

Deteksi Pembuluh Darah pada Citra Fundus Retina Menggunakan Gabungan Metode Segmentasi Pembuluh Darah Lebar dan Tipis

Khafidurrohman Agustianto
Teknologi Informasi
Politeknik Negeri Jember
Jember, Indonesia
khafid@polije.ac.id

Shabrina Choirunnisa
Teknologi Rekayasa Mekatronika
Politeknik Negeri Jember
Jember, Indonesia
shabrinacnisa@polije.ac.id

Abstract— The organs of the body are the most important parts that are able to support humans to carry out activities in daily life. One of them is the eye organ. The eye is a soft part that is very sensitive and prone to disease if there is a certain medical condition in the body. One of the most sensitive parts of the eye is the retina. Diabetic retinopathy is a disease that can interfere with human vision and even lead to blindness. There are two ways to detect Diabetic Retinopathy, namely manually and using technology. Manual detection is usually done by an expert, but it is less accurate because it only uses the naked eye. So we need a system that is automatically and accurately capable of segmenting blood vessels in the eye fundus image. By utilizing technology, it is hoped that Diabetic Retinopathy can be diagnosed early through the segmentation process by observing whether there are abnormalities in the retinal blood vessels. Some examples of disorders that commonly occur in retinal blood vessels are: enlargement of the retinal blood vessels, abnormalities in the branching of blood vessels, and so on.

In this study, there are several methods and stages proposed to produce optimal segmentation of blood vessels in the eye fundus image. There are three stages in this research, converting the RGB channel to the Green Channel and applying CLAHE and 2D Gabor Wavelet. The process is continued by doing the processing stage using the Contouring method to obtain wide blood vessels. While the Region Growing method is used to segment thin blood vessels. The last stage is postprocessing using the logical operator method or. The trial in this study used colored eye fundus images on the DRIVE dataset and obtained an average accuracy of 94.32%, sensitivity of 77.09% and specificity of 96.04% in 20 trials.

Keywords— Segmentation; Blood Vessel; Fundus Image; Region Growing; Active Contour.

Abstrak— Organ tubuh merupakan bagian terpenting yang mampu menunjang manusia untuk beraktivitas dalam kehidupan sehari-hari. Salah satunya adalah organ mata. Mata merupakan bagian lunak yang sangat sensitif dan rawan diserang penyakit apabila terdapat suatu kondisi medis tertentu pada tubuh. Salah satu bagian mata yang rawan adalah retina. Retinopati Diabetes merupakan salah satu penyakit yang dapat mengganggu penglihatan manusia bahkan hingga mengalami kebutaan. Terdapat dua cara dalam mendeteksi Retinopati Diabetes yaitu secara manual dan menggunakan teknologi. Pendeteksian manual biasanya dilakukan oleh seorang ekspertir namun dirasa kurang akurat karena hanya menggunakan mata telanjang. Oleh karena itu, diperlukan sistem yang mampu mendeteksi pembuluh darah pada citra fundus mata secara otomatis dan akurat. Dengan

memanfaatkan teknologi, Retinopati Diabetes diharapkan dapat didiagnosa secara dini melalui proses segmentasi dengan mengamati apakah ada kelainan pada pembuluh darah retina. Beberapa contoh kelainan yang umum terjadi pada pembuluh darah retina yaitu: peembesaran pada pembuluh darah retina, adanya abnormalisasi pada percabangan pembuluh darah, dan sebagainya.

Pada penelitian ini, tahapan yang diusulkan untuk menghasilkan segmentasi pembuluh darah pada citra fundus mata dengan optimal yaitu 1. Preprocessing dengan terlebih dahulu mengekstraksi Green Channel lalu mengaplikasikan CLAHE dan 2D Gabor Wavelet; 2. Menggunakan metode Contouring-Level Set dan Region Growing masing-masing untuk memperoleh pembuluh darah lebar dan pembuluh darah tipis; 3. Tahap terakhir merupakan postprocessing menggunakan metode operator logika or. Dataset yang digunakan adalah dataset DRIVE dan diperoleh rata rata akurasi sebesar 94.32%, sensitivitas sebesar 77.09% dan spesifisitas sebesar 96.04% pada 20 percobaan.

Kata Kunci— Segmentasi; Pembuluh darah; Citra fundus mata; Level Set; Region Growing.

PENDAHULUAN

Organ tubuh merupakan bagian penting yang menunjang berbagai aktivitas dalam hidup manusia. Tidak terkecuali organ penglihatan yaitu mata. Seiring berkembangnya zaman yang serba instan dan minimnya atensi pada kesehatan, terdapat banyak sekali jenis penyakit pada mata. Salah satu penyakit yang dapat mempengaruhi penglihatan manusia adalah diabetes. Dari tahun ke tahun jumlah penderita diabetes ini diperkirakan akan terus meningkat. Beruntung penyakit ini dapat dengan mudah dideteksi secara dini melalui retina mata. Dengan pendeteksian lebih awal, maka angka resiko kematian akibat diabetes dapat lebih ditekan [1]. Retina mata merupakan lapisan membran pada bagian belakang mata yang dapat memberikan informasi tentang ketidaknormalan pada mata. Pendeteksian awal dapat dilakukan dengan mengamati pelebaran maupun penyempitan pada pembuluh darah, percabangan yang tidak normal, dan sebagainya. Oleh karena itu, proses segmentasi diperlukan untuk mengidentifikasi hal tersebut.

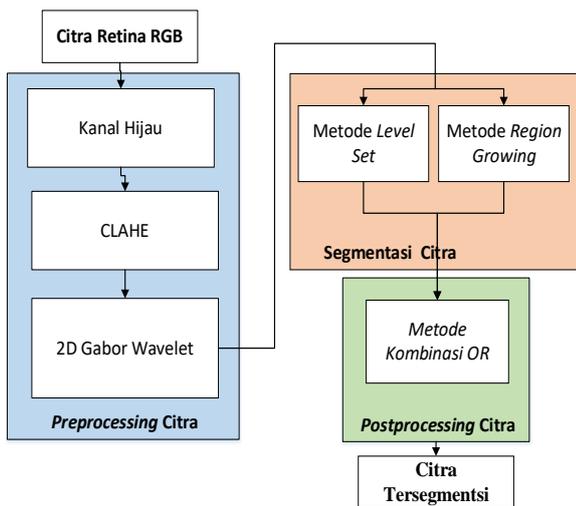
Terdapat beberapa penelitian sebelumnya untuk memperoleh ROI pembuluh darah diantaranya menggunakan metode Histeq dan 2D Gabor Filter oleh F.A. Wicaksono [2],

Metode operasi morfologi iteratif oleh V. Nurdinawati [3], metode *Gradient Based Adaptive Thresholding* dan *Region Growing* oleh D. Sutaji [4], serta metode deteksi garis oleh B. K. Triwijoyo [5].

Pada penelitian ini, penulis mengusulkan sebuah metode berdasarkan penggabungan metode segmentasi pembuluh darah lebar dan tipis [5]. Proses awal yang dilakukan ialah perbaikan citra pembuluh darah dengan menggunakan CLAHE dan 2D Gabor Wavelet. Kemudian mengimplementasikan proses segmentasi pembuluh darah lebar dengan metode *Level Set*. Setelah itu dilakukan segmentasi pembuluh retina tipis menggunakan metode *Region Growing* untuk memperluas wilayah obyek dengan distribusi grayscale yang serupa. Kedua metode segmentasi tersebut dikombinasikan dengan metode penggabungan or. Dengan menggunakan metode kombinasi tersebut, diharapkan dapat menghasilkan segmentasi pembuluh darah retina akhir yang lebih optimal.

METODE PENELITIAN

Tahap pertama pada penelitian ini yaitu konversi citra menjadi kanal hijau, kemudian dilakukan proses perbaikan lokal kontras menggunakan CLAHE dan untuk meningkatkan kontras citra, citra CLAHE diproses menggunakan metode 2D Gabor Wavelet. Tahap selanjutnya adalah melakukan segmentasi menggunakan metode *Level Set* untuk segmentasi pembuluh darah lebar dan *Region Growing* untuk pembuluh darah tipis. Tahap terakhir yaitu tahap *postprocessing* menggunakan teknik penggabungan hasil segmentasi menggunakan metode *Level Set* dan *Region Growing* dengan operator logika or. Diharapkan citra gabungan tersebut menghasilkan hasil segmentasi yang lebih optimal. Citra fundus retina berwarna yang digunakan diambil dari dataset DRIVE yang terdiri dari 20 citra retina. Diagram alir proses secara umum dapat dilihat pada Gambar 1. Sedangkan contoh dataset yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Gambaran metodologi secara umum



Gambar 2. Contoh dataset citra fundus retina

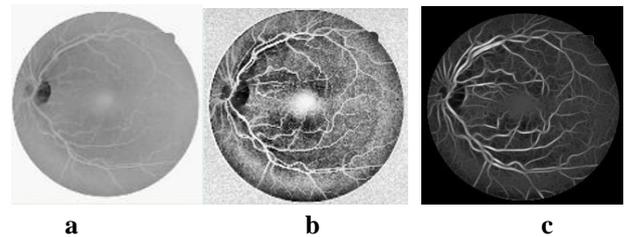
A. Praproses

Citra RGB dikonversi menjadi citra kanal hijau. Citra masukan dari dataset DRIVE dengan ukuran awal 584x565 piksel di lakukan proses perubahan ukuran menjadi 1034 x 1000 piksel. Proses perubahan ke dalam *green channel* ini bertujuan untuk memperbaiki kontras citra dan mempermudah proses segmentasi di tahap selanjutnya. Kemudian untuk memperbaiki lokal kontras pada citra dilakukan penerapan CLAHE. Tahap terakhir pada preproses adalah peningkatan kontras citra menggunakan 2D Gabor Wavelet. Dimana wavelet merupakan kumpulan dari Gabor Filter. Masing-masing filter kemudian akan dicari maksimal respon untuk mendapatkan hasil ekstraksi pembuluh darah retina yang paling optimal. Proses pertama yang dilakukan adalah *scaling* frekuensi dan rotasi terhadap orientasi tertentu (θ) berdasarkan persamaan 1 [6]. Proses rotasi dilakukan terhadap sumbu x dan sumbu y menggunakan 18 rotasi arah yang berbeda dengan interval rotasi sebesar 10 derajat.

$$r_{\theta} = (x \cos \theta - y \sin \theta, x \sin \theta + y \cos \theta), \quad 0 \leq \theta \leq 2\pi \quad (1)$$

Nilai wavelet diperoleh dengan memproses nilai rot x dan y pada perhitungan persamaan eksponensial *2D Gabor Wavelet* dinyatakan pada persamaan 2. Nilai *wavelet* tersebut dipilih nilai yang paling maksimal sehingga diperoleh hasil ekstraksi pembuluh darah retina yang paling optimal. Contoh dari citra hasil preproses ditunjukkan pada Gambar 2.

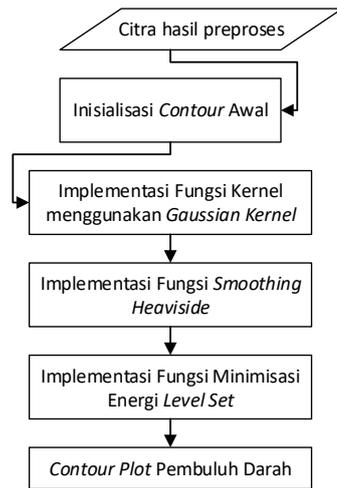
$$\psi G(x) = \exp(jkx) \exp(-\frac{1}{2} |Ax|^2) \quad (2)$$



Gambar 2. Citra hasil kanal hijau (a), Citra hasil CLAHE (b), Citra hasil 2D Gabor Wavelet (c)

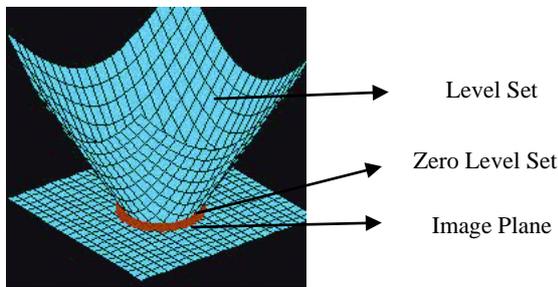
B. Segmentasi menggunakan metode Level Set

Dalam proses kontur, *active contour* membutuhkan metode *level set* untuk proses pergerakan kontur tersebut. *Active contour* merupakan sebuah konsep tentang model kurva tertutup yang dapat bergerak melebar ataupun menyempit dengan cara meminimumkan energi menggunakan tenaga eksternal maupun internal. *Active contour* yang diterapkan pada penelitian ini ialah *active contour* berdasarkan *region-scalable fitting energy* karena kemampuannya dalam mengatasi citra dengan tingkat homogenitas rendah [7].



Gambar 3. Diagram alir proses level set

Pada Gambar 5 terdapat dua bagian yaitu bidang gambar dan kurva dari fungsi level set. Inisialisasi kurva direpresentasikan oleh gambar kurva yang beririsan dengan bidang datar, kurva tersebut yang disebut zero level set.



Gambar 4. Ilustrasi Level Set

Proses diawali dengan inisialisasi kontur awal kemudian untuk proses pergerakan kontur dibutuhkan fungsi energi pada persamaan 3. Terdapat beberapa fungsi yang harus diproses untuk mendapatkan fungsi energi. Yang pertama adalah implementasi fungsi kernel menggunakan persamaan 5.

$$E(C, f_1(x), f_2(x)) = \lambda_1 \int (\int_{inside(C)} K(x-y)|I(y) - f_1(x)|^2 dy) + \lambda_2 \int (\int_{outside(C)} K(x-y)|I(y) - f_2(x)|^2 dy) + v|C| \quad (4)$$

Dimana C adalah kontur tertutup yang memisahkan citra domain menjadi 2 bagian yaitu *inside(C)* dan *outside(C)*. λ_1 , λ_2 dan v merepresentasi konstanta positif, $|C|$ adalah panjang kurva C, $f_1(x)$ dan $f_2(x)$ adalah intensitas fitting citra dari dalam dan luar daerah pusat piksel x . Intensitas dari daerah lokal dilambangkan dengan $I(y)$, dan $K(x-y)$ adalah fungsi kernel.

$$K_\sigma(z) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} e^{-|z|^2/2\sigma^2} \quad (5)$$

Simbol $\sigma > 0$ adalah parameter skala, kontur C diwakili oleh zero-level set pada fungsi Level Set ϕ . Sedangkan H_ϵ pada persamaan 6 adalah fungsi Heaviside, δ_ϵ adalah fungsi derivative dari H dan ϵ adalah konstanta positif bernilai 1.

$$H_\epsilon(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\epsilon}\right) \right] \quad (6)$$

$$\delta_\epsilon(z) = H'_\epsilon(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2}$$

Dengan mengganti H dengan H_ϵ dimana ϵ merupakan fungsi energi yang diajukan pada persamaan 2.18. Untuk memastikan komputasi yang akurat dan stabil pada level set evolution, ditambahkan implementasi sebuah fungsi regularisasi level set. Fungsi tersebut merupakan Level Set Regularization yang direpresentasikan pada persamaan 7.

$$P(\phi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - 1)^2 dx \quad (7)$$

Pada akhirnya, fungsi energi level set yang telah diminimalisasi direpresentasikan pada persamaan 8.

$$E(\phi, f_1, f_2) = \lambda_1 \iint K_\sigma(x-y)|I(y) - f_1(x)|^2 H_\epsilon(\phi(y)) dy + \lambda_2 \iint K_\sigma(x-y)|I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H_\epsilon(\phi(y))) dy \quad (8)$$

Dimana $f_1(x)$ dan $f_2(x)$ adalah konstanta non-negatif dan dihitung menggunakan fungsi level set ϕ pada persamaan 9.

$$f_1(x) = \frac{\int K_\sigma(x-y)I(y)H_\epsilon(\phi(y)) dy}{\int K_\sigma(x-y)H_\epsilon(\phi(y)) dy} \quad (9)$$

$$f_2(x) = \frac{\int K_\sigma(x-y)I(y)(1 - H_\epsilon(\phi(y))) dy}{\int K_\sigma(x-y)(1 - H_\epsilon(\phi(y))) dy}$$

Setelah nilai $f_1(x)$ dan $f_2(x)$ diperoleh, fungsi minimisasi energi $E(\phi, f_1, f_2)$ dapat dihitung menggunakan metode turunan gradien standar yaitu persamaan gradient flow pada persamaan 10.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta_\epsilon(\phi) \lambda_1 \int K_\sigma(y-x)|I(x) - f_1(y)|^2 dy - \lambda_2 \int K_\sigma(y-x)|I(x) - f_2(y)|^2 dy + v \delta_\epsilon(\phi) \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \mu (\nabla^2 \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)) \quad (10)$$

C. Segmentasi menggunakan metode Region Growing

Untuk mengatasi kekurangan metode level set pada segmentasi pembuluh darah tipis, maka diperlukan metode region growing. Region Growing dilakukan dengan menginisialisasi beberapa region disekitar inisial set. Setelah seed awal ditentukan, proses dilanjutkan dengan mencari piksel tetangga yang mirip. Kemudian piksel tersebut dikembangkan berdasarkan kemiripan tingkat keabuan [8].

Pada tahap pertama, seed awal dipilih berdasarkan nilai threshold ($ThSeed$) yang diperoleh dari 1% piksel dengan intensitas tertinggi pada histogram citra 2D Gabor Wavelet.

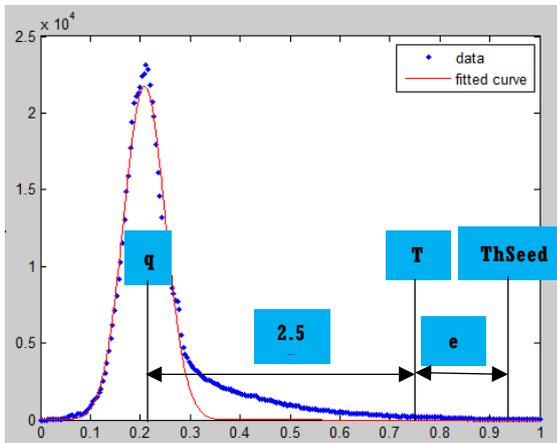
Tahap selanjutnya, setelah diperoleh nilai $ThSeed$, beberapa titik seed awal diperoleh berdasarkan syarat yang didefinisikan pada persamaan 4. Setelah diperoleh seed awal, maka seed tersebut akan terus berkembang dan dilakukan proses pencarian ketetanggan menggunakan 8 arah ketetanggan. Proses ini akan berlangsung selama intensitas piksel $< T$ dan titik belum pernah diproses sebelumnya.

$$S = \{(x,y) | ThSeed-0.05 \leq I(x,y) \leq ThSeed+0.05\} \quad (11)$$

Nilai T yang digunakan pada proses pencarian ketetanggan berbeda dengan nilai $ThSeed$. Pada tahap ini diperlukan Gaussian Curve Fitting yang direpresentasikan

pada persamaan 5 untuk memperoleh nilai T dari parameter e . Nilai e merupakan konstanta untuk mendapatkan nilai T yang paling optimal. Parameter e berada pada $q+2.5r$. Sedangkan nilai T diperoleh dari perhitungan $ThSeed-e$.

$$Fitcurve = p * exp(-((h-q)/\sqrt{2r})^2) \tag{5}$$



Gambar 5. Gaussian fitting curve citra retina 2D Gabor Wavelet

D. Posproses

Tahap posproses citra pada penelitian ini merupakan tahap yang sangat sederhana. Citra masukan pada tahap ini adalah citra hasil segmentasi menggunakan metode *Level Set* dan *Region Growing*. Kemudian citra hasil segmentasi tersebut dikombinasi kedua dengan menggunakan logika operator or. Dengan penggabungan tersebut diharapkan dapat menghasilkan hasil segmentasi yang lebih baik dan dapat mengurangi kelemahan dari masing-masing metode.

E. Pengukuran Performa Sistem

Perhitungan parameter sensitivitas, spesifisitas dan akurasi dilakukan dalam melakukan uji coba pada penelitian ini. Rasio antara true positif piksel terhadap jumlah kelas positif disebut dengan sensitivitas. Ukuran kemampuan sistem untuk mendeteksi objek yang bukan merupakan pembuluh darah disebut dengan spesifisitas. Persamaan rumus sensitivitas dan spesifisitas dapat dilihat pada persamaan 6 dan persamaan 7.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \tag{6}$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP} \tag{7}$$

Sedangkan parameter akurasi pada sistem menggunakan rumus seperti pada persamaan 8.

$$Akurasi = \frac{(TN + TP)}{(TN + FP + FN + TP)} \tag{8}$$

HASIL UJI COBA DAN EVALUASI

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan menghitung akurasi, sensitivitas dan spesifisitas dari area ROI hasil segmentasi pembuluh darah dan dibandingkan dengan *ground truth*. Terdapat 5 jenis seknario uji coba yang diujikan.

1. Perbandingan Hasil dengan Cliplimit pada CLAHE yang berbeda

Tahap awal merupakan perbandingan ketiga parameter uji coba (akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas) berdasarkan nilai *cliplimit* pada CLAHE yang berbeda. Nilai *cliplimit* yang diujikan yaitu 0.04, 0.06, dan 0.08. Clipmit memberikan pengaruh pada besar kecilnya bagian pembuluh darah yang tersegmentasi. Apabila nilai clipmit yang digunakan terlalu kecil maka area pembuluh darah yang tersegmentasi juga semakin besar, dan begitu juga sebaliknya. Berdasarkan uji coba, maka nilai 0.04 dipilih karena menghasilkan nilai

Tabel 1

Rata-rata akurasi dengan *cliplimit* yang berbeda

| <i>Cliplimit</i> | Sensitivitas | Spesifisitas | Akurasi |
|------------------|--------------|--------------|--------------|
| 0.04 | 77.08 | 96.05 | 94.32 |
| 0.06 | 74.02 | 96.63 | 94.28 |
| 0.08 | 72.39 | 96.97 | 94.31 |

akurasi dan hasil citra secara visual yang yang paling optimal.

2. Perbandingan Hasil dengan Lamda pada Level Set yang berbeda

Nilai *lamda* yang dibandingkan pada uji coba ini adalah 0.5, 1, dan 1.5. Latar belakang citra yang bukan merupakan pembuluh darah akan ikut tersegmentasi apabila nilai lamda terlalu kecil. Hal tersebut sering terjadi pada ujung-ujung pembuluh dikarenakan proses konturisasi yang tidak tuntas. Sedangkan jika nilai *lamda* terlalu besar, maka terdapat pelebaran area segmentasi dikarenakan kontur bergerak berlebihan sehingga pembuluh yang dideteksi tidak sesuai. Sehingga nilai 1 dipilih karena menghasilkan nilai akurasi dan hasil citra secara visual yang paling optimal.

Tabel 2

Rata-rata akurasi dengan *lamda* yang berbeda

| <i>Lamda</i> | Sensitivitas | Spesifisitas | Akurasi |
|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 0.5 | 74.08 | 96.03 | 94.06 |
| 1 | 77.09 | 96.04 | 94.32 |
| 1.5 | 76.19 | 96.34 | 94.29 |

3. Perbandingan Hasil dengan Sigma pada Level Set yang berbeda

Perbandingan nilai sigma yang berbeda pada *Level Set* dilakukan untuk memperoleh pembuluh darah yang optimal. Nilai *sigma* yang terlalu kecil akan mempersempit area area pembuluh yang akan tersegmentasi. Hal tersebut dikarenakan pergerakan kontur yang minim sehingga pembuluh tidak dapat terdeteksi dengan optimal. Demikian pula apabila nilai sigma terlalu besar, maka yang terjadi adalah pelebaran area segmentasi secara berlebihan. Sehingga nilai 3 dipilih karena menghasilkan nilai akurasi dan hasil citra secara visual yang yang paling baik.

4. Perbandingan metode: Level Set, Region Growing dan gabungan

Tabel 3

Rata-rata akurasi dengan *sigma* yang berbeda

| <i>Sigma</i> | Sensitivitas | Spesifisitas | Akurasi |
|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1 | 64.49 | 96.61 | 93.73 |
| 2 | 73.12 | 96.08 | 94.01 |
| 3 | 77.09 | 96.04 | 94.32 |
| 4 | 78.66 | 59.81 | 61.51 |

Pada skenario uji coba keempat, dibandingkan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas segmentasi citra berdasarkan metode yang digunakan diantaranya metode *level set*, *region growing* dan metode gabungan yang diusulkan pada penelitian ini.

Dapat dilihat pada Tabel 4 berdasarkan 20 citra uji, didapatkan rata-rata persentase hasil segmentasi dengan nilai yang paling optimal pada metode gabungan. Sedangkan nilai pada masing-masing metode cenderung lebih rendah. Dengan pertimbangan tersebut, dapat dikatakan bahwa metode yang diusulkan pada penelitian ini terbukti memberikan hasil yang lebih baik.

Tabel 4

Rata-rata akurasi dengan metode yang berbeda

| Metode | Sensitivitas | Spesifisitas | Akurasi |
|-------------------------|--------------|--------------|--------------|
| <i>Level Set</i> | 73.40 | 97.70 | 95.60 |
| <i>Region - Growing</i> | 75.44 | 95.29 | 93.57 |
| Gabungan | 77.09 | 96.04 | 94.32 |

5. Perbandingan Hasil dengan penelitian sebelumnya

Pada skenario uji coba terakhir, dibandingkan nilai akurasi, segmentasi citra berdasarkan penelitian yang dilakukan sebelumnya. Terdapat tiga penelitian diantaranya yang dilakukan oleh Dini Nuzulia menggunakan operasi morfologi [10], 2D Gabor Filter diimplementasikan oleh Helsi Rosyida [11] dan Multiscale line operator oleh Dwi Izzatul [12].

Pada Tabel 5 dapat dilihat bahwa akurasi pada metode gabungan memiliki nilai akurasi yang lebih optimal dibandingkan dengan 6 penelitian sebelumnya. Nilai akurasi tersebut sebesar 94.32% sedangkan pada metode *Multiscale Line Operator* memiliki tingkat akurasi 93.11%.

Tabel 5

Rata-rata akurasi dengan penelitian sebelumnya

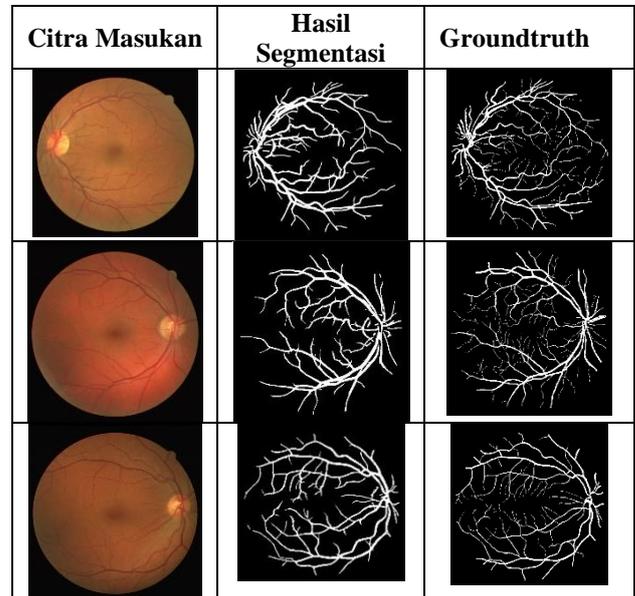
| Metode | Akurasi (%) |
|--------------------------------------|---------------|
| Histeq&2D Gabor[2] | 81.11% |
| 2D Gabor Filter[11] | 86% |
| <i>Morfologi</i> [4] | 93.43% |
| Morfologi Adaptif[10] | 83.67% |
| Morfologi Iteratif[3] | 93.6% |
| <i>Multiscale Line Operator</i> [12] | 93.11% |
| Deteksi Garis Multi Skala [5] | 94.07% |
| Gabungan (proposed) | 94.32% |

Untuk metode 2D Gabor Filter oleh Helsi tingkat akurasinya sebesar 86% dan yang paling rendah adalah menggunakan morfologi adaptif sebesar 83.67%. Sedangkan menggunakan metode Deteksi Garis Multi Skala [5], Histeq

dan 2D Gabor [2], Morfologi Iteratif [3] masing-masing memiliki tingkat akurasi 94.07%, 81.11%, dan 93.6%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode yang diusulkan pada penelitian ini masih memiliki akurasi tertinggi yakni sebesar 94.32%. Contoh hasil dari segmentasi pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6

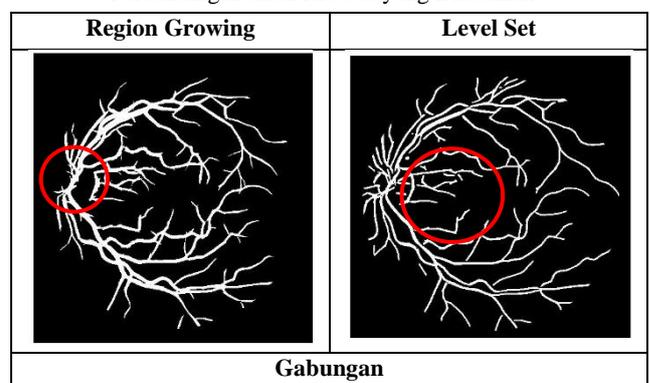
Contoh citra hasil segmentasi

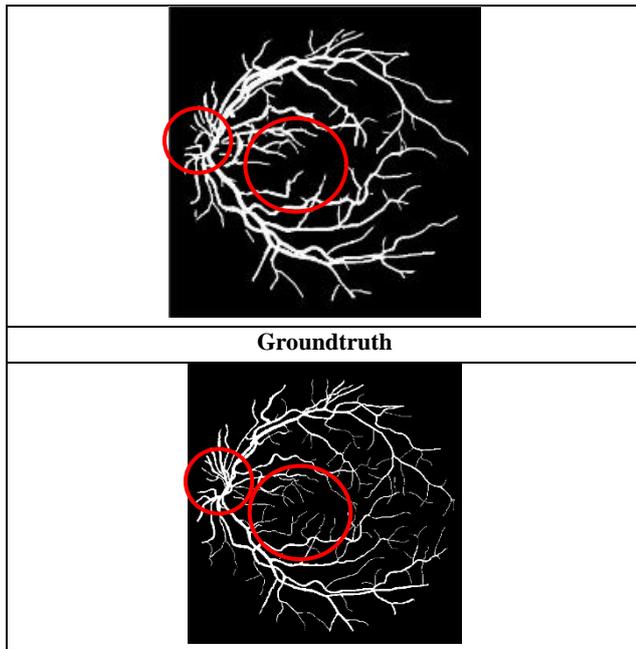


Sedangkan Tabel 7 di bawah ini merupakan hasil perbandingan segmentasi antara metode Level Set, Region Growing dengan Gabungan dari keduanya. Dapat ditinjau dari Tabel 7, masing-masing metode yakni Region Growing dan Level Set memiliki kekurangan maupun kelebihan masing-masing. Pada Level Set, citra hasil segmentasi sangat halus dan minim noise, akan tetapi metode level set tidak dapat menjangkau pembuluh darah tipis. Hal tersebut tentunya akan mengurangi akurasi terhadap ROI yang diperoleh. Sedangkan pada Region growing, pembuluh darah tipis dapat terdeteksi akan tetapi terdapat bagian pembuluh mata utamanya di area dekat pupil (area lingkaran merah) yang tidak terdeteksi. Oleh karena itu, metode gabungan Region Growing dan Level Set dapat memberikan hasil segmentasi yang lebih optimal.

Tabel 7

Perbandingan antar Metode yang Diusulkan





KESIMPULAN

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan terhadap proses segmentasi pembuluh darah retina pada citra fundus menggunakan pendekatan metode *level set* dan *region growing* dapat melakukan proses segmentasi dengan baik dimana hasil segmentasi pembuluh darah pada citra fundus mata berwarna menggunakan pendekatan metode *level set* dan *region growing* dari 20 citra masukan menghasilkan nilai rata-rata akurasi sebesar 94.32%, sensitivitas sebesar 77.09% dan spesifisitas sebesar 96.04%.

REFERENSI

[1] "World Health Organization Media Centre," 2011. [Online]. Available: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs312/en/index.html>. [Accessed 25 Februari 2015].

[2] F. A. Wicaksono, "Implementasi Segmentasi Pembuluh Darah Retina pada Citra Fundus Mata Berbasis Histogram Equalization dan 2D-Gabor Filter", vol. 7, Jurnal Teknologi Technoscintia, 2015.

[3] V. Nurdinawati, A. Hendryani, T. Barasabha, "Segmentasi Citra Pembuluh Darah Retina Menggunakan Operasi Morfologi Iteratif", Vol. 13, Jurnal Teknik Elektro, Juni 2021.

[4] Y. Triwidyastuti, E. Rahmawati, "Segmentasi Pembuluh Darah pada Citra Fundus Menggunakan Metode Morfologi", Vol. 26, Jurnal Link, 2017.

[5] B. K. Triwijoyo, "Segmentasi Citra Pembuluh Darah Retina Menggunakan Metode Deteksi Garis Multi Skala", Vol. 15, Jurnal Matrik, 2016.

[6] H. W. X. F. W. X. a. Y. S. F. Y. Q. Zhao, "Pengolahan Citra Digital," *Retinal vessels segmentation based on level set and region growing*, vol. 47, no. Pattern Recognition, p. 2437–2446, 28 September 2014.

[7] M. U. Akram and J. Ibaa, "Blood Vessel Enhancement and Segmentation for Screening of Diabetic Retinopathy," *Telkonnika*, vol. 10, no. Image Processing, pp. 327-334, 2012.

[8] C.-Y. K. J. C. G. a. Z. D. Chunming Li, "Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation," *IEEE*, vol. 17, no. Transactions in image Processing, p. 1940, 2008.

[9] R. B. Afrianto, "Implementasi Model Pengukur Degenerasi Area Makula Menggunakan Metode Region Growing," 2 January 2012. [Online]. Available: <http://digilib.its.ac.id/public/ITS-paper-20214-5108100185-Paper.pdf>. [Accessed 03 Maret 2015].

[10] D. N. Rahmah, "Implementasi Segmentasi Pembuluh Darah Retina pada Citra Fundus Mata berwarna Menggunakan Pendekatan Morfologi Adaptif," in *Makalah Seminar Tugas Akhir*, Surabaya, 2011.

[11] H. R. Mandasari, "Segmentasi Pembuluh Darah Retina pada Citra Fundus Mata dengan 2D-Gabor Filter," in *Seminar Tugas Akhir*, Surabaya, 2012.

[12] D. I. Millah, "Perbaikan Citra Pembuluh Darah Dalam Foto Fundus Digital Dengan Multiscale Line Operator," in *Seminar Tugas Akhir*, Surabaya, 2011.