

# SEGMENTASI CITRA PEMBULUH DARAH RETINA MENGGUNAKAN METODE DETEKSI GARIS MULTI SKALA

Bambang Krismono Triwijoyo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Staf Pengajar Jurusan Teknik Informatika STMIK Bumigora Mataram, NTB

<sup>1</sup>e-mail : [bkrismono@stmikbumigora.ac.id](mailto:bkrismono@stmikbumigora.ac.id)

## ABSTRACT

*Changes in retinal blood vessels feature a sign of serious illnesses such as heart disease and stroke. Therefore, the analysis of retinal vascular features can help in detecting these changes and allow patients to take preventive measures at an early stage of this disease. Automation of this process will help reduce the costs associated with the specialist and eliminate inconsistencies that occur in manual detection system. Among the retinal image analysis, image extraction retinal blood vessels is a crucial step before measurement. In this paper, we use an effective method of automatically extracting the blood vessels of the color images of the retina using a length detector line in several different scales, in order to maintain the strength and eliminates the weaknesses of each detector individual lines, the result of the detection lines on various scales combined to produce a segmentation of each image of the retina. The performance of the method is evaluated quantitatively using DRIVE dataset. Test results show that this method achieve high accuracy is 0.9407 approaching measurement results manually by experts, and this method produces accurate segmentation in detecting retinal blood vessels with efficiency by quickly segmenting time is 2.5 seconds per image.*

**Keywords:** *segmentation, image, retinal blood vessels, multi scale line detector*

## 1. PENDAHULUAN

Perubahan struktur vaskular retina merupakan indikator dari banyak penyakit seperti diabetes, hipertensi, penyakit jantung dan stroke. Misalnya, perubahan ukuran pembuluh, sudut percabangan merupakan pertanda penyakit hipertensi [1,2]. Timbulnya neovaskularisasi adalah pertanda penyakit *diabetic retinopathy* [3], komplikasi diabetes merupakan penyebab utama kebutaan di negara maju. Adanya *arteriovenous nicking* merupakan pertanda awal stroke [4,5]. Deteksi dini perubahan ini sangat penting untuk mencegah pasien dari kehilangan penglihatan utama. Pengukuran fitur pembuluh darah retina mata lazim digunakan untuk diagnosis secara medis sehingga segmentasi pembuluh darah retina yang akurat sangat penting dan dibutuhkan. Meskipun banyak metode telah diusulkan, namun perbaikan yang signifikan masih diperlukan karena terdapat keterbatasan pada metode segmentasi yang ada saat ini yaitu meliputi:

1. segmentasi pada pembuluh di depan refleksi pusat cahaya.
2. segmentasi pada percabangan dan persimpangan daerah .
3. penggabungan pembuluh yang berdekatan.
4. Hilangnya daerah pembuluh kecil / mikro.

5. deteksi pembuluh palsu pada disk optik dan daerah patologis.

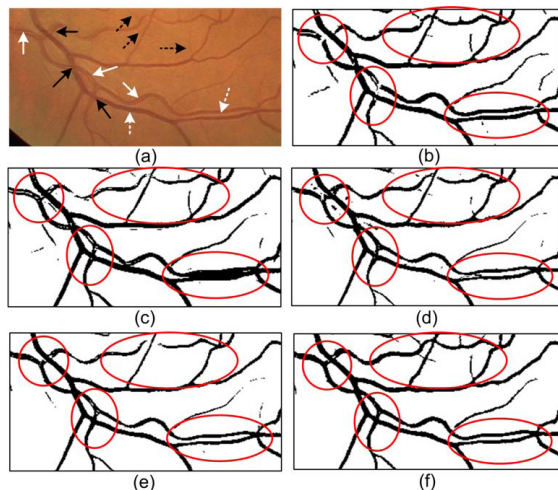
Tiga masalah pertama di atas, paling besar dampaknya terhadap kualitas segmentasi jaringan pembuluh darah yang dihasilkan. Sebagai contoh:

1. jika piksel pusat reflex tidak diakui sebagai bagian dari daerah pembuluh, sebuah pembuluh bisa disalah pahami sebagai dua daerah pembuluh yang terpisah.
2. jika dua pembuluh yang berdekatan digabung maka, akan dianggap sebagai satu macam pembuluh.
3. segmentasi yang lemah seperti pemutusan di persimpangan daerah pembuluh (di mana dua pembuluh saling silang) akan menyebabkan kesulitan untuk proses pelacakan pembuluh.

Hal tersebut menyebabkan ketidaktepatan dalam analisis jaringan vaskular identifikasi segmen pembuluh individu, pengukuran lebar pembuluh, atau kelainan vaskular (yaitu, *nicking arteriovenosa*) deteksi.

Hasil segmentasi beberapa metode yang ada pada gambar retina terpotong dengan kehadiran pusat reflex, pembuluh dekat dan titik persimpangan ditampilkan pada Gambar. 1 untuk menunjukkan keterbatasan pendekatan saat ini. Ketidak terhubungan pembuluh ditemukan dalam Staal dkk. [6], sedangkan penggabun-

gan pembuluh terdapat di Soares et al. [7]. Hilangnya bagian tengah pembuluh karena pembuluh sentral refleksi ditemukan di kedua Staal dan Soares et al. Masalah dengan segmentasi yang dihasilkan oleh Ricci-line [8] menggunakan metode penggabungan parsial dua pembuluh yang berdekatan dan segmentasi palsu pada titik persimpangan. Bahkan meskipun metode Ricci-SVM [8] menghasilkan segmentasi akurat daerah persimpangan, tetapi gagal untuk mendeteksi pembuluh kecil.



**Gambar 1.** Ilustrasi keterbatasan metode yang ada

Pada Gambar 1 (a) citra retina yang dipotong menunjukkan adanya refleksi cahaya sentral pada pembuluh (panah putih solid), pembuluh yang berdekatan (putih putus-putus panah), persimpangan antara pembuluh arteri dan vena (panah hitam solid), dan pembuluh kecil (panah hitam putus-putus) dan (b) Metode segmentasi yang diperoleh Staal dkk. [6]; (c) Metode Soares et al. [7]; (d) metode Ricci-line [8]; (e) metode Ricci-SVM [8]; dan (f) metode Uyen et al [11]. Dari beberapa metode di atas menunjukkan variasi efektifitas dan tingkat akurasi hasil segmentasi pembuluh darah retina.

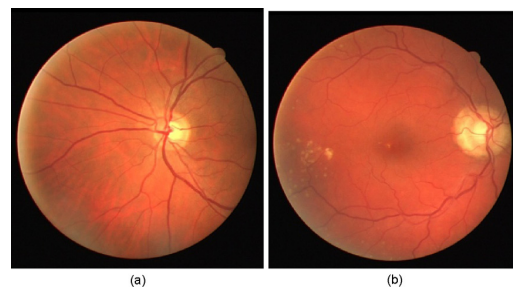
### 1.1. Pengolahan citra retina

Fotografi retina memerlukan penggunaan sistem optik kompleks yaitu kamera fundus. Kamera jenis ini adalah terpasang pada mikroskop khusus dengan daya rendah, yang mampu secara bersama menghasilkan citra retina. Alat ini dirancang untuk merekam citra permukaan bagian dalam mata, yang meliputi retina, *optic disc*, *macula*, and *posterior pole* [9]. Kamera fundus biasanya beroperasi dalam tiga mode. Retina direkam dalam mode berwarna dengan pencahayaan putih, struktur pembuluh ditingkatkan kontras dan cahaya pencitraan disaring untuk menghilangkan warna merah. *Fluorescent angiograms* diperoleh dengan menggunakan metode *dye tracing*. Dengan menyuntikkan *sodium fluorescein* atau *in-*

*docyanine* hijau ke dalam darah, dan kemudian memotret *fluoresensi* yang dipancarkan dari retina dengan cahaya biru dengan panjang gelombang 490 nanometer.

### 1.2. Database DRIVE

DRIVE (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*) [20] adalah database tersedia untuk umum, yang terdiri dari total 40 citra berwarna fundus yang diperoleh dari program skrining *diabetic retinopathy* di Belanda. Populasi skrining terdiri dari 453 subyek yang berusia antara 31 dan 86 tahun. Setiap gambar telah terkompresi dalam format JPEG. Dari 40 gambar dalam database, 7 mengandung patologi, yaitu eksudat, perdarahan dan perubahan epitel pigmen. Pada Gambar. 2 untuk contoh baik normal dan gambar patologis. Gambar diperoleh dengan menggunakan kamera Canon CR5 *non-mydratic* 3-CCD dengan 45° bidang pandang / *field of view* (FOV). Setiap gambar direkam menggunakan 8 bit per kanal warna dengan ukuran 768 × 584 piksel. FOV dari setiap gambar adalah lingkaran dengan diameter sekitar 540 piksel. Set 40 gambar dibagi menjadi 20 citra uji dan 20 citra pelatihan yang proses segmentasi citra pembuluh darah retina dilakukan secara manual oleh pengamat yang dilatih oleh seorang dokter mata berpengalaman.

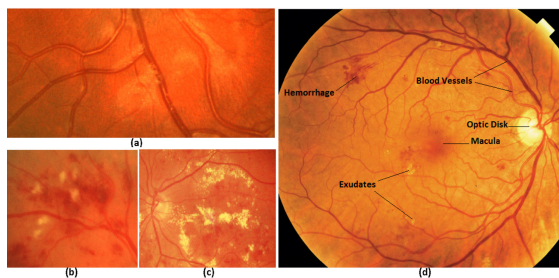


**Gambar. 2** Gambar retina dari DRIVE yang: (a) retina yang sehat, (b) retina menunjukkan patologi.

### 1.3. Segmentasi pembuluh retina

Pembuluh darah retina terdiri dari arteri dan vena dengan fitur memanjang dan bercabang dan terlihat dalam citra retina. Ada berbagai macam ukuran pembuluh darah retina mulai dari satu pixel sampai dua puluh piksel, tergantung pada lebar kedua pembuluh dan resolusi gambar. Struktur lain yang muncul dalam gambar fundus meliputi batas retina, disk optik, dan patologi dalam bentuk bintik-bintik seperti kapas, bagian daerah terang dan gelap sebagaimana ditunjukkan pada Gambar. 3 (b-d). Profil intensitas persimpangan pembuluh diperkirakan menggunakan bentuk Gaussian atau campuran Gaussians dalam kasus di mana terdapat refleksi pembuluh sentral. Orientasi tingkat keabuan dari sebuah pembuluh tidak berubah secara tiba-tiba, tetapi secara lokal linier dan secara bertahap intensitas berubah sepanjang pembuluh. Pembuluh retina idealnya dapat dihubungkan dan mem-

bentuk struktur pohon biner. Namun bentuk, ukuran dan tingkat keabuan lokal pembuluh darah sangat bervariasi dan beberapa fitur latar belakang memiliki atribut yang mirip dengan pembuluh seperti yang diilustrasikan pada Gambar. 3 (a dan d). Persimpangan pembuluh dan percabangan dapat memperumit model profil. Sebagaimana kendala yang ada dalam pemrosesan citra medis, noise dan kurangnya kontras gambar menimbulkan tantangan yang signifikan untuk ekstraksi pembuluh darah. Pembuluh retina juga menunjukkan bukti refleksi yang kuat sepanjang tengah yang dikenal sebagai refleksi pembuluh pusat sebagaimana ditunjukkan pada Gambar. 3 (a), yang lebih jelas pembuluh arteri daripada vena, lebih kuat pada gambar yang diambil pada panjang gelombang yang lebih panjang, dan biasanya ditemukan dalam gambar retina pasien yang lebih muda.



**Gambar 3.**

Morfologi gambar retina: (a) refleksi pembuluh tengah dan latar belakang yang tidak rata, (b) bintik kapas, (c) eksudat keras, (d) struktur anatomi di retina.

## II. METODOLOGI

Metode utama yang digunakan untuk segmentasi pembuluh darah retina pada penelitian ini adalah metode detektor garis dasar (yang pertama kali digunakan sebagai sarana untuk klasifikasi latar belakang pembuluh oleh Ricci dkk. [10]) Kemudian berbagai skala metode detektor garis digabungkan untuk menghasilkan segmentasi akhir citra retina.

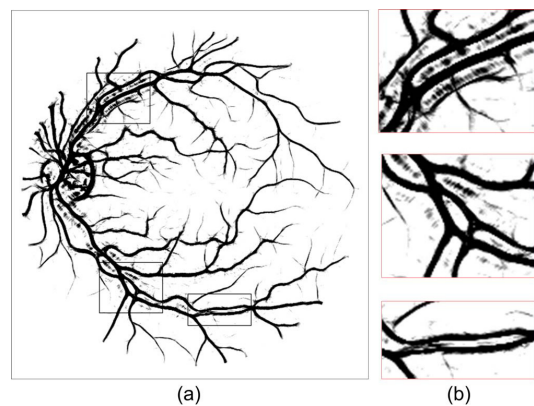
### II.1 Detector Garis

Detektor garis dasar bekerja pada kanal hijau dari citra *invert* dari retina dimana pembuluh terlihat lebih terang daripada latar belakang. Pada setiap posisi pixel, digunakan jendela ukuran  $W \times W$  piksel untuk mengidentifikasi dan tingkat keabuan rata-rata dan dihitung sebagai  $I_{W_{avg}}$ . Kemudian mengidentifikasi Dua belas garis sepanjang  $W$  piksel berorientasi pada dua belas yang berbeda arah (interval resolusi sudut  $15^\circ$ ) melewati piksel pusat dan menghitung rata-rata tingkat keabuan piksel setiap baris dihitung. Baris dengan nilai maksimum disebut 'garis menang' dan nilainya didefinisikan sebagai  $I_{W_{max}}$ . Tanggapan garis di sebuah pixel kemudian dihitung sebagai:

$$R_W = I_{W_{max}}^W - I_{W_{avg}}^W \quad (1)$$

Ide yang mendasari di balik ini adalah bahwa jika sebuah

piksel dianggap sebagai pembuluh, maka respon yang didapat akan besar karena penyelarasan garis menang bersama pembuluh. Sebaliknya, respon rendah untuk piksel *background* sehingga terdapat perbedaan kecil antara tingkat keabuan rata-rata garis menang dan piksel piksel di sekitar jendela. Detektor garis dasar memiliki satu parameter yang akan diatur, ukuran jendela  $W$ , yang dipilih untuk memastikan bahwa jumlah piksel pada jendela pembuluh pusat kira-kira sama dengan jumlah piksel pada pembuluh dan latar belakang. Dengan demikian, dapat ditetapkan menjadi dua kali lipat dari lebar pembuluh pada citra. Sebagai contoh, telah menunjukkan bahwa  $W = 15$  adalah pilihan yang baik untuk gambar retina [11] dalam dataset DRIVE yang [6] di mana lebar pembuluh adalah 7-8 piksel [8]. Detektor garis dasar terbukti efektif ketika berhadapan dengan pembuluh refleksi cahaya pusat. Di pembuluh pusat, nilai-nilai intensitas piksel di tengah pembuluh menjadi lebih rendah dari piksel sekitarnya dan tidak mencapai nilai maksimum seperti di pembuluh normal. Hal ini sering menyebabkan dengan kesalahan klasifikasi piksel tersebut sebagai latar belakang karena kecilnya selisih nilai intensitas antara piksel pembuluh dengan intensitas piksel latar belakang. Namun, detektor garis dapat mengenali piksel sebagai bagian dari pembuluh karena 'garis menang' hanya mencakup sejumlah kecil dari refleksi piksel tengah pembuluh. Sehingga, nilai rata-rata tidak berpengaruh terhadap piksel untuk menghasilkan respon besar seperti pada piksel pembuluh. Penggunaan garis panjang panjang yang menjangkau sekitar jendela, menyebabkan sebagian besar piksel latar belakang dapat diklasifikasikan dengan benar dan respon gambar hampir bebas dari *noise*. Gambar respon yang dihasilkan oleh detektor garis dasar pada citra retina disajikan pada Gambar. 4 (a).

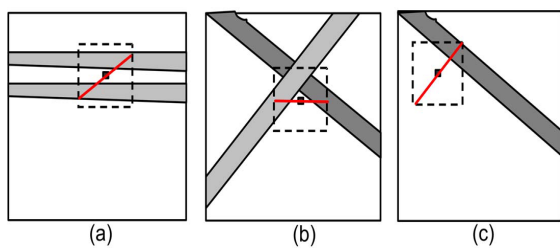


**Gambar 4.** Hasil segmentasi dengan detektor garis

Pada Gambar. 4. (a) citra dengan detektor garis dasar ( $W = 15$ ) pada citra retina dan (b) hasil segmentasi pada beberapa bagian citra menunjukkan tanggapan pembuluh palsu pada: latar belakang piksel dekat dengan pembuluh yang kuat (baris pertama), di titik crossover (baris kedua), dan pada latar belakang piksel antara dua pembuluh dekat (baris terakhir). (Pembuluh ditampilkan dalam warna hitam di untuk visualisasi yang lebih baik).

Ada tiga kelemahan dari detektor garis dasar meliputi: 1) cenderung untuk menggabungkan pembuluh

yang berdekatan; 2) menghasilkan perpanjangan di titik crossover; 3) menghasilkan tanggapan pembuluh palsu di latar belakang piksel dekat pembuluh dengan intensitas kuat (pembuluh dengan nilai-nilai intensitas tinggi di mana gambar pembuluh terlihat lebih terang daripada latar belakang). Hal ini terlihat dalam tiga bagian segmentasi seperti ditunjukkan pada Gambar 4 (b). Tanggapan pembuluh palsu bersama pembuluh dengan intensitas yang kuat bisa dilihat pada gambar hasil segmentasi paling atas sementara ekstensi di dua titik persilangan dapat diamati pada gambar tengah, Sedangkan penggabungan parsial dua pembuluh dekat disajikan pada gambar bawah. Dalam kasus ini, garis sejajar mendapat Nilai rata-rata tertinggi karena masuknya piksel pembuluh sekitarnya, yang menyebabkan nilai respon besar tak terduga yang mirip dengan piksel pembuluh. Situasi ini digambarkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Tiga situasi di mana detektor garis dasar memberikan tanggapan palsu:

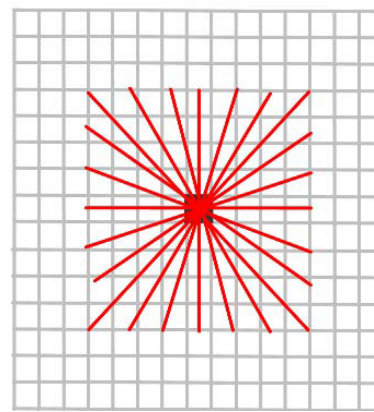
Pada Gambar 5 (a) *pixel background* antara dua pembuluh dekat; (b) *pixel background* di titik sudut *crossover*; (c) *pixel background* yang dekat pembuluh dengan intensitas yang kuat.

11.2 Detektor Garis Multi-skala

Untuk mengatasi tiga kekurangan yang disebutkan di atas, Uyen et al [11] mengusulkan untuk menggeneralisasi dasar garis detektor dengan memvariasikan panjang garis sejajar. Bentuk umum detektor garis didefinisikan sebagai:

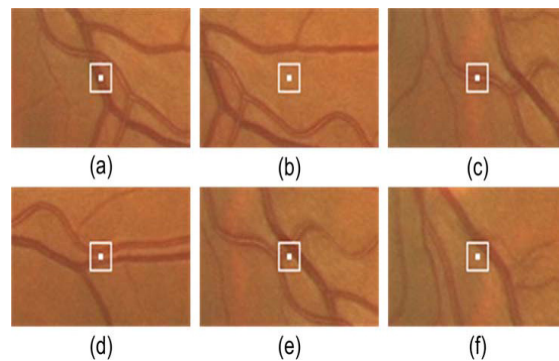
$$R_w^L = I_{max}^L - I_{avg}^W \tag{2}$$

di mana  $1 \leq L \leq W$ ,  $I_{max}^L$  dan  $I_{avg}^W$  didefinisikan seperti pada persamaan (1). Dengan mengubah nilai-nilai L, untuk mendapatkan detektor garis pada skala yang berbeda. Gambar 6 menggambarkan garis detektor dengan  $W = 15$  dan  $L = 9$  yang terdiri dari 12 baris dengan panjang panjang 9 piksel ditempatkan di atas jendela berukuran  $15 \times 15$  piksel, untuk menghindari teridentifikasinya piksel disekitar dan memberikan respon yang benar untuk tiga situasi yang disajikan dalam Gambar 5. Untuk menunjukkan perbaikan ini, tanggapan dari detektor garis dasar ( $R_{15}$ ) dan detektor umum garis ( $R_{15}^3$ ) pada posisi pixel yang berbeda dapat dilihat (Gambar. 7) bahwa detektor garis dasar mengembalikan respon yang tinggi dengan latar belakang



Gambar 6. Detektor garis dengan  $W=15$  dan  $L=9$ .

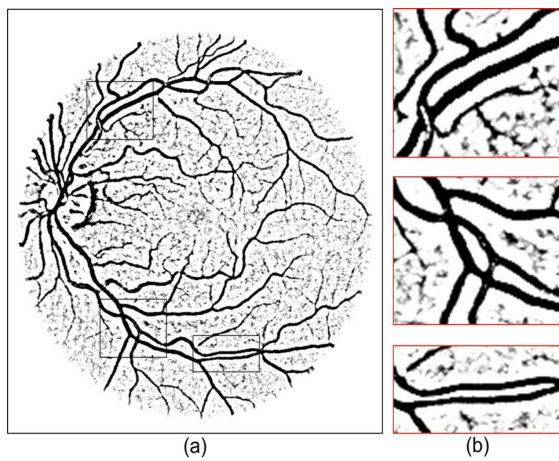
piksel untuk tiga kasus (d) - (f) sedangkan detektor garis umum memberikan banyak nilai lebih rendah untuk kasus ini, yang memungkinkan untuk membedakan pembuluh dan latar belakang piksel untuk semua kasus yang disebutkan.



Gambar 7.

Posisi pixel yang berbeda pada gambar nyata (titik putih) dan diharapkan tanggapan R di: (a) pixel pembuluh ( $R > 0$ ); (b) piksel background ( $R \approx 0$ ); (c) pixel refleksi pusat ( $R > 0$ ); (d) piksel latar belakang dalam dua pembuluh dekat ( $R \approx 0$ ); (e) suatu pixel background dekat titik persilangan ( $R \approx 0$ ); (f) piksel latar belakang dekat pembuluh yang kuat ( $R \approx 0$ ).

Respon gambar yang dihasilkan oleh detektor umum line ( $W = 15, L = 3$ ) pada gambar yang sama dari Gambar. 4 (a) disajikan pada gambar. 8 (a). Ketiga bagian segmentasi disajikan pada Gambar. 8 (b) telah menunjukkan perbaikan dari hasil detektor garis umum: tidak terdapat tanggapan pembuluh palsu sepanjang pembuluh yang mempunyai intensitas kuat (gambar atas), segmentasi di dua titik persilangan lebih akurat (gambar tengah), dan dua pembuluh dekat dipisahkan dengan baik (gambar bawah). Namun demikian, dapat dilihat bahwa kebisingan latar belakang terdapat di seluruh gambar sebagai akibat dari mengurangi panjang garis. Untuk mengatasi masalah ini, deteksi garis di berbagai skala yang linear gabungan seperti yang dijelaskan pada bagian berikutnya.



Gambar 8.

(a) citra kekuatan Garis detektor garis umum ( $W = 15, L = 3$ ) pada gambar retina yang sama Gambar. 3 (a) dan (b) hasil segmentasi di beberapa gambar patch menunjukkan perbaikan dibandingkan dengan detektor garis dasar.

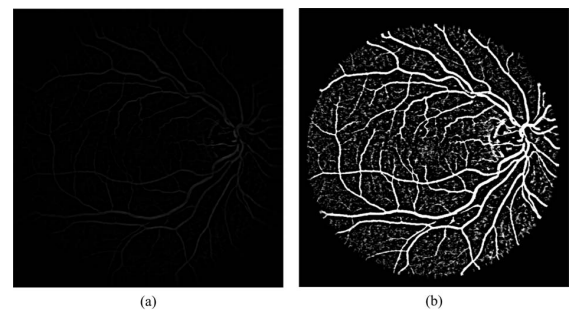
Kita harus mencatat bahwa nilai-nilai respon baku dikembalikan oleh detektor garis pada setiap skala berada dalam kisaran sempit, yang menghasilkan perbedaan kontras yang sangat rendah antara pembuluh dan latar belakang. Misalnya, gambar respon baku dari detektor garis ( $W = 15, L = 3$ ) (Gambar. 9 (a)) pada citra retina telah menunjukkan bahwa pembuluh dan latar belakang yang berbeda sangat rendah dengan berbagai intensitas dari -0,1709 ke 0,2764 dengan mean dan deviasi standar masing-masing adalah 0,0046 dan 0,0231.

Untuk meningkatkan kontras pada citra, diperlukan standarisasi nilai-nilai respon gambar baku agar memiliki mean nol dan satuan deviasi standar distribusi:

$$R' = (R - R_{\text{mean}}) / R_{\text{std}} \quad (3)$$

di mana  $R'$  adalah nilai respon standar,  $R$  adalah nilai respon baku,  $R_{\text{mean}}$  dan  $R_{\text{std}}$  adalah masing-masing nilai mean dan deviasi standar dari respon baku. Tujuan utama dari standarisasi ini adalah untuk menjaga distribusi nilai-nilai intensitas berubah (maka perlu mempertahankan diferensiasi yang asli antara pembuluh dan latar belakang pada gambar standar) tetapi penyebaran nilai-nilai intensitas pada jangkauan yang lebih luas untuk mencapai kontras yang lebih baik antara pembuluh dan latar belakang, yang sesuai standar usia disajikan pada Gambar. 9 (b).

Standarisasi memiliki signifikan dalam meningkatkan kontras pembuluh dan latar belakang. Normalisasi ini diterapkan untuk respon gambar yang dihasilkan oleh detektor garis pada skala yang berbeda sebelum menerapkan proses kombinasi.



Gambar 9.

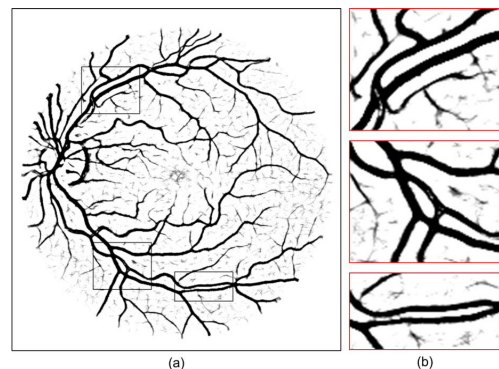
Gambar Respon umum detektor garis ( $W = 15, L = 3$ ) pada retina sebuah gambar (a) sebelum dan (b) setelah menerapkan standarisasi.

### 11.3 Metode Kombinasi

Dalam proses kombinasi, kita menetapkan bobot yang sama untuk setiap skala dan segmentasi akhir adalah kombinasi linear dari respon garis yang berbeda. Respon pada setiap pixel citra didefinisikan sebagai:

$$R_{\text{combined}} = \frac{1}{n_L + 1} \left( \sum_L R_W^L + I_{\text{igc}} \right) \quad (4)$$

dimana  $n_L$  adalah jumlah skala yang digunakan,  $R_W^L$  adalah respon dari detektor line di skala  $L$ , dan  $I_{\text{igc}}$  adalah nilai invert saluran hijau *pixel*. Saluran hijau asli disertakan dalam kombinasi karena memberikan informasi tambahan untuk membedakan kedekatan antara pembuluh darah dan struktur lain seperti patologi dan disk optik. Gambar 10 menunjukkan citra hasil segmentasi yang diperoleh dengan menggunakan proses kombinasi linear. Hal ini dapat dilihat bahwa agregasi tanggapan garis pada skala yang berbeda telah membantu untuk menghilangkan kebisingan latar belakang sambil mempertahankan segmentasi yang baik di wilayah yang dekat dengan pembuluh.



**Gambar 10.** (a) image kekuatan Baris diperoleh setelah proses kombinasi linear pada citra retina yang sama Gambar. 4 (a) dan (b) hasil segmentasi di beberapa gambar menunjukkan perbaikan yang selama detektor garis individu.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam uji coba digunakan dua parameter pengukuran

akurasi (ACC) dan akurasi lokal (ACC lokal), untuk evaluasi dan perbandingan. Pengukuran akurasi ini telah banyak digunakan sebagai alat ukur untuk evaluasi hasil segmentasi citra, dimana yang diukur adalah rasio jumlah piksel yang terklasifikasi dengan benar (jumlah positif sejati dan negatif sejati) dengan jumlah piksel dalam gambar bidang pandang (citra *mask* yang mendefinisikan bidang pandang disediakan untuk masing-masing gambar retina).

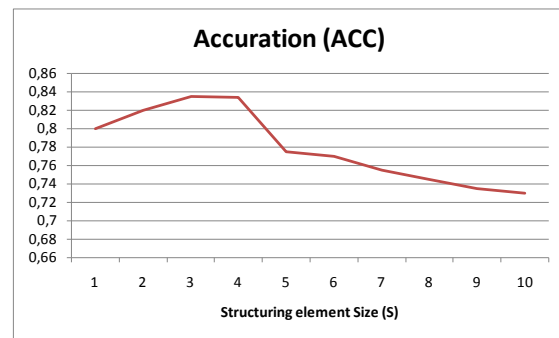
Pada akurasi global, semua piksel dalam fundus digunakan untuk perhitungan. Namun, karena piksel latar belakang sering jumlahnya lebih dari 80% dari citra retina, akurasi global yang diperoleh selalu tinggi dan hanya ada nilai diskriminasi akurasi yang kecil antar metode. Sebagian besar analisis melakukan pengukuran kaliber pembuluh atau deteksi Crossover dengan menggunakan pixel dalam jarak tertentu dari pembuluh, akurasi lokal juga digunakan sebagai tambahan. Hanya pembuluh dan latar belakang piksel sekitar pembuluh yang dipertimbangkan untuk pengukuran akurasi. Untuk mencapai hal ini, operator pelebaran morfologi digunakan dengan elemen penataan ukuran S dan operasi dilasi digunakan sebagai mask untuk pengukuran akurasi. Metode lokal akurasi yang berbeda dilaporkan dengan S = 3, karena pada nilai ini jumlah piksel pembuluh dan latar belakang piksel dianggap sama untuk akurasi perhitungan.

### 3.1. Pengaturan Parameter

Pengaturan parameter pada dataset ini adalah sebagai berikut: Nilai W = 15 piksel (karena lebar pembuluh dalam gambar ini adalah sekitar 7-8 piksel) dan garis di 8 skala (dari 1 sampai 15 dengan interval 2) dikombinasikan untuk menghasilkan segmentasi akhir pada setiap gambar. Segmentasi diperoleh dengan metode klasifikasi di mana setiap nilai mewakili probabilitas setiap pixel dari kelas pembuluh. Sebuah nilai ambang tunggal digunakan untuk klasifikasi segmen dan menghasilkan segmentasi biner untuk setiap citra retina. Untuk memilih nilai ambang batas, 20 gambar di DRIVE training set digunakan untuk menyetel parameter ambang batas. Ambang batas nilai yang menghasilkan akurasi rata-rata tertinggi pada set pelatihan yaitu  $t = 0,56$ . Oleh karena itu, nilai ambang batas yang sama ( $t = 0,56$ ) digunakan untuk segmen semua gambar di DRIVE test set.

### 3.2. Penilaian kuantitatif

Kinerja hasil ujicoba pada DRIVE dataset menghasilkan tingkat rata-rata akurasi 0,9407 dan rata-rata akurasi lokal 0,7883. Untuk mendapatkan segmentasi biner, nilai ambang batas yang berbeda diperiksa dan dipilih yang mempunyai rata-rata tertinggi pada setiap dataset. Namun, hasil ujicoba tidak bisa mencapai akurasi seperti yang dihasilkan dengan prosedur manual.



Gambar 11. Grafik hasil segmentasi pada ukuran S= 1-10

Tabel 1. Hasil Ujicoba pada ukuran S=3

Metode	ACC	ACC Local	Rata-rata Error	Rata-rata Waktu
Observasi manual	0.9473	0.7921	1.26	7200s
Detektor Garis	0.9407	0.7883	1.19	2.5s

Hasil ujicoba pada PC Intel Duo Core 2.4 GHz CPU dan 2GB RAM menunjukkan bahwa akurasi lokal dicapai dengan ukuran S = 1 sampai 4, kesalahan dalam pengukuran akurasi lokal terutama berasal dari kesalahan klasifikasi piksel pembuluh diklasifikasikan sebagai piksel latar belakang. Pada Gambar 11 dan Tabel 1 terlihat Kinerja pada ukuran S yang kecil (S=3) menunjukkan kemampuan untuk memberikan segmentasi yang akurat di sekitar daerah pembuluh.

## IV. KESIMPULAN

Metode segmentasi pembuluh darah retina yang didasarkan pada kombinasi linear dari detektor garis di berbagai skala menghasilkan akurasi (0,9407 untuk DRIVE) dengan akurasi tinggi lokal (0,7883 untuk DRIVE). Hasil ini menunjukkan akurasi segmentasi tinggi pada wilayah di seluruh pembuluh. Hasil ujicoba menunjukkan bahwa segmentasi mempunyai kesalahan absolut rata-rata 1,19 piksel, sementara tingkat kesalahan pada metode manual adalah 1.26 piksel. Dengan perbaikan yang signifikan, kita menyimpulkan bahwa metode ini sangat efektif untuk pemetaan jaringan pembuluh darah retina. Selain itu, metode ini mempunyai tingkat kecepatan waktu segmentasi 2.5s per gambar.

Metode segmentasi multi skala ini bisa dikembangkan, dengan menggunakan metode segmentasi *supervised* untuk mengekstrak dan menganalisis jaringan pembuluh darah retina untuk mendeteksi *nickling arterio-venosa* untuk prediksi penyakit kardiovaskular.

## Daftar Pustaka

nation – ResearchGate. On 1 (2012).

- [1]. B.Wasan, A. Cerutti, S. Ford, R. Marsh, Vascular network changes in the retina with age and hypertension, *Journal of hypertension* 13 (12) (1995) 1724-1728.
- [2]. T. Y. Wong, R. McIntosh, Hypertensive retinopathy signs as risk indicators of cardiovascular morbidity and mortality, *British medical bulletin* 73 (1) (2005) 57-70.
- [3]. E. J. Sussman, W. G. Tsiaras, K. A. Soper, Diagnosis of diabetic eye disease, *JAMA: the journal of the American Medical Association* 247 (23) (1982) 3231-3234.
- [4]. T. Y. Wong, R. Klein, D. J. Couper, L. S. Cooper, E. Shahar, L. D. Hubbard, M. R. Wood, A. R. Sharrett, Retinal microvascular abnormalities and incident stroke: the atherosclerosis risk in communities study, *The Lancet* 358 (9288) (2001) 1134-1140.
- [5]. T. Y. Wong, R. Klein, A. R. Sharrett, B. B. Duncan, D. J. Couper, B. E. Klein, L. D. Hubbard, F. J. Nieto, Retinal arteriolar diameter and risk for hypertension, *Annals of internal medicine* 140 (4) (2004) 248-255.
- [6]. J. Staal, M. D. Abrmo, M. Niemeijer, M. A. Viergever, B. van Ginneken, Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina, *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 23 (4) (2004) 501-509.
- [7]. J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar, H. F. Jelinek, M. J. Cree, Retinal vessel segmentation using the 2-d gabor wavelet and supervised classification, *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 25 (9) (2006) 1214-1222.
- [8]. E. Ricci, R. Perfetti, Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification, *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 26 (10) (2007) 1357-1365.
- [9]. K. Fritzsche, A. Can, H. Shen, C. Tsai, J. Turner, H.L.Tanenbaum, C.V. Stewart, B. Roysam, J.S. Suri, S.Laxminarayan, Automated model based segmentation, tracing and analysis of retinal vasculature from digital fundus images, in: *State-of-The-Art Angiography, Applications and Plaque Imaging Using MR, CT Ultrasound and X-rays*, Academic Press, 2003, pp. 225–298.
- [10]. E. Ricci, R. Perfetti, Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification, *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 26 (10) (2007) 1357-1365.
- [11]. Uyen T. V. Nguyen, Alauddin Bhuiyan, Laurence A. F. Park, Kotagiri Ramamohanarao, An Effective Retinal Blood Vessel Segmentation Method using Multi-scale Line Detection, article in *pattern recog-*