

## **Implementation of Extreme Learning Machine for Classification of Retina Ablasio Results on Retina Fundus Images**

**Ainul Hizriadi\*, Sarah Purnamawati, Fifi Angreni Br.Gtg**

Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara, Medan ,  
Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>ainul.hizriadi@usu.ac.id, <sup>2</sup>sarahpurnamawati@usu.ac.id, <sup>3</sup>pipiangreni12@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: ainul.hizriadi@usu.ac.id

**Abstrak**—Ablasio retina merupakan kelainan pada retina mata mengakibatkan terlepasnya retina dari jaringan penyokongnya. Ablasio retina dapat memicu terjadinya kehilangan penglihatan yang menetap (kebutaan). Faktor terjadinya ablasio retina yang semakin bertambah tingkat keparahan adalah faktor penuaan, gen, miopia yang tinggi, trauma cedera mata yang parah, operasi katarak, dan inflamasi okular. Pemeriksaan dalam mendiagnosa ablasio retina melalui funduskopi untuk mengamati adanya pembuluh darah retina sangat pucat yang terlepas dengan terlihat berwarna putih berupa vitreus, lipatan-lipatan bergelombang, dan membengkok di tepi retina. Namun, pemeriksaan diagnosis tersebut dilakukan secara manual oleh tenaga ahli medis mata sehingga dapat memicu hasil pengamatan secara tidak jelas dan berakibat fatal pada gangguan penglihatan. Untuk itu, diperlukan alternatif baru dalam mengklasifikasi ablasio retina. Maka dari itu, penelitian ini mengimplementasikan metode Extreme Learning Machine (ELM) dalam proses klasifikasi ablasio retina. Tahapan yang digunakan dalam penelitian sebelum diklasifikasi adalah resize, green channel, dan contrast sebagai tahap pre-processing dan simple thresholding sebagai tahap image segmentation serta Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) sebagai tahap ekstraksi fitur. Pada tahap akhir, citra akan di klasifikasikan dengan Extreme Learning Machine. Penelitian ini menggunakan citra fundus retina berjumlah sebanyak 178 citra yang terbagi atas 133 citra sebagai data latih dan 45 citra sebagai data uji. Hasil penelitian ini mampu mengklasifikasikan ablasio retina dengan perolehan akurasi sebesar 91%.

**Kata Kunci:** Penyakit Ablasio Retina; Simple Thresholding; Gray Level Co-Occurance Matrix; Extreme Learning Machine

**Abstract**— Retinal detachment is a disorder of the retina of the eye that results in detachment of the retina from its supporting tissue. Retinal detachment can lead to permanent vision loss (blindness). Factors that cause retinal detachment with increasing severity are aging, genes, high myopia, severe eye injury, cataract surgery, and ocular inflammation. Examination in diagnosing retinal detachment through funduscopy to observe the presence of very pale retinal blood vessels that are detached with a white appearance in the form of vitreous, wavy folds, and bends at the edge of the retina. However, the diagnostic examination is carried out manually by ophthalmologists so that it can lead to unclear observations and possibly fatal visual disturbances. For this reason, a new alternative is needed in classifying retinal detachments. Therefore, this study implements the Extreme Learning Machine (ELM) method in the retinal detachment classification process. The stages used in the research before being classified are resize, green channel, and contrast as the pre-processing stage and simple thresholding as the image segmentation stage and Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) as the feature extraction stage. In the final stage, the image will be classified with Extreme Learning Machine. This study uses retinal fundus images totaling 178 images which are divided into 133 images as data latih and 45 images as test data. The results of this study were able to classify retinal detachments with an accuracy of 91%.

**Keywords:** Retinal Detachment Disease; Simple Thresholding; Gray Level Co-Occurance Matrix; Extreme Learning Machine

### **1. PENDAHULUAN**

Ablasio retina ialah penurunan ketajaman visual yang ditandai dengan terlepasnya jaringan tipis pada bola mata yang disebut retina. Kondisi terlepasnya retina dari sel-sel epitel pigmen retina pada jaringan penunjang di bawah retina dengan penimbunan cairan subretina, mengakibatkan keadaan darurat sehingga dapat mengancam fungsi penglihatan yang tidak berfungsi dengan baik lagi.

Ablasio retina mengindikasikan penurunan tajam penglihatan yang tertutup oleh bayangan seperti tirai menutup di depan mata (floaters) yang terdapat riwayat fotopsia (seperti melihat kilatan cahaya) di bidang visual. Jika tidak ditangani, ablasio retina menyebabkan kerusakan irreversibel pada cone dan rod cell yang berakibat menjadi kebutaan sehingga mengancam kualitas hidup penderita. Hal tersebut yang menyebabkan ablasio retina menjadi masalah serius yang patut diwaspadai.

Prevalensi ablasio retina dengan angka kejadiannya 9-24 per 100.000 populasi per tahun di seluruh dunia. Ablasio retina terjadi sekitar 5-16 per 1000 kasus yang disebabkan oleh operasi katarak sekitar 30-40%, miopia aksial 40-50%, dan trauma mata 10-20% dari seluruh ablasio retina yang dilaporkan. Pasien yang mengalami ablasio retina pada kasus trauma mata umumnya terjadi pada usia muda dan prevalensinya sebesar 40% biasa terjadi pada usia 20 tahun [1]. Ablasio retina dapat menyerang siapapun pada usia 40-70 tahun dan risiko kejadian ablasio retina meningkat, lebih sering terjadi pada pria daripada wanita.

Jenis ablasio retina yang paling umum terjadi adalah ablasio retina regmatogen dan ablasio retina traksional. Karakteristik keduanya berbeda sehingga dapat menjadi tanda bahwa seseorang terindikasi ablasio retina. Pemeriksaan dini sangatlah dibutuhkan dalam upaya preventif atau mengetahui jenis ablasio retina sehingga dilakukan penyembuhan yang mudah dan murah berdasarkan tingkat klasifikasi penyakit ablasio retina bagi penderita

Dalam pemeriksaan untuk menentukan jenis ablasio retina diimplementasikan melalui funduscopy yang memperoleh citra kondisi dalam mata. Tenaga ahli medis mata untuk mengamati hasil citra biasanya membutuhkan waktu yang cukup lama dan memicu hasil pengamatan secara tidak jelas seperti akibat pendarahan pada mata yang berakibat fatal pada gangguan penglihatan. Hal ini mengklaim paramedis untuk dapat mendiagnosa lebih cepat dan akurat. Dengan

adanya upaya preventif dalam pemeriksaan diagnosis penunjang ablasio retina dikembangkanlah teknologi medis dalam bentuk pengolahan citra digital melalui citra fundus retina. Pengolahan citra digital dilakukan dengan terlebih dahulu menginput citra fundus retina, kemudian memproses masukan citra fundus retina untuk mengenali pola dan akan memberikan output berupa informasi dari hasil pengolahan citra fundus.

Sebelumnya penelitian terdahulu diteliti oleh [2] dalam mendeteksi degenerasi kisi, kerusakan retina, dan ablasio retina pada mata tessell menggunakan citra fundus bidang ultra lebar dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN). Tahapan yang dilakukan dengan 2 teknik preprocessing (original resizing and cropping) yang memperoleh akurasi 79,8%. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [3] yaitu dalam mendeteksi ablasio retina berdasarkan citra ultrasound. Tahapan yang dilakukan menggunakan Higher Order Spectra Cumulants dan Locality Sensitive Discriminant Analysis sebagai retinal features dan dilakukan pengklasifikasian dengan menerapkan metode Support Vector Machine (SVM) yang mencapai akurasi sebesar 99,13%. Selanjutnya penelitian lainnya diteliti oleh [4] dengan mendeteksi mata bagi penderita ablasio retina menerapkan jaringan syaraf Radial Basis Function yang menggunakan data sebanyak 48 data citra fundus retina yang diperoleh dengan akurasi mencapai 88%.

Pada penelitian kali ini, penulis mengusulkan judul dengan metode Extreme Learning Machine yang merupakan metode kerangka pembelajaran terpadu dari bentuk khusus perceptron feedforward yang memiliki satu lapisan tersembunyi. Secara teori, metode ini diklaim dapat menghasilkan kemampuan generalisasi yang baik. Metode ELM memiliki kelebihan utama dalam hal kecepatan pembelajaran yang semua parameter training disetel satu kali (non iterative). Kemampuan metode pembelajaran Extreme Learning Machine banyak digunakan di aplikasi dunia nyata, salah satunya penerapan aplikasi medis dalam proses klasifikasi maupun identifikasi. Metode Extreme Learning Machine memiliki akurasi dan performa yang baik.

Adapun penelitian yang telah menerapkan metode Extreme Learning Machine yaitu diteliti oleh [5] dengan mengklasifikasi tuberculosis menggunakan metode Extreme Learning Machine. Tahapan yang dilakukan dengan menggunakan grayscale, scalling, dan thresholding yang memperoleh akurasi 93,33%. Penelitian lainnya yaitu segmentasi pembuluh darah retina menggunakan gabor filter dan extreme learning machine [6]. Tahapan-tahapan yang dilakukan adalah Red Green Blue (RGB) sebagai tahap preprocessing dan adaptive histogram equalization, gabor filter, top-hat transform, threshold sebagai tahap feature extraction dengan memperoleh akurasi sebesar 94,59%.

Berdasarkan penelitian diatas, penulis mengajukan penelitian yang dapat mempermudah dalam proses mendeteksi dan pengambilan keputusan dengan judul "Implementasi Extreme Learning Machine Untuk Klasifikasi Ablasio Retina Hasil Citra Fundus Retina".

## **2. METODOLOGI PENELITIAN**

### **2.1 Arsitektur Umum**

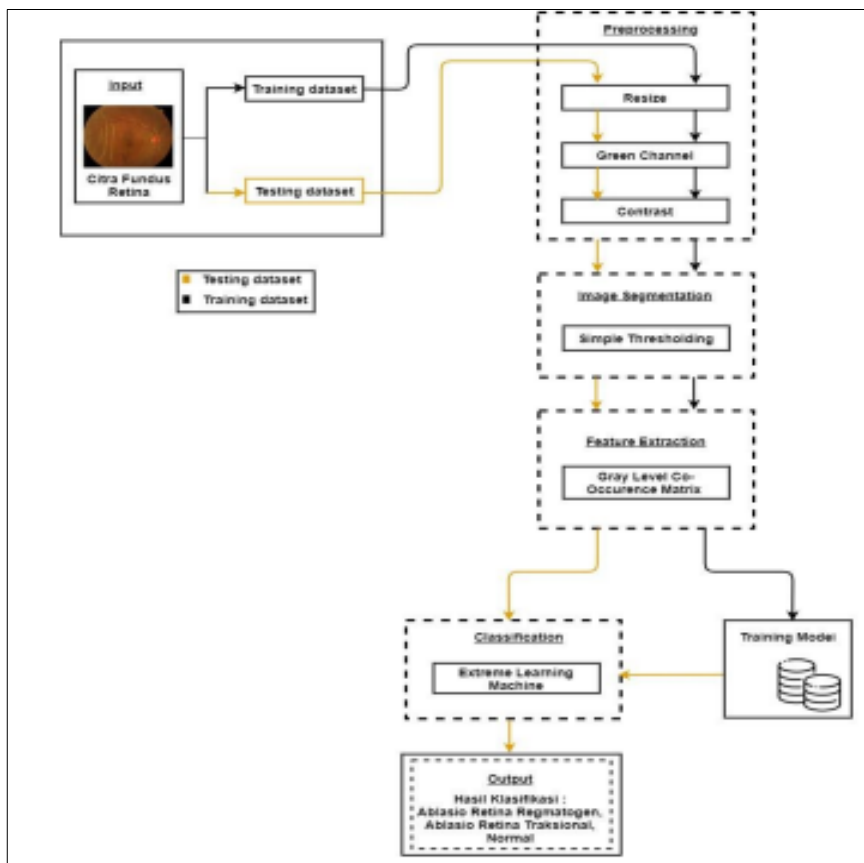
Adapun tahapan metode yang digunakan dalam mengklasifikasi ablasio retina. Tahapan awal dimulai dengan proses mengumpulkan data sebagai input citra mencakup fundus retina normal, fundus ablasio retina regmatogen, dan fundus ablasio retina traksional dengan memisahkan data dari ketiga kategori menjadi data latih dan data uji. Dataset ini dikumpulkan melalui berbagai sumber, diantaranya melalui *Kaggle dari Joint Shantou International Eye Center (JSIEC)*, dataset dari *imagebank.asrs.org*, dan Rumah Sakit Khusus Mata Prima Vision. Terdapat 178 data citra yang dibagi menjadi 133 citra digunakan sebagai *data training* dan 45 citra digunakan sebagai *data testing*.

Setelah melakukan pengumpulan data, akan masuk ke dalam tahap *preprocessing*. Tahapan ini dimulai dengan dilakukannya teknik *resize* pada citra, yang bertujuan untuk mengubah ukuran dengan memperkecil resolusi citra menjadi 500 x 418 piksel. Kemudian dilanjutkan dengan teknik *green channel* digunakan untuk menyetarakan tingkat intensitas keabuan dengan mengambil nilai *green channel* untuk memperoleh segmentasi pembuluh darah yang jelas, dan teknik *contrast* digunakan untuk memperbaiki kualitas citra pada tingkat keabuan. Tahapan selanjutnya adalah tahap *contrast*, di mana pada tahapan ini akan dilakukan pengaturan kualitas citra dengan menajamkan kontras setelah di lakukan *green channel* agar bagian-bagian yang spesifik pada citra bagian retina lebih terlihat jelas seperti robekan maupun vitreous.

Tahapan selanjutnya adalah tahapan *Image segmentation*. Tahapan pertama akan menerapkan Teknik *simple thresholding*, di mana tahap ini merupakan sebagai penentu bahwa piksel diubah ke nilai rendah (hitam) atau tinggi (putih) dengan cara memisahkan objek pada background. Tahapan selanjutnya dilakukan *feature extraction* yang menggunakan teknik gray level co-occurrence matriks. Teknik GLCM digunakan untuk memperoleh hasil nilai fitur.

Selanjutnya akan dilakukan tahapan klasifikasi. Pada tahap ini data akan ditraining dengan metode Extreme Learning Machine dan diperoleh suatu training model yang digunakan untuk proses testing. Proses testing dilakukan untuk menguji performa dan akurasi pada algoritma yang dilatih sehingga diperoleh output dari hasil klasifikasi.

Tahap akhir pada penelitian menghasilkan output yang diperoleh dari hasil klasifikasi citra fundus retina adalah normal, ablasio retina regmatogen, dan ablasio retina traksional.



Gambar 1. Arsitektur Umum

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan ini memaparkan pengujian data pada sistem yang sudah dibangun dengan memperoleh hasil kinerja yang dimulai dari preprocessing, segmentation sampai dengan feature extraction dan proses klasifikasi menggunakan metode *Extreme Learning Machine* dalam mengklasifikasi ablasio retina. Kemampuan sistem bergantung pada proses *data training*. Pengujian yang ditentukan secara berbeda-beda pada hidden node yang dimulai dari 10, 40, 45, dan 80. Berdasarkan hasil dari pengujian sistem dengan menggunakan fungsi aktivasi tanh pada hidden node 10, 40, 45, dan 80 dapat dilihat pada tabel 1 untuk mengetahui proses klasifikasi penyakit ablasio retina yang mencakup ablasio retina regmatogen, ablasio retina traksional, dan normal.

Tabel 1. Tabel Keluaran Percobaan Sistem

No	Nama File Data	Nilai Kontras	Binary Thresold	Fungsi Aktifasi Tanh			
				Hidden Node 10	Hidden Node 40	Hidden Node 45	Hidden Node 80
1	Arr_1	1.5	127	Normal	Regmatogen	Normal	Regmatogen
2	Arr_2	1.5	127	Normal	Regmatogen	Regmatogen	Normal
3	Arr_3	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Traksional
4	Arr_4	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Normal
5	Arr_5	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen
6	Arr_6	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Normal
7	Arr_7	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Normal
8	Arr_8	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Normal	Regmatogen
9	Arr_9	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Normal
10	Arr_10	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen
11	Arr_11	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen
12	Arr_12	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Normal
13	Arr_13	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen
14	Arr_14	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen
15	Arr_15	1.5	127	Regmatogen	Traksional	Regmatogen	Traksional
16	Art_1	1.5	127	Regmatogen	Traksional	Traksional	Traksional

17	Art_2	1.5	127	Traksional	Traksional	Traksional	Regmatogen	
18	Art_3	1.5	127	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	
19	Art_4	1.5	127	Traksional	Traksional	Regmatogen	Traksional	
20	Art_5	1.5	127	Regmatogen	Traksional	Traksional	Traksional	
21	Art_6	1.5	127	Regmatogen	Traksional	Regmatogen	Traksional	
22	Art_7	1.5	127	Traksional	Traksional	Traksional	Regmatogen	
23	Art_8	1.5	127	Traksional	Traksional	Traksional	Traksional	
24	Art_9	1.5	127	Traksional	Traksional	Regmatogen	Traksional	
25	Art_10	1.5	127	Traksional	Traksional	Traksional	Regmatogen	
26	Art_11	1.5	127	Regmatogen	Traksional	Traksional	Traksional	
27	Art_12	1.5	127	Traksional	Traksional	Traksional	Regmatogen	
28	Art_13	1.5	127	Traksional	Traksional	Traksional	Regmatogen	
29	Art_14	1.5	127	Traksional	Traksional	Regmatogen	Regmatogen	
30	Art_15	1.5	127	Regmatogen	Traksional	Regmatogen	Regmatogen	
31	N_1	1.5	127	Regmatogen	Normal	Regmatogen	Normal	
32	N_2	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
33	N_3	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
34	N_4	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
35	N_5	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
36	N_6	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
37	N_7	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
38	N_8	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
39	N_9	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
40	N_10	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
41	N_11	1.5	127	Normal	Normal	Traksional	Traksional	
42	N_12	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
43	N_13	1.5	127	Normal	Regmatogen	Regmatogen	Regmatogen	
44	N_14	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
45	N_15	1.5	127	Normal	Normal	Normal	Normal	
				Citra yang akurat	35	41	33	29
				Citra yang tidak akurat	10	4	12	16

Dari tabel 1 diperoleh hasil akurasi dari masing-masing percobaan *hidden node* dengan persamaan 1, sebagai berikut:

$$\text{Persentase akurasi} = \frac{\text{Jumlah Citra Testing yang Benar}}{\text{Jumlah Keseluruhan Citra Testing}} \times 100\% \quad (1)$$

a. Fungsi aktivasi tanh dengan *hidden node* 10

$$\text{Akurasi} = \frac{35}{45} \times 100\% = 78\%$$

b. Fungsi aktivasi tanh dengan *hidden node* 40

$$\text{Akurasi} = \frac{41}{45} \times 100\% = 91\%$$

c. Fungsi aktivasi tanh dengan *hidden node* 45

$$\text{Akurasi} = \frac{33}{45} \times 100\% = 73\%$$

d. Fungsi aktivasi tanh dengan *hidden node* 80

$$\text{Akurasi} = \frac{29}{45} \times 100\% = 64\%$$

Representasi akurasi sistem dengan percobaan menggunakan berbagai *hidden node* dapat dilihat pada tabel 2.

**Tabel 2.** Tingkat Akurasi

Hidden Layer			
Hidden Node 10	Hidden Node 40	Hidden Node 45	Hidden Node 80
78%	91%	73%	64%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa penentuan aktivasi tanh dengan *hidden node* 10 memperoleh akurasi sebesar 78%. Namun, nilai akurasi meningkat pada *hidden node* 40 yang menghasilkan akurasi sebesar 91%. Setelah dilakukan penambahan *hidden node* menjadi 45 tingkat akurasi pada pengujian sistem mengalami penurunan sehingga akurasi sebesar 73%. Kemudian dilakukan penambahan *hidden node* kembali menjadi 80 tingkat akurasi pada pengujian sistem





mengalami penurunan sehingga akurasi sebesar 64%. Hal ini dikarenakan jumlah *node* yang terlalu banyak mengakibatkan *overfitting*, sehingga jumlah informasi yang diterima tidak mencukupi untuk diolah pada data latih, dikarenakan kapasitas pengolahan informasi jaringan yang besar. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa pemilihan jumlah hidden node dapat mempengaruhi akurasi sistem.

Pengujian data dilakukan dengan menggunakan data testing sebanyak 45 citra dengan masing-masing 15 citra ablasio retina regmatogen, 15 citra ablasio retina traksional, dan 15 citra normal pada data training 53 citra ablasio retina regmatogen, 32 citra ablasio retina traksional, dan 48 citra normal. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode *Extreme Learning Machine* dengan data testing sebanyak 45 data citra mencakup 15 citra ablasio retina regmatogen, 15 citra ablasio retina traksional, dan 15 citra normal dapat diperoleh nilai akurasi sebesar 91%.

$$\text{Persentase akurasi} = \frac{\text{Jumlah Citra Testing yang Benar}}{\text{Jumlah Keseluruhan Citra Testing}} \times 100\% \tag{2}$$

$$\text{Persentase Akurasi} = \frac{41}{45} \times 100\%$$

**Tabel 3.** Perbandingan Pengujian Akurasi Simple Thresholding

Persentase Akurasi = 91% No	Nilai Kontras	Binary Thresold	Fungsi Aktifasi Tanh				Hasil Citra Simple Thresholding
			Hidden Node 10	Hidden Node 40	Hidden Node 45	Hidden Node 80	
1	1.5	120	82%	67%	56%	51%	
2	1.5	127	78%	91%	73%	64%	
3	1.5	128	71%	73%	60%	47%	
4	1.5	150	60%	71%	62%	56%	

Berdasarkan perbandingan pengujian simple thresholding bahwa binary threshold 127 pada fungsi aktivasi tanh dengan hidden node 40 memperoleh akurasi sebesar 91%. Dapat disimpulkan pemilihan simple thresholding berpengaruh kepada keakuratan sistem. Sedangkan berdasarkan pengujian sistem dapat disimpulkan bahwa metode *Extreme Learning Machine* menghasilkan akurasi yang cukup baik sebesar 91 % dan memperoleh komputasi waktu cukup baik yang mencapai 16 detik sehingga membantu tenaga ahli medis mata untuk dapat mendeteksi jenis penyakit ablasio retina lebih cepat dan akurat.

#### 4. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan dari keseluruhan implementasi penelitian hingga tahap pengujian preprocessing, segmentation, dan feature extraction serta klasifikasi menerapkan metode Extreme learning Machine bahwa Metode Extreme Learning Machine dalam pengklasifikasian ablasio retina dengan memperoleh akurasi cukup baik sebesar 91% dengan menggunakan data berjumlah 178 data citra fundus retina yang mencakup 133 data training dan 45 data testing. Berdasarkan hasil data yang diuji, jumlah hidden layer sangat berpengaruh pada nilai akurasi proses klasifikasi. Pada penelitian ini, hidden node 40 memperoleh nilai akurasi yang cukup baik dalam mengklasifikasi ablasio retina hasil citra fundus retina pada jaringan syaraf tiruan menggunakan metode Extreme Learning Machine. Serta berdasarkan proses pengolahan citra, dibutuhkan pemilihan nilai threshold yang sesuai pada citra yang sangat berpengaruh pada keakuratan sistem.

## REFERENCES

- [1] D. M. Fakhri, N. Sutadipura, and M. Putri, "KARAKTERISTIK PASIEN ABLASIO RETINA REGMATOGEN DI RUMAH SAKIT MATA CICENDO BANDUNG TAHUN 2019," in *Prosiding Pendidikan Kedokteran*, Feb. 2021.
- [2] C. Zhang et al., "Development of a deep-learning system for detection of lattice degeneration, retinal breaks, and retinal detachment in tessellated eyes using ultra-wide-field fundus images: a pilot study," *Graefe's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*, vol. 259, no. 8, pp. 2225–2234, Aug. 2021, doi: 10.1007/s00417-021-05105-3.
- [3] J. E. W. Koh et al., "A novel hybrid approach for automated detection of retinal detachment using ultrasound images," *Comput Biol Med*, vol. 120, p. 103704, May 2020, doi: 10.1016/j.compbimed.2020.103704.
- [4] R. H. Pramestya, "Deteksi Penyakit Mata Ablasio Retina Menggunakan Jaringan Syaraf Radial Basis Function," Universitas Airlangga, 2015.
- [5] M. A. Siregar, "Klasifikasi Penyakit Tuberculosis (TB) Berdasarkan Foto Rontgen Paru-Paru Manusia Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM)," Universitas Sumatera Utara, Medan, 2018.
- [6] M. F. Aslan, M. Ceylan, and A. Durdu, "Segmentation of Retinal Blood Vessel Using Gabor Filter and Extreme Learning Machines," in *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*, Sep. 2018, pp. 1–5. doi: 10.1109/IDAP.2018.8620890.
- [7] P. N. Andono, T. Sutojo, and Muljono, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2017.
- [8] M. Anthony and P. L. Bartlett, *Neural Network Learning*. Cambridge University Press, 1999. doi: 10.1017/CBO9780511624216.
- [9] M. C. Ariestyani, P. P. Adikara, and R. S. Perdana, "Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM)," 2018. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] P. Budhiastra et al., "Ablasio Retina Regmatogen pada penderita Myopia di Pusat Mata Nasional Rumah Sakit Mata Cicendo," 2015.
- [11] S. Ding, X. Xu, and R. Nie, "Extreme learning machine and its applications," *Neural Comput Appl*, vol. 25, no. 3–4, pp. 549–556, Sep. 2014, doi: 10.1007/s00521-013-1522-8.
- [12] I. Guyon, S. Gunn, M. Nikravesh, and L. A. Zadeh, *Feature Extraction*. Springer, 2006.
- [13] Guang-Bin Huang, Qin-Yu Zhu, and Chee-Kheong Siew, "Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks," in *2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541)*, pp. 985–990. doi: 10.1109/IJCNN.2004.1380068.
- [14] A. Issac, M. Parthasarathi, and M. K. Dutta, "An adaptive threshold based algorithm for optic disc and cup segmentation in fundus images," in *2015 2nd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, Feb. 2015, pp. 143–147. doi: 10.1109/SPIN.2015.7095384.
- [15] V. U. M. Maksum, D. C. R. Novitasari, and A. Hamid, "Image X-Ray Classification for COVID-19 Detection Using GCLM-ELM," *Jurnal Matematika MANTIK*, vol. 7, no. 1, pp. 74–85, May 2021, doi: 10.15642/mantik.2021.7.1.74-85.
- [16] H. Ohsugi, H. Tabuchi, H. Enno, and N. Ishitobi, "Accuracy of deep learning, a machine-learning technology, using ultra-wide-field fundus ophthalmoscopy for detecting rhegmatogenous retinal detachment," *Sci Rep*, vol. 7, no. 1, p. 9425, Aug. 2017, doi: 10.1038/s41598-017-09891-x.
- [17] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2010.
- [18] N. Wakhidah, "PERBAIKAN KUALITAS CITRA MENGGUNAKAN METODE CONTRAST STRETCHING," *Jurnal Transformatika*, vol. 8, no. 2, p. 78, Jan. 2011, doi: 10.26623/transformatika.v8i2.48.