



SEGMENTASI AREA OPTIC DISC BERDASAR ALGORITMA DEEP LEARNING

OPTIC DISC SEGMENTATION USING DEEP LEARNING

Latifah Listyalina^{1*}, Ikhwan Mustiadi²

1,2 Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Respati Yogyakarta 1*listyalina@respati.ac.id
*Penulis Korespodensi

Abstrak

Dokter akan memeriksa kondisi mata pasien dalam rangka mengetahui kualitas penglihatannya. Salah satu bagian mata yang diperika ialah kondisi pusat syaraf mata atau optic disc (OD). Hal tersebut dilakukan melalui serangkaian pengamatan pada citra retina pasien dari hasil citra kamera fundus. Namun begitu, pemeriksaan menjadi tidak efektif apabila dokter mata harus melakukan pengamatan secara manual pada citra retina dengan jumlah yang banyak. Dalam hal ini, kesalahan pengamatan sangat mungkin terjadi. Lebih lanjut, tidak menutup kemungkinan bahwa hasil pengamatan oleh seorang dokter dengan dokter lainnya menunjukkan hasil yang berbeda, atau dengan kata lain hasil pengamatan manual dapat bersifat subyektif. Dengan latar belakang masalah yang telah dijelaskan, peneitian ini bertujuan untuk merancang sebuah program komputer guna membantu dokter melakukan segmentasi optic disc (OD) secara simultan dan akurat. Algoritma segmentasi OD dilatih dan diuji pada 800 buah citra retina dari basis data REFUGE selama 150 epoh menggunakan algoritma optimasi adaptive moment estimation (Adam) optimizer. Proses pelatihan dan evaluasi dilakukan pada CPU dengan spesifikasi prosesor Inter Xeon @2,30 GHz dan sebuah GPU NVIDIA Tesla T4 yang disediakan secara gratis oleh Google's Colab. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan telah mampu memisahkan area OD dengan area lain pada citra retina dengan baik.

Kata kunci: deep learning; optic disc; segmentasi

Abstract

The doctor will check the patient's eye condition in order to determine the quality of the vision. One part of the eye that is examined is the condition of the eye nerve center or optic disc (OD). This is done through a series of observations on the patient's retinal image from the fundus camera image. However, the examination becomes ineffective if the ophthalmologist must manually observe a large number of retinal images. In this case, observation errors are very likely to occur. Furthermore, it does not rule out that the results of observations by a doctor with another doctor show different results, or in other words the results of manual observations can be subjective. This work aims to design a computer program to assist physicians to perform optical disc segmentation (OD) simultaneously and accurately. The OD segmentation algorithm was trained and tested on 800 retinal images from the REFUGE database for 150 episodes using the adaptive moment estimation (Adam) optimizer algorithm. The training and evaluation process is carried out on a CPU with an Inter Xeon @ 2.30 GHz processor specification and an NVIDIA Tesla T4 GPU which is provided free of charge by Google's Colab. Experimental results show that the algorithm has been able to segment OD from retinal images effeciently.

Keywords: deep learning; optic disc; segmentation



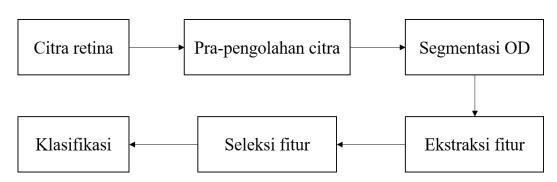


1. PENDAHULUAN

Glaukoma merupakan salah satu penyakit mata yang banyak diderita dan sekaligus menjadi salah satu penyebab utama kebutaan kedua di dunia selain diabetik retinopati. Sebagai contoh, sebanyak 40% kebutaan di Singapura diakibatkan oleh glaukoma dan lebih dari 3 juta warga Amerika Serikat terkena penyakit tersebut. Selain itu, glaukoma adalah penyebab utama kebutaan di Afrika, Amerika dan Asia. [1]. Lebih parahnya, kebutaan akibat glaukoma sulit untuk dapat disembuhkan. Glaukoma terjadi akibat tekanan intraokular berlebih pada bola mata yang pada akhirnya menyebabkan rusaknya saraf mata. Glaukoma lebih umum terjadi pada lansia, sehingga dapat dikatakan bahwa usia adalah faktor risiko utama untuk penyakit ini [2].

Namun, sangat disayangkan bahwa glaukoma jarang sekali menampakkan gejala awal pada penderitanya, sebelum akhirnya penderita tersebut merasakan dampak yang serius dan risiko terburuknya adalah kebutaan. Untuk mengantisipasi agar glaukoma tidak memasuki tahap yang serius, pemeriksaan kondisi mata secara rutin oleh dokter mata merupakan suatu hal yang sangat dianjurkan [3]. Dalam hal ini, dokter akan memeriksa kondisi mata pasien, khususnya kondisi pusat syaraf mata atau *optic disc* (OD), melalui serangkaian pengamatan pada citra retina pasien. Pemeriksaan glaukoma ini pada umumnya dilakukan dengan metode konvensional untuk mendokumentasikan tampilam dan menunjukkan perubahan pada OD. Namun begitu, pemeriksaan menjadi tidak efektif apabila dokter mata harus melakukan pengamatan secara manual pada citra retina dengan jumlah yang banyak. Metode non-kuantitatif ini membutuhkan interpretasi klinis yang subyektif dan terkadang kurangnya sensitivitas citra yang diperlukan untuk mendeteksi perubahan struktur halus mata yang terjadi pada tahap awal glaukoma juga menjadi tantangan tersendiri. [4][5][6].

Berdasarkan studi pustaka yang kami lakukan, segmentasi OD sangat dibutuhkan pada perancangan sebuah sistem diagnosis glaukoma otomatis, sebagaimana yang terangkum oleh bagan pada Gambar 1 [7]. Tahap segmentasi OD pada umumnya didahului oleh tahap pra-pengolahan citra berguna untuk meningkatkan kontras, kecerahan dan ketajaman dari citra retina menggunakan beberapa metode seperti peregangan kontras dan ekualisasi histogram adaptif. Tujuannya adalah agar objek yang akan dianalisis pada tahap selanjutnya dapat dibedakan dari area sekitarnya dengan lebih mudah [8]-[10].



Gambar 1. Tahap perancangan sistem diagnosis glaukoma otomatis [7].

Selanjutnya, tahap segmentasi OD dilakukan guna mendapatkan area yang dibuthukan pada tahap ekstraksi fitur. OD merupakan objek citra yang diinginkan pada pendeteksian glaukoma. Untuk itu, tujuan dari segmentasi ini ialah menghilangkan area





selain OD dan hanya berfokus pada area OD. Pada umumnya, tahap ini dilakukan menggunakan beberapa metode seperti binerisasi dengan algoritma Otsu [11], active contour modelling (ACM) [12-15], transformasi watershed [16][17] dan klasifikasi superpiksel [18][19]. Berdasarkan area OD yang didapatkan, selanjutnya dilakukan tahap ekstraksi sejumlah fitur yang mampu membedakan OD penderita glaukoma dan OD pasien sehat.

Meskipun telah terdapat sejumlah algoritma segmentasi OD, keandalannya masih belum terbukti secara luas, sebab algoritma-algoritma di atas termasuk kategori algoritma unsupervised learning yang performanya lebih rendah dari algoritma pada kategori supervised learning atau bahkan deep learning. Salah satu contoh kesalahan segmentasi yang menyebabkan rendahnya performa segmentasi adalah adalah sejumlah bagian citra retina yang sebenarnya bukan termasuk area OD turut tersegmentasi, maupun sebaliknya, bagian citra retina yang sebenarnya termasuk area OD justru tidak tersegmentasi dengan baik. Lebih-lebih, citra retina yang memiliki banyak patologis seperti microaneurysm, haemorhages dan exudates menjadikan kesulitan tersendiri dalam melakukan segmentasi OD. Kesalahan segmentasi OD tidak dapat dipungkiri menjadi salah satu penyebab rendahnya tingkat akurasi sistem dalam mendiagnosis glaukoma.

Dengan latar belakang masalah yang telah dijelaskan, dibuat perancangan sebuah algoritma segmentasi OD berbasis deep learning guna membantu dokter dalam mendiagnosis glaukoma secara otomatis. Dataset pertama yang digunakan pada penelitian ini untuk proses pelatihan dan pengujian algoritma segmentasi OD yang diusulkan adalah Drishti-GS terdiri dari 101 gambar yang dibagi menjadi pelatihan dan set pengujian, masing-masing berisi 50 dan 51 gambar. Dataset kedua yang digunakan ialah DRIVE yang terdiri dari 40 gambar fundus, dibagi menjadi pelatihan dan set pengujian (masingmasing berisi 20 gambar). Algoritma yang diusulkan dilatih pada jumlah sampel yang telah diperbanyak selama 25 epoh menggunakan algoritma optimasi adaptive moment estimation (Adam) optimizer. Proses pelatihan dan evaluasi dilakukan pada CPU dengan spesifikasi prosesor Inter Xeon @2,30 GHz dan sebuah GPU NVIDIA Tesla T4 yang disediakan secara gratis oleh Google's Colab. Diperoleh hasil bahwa algoritma yang diusulkan mampu mensegmentasi optic disc dengan indikator area of overlap (AOL) dan F1-score (F1) yang tinggi, yaitu 0,965 (AOL), 0,934 (F1), 0,871 (AOL), dan 0,806 (F1). Hasil segmentasi OD untuk selanjutnya dapat digunakan pada perhitungan rasio diameter vertikal optic cup terhadap diameter vertikal optic disc yang biasa juga disebut sebagai cup to disc ratio (CDR). Nilai CDR dapat digunakan untuk mendiagnosis glaukoma. Seorang pasien dinyatakan menderita glaucoma apabila hasil pengukuran rasio diameter vertikal OC terhadap diameter vertikal OD lebih besar dari 0.5. Sebaliknya, mata pasien dinyatakan bebas dari glaukoma apabila hasil pengukuran rasio diameter vertikal OC terhadap diameter vertikal OD lebih kecil dari 0.5.

2. METODE PENELITIAN

Proses perancangan sistem diagnosis glaukoma berbasis komputer melibatkan proses segmentasi optic disc (OD) yang akurat. Pada penelitian ini, proses segmentasi dilakukan secara otomatis menggunakan bantuan arsitektur deep learning U-Net [20]. U-Net merupakan salah satu arsitektur deep learning yang banyak digunakan dan efektif untuk segmentasi citra medis. U-Net terdiri atas dua bagian, yakni encoder dan decoder. Bagian encoder berfungsi untuk ekstraksi fitur. Di lain sisi, bagian decoder dari U-Net berfungsi untuk memetakan hasil ekstraksi fitur ke citra biner, di mana area hitam adalah





background dan area putih adalah objek yang dikehendaki. Masing-masing dari encoder dan decoder pada U-Net berisikan beberapa jenis layer seperti convolutional layer, pooling dan dropout. Arsitektur U-Net yang digunakan pada penelitian ini menggunakan model ResNet18 [21] sebagai encoder dan decoder.

Kami menerapkan algoritma segmentasi OD yang diusulkan pada satu dataset citra retina publik, yaitu dataset REFUGE challenge. Dataset REFUGE terdiri dari 1200 citra retina yang disimpan dalam format JPEG, dengan 8 bit per saluran warna, diperoleh oleh dokter mata atau teknisi dari pasien duduk tegak dan menggunakan salah satu dari dua perangkat: kamera fundus Zeiss Visucam 500 dengan resolusi 2124×2056 piksel (400 gambar) dan perangkat Canon CR-2 dengan resolusi 1634×1634 piksel (800 gambar).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pelatihan dan evaluasi dilakukan pada CPU dengan spesifikasi prosesor Inter Xeon @2,30 GHz dan sebuah GPU NVIDIA Tesla T4 yang disediakan secara gratis oleh Google's Colab. Arsitektur U-Net yang telah dilatih diuji pada citra uji. Beberapa hasil segmentasi OD disajikan pada Gambar 1. Area yang ditandai dengan warna kuning merepresentasikan hasil segmentasi OD.



Gambar 1. Hasil segmentasi OD.

Hasil segmentasi OD yang akurat di Gambar 1 tidak lepas dari peran ResNet-18 sebagai encoder dan decoder. Selanutnya, performanya dari algoritma yang dirancang diukur menggunakan indikator dan F1-score (F1), yang dapat dirumuskan sebagai berikut .

$$F1 = \frac{|S \cap G|}{|S| + |G|}$$

(2)

dengan S adalah hasil segmentasi dan G adalah groundtruth. Hasil pengujian ditunjukkan oleh tabel 1. Tampak pada Tabel 1 bahwa hasil segmentasi OD oleh algoritma yang kami rancang memberikan nilai F1-score yang lebih tinggi dari algoritma-algoritma lain yang ada di literatur.





Tabel 1. Hasil segmentasi optic disc pada dataset REFUGE

Algoritma/Tim	F1-score OD
CUHKMED	0.8826
Masker	0.8837
BUCT	0.8728
NKSG	0.8643
VRT	0.8600
Metode yang diusulkan	0.8887

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dirancang sebuah algoritma guna membantu dokter guna melakukan segmentasi optic disc (OD) secara simultan dan akurat. Algoritma segmentasi OD dilatih dan diuji pada 800 buah citra retina dari basis data REFUGE selama 150 epoh menggunakan algoritma optimasi adaptive moment estimation (Adam) optimizer. Proses pelatihan dan evaluasi dilakukan pada CPU dengan spesifikasi prosesor Inter Xeon @2,30 GHz dan sebuah GPU NVIDIA Tesla T4 yang disediakan secara gratis oleh Google's Colab. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan telah mampu memisahkan area OD dengan area lain pada citra retina dengan baik. Kedepannya, algoritma yang diusulkan dapat juga digunakan untuk segmentasi *optic cup* (OC) sebagai bagian dari diagnosis glaukoma.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Shiffman, Four Challenges That Global Health Networks Face, Int. J. Heal. Policy Manag. 6 (2017) 183–189.
- [2] K. Evangelho, C.A. Mastronardi, A. de-la-Torre, Experimental Models of Glaucoma: A Powerful Translational Tool for the Future Development of New Therapies for Glaucoma in Humans-A Review of the Literature, Medicina (Kaunas). 55 (2019).
- [3] R. Thomas, K. Loibl, R.S. Parikh, Evaluation of a glaucoma patient, Indian J. Ophthalmol. 59 (2011) S43–S52.
- [4] F. Topouzis, E. Anastasopoulos, Glaucoma—The Importance of Early Detection and Early Treatment, US Ophthalmic Rev. 02 (2007) 12.
- [5] S.A. Hussain, a N. Holambe, Automated Detection and Classification of Glaucoma from Eye Fundus Images: A Survey, Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol. 6 (2015) 1217–1224.
- [6] Y. Hagiwara, J.E.W. Koh, J.H. Tan, S. V. Bhandary, A. Laude, E.J. Ciaccio, L. Tong, U.R. Acharya, Computer-aided diagnosis of glaucoma using fundus images: A review, Comput. Methods Programs Biomed. 165 (2018) 1–12.
- [7] M. Singh, M. Singh, J. Virk, Glaucoma detection techniques: a review, Int. J. Comput. Sci. Commun. 6 (2) (2015) 66–76.
- [8] S.M. Pizer, E.P. Amburn, J.D. Austin, R. Cromarrtie, A. Geselowitz, T. Greer, B.terHaar Romeny, J.B. Zimmerman, K. Zuiderveld, Adaptive histogram equal-





- ization and its variations, Comput. Vis. Graph. Image Process. 39 (3) (1987) 355–368.
- [9] C. B. Anusorn, W. Kongprawechnon, T. Kondo, S. Sintuwong, KanokvateTungpimolrut, Image Processing Techniques for Glaucoma Detection Using the Cup-to-Disc Ratio, Thammasat International Journal of Science and Technology, Vol. 18, No. 1, (2013), 22-34.
- [10] PSJ. Kumar, S. Banerjee, A Survey on Image Processing Techniques for Glaucoma Detection, International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET) Volume 3 Issue 12, (2014), 4006-4073.
- [11] A. de la Fuente-Arriaga, E.M. Felipe-Riverón, E. Garduño-Calderón, Application of vascular bundle displacement in the optic disc for glaucoma detection using fundus images, Comput. Biol. Med. 47 (2014) 27–35.
- [12] G.D. Joshi, J. Sivaswamy, S.R. Krishnadas, Optic disc and cup segmentation from monocular color retinal images for glaucoma assessment, IEEE Trans. Med. Imaging 30 (6) (2011) 1192–1205.
- [13] P.S. Mittapalli, G.B. Kande, Segmentation of optic disc and optic cup from digital fundus images for the assessment of glaucoma, Biomed. Signal Process. Control 24 (2016) 34–46.
- [14] Y. Xu, S. Lin, D.W.K. Wong, J. Liu, D. Xu, Efficient reconstruction-based optic cup localization for glaucoma screening, in: Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2013, pp. 445–452.
- [15] H. A. Nugroho, L. Listyalina, N. A. Setiawan, S. Wibirama and D. A. Dharmawan, "Automated segmentation of optic disc area using mathematical morphology and active contour," 2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA), Bandung, 2015, pp. 18-22, doi: 10.1109/IC3INA.2015.7377739.
- [16] R.P. Rajaiah, R.J. Britto, Optic disc boundary detection and cup segmentation for prediction of glaucoma, Int. J. Sci. Eng. Technol. Res. 3 (10) (2014) 2665–2672.
- [17] A. Diaz, S. Morales, V. Naranjo, P. Alcocer, A. Lanzagorta, Glaucoma Diagnosis by Means of Optic Cup Feature Analysis in Color Fundus Images, 2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2055-2059.
- [18] J. Cheng, J. Liu, Y. Xu, F. Yin, D.W.K. Wong, N.M. Tan, D. Tao, C.Y. Cheng, T. Aung, T.Y. Wong, Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening, IEEE Trans. Med. Imaging 32 (6) (2013) 1019–1032.
- [19] A.G.Praveena, P.Kumar, GLAUCOMA SCREENING USING SUPER PIXEL CLASSIFICATION BASED ON OPTIC DISC AND OPTIC CUP SEGMENTATION, International Journal of Engineering Research and General Science Volume 3, Issue 1, (2015), 1192-1202 127.
- [20] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in Medical Image Computing and ComputerAssisted





Intervention MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science, F. A. Navab N., Hornegger J., Wells W., Ed. Springer, 2015, vol. 9351, pp. 234–241.

[21] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," CoRR, vol. abs/1512.03385, 2015. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1512.03385