dadas pelas Equações 1 e 2, respectivamente.

$$\text{Eficácia} = \frac{\text{QuantPixelsSegCorretamente}}{\text{QuantPixelsSegmentados}} * 100 \quad (1)$$

$$\text{Precisão} = 100 - \left(\frac{|\text{QPixelSegCorreto} - \text{QPixelMask}|}{\text{QuantPixelsMascara}} * 100 \right) \quad (2)$$

A partir dos valores obtidos para cada imagem foi considerado que o algoritmo segmentou corretamente as imagens que obtiveram valores de Eficácia e Precisão maior que um limiar de exigência, que pode variar de 0 a 100%.

Na Tabela 1 são apresentadas as porcentagens de acerto (Acurácia) obtidas pela segmentação do algoritmo considerando diferentes limiares de exigência. A análise realizada adotou um limiar de exigência que varia de 60% a 80%.

Pela análise da Tabela 1 na linha correspondente a base RIM-ONE observa-se que quando o limiar foi de 80% a acurácia obtida pela segmentação do algoritmo foi maior que 82%, totalizando 139 imagens segmentadas corretamente de 169. Percebe-se também que quando o limiar de exigência foi menor que 80% a acurácia total obtida pelo algoritmo foi maior que 90%, totalizando mais de 153 imagens segmentadas corretamente.

Examinando a linha seguinte da Tabela 1 correspondente a base DRISHTI-GS observa-se que quando o limiar foi de 80% a acurácia obtida pela segmentação do algoritmo foi de 76%, totalizando 38 imagens segmentadas corretamente de 50. Percebe-se também que quando o limiar de exigência foi menor que 80% a acurácia total obtida pelo algoritmo foi igual ou superior a 90%, totalizando mais de 45 imagens segmentadas corretamente.

Ainda pela análise da Tabela 1, linha correspondente ao DRIONS-DB, observa-se que quando o limiar foi de 80% a acurácia obtida pela segmentação do algoritmo foi maior que 36%, totalizando 40 imagens segmentadas corretamente de 110. Observa-se também que quando o limiar foi igual a 70% a acurácia total obtida pelo algoritmo foi quase o dobro do obtido pelo limiar de 80%. Esta base foi a que houve o maior crescimento de acurácia com a diminuição do grau de exigência, chegando a atingir mais de 80% para o limiar de exigência de 60%.

Dando continuidade na análise da Tabela 1, linha correspondente ao resultado geral das três bases utilizadas percebe-se que quando o limiar de exigência foi menor que 70% a acurácia total obtida pelo algoritmo foram maiores que 83%, totalizando mais de 275 imagens segmentadas corretamente de 329. Os resultados obtidos mostram que a metodologia proposta foi eficiente na identificação da região do DO, levando em consideração a diversidade das bases e equipamentos utilizados para aquisição.

Tabela 1. Acurácia (em porcentagem) do método proposto para diferentes níveis de exigência testados nas bases RIM-ONE, DRISHTI-GS e DRIONS-DB.

Base de Imagem	Quantidade de Imagens	60% de exigência de acerto	70% de exigência de acerto	80% de exigência de acerto
RIM-ONE	169	95.85	92.30	82.24
DRISHTI-GS	50	92.00	90.00	76.00
DRIONS-DB	110	82.72	67.27	36.36
Todas as Imagens	329	90.57	83.58	65.95

6. Conclusão e Trabalhos Futuros

O processamento de imagens digitais é uma área de estudo com um grande potencial, que cada vez mais vem contribuindo para a sociedade, como exemplo a área da saúde, onde pode ser utilizada para o auxílio em diagnósticos de doenças, de forma eficaz e barata, a partir da análise automática de imagens digitais.

Esse trabalho apresentou uma metodologia de detecção automática do DO em imagens de fundo de olho. Os testes foram realizados em três bases de imagens distintas em posições, formas e qualidade diferentes. O método proposto trouxe bons resultados, satisfazendo as expectativas, contabilizando uma acurácia superior a 83% quando avaliado com um limiar de exigência de 70%, que é o valor clássico encontrado na literatura.

Como trabalho futuro serão comparados os resultados encontrados pela metodologia aqui proposta com os resultados obtidos por algoritmos clássicos de detecção do DO encontrados na literatura. Outro trabalho futuro será a implementação de um algoritmo de segmentação automática da escavação do DO com propósito de calcular o CDR (*Cup-to-Disc ratio*) que é a razão entre a área da escavação e a área do DO. O cálculo do CDR é muito utilizado pelos médicos para o auxílio na detecção do Glaucoma.

Referências Bibliográficas

- Akram, M. U., Khan, A., Iqbal, K. e Butt, W. H. (2010) "Retinal images: Optic disk localization and detection", In Auracilio Campilho, M. K., editor, International Conference on Image Analysis and Recognition, volume 6112, pages 40–49.
- Carmona, E. J., Rincón, M., Feijoo, G. J. e Martínez, J. M. (2008) "Identification of the optic nerve head with genetic algorithms", Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 43(3), pp. 243-259.
- Danny, L. Y. T. (2011) "Computer Based Diagnosis of Glaucoma Using Principal Component Analyses (PCA)", A Comparative Study, Tese de Doutorado, SIM University, School of Science and Technology.
- Devasia, T., Jacob, P. e Thomas, T. (2014) "Automatic Optic Disc Boundary Extraction from Color Fundus Images", International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), 5(7).
- Drishti-gs. (2014) "Provided by Medical Image Processing (MIP) group, IIIT Hyderabad", Disponível: <http://cvit.iiit.ac.in/projects/mip/drishtis-gs/mip-dataset2>.
- Hoover, A. e Goldbaum, M. (2003). "Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels" Medical Imaging, IEEE Transactions on, 22(8), 951-958.
- Kanski, J. J. (1989) "Clinical Ophthalmology: A systematic approach", Butterworth-Heinemann, Londres.
- Kavitha, S., Karthikeyan, S. e Duraiswamy, K. (2010) "Early Detection of Glaucoma in Retinal Images Using Cup to Disc Ratio", Second International conference on Computing, Communication and Networking Technologies.
- Klein, B. E., Klein, R., Sponsel, W. E., Franke, T., Cantor, L. B., Martone, J. e Menage, M. J. (1992) "Prevalence of glaucoma: the Beaver Dam eye study", Ophthalmology, 99(10), 1499-1504.
- Liesang, T. J., Deutsch T. A. and Grand M. G. (2002) "Glaucoma", In Basic and Clinical Science Course, Section 10, San Francisco: American Academy of Ophthalmology.
- Liu J., Yin F. S., Wong D.W.K., Zhang Z., Tan N.M., Cheung C. Y., Baskaran M., Aung T. e Wong T.Y. (2011) "Automatic Glaucoma Diagnosis from Fundus Image", 33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS Boston, Massachusetts USA.
- Quigley, H. A. e Broman, A. T. (2006) "The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020", Br J Ophthalmol, pp.262-7, 2006.
- Soares, J. V. B. (2006) "Segmentação de vasos sanguíneos em imagens de retina usando wavelets e classificadores estatísticos", Dissertação de Mestrado, Instituto de Matemática e Estatística, USP.
- Trucco, E., Ruggeri, A., Karnowski, T., Giancardo, L., Chaum, E., Hubschman, J. P., Al-Diri, B., Cheung, C. Y., Wong, D., Abramoff, M., Lim, G., Kumar, D., Burlina, P., Bressler, N. M., Jelinek, H. F., Meriaudeau, F., Quéllec, G., Macgillivray, T. e Dhillon, B. (2013) "Validating Retinal Fundus Image Analysis Algorithms: Issues And A Proposal", Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.,

- vol. 54, no. 5, pp. 3546–3559, Disponível:
<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23794433>.
- Veras, R., Araújo, F., Silva, R., Medeiros, F. e Aires, K. (2011) “Comparação e Avaliação de Métodos de Detecção do Disco Óptico”, Conferência Latinoamericana em Informática, Quito - Equador.
- Veras, R., Medeiros, F., Santos, L. e Sousa, F. (2014) “A comparative study of disc detection methods on five public available database”, Workshop de Informática Médica. Brasília, Brasil.