

Segmentasi Pembuluh Darah Retina Pada Citra Fundus Menggunakan *Gradient Based Adaptive Thresholding* Dan *Region Growing*

Deni Sutaji¹, Chastine Fatichah², dan Dini Adni Navastara³

¹Teknik Informatika – Universitas Muhammadiyah Gresik, Gresik

^{2,3}Teknik Informatika – Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya

E-mail: ¹sutaji.deni@gmail.com, ²chastine@cs.its.ac.id, ³dini_navastara@if.its.ac.id

Abstrak

Segmentasi pembuluh darah pada citra fundus retina menjadi hal yang substansial dalam dunia kedokteran, karena dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit, seperti: *diabetic retinopathy*, *hypertension*, dan *cardiovascular*. Dokter membutuhkan waktu sekitar dua jam untuk mendeteksi pembuluh darah retina, sehingga diperlukan metode yang dapat membantu *screening* agar lebih cepat. Penelitian sebelumnya mampu melakukan segmentasi pembuluh darah yang sensitif terhadap variasi ukuran lebar pembuluh darah namun masih terjadi *over-segmentasi* pada area patologi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode segmentasi pembuluh darah pada citra fundus retina yang dapat mengurangi *over-segmentasi* pada area patologi menggunakan *Gradient Based Adaptive Thresholding* dan *Region Growing*. Metode yang diusulkan terdiri dari 3 tahap, yaitu segmentasi pembuluh darah utama, deteksi area patologi, dan segmentasi pembuluh darah tipis. Tahap segmentasi pembuluh darah utama menggunakan *high-pass filtering* dan *top-hat reconstruction* pada kanal hijau citra yang sudah diperbaiki kontrasnya sehingga lebih jelas perbedaan antara pembuluh darah dan *background*. Tahap deteksi area patologi menggunakan metode *Gradient Based Adaptive Thresholding*. Tahap segmentasi pembuluh darah tipis menggunakan *Region Growing* berdasarkan informasi label pembuluh darah utama dan label area patologi. Hasil segmentasi pembuluh darah utama dan pembuluh darah tipis kemudian digabungkan sehingga menjadi keluaran sistem berupa citra biner pembuluh darah. Berdasarkan hasil uji coba, metode ini mampu melakukan segmentasi pembuluh darah retina dengan baik pada citra fundus DRIVE, yaitu dengan akurasi rata-rata 95.25% dan nilai *Area Under Curve* (AUC) pada kurva *Relative Operating Characteristic* (ROC) sebesar 74.28%.

Kata kunci: Citra fundus retina, *gradient based adaptive thresholding*, patologi, pembuluh darah retina, *region growing*, segmentasi.

Abstract

Blood vessel segmentation in the retina fundus image becomes substantial in the medicine, because it can be used to detect some diseases, such as diabetic retinopathy, hypertension, and cardiovascular. Doctor took about two hours to detect the blood vessels of the retina. Therefore, screening methods are needed to make it faster. The previous methods was able to segment the blood vessels that are sensitive to variations of the width of blood vessels, but there is over-segmentation in the area of pathology. Therefore, this study aims to develop a segmentation method of blood vessels in retinal fundus images which can reduce over-segmentation in the area of pathology using Gradient Based Adaptive Thresholding and Region Growing. The proposed method consists of three stages, namely the segmentation of the main blood vessels, the pathology area detection and the segmentation of thin blood vessels. The Main blood vessels segmentation was using high-pass filtering and top-hat reconstruction on the green channel which used an adjusted contrast image that produce a clear distinction between object and background. The pathology area detection was using Gradient Based Adaptive thresholding method. The Thin blood vessels segmentation was using Region Growing based on the informations that was gained from the main blood vessel segmentation and the pathology area detection. The Output of the main blood vessel and thin blood vessels segmentation were then combined to reconstruct a segmented image of the blood vessels as the system output. This method is able to segment the retinal blood vessel in DRIVE fundus image by the accuracy of 95.25% and Area Under Curve (AUC) value in the relative operating characteristic curve (ROC) of 74.28%.

Keywords: Blood vessel, fundus retina image, *gradient based adaptive thresholding*, pathology, *region growing*, segmentation.

1. Pendahuluan

Age Related Macular Degeneration (ARMD) dan *Diabetic Retinopathy* (DR) merupakan dua penyakit retina yang ditandai dengan adanya perubahan struktur pembuluh darah pada retina. ARMD adalah penyakit mata yang merusak penglihatan sentral (makula) yaitu suatu daerah kecil dibagian retina. Sedangkan DR merupakan komplikasi dari penyakit diabetes, yaitu terjadinya kerusakan pembuluh darah akibat penyumbatan aliran darah yang mengandung kadar gula tinggi. Proses kerusakan diawali dengan melemahnya pembuluh darah kecil kemudian terjadi penyumbatan yang mengakibatkan terjadinya bengkak pada mata, sehingga penglihatan kabur dan dampak terburuk adalah kebutaan. Selain itu, komplikasi penyakit yang dapat dideteksi dari analisis karakteristik pembuluh darah retina adalah tekanan penyakit darah tinggi (*hypertension*), penyempitan pembuluh nadi (*arteriosclerosis*), kardiovaskular, glukoma, stroke, dan *diabetic retinopathy* (Roychowdhury, Koozekanani, & Parhi, 2014) dan (Ilyas, 2004). Oleh karena itu, segmentasi pembuluh darah pada citra fundus retina menjadi hal yang substansial dalam dunia kedokteran, karena dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit-penyakit tersebut. Namun dalam kenyataannya, seorang dokter ahli membutuhkan waktu selama dua jam untuk mendeteksi pembuluh darah retina secara manual, sehingga diperlukan metode yang dapat membantu *screening* agar lebih cepat.

Dalam beberapa tahun terakhir, segmentasi otomatis terhadap citra digital retina dengan bantuan komputer menjadi hal yang populer. Namun demikian, segmentasi otomatis citra digital retina merupakan sebuah pekerjaan yang kompleks, mengingat adanya artifak maupun derau pada citra digital retina, iluminasi yang merata, intensitas yang gelap, kontras yang rendah, dan panjang pembuluh darah retina yang bervariasi (Fraz, et al., 2012).

Beberapa pendekatan metode telah diusulkan untuk melakukan segmentasi otomatis pembuluh darah retina, yaitu dengan membagi pembuluh darah retina menjadi dua bagian (utama dan tipis) yang dilakukan oleh (Roychowdhury, Koozekanani, & Parhi, 2014) dan (Zhao, Wang, Wang, & Shih, 2014). Kemudian segmentasi pembuluh dengan menggabungkan *Gaussian Pyramid* dan *Phase Congruency* yang dilakukan oleh (Hakim, 2014). Pendekatan dengan ekstraksi fitur *hybrid* dilakukan oleh (Sabilla, Soelaiman, & Faticah, 2015), yaitu dengan menggabungkan metode analisis *scale space* dan *tracking* dengan probabilitas *Bayesian* memiliki hasil tingkat akurasi tertinggi mencapai 98.1%.

Metode segmentasi pembuluh darah yang diusulkan oleh (Roychowdhury, Koozekanani, & Parhi, 2014) membedakan pembuluh darah retina menjadi utama dan pembuluh darah tipis dengan proses segmentasinya dibagi menjadi 3 tahap, yaitu: 1) Tahap pertama adalah untuk mendapatkan pembuluh darah utama yang memiliki ukuran lebar lebih tebal; 2) Tahap kedua adalah klasifikasi pembuluh darah yang memiliki ukuran lebar yang lebih tipis menggunakan *Gaussian Mixture Model* dari *sub-image*. *Sub-image* merupakan sisa piksel berukuran 7x7 dari proses pencarian pembuluh darah utama. Diperlukan proses pencarian fitur yang optimal terlebih dahulu dalam proses klasifikasi. Dari 58 fitur yang ada, diseleksi berdasarkan ketetanggaan piksel dan *gradient* citra tingkat satu dan dua menggunakan *mRMR*, *feature voting*, dan *leave-one-out double cross validation* sehingga didapatkan 8 fitur yang optimal untuk klasifikasi; dan 3) Tahap terakhir adalah penggabungan pembuluh darah utama dengan pembuluh darah hasil klasifikasi. Untuk mendapatkan fitur yang optimal, metode ini memerlukan pemilihan fitur yang membutuhkan waktu lebih banyak.

Penelitian berikutnya menerapkan *level set* dan *region growing* dalam melakukan segmentasi pembuluh darah retina (Zhao, Wang, Wang, & Shih, 2014). Tahap awal citra fundus retina diperbaiki dengan *Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan *2D Gabor Wavelet*. Kemudian citra diperhalus dan batas pembuluh darah diperjelas menggunakan *anisotropic diffusion filter*. Langkah terakhir adalah ekstraksi pembuluh darah tipis menggunakan *region growing* dan *region-based active contour model* dengan *level set*. Metode ini kurang maksimal ketika citra retina terdapat kelainan patologi *exudate*, maka kelainan tersebut tersegmentasi sebagai pembuluh darah.

Segmentasi pembuluh darah retina menggunakan *Gaussian Pyramid* dan *Phase Congruency* (Zhao, Wang, Wang, & Shih, 2014). Metode ini mengintegrasikan *Gaussian Pyramid* dan *Phase Congruency* dengan nilai level 2 dari *Gaussian Pyramid* sebagai yang terbaik dalam proses segmentasi. Metode ini mampu mendeteksi pembuluh darah dengan ukuran lebar yang bervariasi dengan nilai akurasi sebesar 90.44%. Tetapi metode ini memiliki kekurangan pada citra retina yang memiliki

kelainan patologi *exudate*. Kelainan tersebut tersegmentasi sebagai pembuluh darah retina.

Salah satu penelitian yang fokus pada deteksi area patologi khususnya *exudate* adalah metode yang diusulkan adalah *thresholding* berdasarkan *gradient* (*Gradient Based Adaptive Thresholding*) yang diterapkan pada citra yang memiliki iluminasi yang tidak seragam (Yazid & Arof, 2013). Inspirasi metode ini adalah dari metode *Yanowitz's* yang diperbaiki dengan lebih sederhana dan lebih akurat dengan *threshold surface*. Algoritma metode ini dimulai dari deteksi tepi kemudian dilanjutkan dengan *thresholding Otsu* dan pembuatan *surface thresholding*, serta yang terakhir adalah proses binerisasi. Metode ini diujicobakan pada beberapa citra yang memiliki perbedaan pola dengan berbagai macam iluminasi dan hasilnya dibandingkan dengan metode *adaptive thresholding* yang lain maupun pengamatan oleh ahli.

Dari beberapa penelitian yang sudah dilakukan, metode yang diusulkan masih terjadi *over-segmentasi* terhadap retina yang mengalami gangguan patologi (Zhao, Wang, Wang, & Shih, 2014) dan (Hakim, 2014). Maka penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode segmentasi pembuluh darah pada citra fundus retina yang dapat mengurangi *over-segmentasi* pada area patologi khususnya *exudate*.

2. Metode Penelitian

Desain sistem segmentasi pembuluh darah pada citra fundus secara umum dapat dilihat pada Gambar 1. Ada tiga tahapan utama pada sistem yang diusulkan, yaitu segmentasi pembuluh darah utama, deteksi area patologi, dan segmentasi pembuluh darah tipis. Berdasarkan Gambar 2, sistem dimulai dari masukan citra fundus RGB, kemudian dilakukan proses pemilihan komponen warna. Tujuan dari proses ini adalah untuk mendapatkan kontras yang terbaik dari masing-masing *channel* RGB. Hasil dari pemilihan komponen warna terbaik, *channel* citra terpilih diperbaiki komposisi kontras dan warnanya. Setelah citra diperbaiki, kemudian deteksi pembuluh darah utama retina menggunakan *high-pass filtering* dan *top-hat reconstruction*.

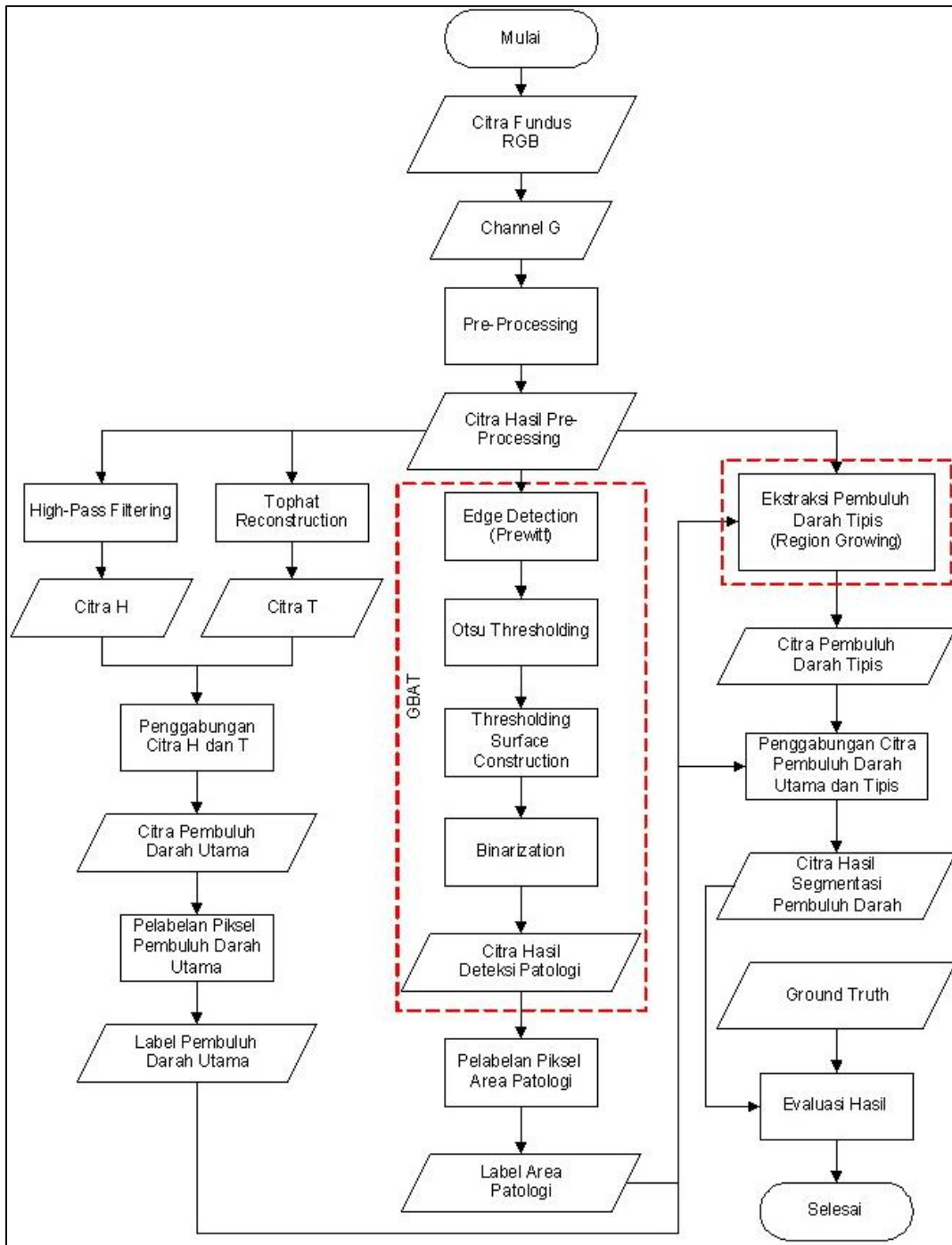
Hasil dari kedua proses tersebut kemudian digabungkan sehingga mendapatkan citra pembuluh darah utama yang kemudian pada setiap piksel yang merupakan pembuluh darah utama dilabeli dengan *L1*. Deteksi area patologi menggunakan metode *Gradient Based Adaptive Thresholding* diawali dengan deteksi tepi menggunakan operasi *Prewitt* dan dipertegas hasilnya dengan metode *thresholding Otsu*. Untuk mendapatkan *gradient thresholding* digunakan *surface thresholding*, di mana setiap piksel citra akan dihitung intensitas dan *gradient*-nya dengan piksel ketetanggaan pada arah horisontal, vertikal diagonal dan anti-diagonal. Hasil dari proses *surface thresholding* kemudian dijadikan biner sehingga didapatkan citra area patologi *exudate* yang selanjutnya dilabeli dengan *L2*. Langkah berikutnya deteksi pembuluh darah yang berukuran tipis menggunakan *Region Growing*. Pada tahap deteksi pembuluh darah tipis diperlukan masukan data label *L1* dan *L2* sebagai penanda bahwa piksel tersebut merupakan pembuluh darah utama atau area patologi. Jika piksel yang akan dijadikan *seed point* atau *seed grow* merupakan label *L1* atau *L2*, maka piksel tersebut tidak diproses.

Setelah didapatkan citra biner pembuluh darah utama dan citra biner pembuluh darah yang berukuran tipis, dilakukan proses *post-processing* dengan menggabungkan citra biner pembuluh darah utama dan pembuluh darah yang berukuran tipis yang akan merepresentasikan pembuluh darah retina pada citra fundus.

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah 40 citra fundus retina dari *database DRIVE* (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*) (ISI, 2004). Komposisi dalam *database* ini terdiri dari 33 citra retina yang sehat dan 7 citra retina yang tidak sehat. Masing-masing citra dilengkapi dengan citra *ground truth* hasil segmentasi manual. Pengukuran kinerja dalam uji coba menggunakan nilai akurasi dan nilai *Area Under Curve* (AUC) dari kurva *Relative Operating Characteristic* (ROC). Kurva ROC adalah kurva yang memetakan antara *True Positive Rate* (TPR) dan *False Positive Rate* (FPR) dalam sebuah sumbu koordinat yang didapatkan dari hasil proses segmentasi. ROC disebut dengan kurva *Relative Operating Characteristic*, karena ROC merupakan perbandingan dari 2 *Operating Characteristic* (TPR dan FPR) sebagai kriteria perubahan.

2.1. Pre-processing

Pre-processing diperlukan untuk memperbaiki citra sebelum dilakukan segmentasi. *Pre-processing* pada segmentasi pembuluh darah utama diawali dengan memilih *green plane* pada skala [0,1] pada citra *I*, dan membuat *fundus mask* (*g*), kemudian *fundus mask* ditumpangkan pada citra *I* yang diikuti dengan penyesuaian kontras dan perbaikan pembuluh darah yang menghasilkan citra yang sudah diperbaiki *I_e*. Mengkuadratkan setiap nilai intensitas *pixel* dan *re-normalisasi* citra di *range* [0, 1]. Hasilnya *pixel* yang gelap sesuai dengan daerah pembuluh menjadi lebih gelap, dan yang bukan pembuluh darah wilayah terang menjadi lebih terang.



Gambar 1 Desain sistem segmentasi pembuluh darah retina yang diusulkan

2.2. Segmentasi Pembuluh Darah Utama

Segmentasi pembuluh darah utama dilakukan dengan operasi morfologi *high-pass filtering* dan

top-hat reconstruction. *High-pass filtering* dioperasikan pada Gambar 2(a) dan *top-hat reconstruction* dioperasikan pada Gambar 2(b). Keluaran proses *high-pass filter* disimbolkan dengan H dan *top-hat reconstruction* disimbolkan dengan T . Citra H dan citra T kemudian digabungkan menggunakan operator *intersection* menghasilkan citra pembuluh darah utama. Selanjutnya pelabelan citra pembuluh darah utama yang disimbolkan dengan $L1$.

High pass filter adalah filter yang ditujukan untuk menekan frekuensi rendah hingga frekuensi tertentu dan meloloskan frekuensi lainnya. Filter ini memiliki hubungan dengan *low-pass filter* seperti Persamaan 1.

$$H_{lt}(v, u) = 1 - H_{lr}(v, u) \quad (1)$$

Di mana: $H_{lt}(v, u)$ adalah fungsi transfer *high-pass filter* dan $H_{lr}(v, u)$ adalah fungsi transfer *low-pass filter*.

Top-hat Reconstruction adalah operasi yang dilakukan untuk mengeliminasi objek yang tidak lebih besar dari *structuring element* pada sebuah citra (Welfer, Scharcanski, & Marinho, 2010). *Top-hat transformation* dilakukan dengan operasi pengurangan sebuah *grayscale image* dengan *opening* dari *grayscale image* tersebut. Transformasi ini berguna untuk mendapatkan bentuk global suatu objek yang mempunyai intensitas yang bervariasi. Persamaan *top-hat reconstruction* disebutkan dengan Persamaan 3.

$$T_{hat}(f) = f - (f \circ b) \quad (2)$$

Di mana: f adalah *grayscale image* dan b adalah *structure element* berbentuk *disk*.

2.3. Segmentasi Exudate

Deteksi area patologi menggunakan metode *Gradient Based Adaptive Thresholding*. Citra awal pertama kali dikenali tepinya menggunakan *prewitt*. Pada setiap piksel dikonvolusikan dengan 4 operator (horizontal, vertikal, diagonal dan anti-diagonal). Nilai absolut dari konvolusi pada keempat arah dibandingkan dan dicari nilai yang paling besar sebagai representasi dari informasi tepi pada citra. Hasil dari deteksi tepi adalah sebuah citra $E(i, j)$ yang memiliki tepi yang kuat dan tepi yang lemah, sehingga diperlukan metode *Otsu* untuk mensegmentasi apakah piksel tersebut merupakan sebuah tepi atau tidak. Langkah berikutnya adalah dengan membangun *thresholding surface*. Hasil deteksi area patologi yang didapatkan kemudian dilakukan proses pelabelan piksel sehingga diperoleh data label area patologi yang disimbolkan dengan $L2$. Penjelasan lebih lanjut dalam membangun *thresholding surface* adalah sebagai berikut:

1. Menentukan negasi citra $N(i, j)$ pada Citra I dengan Persamaan 3.

$$N(i, j) = 255 - I(i, j) \quad (3)$$

2. Inisialisasi *primary surface* $P_1(i, j)$ dari citra asli dengan Persamaan 4.

$$P_1(i, j) = I(i, j) \quad (4)$$

3. Pada setiap piksel (i, j) menyesuaikan intensitas $P_1(i, j)$ berdasarkan kondisi:

Kondisi 1:

Jika piksel (i, j) adalah piksel tepi dari $E(i, j) > 0$ maka nilai *gradient* $P_1(i, j)$ sama dengan citra negasi $N(i, j)$. Diawali dengan mencari *gradient* Δ dari piksel (i, j) pada keempat arah (horizontal, vertikal, diagonal dan anti-diagonal) dari tetangga terdekat yang telah dilalui dengan Persamaan 5.

$$\begin{aligned} \Delta_1 &= N(i, j) - N(i, j - 1) & \Delta_2 &= N(i, j) - N(i - 1, j) \\ \Delta_3 &= N(i, j) - N(i - 1, j - 1) & \Delta_4 &= N(i, j) - N(i - 1, j + 1) \end{aligned} \quad (5)$$

Kemudian masing-masing *gradient* digunakan untuk menghitung nilai $P_1(i, j)$ sesuai dengan Persamaan 6.

$$\begin{aligned} e_1(i, j) &= P_1(i, j - 1) + \Delta_1 & e_2(i, j) &= P_1(i - 1, j) + \Delta_2 \\ e_3(i, j) &= P_1(i - 1, j - 1) + \Delta_3 & e_4(i, j) &= P_1(i - 1, j + 1) + \Delta_4 \end{aligned} \quad (6)$$

Akhir dari kondisi 1, mencari nilai rata dari keempat nilai $P_1(i, j)$ tersebut dengan Persamaan 7.

$$P_1(i, j) = \frac{\sum_{x=1}^4 e_x(i, j)}{4} \quad (7)$$

Kondisi 2 :

Jika piksel (i, j) adalah bukan piksel tepi dari $E(i, j) = 0$ maka nilai *gradient* $P_1(i, j)$ adalah sama dengan citra awal $I(i, j)$. Pada kasus ini, piksel ketetanggaan adalah $I(i, j - 1)$, $I(i - 1, j)$, $I(i - 1, j - 1)$ dan $I(i - 1, j + 1)$ persamaan untuk mendapatkan nilai $\Delta_1 - \Delta_4$ sama dengan persamaan kondisi 1 (5) dengan mengganti citra negasi $N(i, j)$ dengan citra asli $I(i, j)$. Kemudian masing-masing *gradient* digunakan untuk menghitung nilai $P_1(i, j)$ sesuai dengan Persamaan 6 pada kondisi 1. Akhir dari kondisi 2, mencari nilai rata dari keempat nilai $P_1(i, j)$ tersebut dengan Persamaan 7. Nilai $P_2(i, j)$, ..., $P_8(i, j)$ dihitung dengan cara yang sama untuk langkah 1 dan 2, tetapi untuk langkah ke 3, masing-masing nilai P dihitung dengan urutan pada Persamaan 8.

$$\begin{aligned} TBLR (P_2(i, j)), RLBT (P_3(i, j)), BTRL (P_4(i, j)), RLTB (P_5(i, j)), TBRL (P_6(i, j)), \\ LRBT (P_7(i, j)), BTLR (P_8(i, j)) \end{aligned} \quad (8)$$

Di mana: $T = \text{TOP}$, $B = \text{Bottom}$, $L = \text{LEFT}$, $R = \text{RIGHT}$

4. Rata-rata nilai *thresholding surface* dari delapan nilai *primary surface* pada Persamaan 9.

$$T(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^8 P_m(i, j)}{8} \quad (9)$$

5. Binerisasi

Binerisasi dilakukan dalam 3 tahap, yaitu:

Invers citra $T(i, j)$

Menentukan nilai konstanta k dengan nilai *range* antara -255 sampai dengan 255. Nilai k ini berfungsi untuk memperkecil nilai absolut dari selisih antara citra $I(i, j)$ dan citra $T(i, j)$ pada Persamaan 10.

$$k_0 = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{borderpixel(i, j)} |I(i, j) - T(i, j) + k, k \in \{-255, \dots, 0, \dots, 255\}| \right] \quad (10)$$

Segmentasi citra $I(i, j)$ menjadi objek dan *background* pada Persamaan 11.

$$output(i, j) = \begin{cases} 0, (objek) & \text{if } I(i, j) > T(i, j) + k_0 \\ 255, (background) & \text{if } I(i, j) < T(i, j) + k_0 \end{cases} \quad (11)$$

2.4. Segmentasi Pembuluh Darah Tipis

Setelah didapatkan citra pembuluh darah utama ($L1$) dari proses segmentasi pembuluh darah utama dan citra *exudate* ($L2$) dari proses deteksi *exudate*, langkah selanjutnya adalah segmentasi pembuluh darah tipis menggunakan *Region Growing*, dengan langkah-langkah sebagai berikut:

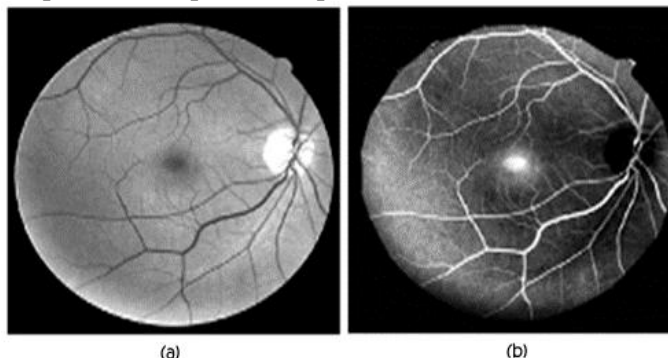
1. Tentukan *seed point* dari hasil 2D *Gabor Wavelet*
2. Jika piksel (i, j) merupakan $L1(i, j)$ dan bukan $L2(i, j)$ maka tandai sebagai pembuluh darah.
3. Bandingkan nilai absolut pengurangan intensitas *seed point* dengan 8 piksel tetangga terdekat, jika nilai tersebut kurang dari *threshold* maka tandai sebagai pembuluh darah.

2.5. Post-Processing

Setelah diperoleh citra pembuluh darah utama dan citra pembuluh darah tipis, kedua citra digabungkan menggunakan logika *OR* untuk mendapatkan citra pembuluh darah retina.

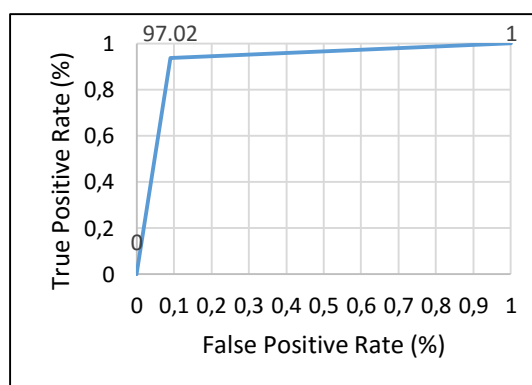
Hasil Uji Coba dan Pembahasan

Uji coba yang pertama adalah pada proses *pre-processing* untuk segmentasi pembuluh darah utama. Kanal hijau pada citra fundus dipilih karena memiliki kontras yang lebih baik dari kanal biru dan merah. Menunjukkan bahwa perbedaan antara objek dan *background* lebih jelas tetapi masih terlalu gelap. Maka diperlukan perbaikan terhadap kontras dengan menaikkan kontras sehingga citra kanal hijau lebih terang. Hasil dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 2.

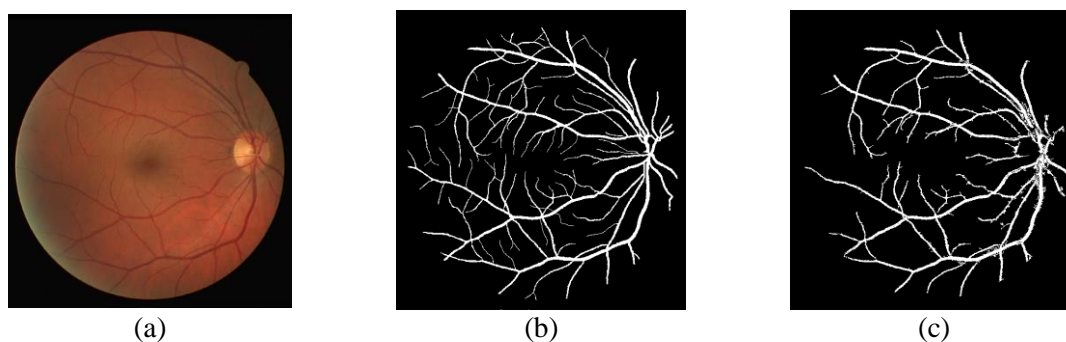


Gambar 2 Hasil pre-processing pada kanal hijau citra fundus. (a) Citra kanal hijau yang sudah diperbaiki kontras yang menjadi masukan proses *high-pass filter* dan (b) Komplemen dari citra kanal hijau yang menjadi masukan proses *top-hat reconstruction*

Uji coba yang kedua adalah proses segmentasi pembuluh darah utama. Berdasarkan Persamaan 1 dan Persamaan 2, citra pada Gambar 2(a) dan Gambar 2(b) masing-masing diproses menggunakan *high-pass filter* dan *top-hat reconstruction*. Kemudian hasil dari kedua proses tersebut digabungkan sehingga menjadi citra hasil segmentasi pembuluh darah utama. Diperlukan pencarian nilai *threshold* aras keabuan yang optimal dalam segmentasi pembuluh darah utama. Dari hasil uji coba yang dilakukan, nilai *threshold* aras keabuan dari 0.020 sampai dengan 0.060, didapatkan nilai 0.035 merupakan nilai yang optimal ditunjukkan dari nilai akurasi dan AUC yaitu sebesar 97.02% dan 88.31%. Kurva ROC dan hasil segmentasi pembuluh darah utama ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4.

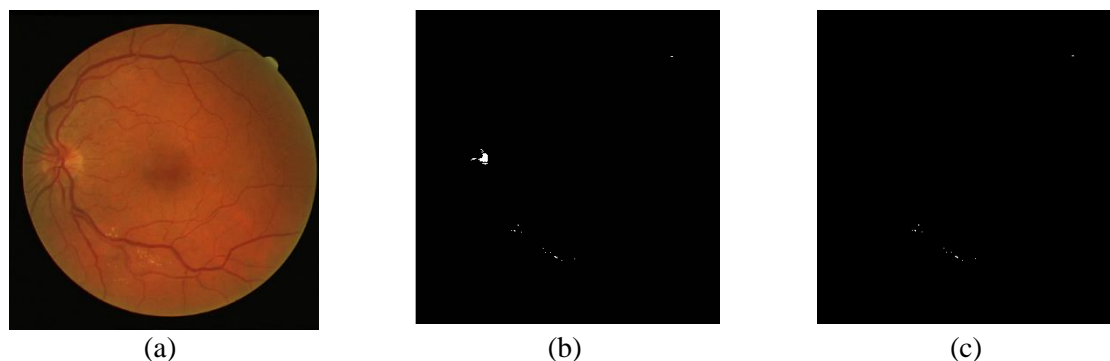


Gambar 3 Kurva ROC segmentasi pembuluh darah utama dengan $th = 0.035$



Gambar 4 Hasil segmentasi pembuluh darah utama. (a) Citra Fundus; (b) Citra Groundtruth; dan (c) Citra Biner Hasil Segmentasi pembuluh darah utama (*LI*)

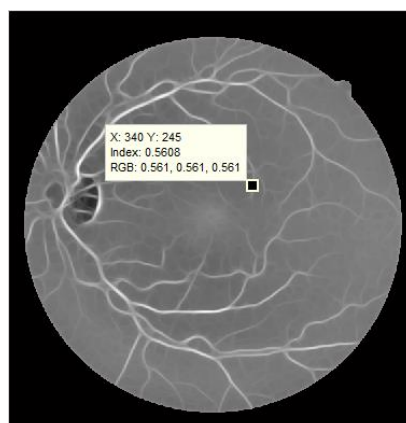
Uji coba yang ketiga adalah deteksi patologi (*exudate*) pada citra fundus menggunakan metode *Gradient Based Adaptive Thresholding*. Metode ini bekerja dengan cara membuat *gradient surface threshold* 8 arah pada citra fundus, yang berfungsi mendapatkan nilai *gradient* yang merata. Sehingga jika ada area yang memiliki nilai *gradient* lebih terang maka dideteksi sebagai *exudate*. Pada beberapa citra fundus metode ini bekerja dengan baik dapat mendeteksi *exudate*, tetapi pada beberapa citra yang lain metode ini bekerja kurang baik seperti kesalahan mendeteksi *optic disk* dan tepi retina. Karena *optic disk* dan tepi retina tersebut memiliki nilai intensitas yang hampir sama dengan *exudate*. Akan tetapi hal ini dapat diperbaiki dengan menghapus *optic disk* dan tepi retina tersebut dengan mencari area terbesar dari hasil deteksi kemudian dengan operasi *xor optic disk* dan tepi retina tersebut dapat dihilangkan. Gambar 5c menunjukkan hasil deteksi *exudate*.



Gambar 5 Hasil segmentasi *exudate*. (a) Citra Fundus; (b) *Exudate* dengan over segmentasi *optic disk*; dan (c) Citra Biner Hasil Segmentasi *exudate* tanpa *optic disk* (*L2*)

Uji coba yang ke empat adalah segmentasi pembuluh darah tipis. Pada uji coba segmentasi pembuluh darah tipis parameter yang digunakan untuk mendapatkan hasil segmentasi terbaik adalah nilai koordinat x,y dan nilai intensitas piksel yang didapatkan dari proses *2D Gabor Wavelet*. Pada uji coba ini, nilai koordinat x,y yang tepat akan sangat berpengaruh pada pemilihan piksel yang dijadikan *seed point* pada *Region Growing*.

Sebanyak 5 kali percobaan pemilihan *seed point* pada tiap citra fundus, dan masing-masing percobaan mendapatkan nilai akurasi dan AUC tertinggi. Contoh pemilihan *seed point* ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6 Pemilihan koordinat *seed point*

Hasil dari masing-masing percobaan pemilihan *seed point*, untuk kordinat 1 dan 2 masih terdapat *over-segmentasi* pada area makula. Sedangkan pada kordinat 4 dan 5 terdapat *under-segmentasi* di mana banyak area pembuluh darah yang hilang. Kondisi yang optimal ada pada kordinat 3, di mana pembuluh darah yang tersegmentasi sebanyak kordinat 1 dan 2, tetapi *over-segmentasi* pada daerah makula sudah tidak ada. Data pencarian kordinat yang tepat secara lengkap disajikan dalam Tabel 1 dan hasil

segmentasi pembuluh darah tipis disajikan pada Gambar 7d sebagai hasil segmentasi yang terbaik dari kelima percobaan.

Tabel 1 Kordinat Seed Point Pada Citra 01

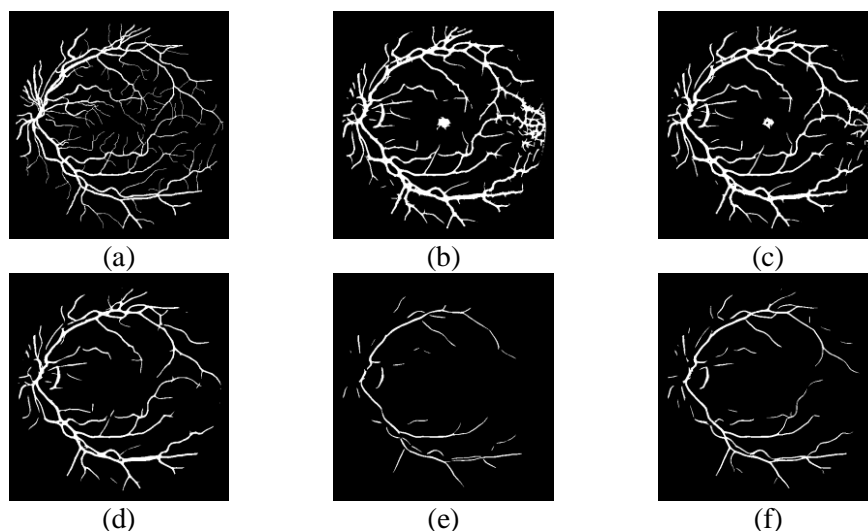
X	Y	INTENSITAS	TPR (%)	FPR (%)	ACC (%)	AUC (%)	Kordinat
169	489	0.2941	77.34	4.78	93.62	86.28	1
340	245	0.3333	74.11	3.26	94.72	85.43	2
384	264	0.3294	64.52	1.47	95.49	81.52	3
390	377	0.3961	23.73	0.11	93.10	61.81	4
160	212	0.3608	40.93	0.34	94.42	70.29	5

Setelah pembuluh darah utama dan pembuluh darah tipis diperoleh, uji coba berikutnya adalah melakukan penggabungan keduanya dengan perintah *OR*. Didapatkan bahwa hasil dari metode ini mampu mengurangi *over-segmentasi* pada segmentasi pembuluh darah pada area *exudate*. Tabel 2 menunjukkan hasil evaluasi kinerja sistem yang diusulkan, didapatkan bahwa hasil segmentasi ada pada citra 19, dengan nilai akurasi 96.98% dan nilai AUC 84.06%. Rata-rata nilai akurasi dan AUC didapatkan sebesar 95.25% dan 74.28%. Gambar 8 menunjukkan hasil akhir *output* sistem.

Tabel 2 Evaluasi Kinerja Sistem

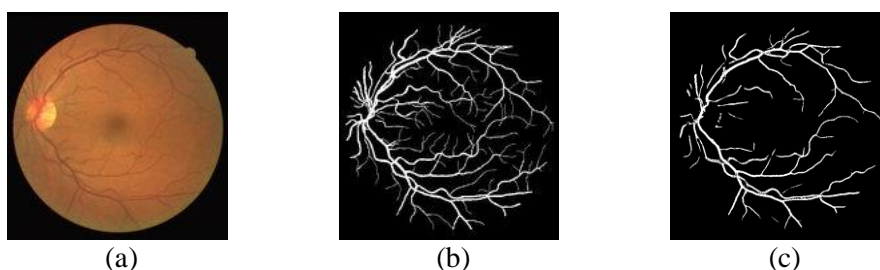
CITRA	TPR (%)	FPR (%)	ACC (%)	AUC (%)
01	59.28	0.69	95.74	79.30
02	61.29	0.37	95.70	80.46
03	54.36	0.44	95.05	76.96
04	53.88	0.23	95.55	76.82
05	48.42	0.20	94.99	74.11
06	46.24	0.16	94.62	73.04
07	37.78	0.07	94.25	68.86
08	40.56	0.15	94.75	70.21
09	40.38	0.11	95.06	70.14
10	50.00	0.28	95.63	74.86
11	52.44	0.34	95.43	76.05
12	54.39	0.40	95.70	77.00
13	41.36	0.15	94.13	70.61
14	62.77	0.98	96.09	80.90
15	58.55	0.54	96.53	79.01
16	43.06	0.20	94.68	71.43
17	50.37	0.39	95.45	74.99
18	57.16	0.82	95.85	78.17
19	68.60	0.48	96.96	84.06
20	56.11	0.56	96.25	77.77
21	51.16	0.16	96.20	75.50
22	49.19	0.22	95.21	74.48
23	20.08	0.01	94.73	60.03
24	50.84	0.22	94.11	75.31
25	31.16	0.06	93.34	65.55
26	59.67	0.75	95.94	79.46
27	44.87	0.17	94.99	72.35
28	49.22	0.30	94.77	74.46
29	42.20	0.15	95.00	71.02
30	27.93	0.06	94.29	63.93
31	53.62	0.34	96.88	76.64
32	49.72	0.21	95.69	74.75
33	55.03	0.30	96.09	77.37
34	24.95	0.22	92.46	62.36
35	53.34	0.37	95.62	76.49
36	51.02	0.31	94.39	75.35
37	42.94	0.37	94.68	71.29
38	49.92	0.34	95.36	74.79
39	46.23	0.44	94.98	72.90
40	65.67	0.87	96.67	82.40
Rata – rata			95.25	74.28

Hasil dari masing-masing percobaan pemilihan *seed point*, untuk kordinat 1 dan 2 masih terdapat *over-segmentasi* pada area makula. Sedangkan pada kordinat 4 dan 5 terdapat *under-segmentasi* di mana banyak area pembuluh darah yang hilang. Kondisi yang optimal ada pada kordinat 3, di mana pembuluh darah yang tersegmentasi sebanyak kordinat 1 dan 2, tetapi *over-segmentasi* pada daerah makula sudah tidak ada. Data pencarian kordinat yang tepat secara lengkap disajikan dalam Tabel 1 dan hasil segmentasi pembuluh darah tipis disajikan pada Gambar 7d sebagai hasil segmentasi yang terbaik dari kelima percobaan.



Gambar 7 Hasil Segmentasi Pembuluh Darah Tipis. (a) Groundtruth; (b) Koordinat 1; (c) Koordinat 2; (d) Koordinat 3; (e) Koordinat 4; dan (f) Koordinat 5

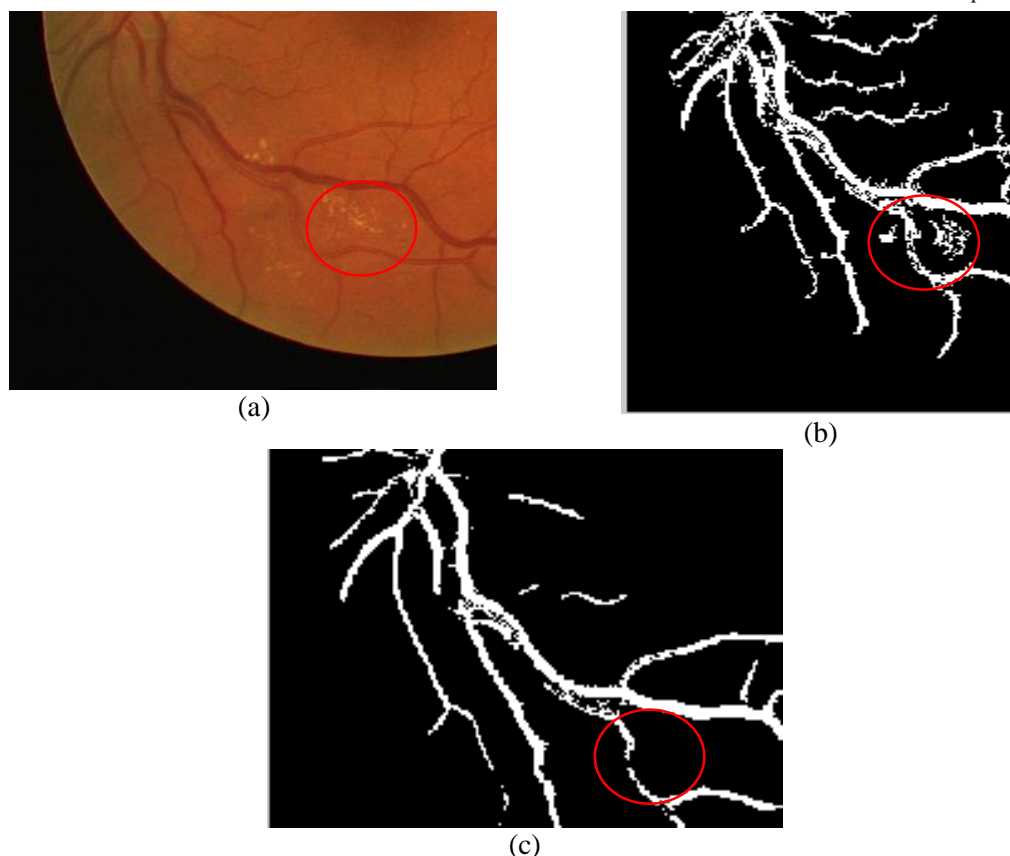
Setelah pembuluh darah utama dan pembuluh darah tipis diperoleh, uji coba berikutnya adalah melakukan penggabungan keduanya dengan perintah *OR*. Didapatkan bahwa hasil dari metode ini mampu mengurangi *over-segmentasi* pada segmentasi pembuluh darah pada area *exudate*. Tabel 2 menunjukkan hasil evaluasi kinerja sistem yang diusulkan, didapatkan bahwa hasil segmentasi ada pada citra 19, dengan nilai akurasi 96.98% dan nilai AUC 84.06%. Rata-rata nilai akurasi dan AUC didapatkan sebesar 95.25% dan 74.28%. Gambar 8 menunjukkan hasil akhir *output* sistem.



Gambar 8 *Output* Sistem, (a) citra fundus RGB; (b) citra *groundtruth*; dan (c) Hasil *Post-Processing*

Dalam proses pengujian segmentasi pembuluh darah tipis terdapat kekurangan yaitu pembuluh darah tipis yang disegmentasi tidak signifikan jika dibandingkan dengan hasil segmentasi pembuluh darah utama. Hal ini dikarenakan kurang tepatnya pemilihan *seed point* pada proses *region growing*.

Meskipun pembuluh darah tipis tidak tersegmentasi dengan baik, tetapi kesalahan segmentasi pembuluh darah yang diakibatkan adanya patologi (*exudate*) dapat dikurangi karena dengan menggunakan *Gradient Based Adaptive Thresholding exudate* dapat dideteksi. Gambar 9 menampilkan proses pengurangan kesalahan deteksi pembuluh darah karena *exudate*.



Gambar 9 Hasil Akhir Segmentasi (a) Retina yang memiliki kelainan seperti eksudat; (b) Segmentasi pembuluh darah utama; dan (c) Setelah *Post-Processing* dapat mengurangi *over-segmentasi exudate*.

3. Kesimpulan

Metode yang diusulkan mampu melakukan segmentasi pembuluh darah dengan baik dan mampu mengurangi *over* segmentasi pada area patologi. Segmentasi pembuluh darah utama dengan *high-Pass filtering* dan *top-hat reconstruction* mampu melakukan segmentasi pembuluh darah utama retina dengan baik pada citra fundus yang memiliki lebar pembuluh darah bervariasi, yaitu dengan akurasi rata-rata 95.53% dan *Area Under Curve* (AUC) rata-rata 80.48%. Penentuan *seed point* yang optimal merupakan syarat utama dalam metode *Region Growing*, setelah 5 kali percobaan penentuan *seed point* belum mampu meningkatkan hasil proses segmentasi pembuluh darah utama dari hasil rata-rata nilai akurasi dan AUC pembuluh darah utama 95.53%, 80.48% dan 95.25%, 74.28%. Kesalahan segmentasi pembuluh darah pada area patologi dapat dikurangi menggunakan metode *Gradient Based Adaptive Thresholding*.

4. Referensi

- Fraz, M. M., Remagnino, P., Hoppe, A., Uyyanonvara, B., Rudnicka, A., Owen, C., & Barman, S. (2012). Blood vessel segmentation methodologies in retinal images – A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 108(1), 407–433.
- Hakim, L. (2014). Segmentasi Pembuluh Darah Retina Pada Citra Fundus Menggunakan Gaussian Pyramid dan Phase Congruency. *Explore IT*.
- Ilyas, S. (2004). *Sari Ilmu Penyakit Mata Edisi II*. Jakarta: Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia.
- ISI. (2004). *DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction*. Retrieved from Image Sciences Institute: <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>
- Roychowdhury, S., Koozekanani, D. D., & Parhi, K. K. (2014). Blood Vessel Segmentation of Fundus Images by Major Vessel Extraction and Subimage Classification. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 19(3), 1118-1128.
- Sabilla, W. I., Soelaiman, R., & Faticah, C. (2015). Automatic Detection of Proliferative Diabetic Retinopathy with Hybrid Feature Extraction Based on Scale Space Analysis and Tracking. *The 1st*

International Seminar on Science and Technology (hal. 95-96). Surabaya: Postgraduate Program Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

- Welfer, D., Scharcanski, J., & Marinho, D. R. (2010). A Coarse-to-Fine Strategy for Automatically Detecting Exudates in Color Eye Fundus Images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 34(3), 228-235.
- Yazid, H., & Arof, H. (2013). Gradient based adaptive thresholding. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 24(7), 926–936.
- Zhao, Y. Q., Wang, X. H., Wang, X. F., & Shih, F. Y. (2014). Retinal vessels segmentation based on level set and region growing. *Pattern Recognition*, 47(7), 2437–2446.