

SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA MATA MENGUNAKAN METODE REGION GROWING

Muslih¹, Eko Hari Rachmawanto²

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Indonesia

¹muslih@dsn.dinus.ac.id, ²eko.hari@dsn.dinus.ac.id

Abstrak

Segmentasi citra merupakan pengolahan citra yang sering digunakan untuk memisahkan objek utama dengan objek diluarnya. Segmentasi citra retina mata sudah dilakukan beberapa peneliti agar mempermudah para medis dalam mengidentifikasi penyakit dari dini. Metode segmentasi Region Growing diharapkan dapat menghasilkan segmentasi pembuluh darah dengan akurasi yang tinggi sehingga saat para medis menggunakan aplikasi ini untuk pendeteksian penyakit dapat menghasilkan diagnosis yang akurat dan dalam waktu yang lebih cepat. Data citra retina mata dalam penelitian ini melalui beberapa tahap praprosesing sebelum masuk ke algoritma Region Growing. Praprosesing tersebut adalah resizing, filtering dan thresholding. Hal ini dilakukan agar citra dapat dibaca dengan mudah oleh algoritma Region Growing. Region Growing kemudian akan membaginya menjadi beberapa region yang telah diberi pembatas antar region. Algoritma ini membantu menemukan penyebaran titik-titik yang diinginkan dengan membandingkan nilai piksel titik awal dengan titik tetangganya, sehingga titik-titik yang diinginkan akan bergabung dalam region yang sama. Pada tahap akhir, hasil segmentasi akan diuji keakurasiannya dengan perhitungan akurasi PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). Hasil segmentasi yang dilakukan pada 15 data dari 134 data testing yang diujikan berhasil menunjukkan rata-rata nilai PSNR sebesar 50,9605 dB. Percobaan-percobaan telah dilakukan dan menyimpulkan bahwa metode Region Growing dapat memperlihatkan pembuluh darah tebal dengan relatif baik pada berbagai macam citra retina mata.

Kata kunci : Segmentasi Citra; *Region Growing*; Retina Mata; Pembuluh Darah Retina; Praprocessing

1. Pendahuluan

Segmentasi merupakan metode pengolahan digital yang berdasarkan pada pemisahan objek utama dengan objek dibelakangnya yang dapat berupa warna hitam ataupun objek asing lainnya (Zhou, Wu, Yi, & Du, 2017). Segmentasi citra juga berperan penting dalam mengetahui jumlah objek dalam sebuah citra. Dalam perkembangannya, segmentasi citra mempunyai andil yang cukup besar dalam berbagai bidang, seperti dalam mengetahui kematangan dari objek buah, mengetahui luas wilayah dengan menggunakan citra dari satelit, mengetahui nomor plat kendaraan bermotor dengan rekaman kamera pengintai sampai dalam dunia medis.

Retina mata merupakan bagian penting dalam bidang kesehatan. Ada beberapa penyakit yang dapat terdeteksi dari pengamatan retina mata secara mendalam, seperti Age Related Macular Degeneration (ARMD) dan Diabetes Retinopathy (Alyoubi, Shalash, & Abulkhair, 2020; Raju et al., 2017; Tymchenko, Marchenko, & Spodarets, 2020; Zhou et al., 2017). Retina mata mempunyai struktur yang mirip dengan organ tubuh lainnya dan retina dapat memberi pandangan terdekat dengan pembuluh darah, saraf dan jaringan penghubung pada tubuh (Alyoubi et al., 2020; Review, Kandel, & Castelli,

2021). Oleh karena itu, kelainan yang terlihat mata atau retina mata dapat menandakan perubahan yang sama dengan bagian tubuh lainnya. Namun, dalam beberapa kasus, pihak medis membutuhkan waktu yang cukup lama untuk mengidentifikasi penyakit dari retina mata. Masalah tersebut terjadi karena rumitnya dalam membedakan pembuluh darah retina yang merupakan indikator dari sebuah penyakit dimana terjadi perubahan struktur pada pembuluh darah. Segmentasi citra merupakan (Ansari, Mehrotra, & Agrawal, 2020; Manic, Hasson, Al Shibli, Satapathy, & Rajinikanth, 2018) salah satu metode digital yang dapat dilakukan untuk mempermudah dalam menemukan objek yang diinginkan pada sebuah citra. Terdapat banyak algoritma pada segmentasi warna seperti Fuzzy (Bilenia, Sharma, Raj, Raman, & Bhattacharya, 2019), Gradient Based Adaptive Thresholding (Mawaddah, Atika Sari, Ignatius Moses Setiadi, & Hari Rachmawanto, 2020), K-means Clustering (Song, Ji, Sun, & Zheng, 2017), maupun Region Growing (Latif, Awang Iskandar, & Alghazo, 2018; Zaw, Maneerat, & Win, 2019).

Algoritma Region Growing (Latif et al., 2018) adalah metode pengolahan citra yang berbasis pada wilayah. Metode ini menggunakan objek pixel dengan terlebih dahulu melakukan pemilihan seed awal dan menentukan apakah tetangga dari titik awal

bisa ditambahkan ke wilayah tersebut. Algoritma ini membantu menemukan penyebaran titik-titik yang diinginkan dengan membandingkan nilai piksel titik awal dengan titik tetangganya, sehingga titik-titik yang diinginkan akan bergabung dalam region yang sama (Bilenia et al., 2019). Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan segmentasi pembuluh darah dengan akurasi yang tinggi sehingga saat para medis menggunakan aplikasi ini untuk pendeteksian penyakit dapat menghasilkan diagnosis yang akurat dan dalam waktu yang lebih cepat.

2. Metodologi Penelitian

2.1 Tinjauan Studi

Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Amin, Sharif, Raza, Saba, & Anjum, 2019), penerapan metode Gradient Based Adaptive Thresholding sebagai deteksi area patologi dari citra retina dan menggunakan metode Region Growing dalam tahap segmentasi pembuluh darah tipis pada citra retina memperoleh hasil akurasi rata-rata 95.25% dan nilai Area Under Curve (AUC) pada kurva Relative Operating Characteristic (ROC) sebesar 74.28%.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh (Khawaja, Khan, Khan, & Nawaz, 2019) menggunakan algoritma Multi-Scale Line Operator yang berguna untuk mendeteksi garis dan metode K-Means untuk pre-processing citra dengan mengabaikan daerah optic disc pada citra retina menghasilkan perhitungan akurasi, dataset DRIVE menunjukkan hasil 0,940980219 dan hasil AUC sebesar 0,7462, kemudian untuk dataset STARE menunjukkan hasil 0,949293361 dan hasil AUC sebesar 0,778.







Selanjutnya dalam penelitian (Ani Brown Mary & Deje, 2018) yang dilakukan menggunakan metode Local Adaptive Thresholding, dimana metode tersebut akan memecah citra menjadi beberapa bagian untuk mencari nilai ambang batasnya. Praprosesing citra sebelum masuk ke dalam proses segmentasi adalah ekstraksi kanal hijau dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa dari proses pengujian menghasilkan nilai dari PSNR rata-rata diatas nilai 3.

2.2 Sumber Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah citra fundus retina mata. Data tersebut diambil dari <https://www.kaggle.com/andrewmvd/fundus-image-registration>. Dalam dataset tersebut terdiri dari 134 data training dan 134 data testing dengan penamaan sesuai pada laman <https://projects.ics.forth.gr/cvrl/fire/>. Dataset yang berada dalam folder "Images" mempunyai nama file yang terdiri dari [nama pasangan gambar]_X dimana X adalah nomor indeks gambar, X dengan indeks 1 adalah data training dan X dengan indeks 2 adalah

data testing. Dataset tersebut dijelaskan pada tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Sumber Data

Nama File	Gambar	Piksel	Byte
A01_1		2912x2912	2621440
A01_2		2912x2912	2558525.44
P01_1		2912x2912	2233466.88
P01_2		2912x2912	2170552.32
S01_1		2912x2912	2548039.68
S01_2		2912x2912	2548039.68

2.3 Praprosesing

Langkah selanjutnya adalah melakukan beberapa prapengolahan pada citra retina sebelum dilakukannya proses segmentasi. Tahap ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra agar menghasilkan citra hasil segmentasi dengan akurasi yang optimal.

Tahap 1: Resizing. Resizing merupakan tahap awal sebelum dilakukannya proses segmentasi. Citra dengan ukuran aslinya sebesar 2912x2912 piksel membutuhkan waktu yang cukup lama dalam eksekusi program. Pemilihan ukuran piksel dilakukan beberapa kali agar kualitas citra tidak mengalami blurring. Hingga ukuran 256x256 piksel dipilih karena selain mempunyai waktu yang singkat dalam eksekusi program, hasil dari akurasi PSNR tidak berbeda pada saat citra berukuran lebih besar diatasnya.

Tahap 2: Thresholding. Tahap selanjutnya adalah thresholding yang berfungsi untuk merubah background citra yang awalnya berwarna hitam menjadi warna putih. Tujuan digunakannya thresholding dalam penelitian ini adalah memisahkan objek utama citra retina dari objek dibelakangnya atau background yang awalnya berwarna hitam. Warna background yang hitam akan meyulitkan algoritma dalam menganalisa objek utama.

Tahap 3: Converting

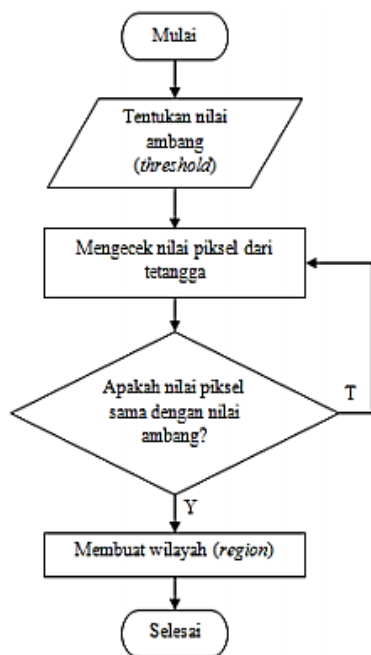
Tahap converting yaitu pengubahan gambar RGB ke warna grayscale. Proses ini akan mengubah informasi warna merah, hijau dan biru pada citra

menjadi warna hitam dan putih agar level pencahayaanya lebih lebar.

Tahap 4: Filtering. Tahap selanjutnya adalah melakukan filtering terhadap citra retina. Filtering ini dilakukan untuk memperjelas penampakan citra retina menjadi lebih tajam dengan penambahan kontras.

2.4 Segmentasi dengan Region Growing

Region Growing merupakan metode segmentasi berbasis region. Segmentasi Region Growing menggunakan gambar atau citra berbasis piksel karena melibatkan pemilihan seed awal dalam proses segmentasinya. Titik awal (seed point) digunakan untuk membuat suatu wilayah yang sederhana terdiri dari beberapa seed piksel yang seragam. Gambar 1 merupakan diagram alir dari algoritma Region Growing.



Gambar 1. Alur Algoritma Region Growing

Penjelasan dari diagram alir diatas pada Gambar 1, sebagai berikut:

1. Memilih piksel seed pertama yang akan dijadikan patokan kemudian membandingkan seed tersebut dengan piksel tetangga.
2. Region Growth bertugas menambahkan piksel seed awal dengan piksel tetangganya yang memiliki karakteristik yang sama, hal ini dilakukan untuk memperbesar ukuran region.
3. Selanjutnya apabila pertumbuhan satu region telah selesai atau terhenti, maka piksel seed lain yang belum termasuk region manapun akan terpilih dan proses akan mengulang lagi.

Semua proses ini akan terus berlanjut sampai semua piksel dalam citra tersebut menjadi bagian dari suatu wilayah.

2.5 Pengujian Akurasi

Tahap terakhir dari segmentasi citra retina adalah pengujian hasil. Dalam tahap ini hasil segmentasi akan ditampilkan nilai akurasi yang ditunjukkan dalam fungsi PSNR. PSNR atau Peak Signal-to-Noise Ratio merupakan salah satu parameter untuk mengukur nilai perbandingan dari citra asli dengan citra hasil pengolahan citra. Nilai PSNR memuat beberapa fungsi lainnya yaitu Mean Square Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE). Persamaan dari MSE dan PSNR secara matematis sesuai persamaan (1) dan (2).

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [f(i, j) - g(i, j)]^2 \quad (1)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (2)$$

Dimana m dan n adalah dimensi citra, i dan j adalah koordinat suatu titik pada citra dan g adalah citra asli. Apabila sebuah citra tersegmentasi mempunyai nilai PSNR diatas 40 dB maka citra tersebut sudah relevan untuk dilihat oleh mata. Jadi artinya nilai akurasi PSNR yang baik adalah diatas 40 dB (Satapathy, Sri Madhava Raja, Rajinikanth, Ashour, & Dey, 2018).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pengujian Akurasi

3.1.1 Tahap 1: Resizing

Proses *resizing* yang telah dilakukan berhasil mengubah cira retina mata dari ukuran 2912x2912 piksel menjadi 256x256 piksel. Dengan jumlah piksel citra yang compact akan mempercepat waktu eksekusi. Terbukti dalam mengeksekusi citra dengan jumlah piksel 256x256 piksel, Matlab membutuhkan waktu 1.788967 seconds.

```

>> main
Elapsed time is 1.788967 seconds.
>>
  
```

Gambar 2. Kode program waktu eksekusi citra berukuran 256x256 piksel



Sedangkan untuk citra dengan berukuran 2912x2912 piksel akan membutuhkan waktu lebih dari 5 menit. Hal ini membuktikan bahwa mengatur ulang ukuran citra menjadi jumlah yang lebih kecil akan mempengaruhi efisien waktu yang digunakan dalam mengeksekusi program yang dijalankan. Pada hasil proses *resizing* yang dilakukan menggunakan fungsi *resize* dari Matlab mampu memperkecil luas

citra data training maupun data testing tanpa membuat perubahan maupun noise pada citra yang dihasilkan.

3.1.2 Tahap 2: *Thresholding*

Proses *thresholding* telah berhasil diganti warna background untuk mempermudah sistem dalam menganalisa objek utama. Objek utama dalam kasus ini adalah gambar retina mata manusia utuh sedangkan objek yang ada dibelakangnya adalah berupa background berwarna hitam. Background hitam yang digunakan pada citra asli tidak dapat diproses oleh algoritma dikarenakan terlalu banyak piksel bernilai 0, sehingga piksel objek utamapun dibaca 0 oleh algoritma. Hasil dari seluruh proses *thresholding* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Proses *Thresholding*


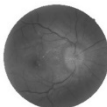

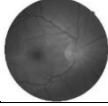
Citra Asli	Citra Hasil <i>Thresholding</i>
	

Pada hasil proses *thresholding* Tabel 2, dari keseluruhan data testing maupun data testing, penulis menyimpulkan bahwa proses *thresholding* telah berhasil memisahkan objek utama yaitu retina mata dengan background yaitu objek warna hitam.

3.1.3 Tahap 3: *Converting*

Proses *converting* yang telah dilakukan berhasil mengubah citra berwarna menjadi citra grayscale menghasilkan gambar seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Proses *Converting*

Citra Asli	Citra Hasil <i>Converting</i>
	
	


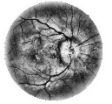
Fungsi `rgb2gray` dari Matlab pada Tabel 3 dapat digunakan dengan baik untuk mengubah citra berwarna menjadi citra grayscale.

3.1.4 Tahap 4 : *Filtering*

Proses *filtering* yang telah dilakukan berhasil mengubah citra menjadi lebih kontras. *Filtering* kontras menjadikan citra retina menjadi penampakan gambar yang lebih jelas. Dengan menggunakan fungsi kontras untuk memperjelas sebuah citra, maka citra retina akan semakin jelas guratan-guratan dari

pembuluh darahnya, ini memungkinkan algoritma *Region Growing* dapat membaca citra menjadi lebih mudah dan efektif. Hasil tahap *filtering* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil proses *Filtering*

Citra Asli	Citra Hasil <i>Filtering</i>
	

Pada hasil *filtering* pada Tabel 4 terhadap data training maupun data testing disimpulkan bahwa proses *filtering* menggunakan fungsi *contrast* berhasil mengolah data citra dengan keadaan bermacam-macam, mulai dari pencahayaan, noise maupun blur yang disebabkan oleh *pre-processing* sebelumnya

4. Hasil dan Pembahasan

Dalam algoritma *Region growing*, penentuan batas *seed point* sangat penting dilakukan karena dijadikan sebagai titik awal iterasi algoritma. *Seed point* atau titik awal yang digunakan dalam algoritma *Region Growing* pada penelitian ini dibatasi hanya titik dengan piksel dibawah 32, hal ini dikarenakan titik tersebut akan menampilkan beberapa titik yang lebih banyak dalam satu *region*. Apabila menggunakan piksel diatas titik 32 piksel maka akan terjadi *over-segmentation* dimana titik keabuan akan menjadi lebih banyak dan citra hasil akan menjadi hitam. Berikut hasil segmentasi citra dengan batas *region* diatas 32 piksel seperti pada Gambar 3.

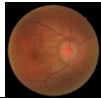
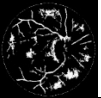
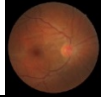
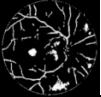
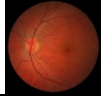

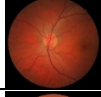
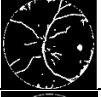
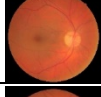

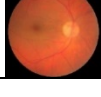



Gambar 3. Citra tersegmentasi dengan batas piksel lebih dari 32

Terlihat guratan pembuluh darah tipis yang banyak pada citra asli tidak terdeteksi pada hasil segmentasi. Hal ini dikarenakan piksel yang digunakan sebagai batas *region* terlalu besar. Kemudian *seed point* ini mencari titik ke 4 tetangga yang berbeda yaitu arah kanan, kiri, atas dan bawah dengan jarak piksel sebesar 0 piksel. Setelah menemukan tetangga yang pikselnya mirip, *seed point* akan mengumpulkan piksel tersebut ke *region* yang sama dengan titik-titik sebelumnya. Setelah dilakukan inisialisasi jumlah tetangga dan titik koordinat tetangga makan proses perulangan *Region Growing* akan dilakukan. Proses tersebut akan berlangsung sehingga 1 *region* dengan *seed point* yang sama telah dibentuk. Setelah itu, algoritma akan mencari *seed point* baru lagi untuk memulai kembali iterasi. Penentuan *seed point* menggunakan titik tetangga yang memiliki intensitas yang paling

mendekati rata-rata region. Titik yang sudah masuk kedalam satu region akan dihapus dari daftar titik agar seed point terbaru tidak menggunakannya lagi dan tidak memasukkan titik tersebut kedalam region yang baru. Setelah citra hasil pre-processing masuk ke dalam semua iterasi pada segmentasi Region Growing, maka akan menghasilkan citra seperti pada Tabel 5.

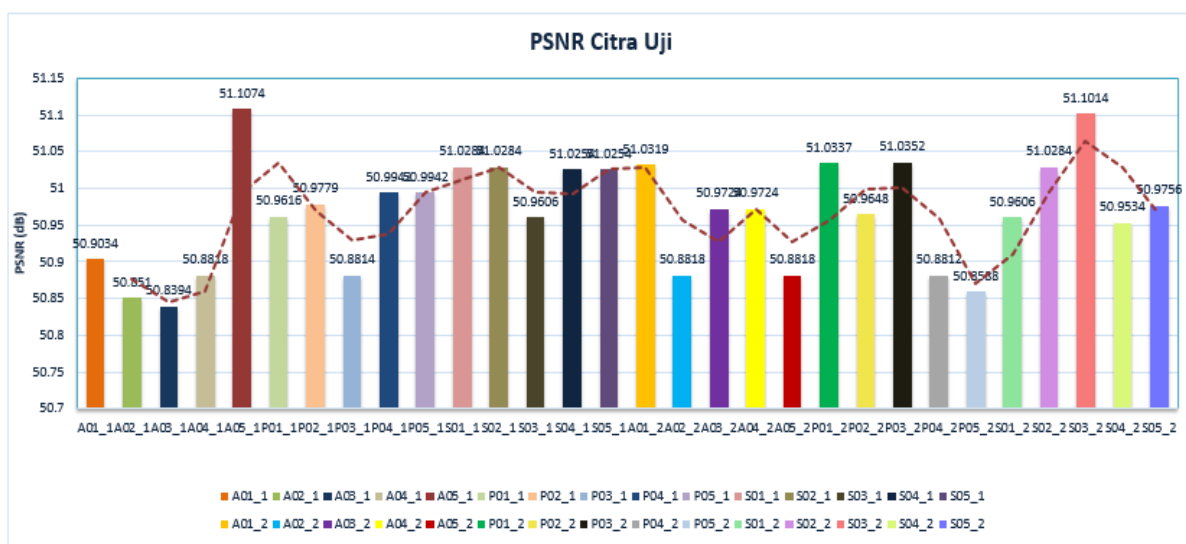
Tabel 5. Hasil Proses *Converting*

Citra Asli	Citra Hasil <i>Converting</i>
	
	
	
	
	
	

Berdasarkan Tabel 5, citra dengan pencahayaan yang tidak terlalu terang mempunyai guratan segmentasi lebih banyak yang artinya pembuluh darah tipis lebih jelas terlihat. Setelah dilakukan beberapa percobaan dengan menggunakan 30 data acak maka didapat hasil segmentasi seperti Gambar 4.

Dari hasil pengujian data training dan data testing, terlihat performa algoritma *Region Growing* sudah cukup baik dapat menghasilkan citra segmentasi dengan cukup jelas. Setelah melewati beberapa tahap praprosesing, citra hasil sudah mendapatkan hasil yang cukup baik. Dapat terlihat guratan pembuluh darah tebal retina mata yang sudah dapat terpisahkan dengan pembuluh darah tipis.

Hasil pengujian akurasi dapat dilihat pada tabel menunjukkan bahwa rata-rata nilai akurasi PSNR sebesar 50,92538 pada data training dan 50,9605 pada data testing. Terdapat juga beberapa citra dengan akurasi lebih dari 50, hal ini dikarenakan ada beberapa faktor yang mempengaruhi tingkat keakuratan pada saat identifikasi. Mulai dari tahap pengambilan sampel (*sampling*), *resizing* citra retina, tahap *filtering* dan *thresholding* maupun dalam proses pelatihan data. Secara keseluruhan, peningkatan nilai akurasi dapat dilakukan dengan beberapa cara, antara lain dengan meningkatkan nilai kontras dari citra, memilih *seed point* yang tepat atau mengubah jarak antar region.



Gambar 4. Nilai PSNR Citra hasil uji

5. Kesimpulan dan Saran

Segmentasi pembuluh darah pada ctra retina menggunakan metode *Region Growing* menghasilkan akurasi PSNR dengan rata-rata 50,92538 pada data training dan 50,9605 pada data testing. Penentuan seed awal dan batas region akan mempengaruhi hasil segmentasi maupun hasil akurasi PSNR. Seed awal diatas 32 piksel akan mempunyai penyebaran titik yang terlalu luas,

sehingga hasil segmentasi tidak akan maksimal dan menghasilkan titik keabuan yang telalu banyak. Diperlukan beberapa tahap prapengolahan sebelum citra dimasukkan kedalam algoritma *Region Growing*, seperti *thresholding*, *converting* dan *filtering* untuk mendapatkan hasil segmentasi yang lebih baik. Intensitas pencahayaan yang kurang dapat berpengaruh dalam hasil segmentasi. Pada penelitian lebih lanjut, pencahayaan yang kurang atau area hitam pada area dalam retina akan dikenali sebagai

background pada tahap thresholding dan dapat merusak hasil segmentasi dimana pembuluh darah yang dimaksud tidak terlihat sehingga diperlukan teknik background subtraction atau peningkatan contrast citra. Untuk memperoleh PSNR yang lebih tinggi dapat pula diimplementasikan algoritma machine learning atau deep learning.

Daftar Pustaka:

- Alyoubi, W. L., Shalash, W. M., & Abulkhair, M. F. (2020). Diabetic retinopathy detection through deep learning techniques: A review. *Informatics in Medicine Unlocked*, 20, 100377. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100377>
- Amin, J., Sharif, M., Raza, M., Saba, T., & Anjum, M. A. (2019). Brain tumor detection using statistical and machine learning method. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 177, 69–79. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.05.015>
- Ani Brown Mary, N., & Deje, D. (2018). Classification of Coral Reef Submarine Images and Videos Using a Novel Z with Tilted Z Local Binary Pattern ($Z \oplus TZLBP$). *Wireless Personal Communications*, 98(3), 2427–2459. <https://doi.org/10.1007/s11277-017-4981-x>
- Ansari, M. A., Mehrotra, R., & Agrawal, R. (2020). Detection and classification of brain tumor in MRI images using wavelet transform and support vector machine. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 23(5), 955–966. <https://doi.org/10.1080/09720502.2020.1723921>
- Bilenia, A., Sharma, D., Raj, H., Raman, R., & Bhattacharya, M. (2019). Brain tumor segmentation with skull stripping and modified fuzzy C-means. In *Information and Communication Technology for Intelligent Systems, Smart Innovation, Systems and Technologies* (Vol. 106). https://doi.org/10.1007/978-981-13-1742-2_23
- Khawaja, A., Khan, T. M., Khan, M. A. U., & Nawaz, S. J. (2019). A Multi-Scale Directional Line Detector for Retinal Vessel Segmentation. *Sensors*, 19(22), 4949. <https://doi.org/10.3390/s19224949>
- Latif, G., Awang Iskandar, D. N. F., & Alghazo, J. (2018). Multiclass Brain tumor classification using region growing based tumor segmentation and ensemble wavelet features. *ACM International Conference Proceeding Series*, 67–72. <https://doi.org/10.1145/3277104.3278311>
- Manic, K. S., Hasson, F. H., Al Shibli, N., Satapathy, S. C., & Rajinikanth, V. (2018). Improving network availability - A design perspective. In *Third International Congress on Information and Communication Technology ICICT 2018, London*. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-1165-9>
- Mawaddah, A. H., Atika Sari, C., Ignatius Moses Setiadi, D. R., & Hari Rachmawanto, E. (2020). Handwriting Recognition of Hiragana Characters using Convolutional Neural Network. *2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (ISemantic)*, 79–82. <https://doi.org/10.1109/iSemantic50169.2020.9234211>
- Raju, M., Pagidimarri, V., Barreto, R., Kadam, A., Kasivajjala, V., & Aswath, A. (2017). Development of a deep learning algorithm for automatic diagnosis of diabetic retinopathy. *Studies in Health Technology and Informatics*, 245, 559–563. <https://doi.org/10.3233/978-1-61499-830-3-559>
- Review, C. A., Kandel, I., & Castelli, M. (2021). *applied sciences Transfer Learning with Convolutional Neural Networks for Diabetic Retinopathy Image*.
- Satapathy, S. C., Sri Madhava Raja, N., Rajinikanth, V., Ashour, A. S., & Dey, N. (2018). Multi-level image thresholding using Otsu and chaotic bat algorithm. *Neural Computing and Applications*, 29(12), 1285–1307. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2645-5>
- Song, Y., Ji, Z., Sun, Q., & Zheng, Y. (2017). A Novel Brain Tumor Segmentation from Multi-Modality MRI via A Level-Set-Based Model. *Journal of Signal Processing Systems*, 87(2), 249–257. <https://doi.org/10.1007/s11265-016-1188-4>
- Tymchenko, B., Marchenko, P., & Spodarets, D. (2020). Deep learning approach to diabetic retinopathy detection. *ICPRAM 2020 - Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, 501–509. <https://doi.org/10.5220/0008970805010509>
- Zaw, H. T., Maneerat, N., & Win, K. Y. (2019). Brain tumor detection based on Naïve Bayes classification. *Proceeding - 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology, ICEAST 2019*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICEAST.2019.8802562>
- Zhou, W., Wu, C., Yi, Y., & Du, W. (2017). Automatic Detection of Exudates in Digital Color Fundus Images Using Superpixel Multi-Feature Classification. *IEEE Access*, 5(1), 17077–17088. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2740239>