

Tugas Besar EB3206
SEGMENTASI STRUKTUR PEMBULUH DARAH RETINA
DARI CITRA FOTOGRAFI FUNDUS

Yunianti Khotimah (18317014)

Resfyanti Nur Azizah (18317016)

Asisten: Devi Tara Avalokita (18317034)

Tanggal Percobaan: 18 April 2020

EB3206 – Pengolahan Citra Biomedis

Teknik Biomedis - Sekolah Teknik Elektro dan Informatika ITB

Abstrak

Segmentasi struktur pembuluh darah retina dari citra fotografi fundus salah satu proses yang bersifat subjektif. Sehingga perlu dikembangkan algoritma segmentasi yang dapat melakukan segmentasi pembuluh darah secara umum. Pada tugas besar EB3206 kami mengimplementasikan algoritma segmentasi pembuluh darah retina dengan metode thresholding dan multiresolusi kemudian membandingkan kinerjanya. Metode thresholding memiliki rata-rata akurasi 95.705% dengan standar deviasi 0,742. Sedangkan metode multiresolusi memiliki rata-rata akurasi 94.988% dengan standar deviasi 1,153. Metode thresholding memiliki akurasi yang lebih tinggi dan konsisten dalam melakukan segmentasi pada berbagai jenis pembuluh darah. Sedangkan metode B lebih sensitive dalam mendekripsi pembuluh darah sehingga dapat melakukan segmentasi terhadap pembuluh darah yang berukuran kecil sekalipun. Namun sensitivitas yang tinggi tersebut membuat algoritma ini mempunyai noise berupa titik-titik kecil pada hasil segmentasinya

Kata kunci: retina, pembuluh darah, thresholding, gabor filter, dan akurasi

1. EKSPLORASI DATA RETINA

Segmentasi struktur pembuluh darah retina merupakan salah satu proses yang bersifat subjektif. Sehingga diperlukan acuan karakteristik retina dan hasil segmentasi pembuluh darah yang dapat mewakili seluruh karakteristik citra retina dari kamera fundus. Acuan tersebut akan membuat algoritma yang digunakan untuk segmentasi pembuluh darah tersebut dapat bekerja secara optimal dengan berbagai jenis citra retina. Alasan yang digunakan untuk memilih data sampel tersebut agar didapat data yang mewakili seluruh karakteristik citra retina :

a. Memilih citra retina dengan sebaran histogram yang bervariasi:

- citra dengan mean tinggi dan standar deviasi tinggi
- citra dengan mean tinggi dan standar deviasi rendah
- citra dengan mean rendah dan standar deviasi tinggi
- citra dengan mean rendah dan standar deviasi rendah.

Hal tersebut dapat dilakukan karena kami melihat seluruh histogram dari data retina dan kami menentukan mean dan standar deviasi secara kualitatif melalui bentuk histogram

b. Mempertimbangkan variasi citra secara visual. Karakteristik yang diperhatikan :

- keberagaman intensitas gambar, dipilih 10 gambar dari yang memiliki kejelasan gambar paling jelas hingga paling redup.
- keberagaman posisi optic disk. Beberapa citra memiliki optic disk di sisi kanan dan sebagian di sisi kiri.
- keberagaman bentuk pembuluh darah.

c. Mempertimbangkan variasi segmentasi pembuluh darah secara manual, citra dengan pembuluh darah dengan ukuran cabang utama hingga cabang terkecil yang bervariasi.

- d. Selain mempertimbangkan variasi, kami juga mempertimbangkan modus (didapat secara kualitatif) dari data citra yang ada. Citra yang kami anggap memiliki karakteristik sebagai modus kami pilih lebih banyak dibandingkan yang lain.

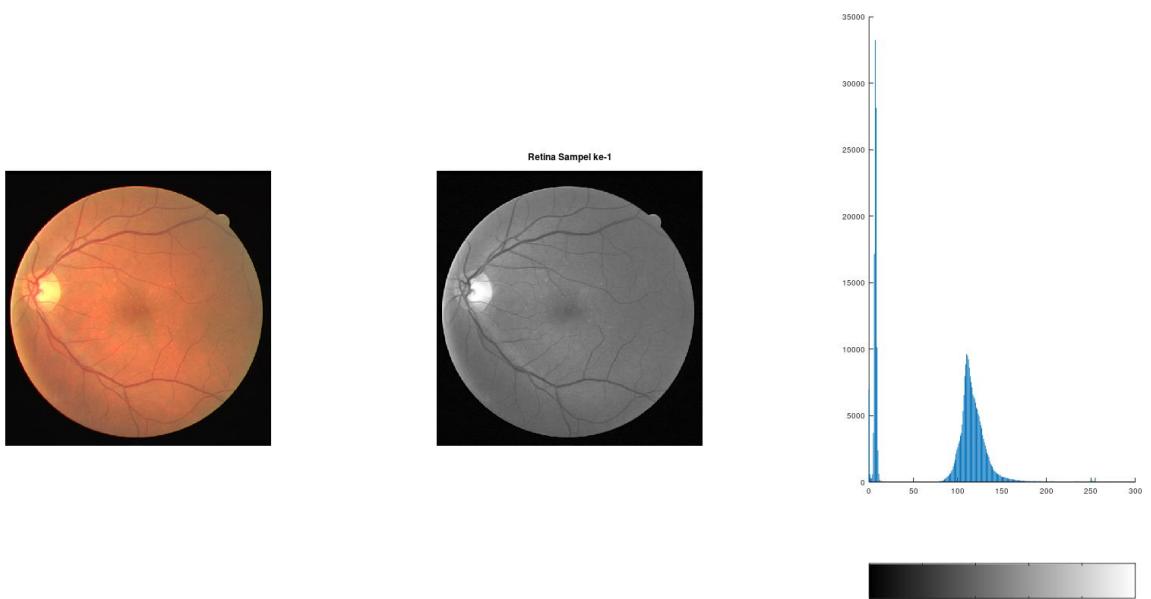
Pada percobaan ini kami memilih 10 data sampel yaitu,

Nama sampel	Alasan Pemilihan
21_training	citra dengan mean tinggi dan standar deviasi rendah, gambar redup, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yang relative sedikit
23_training	citra dengan mean tinggi dan standar deviasi tinggi, gambar terang, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yang relative sedikit
25_training	citra dengan mean rendah dan standar deviasi rendah, gambar redup, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yang relative sedikit
31_training	citra dengan mean sedang dan standar deviasi sedang, gambar terang, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yang relative sedikit
36_training	citra dengan mean rendah dan standar deviasi tinggi, gambar redup, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yg kecil dan banyak
1_test	citra dengan mean sedang dan standar deviasi sedang, gambar redup, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yang relative sedikit
2_test	citra dengan mean sedang dan standar deviasi sedang, gambar terang, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yg kecil dan banyak
4_test	citra dengan mean rendah dan standar deviasi rendah, gambar terang, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yg kecil dan banyak
7_test	citra dengan mean sedang dan standar deviasi sedang, gambar terang, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yg kecil dan banyak
9_test	citra dengan mean tinggi dan standar deviasi tinggi, gambar redup, segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan cabang yg kecil dan banyak

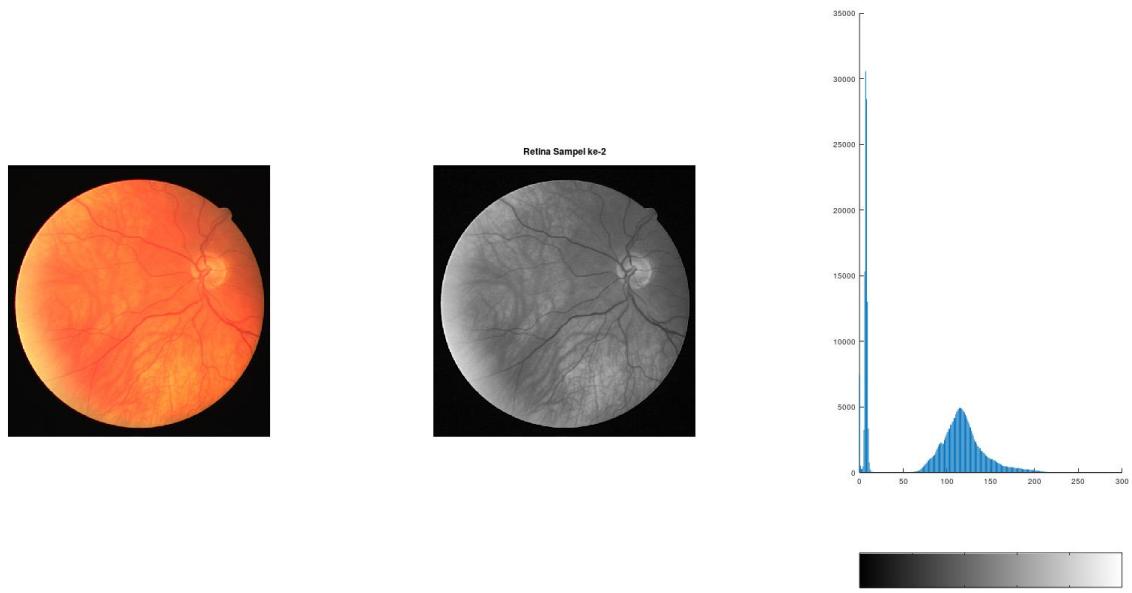
Kesepuluh data yang bervariasi tersebut kami harapkan dapat mewakili keberagaman dari karakteristik citra yang akan disegmentasi. Dari sepuluh data tersebut kami mendapatkan karakteristik berupa sebaran histogram citra retina dan segmentasi pembuluh darah secara manual yang digambarkan melalui nilai mean dan standar deviasi dan karakteristik pembuluh darah berupa diameter rata-rata dari pembuluh darah.

1.a. Karakteristik Histogram Citra Retina

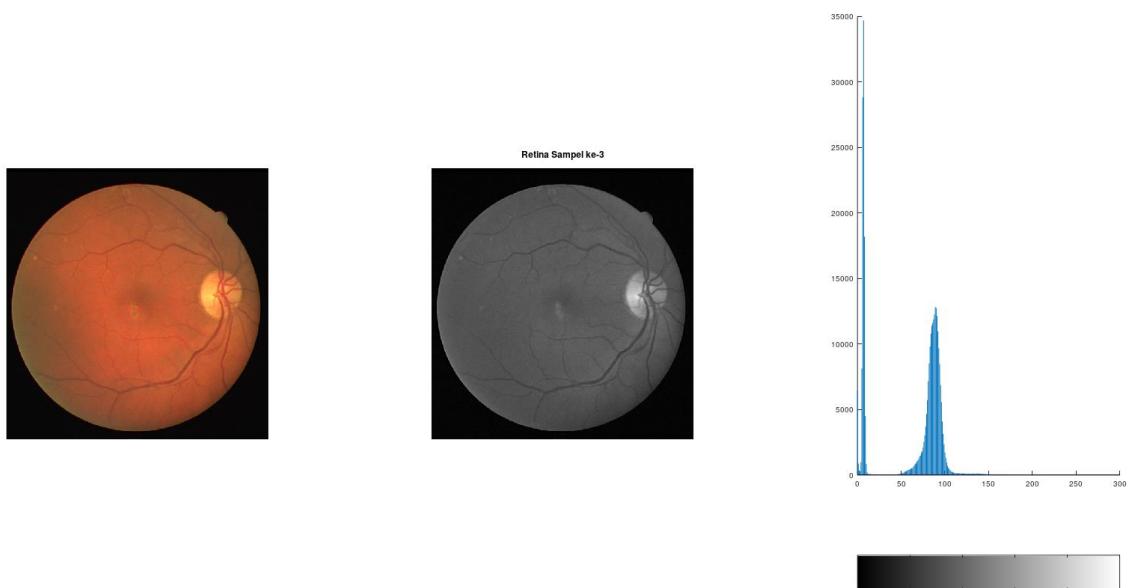
Setelah kesepuluh data sampel tersebut kami pilih, kami menampilkan histogram dari kesepuluh data tersebut serta mencari mean dan standar deviasi dari sebaran histogram tersebut. Histogram didapat dari gambar retina gray scale kanal hijau dengan fungsi imhist(). Kanal hijau dipilih karena dapat memperlihatkan pembuluh darah dengan lebih jelas dibandingkan dengan kanal biru atau merah. Melalui histogram tersebut kami memperoleh informasi mengenai sebaran intensitas retina secara umum pada level intensitas 0 - 255.



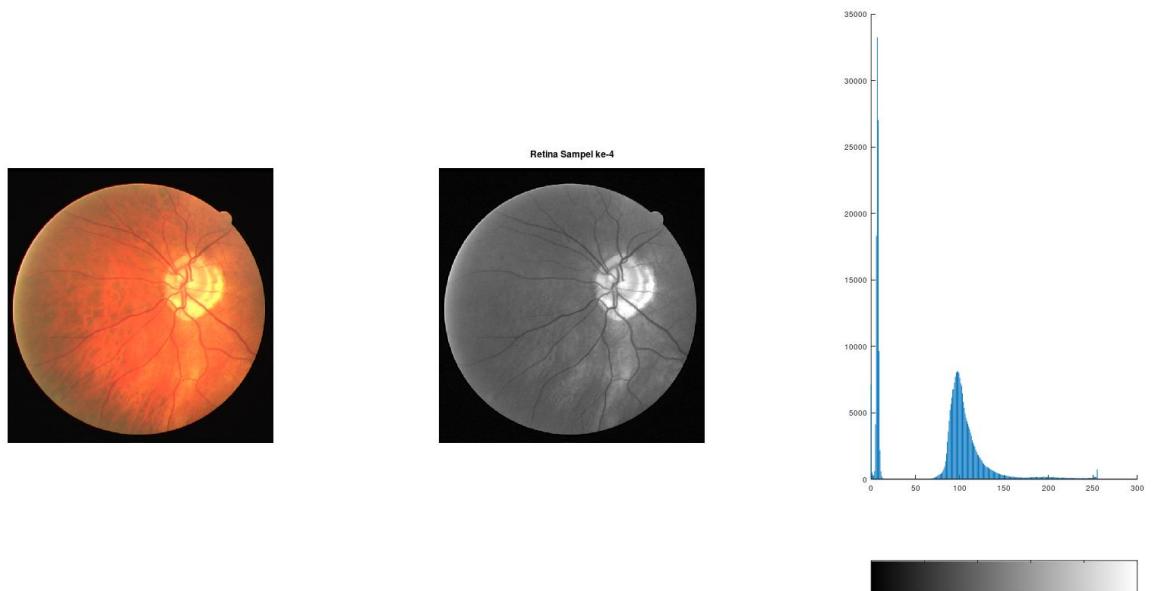
Gambar 1.a.1 histogram dari 21_training.tif



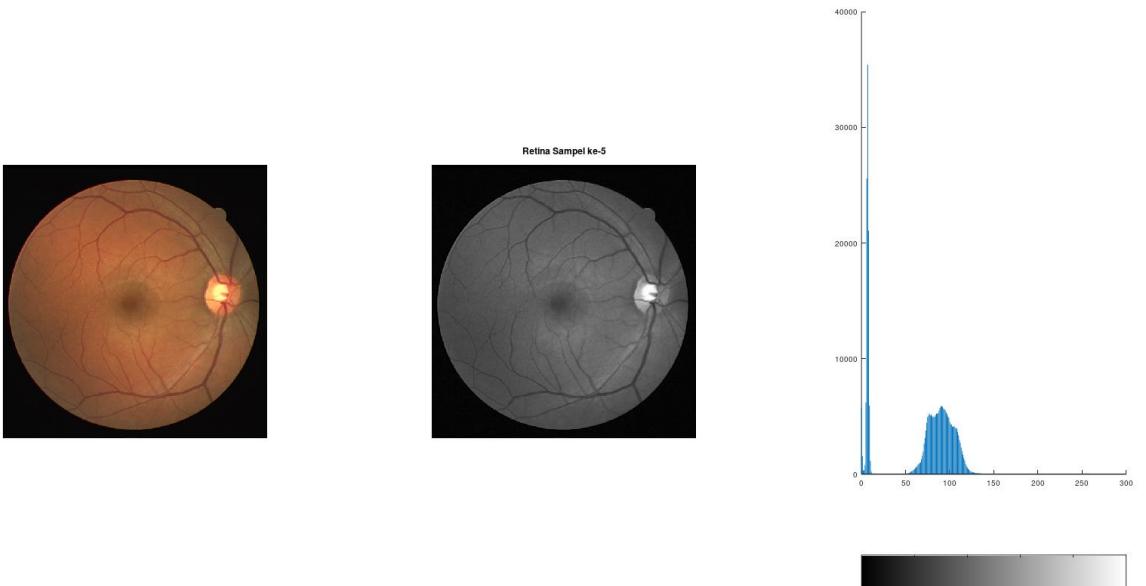
Gambar 1.a.2 histogram dari 23_training.tif



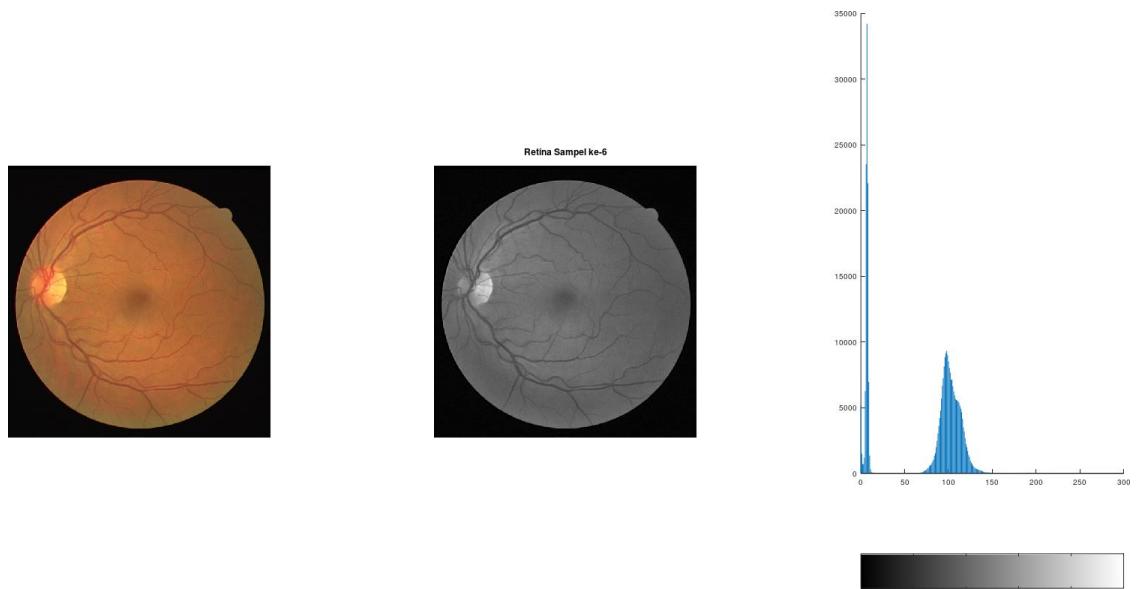
Gambar 1.a.3 histogram dari 25_training.tif



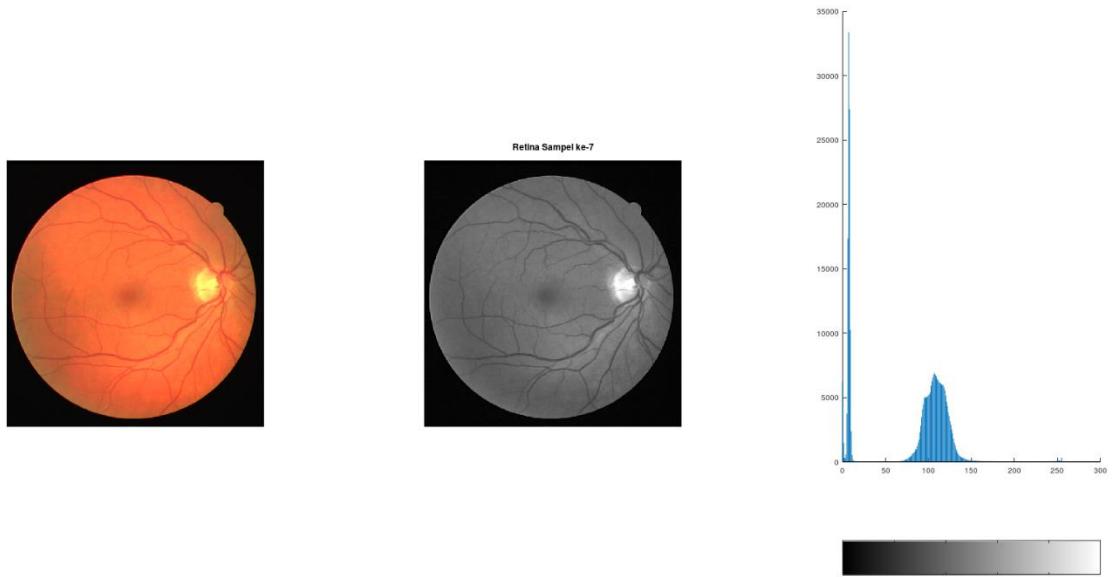
Gambar 1.a.4 histogram dari 31_training.tif



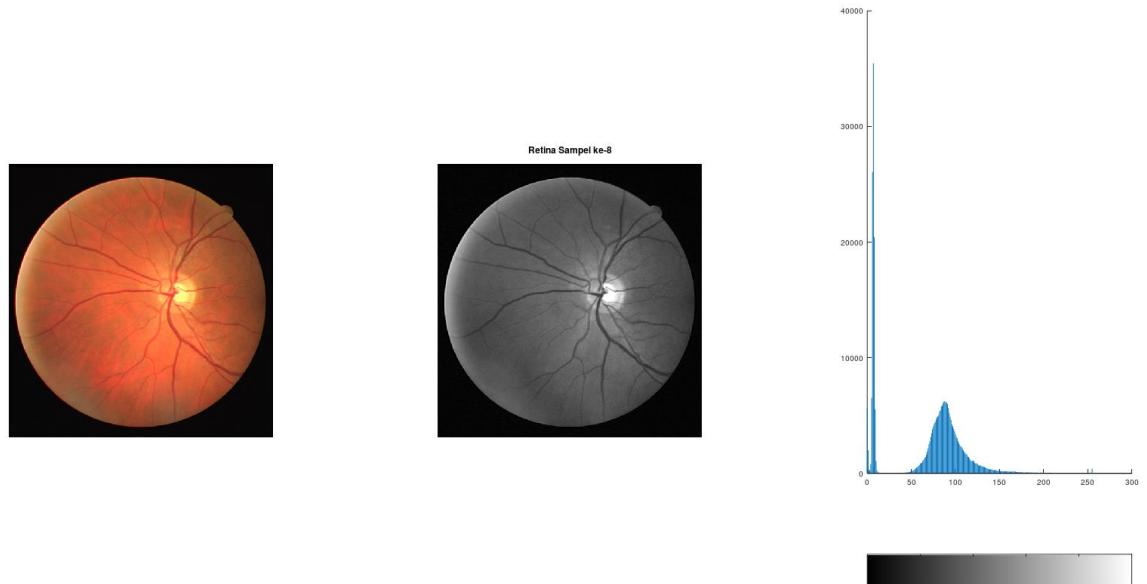
Gambar 1.a.5 histogram dari 36_training.tif



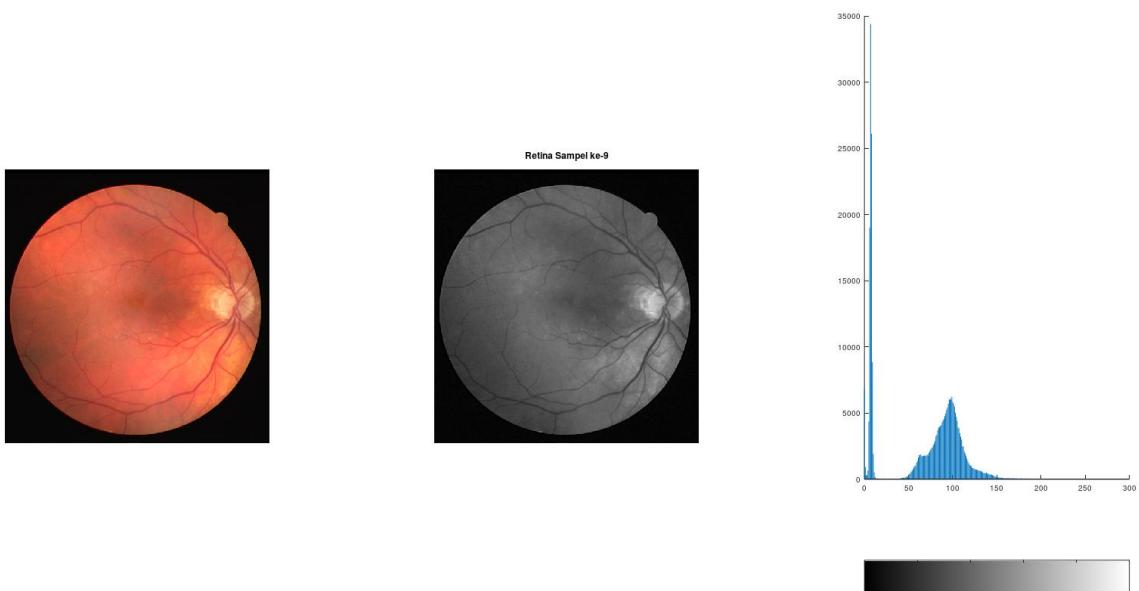
Gambar 1.a.6 histogram dari 1_test.tif



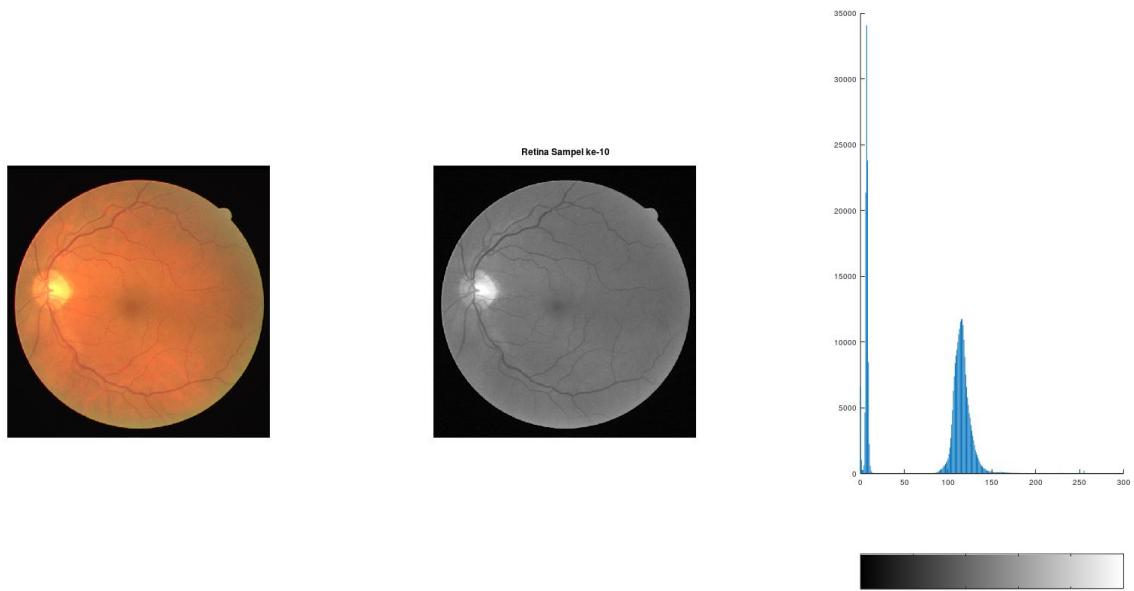
Gambar 1.a.7 histogram dari 2_test.tif



Gambar 1.a.8 histogram dari 4_test.tif



Gambar 1.a.9 histogram dari 7_test.tif



Gambar 1.a.10 histogram dari 9_test.tif

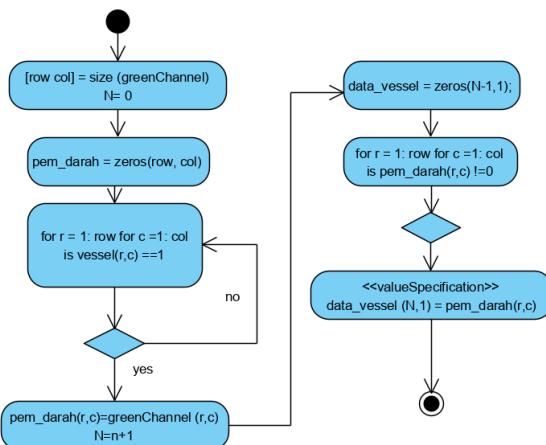
Sepuluh histogram retina diatas menunjukkan bahwa retina pada umumnya memiliki level intensitas diantara 50 hingga 150 dengan mean dan standar deviasi yang berbeda-beda. Pada setiap histogram juga terdapat spike pada intensitas sekitar 0 yang merupakan data dari intensitas background. Berikut mean dan standar deviasi dari data citra retina yang dipilih yang didapat dengan menggunakan fungsi mean2 dan std2:

Mean histogram retina									
21_training	23_training	25_training	31_training	36_training	1_test	2_test	4_test	7_test	9_test
82.784	83.769	61.901	76.635	64.723	72.662	77.405	65.849	66.609	81.839
73.471									

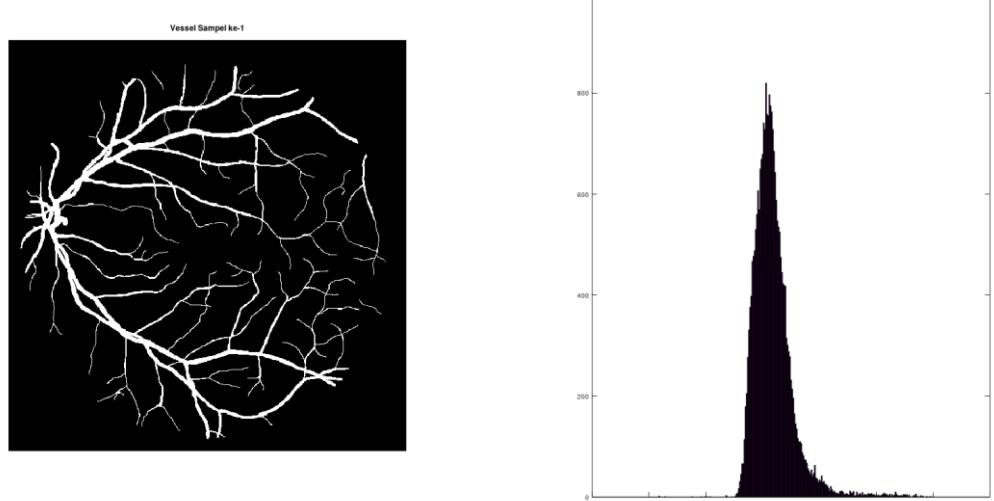
Standar deviasi histogram retina									
21_training	23_training	25_training	31_training	36_training	1_test	2_test	4_test	7_test	9_test
54.142	56.428	39.571	52.995	42.405	46.509	50.574	45.205	44.412	52.701
48.494									

1.b. Karakteristik Histogram Citra Segmentasi Pembuluh Darah Manual

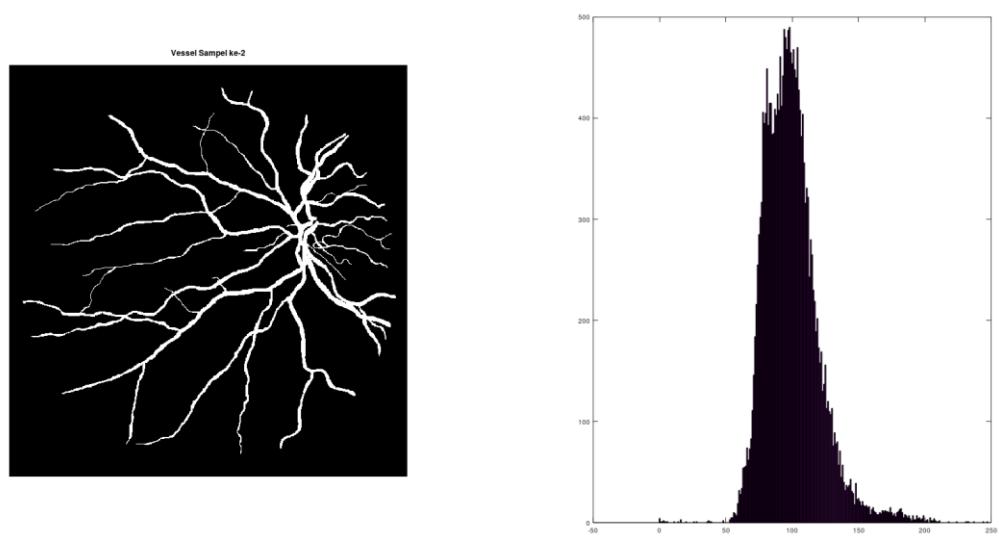
Sebaran histogram dari hasil segmentasi pembuluh darah manual didapat dengan metode yang berbeda karena sampel merupakan gambar biner. Sehingga diperlukan citra yang memiliki intensitas dengan level 0-255. Nilai intensitas pembuluh darah tersebut didapatkan dari gambar retina kanal hijau kami simpan pada variable baru ketika pada citra segmentasi pembuluh darah manual menunjukkan daerah pembuluh darah atau bernilai 1. Dengan cara tersebut kami dapat memperoleh nilai intensitas pembuluh darah saja dari gambar gray scale kanal hijau retina. Kemudian data 2 dimensi tersebut di simpan pada array 1 dimensi bernama data_vessel dan dibuat histogram secara manual. Proses tersebut sesuai dengan flowchart berikut :



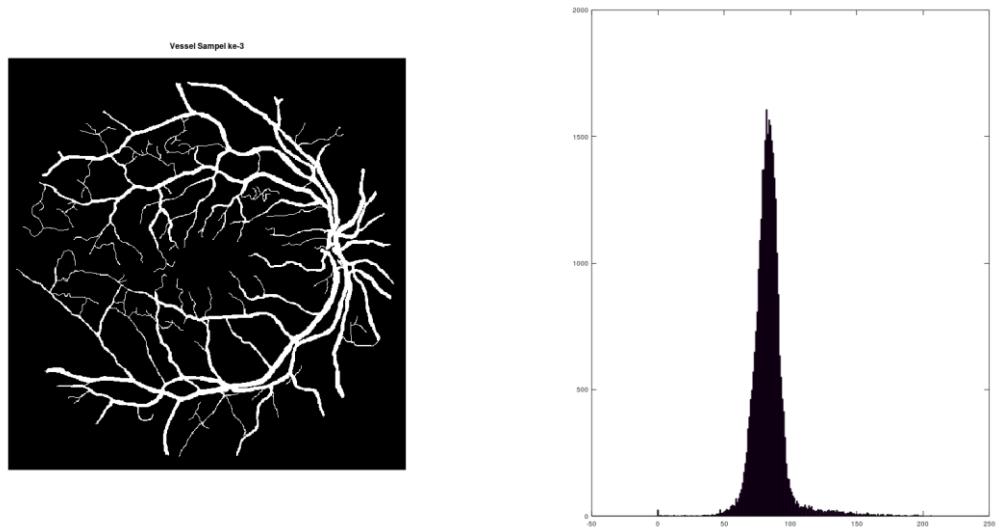
Gambar 1.b.1 flowchart proses mendapatkan intensitas pembuluh darah



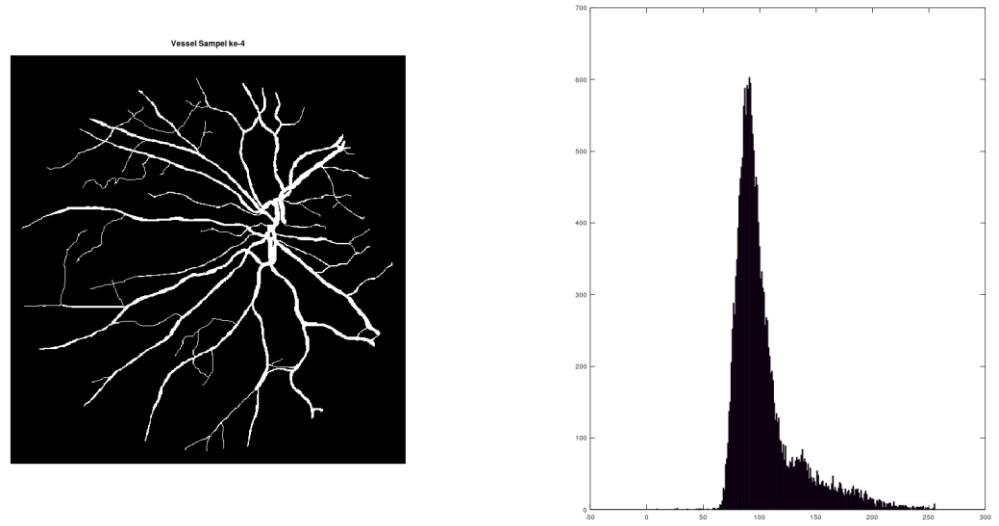
Gambar 1.b.2 histogram dari 21_training.png



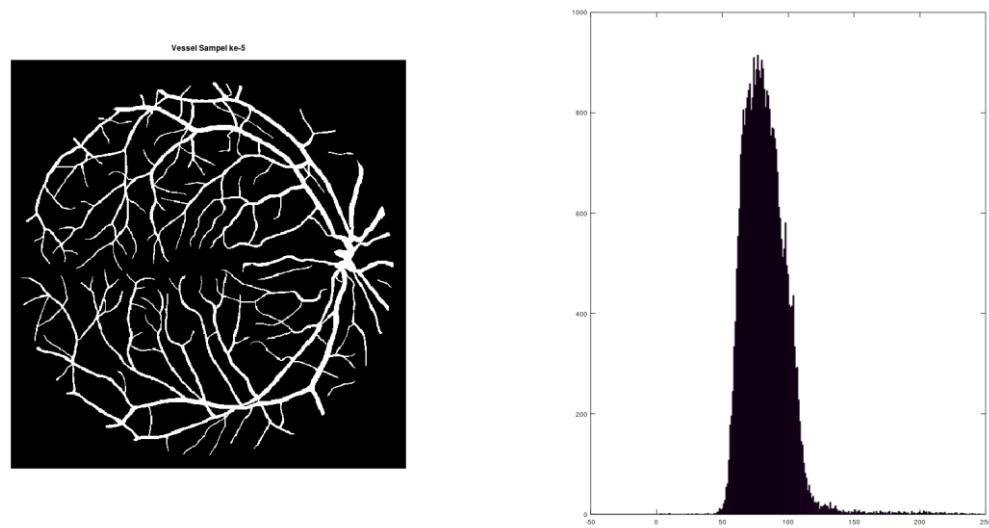
Gambar 1.b.3 histogram dari 23_training.tif



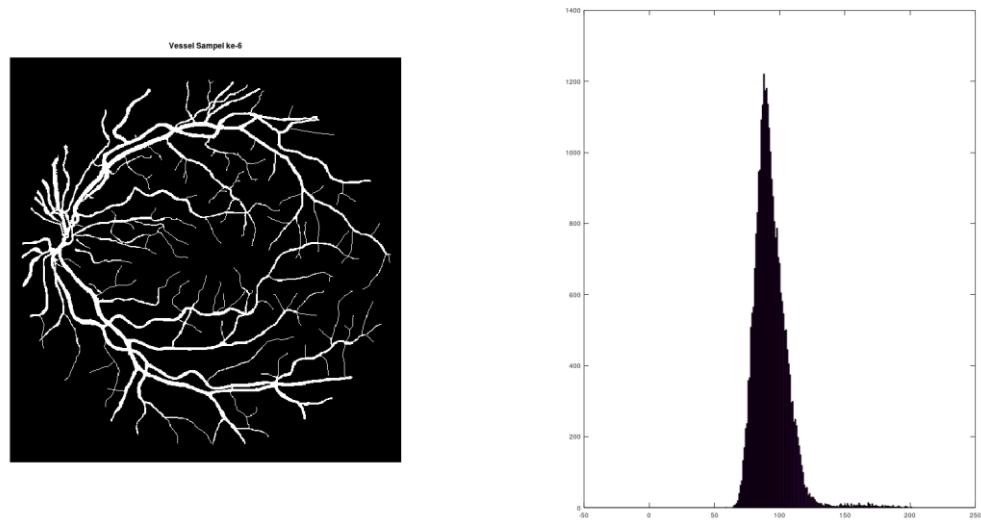
Gambar 1.b.4 histogram dari 25_training.tif



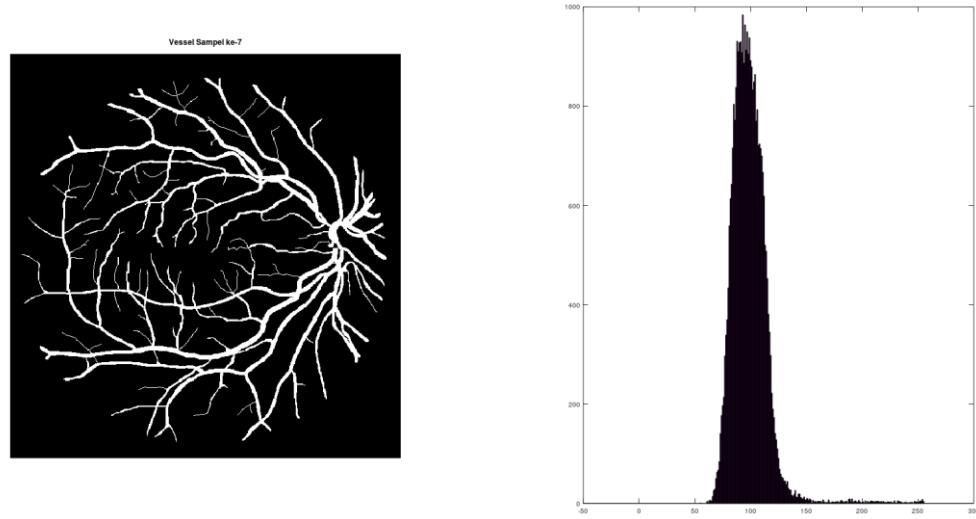
Gambar 1.b.5 histogram dari 31_training.tif



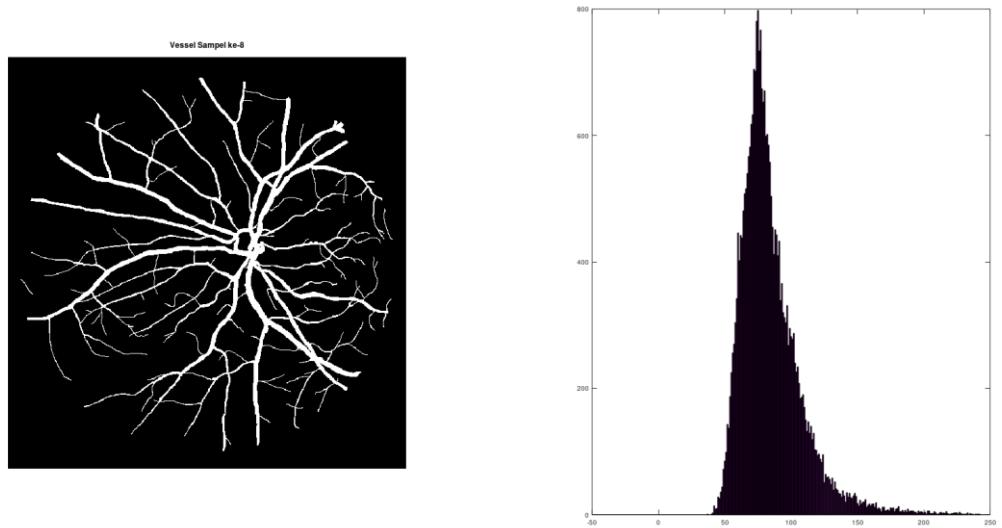
Gambar 1.b.6 histogram dari 36_training.tif



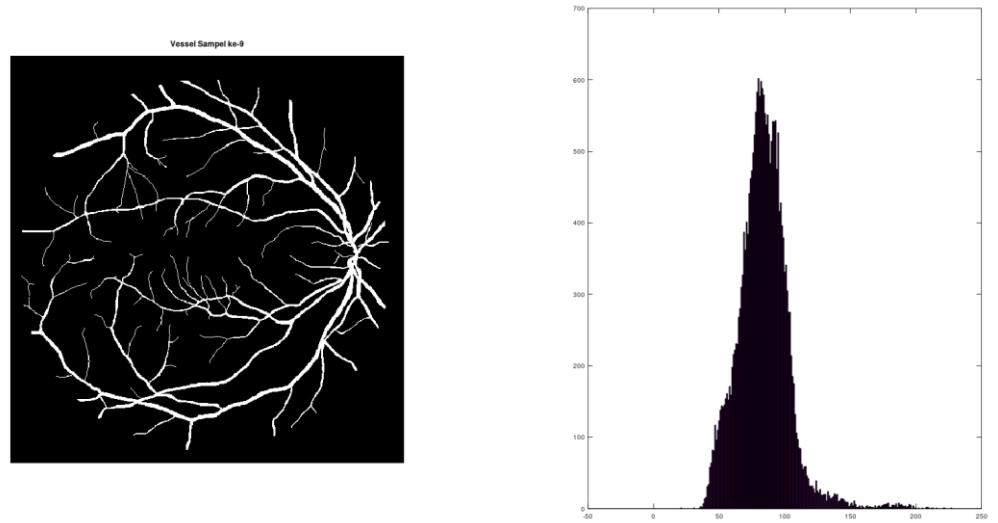
Gambar 1.b.7 histogram dari 1_test.tif



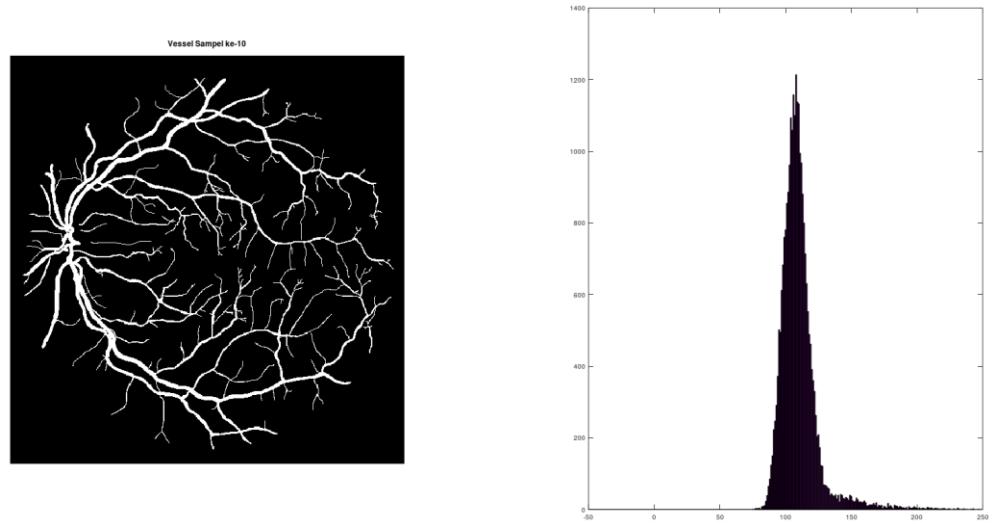
Gambar 1.b.8 histogram dari 2_test.tif



Gambar 1.b.9 histogram dari 4_test.tif



Gambar 1.b.10 histogram dari 7_test.tif



Gambar 1.b.11 histogram dari 9_test.tif

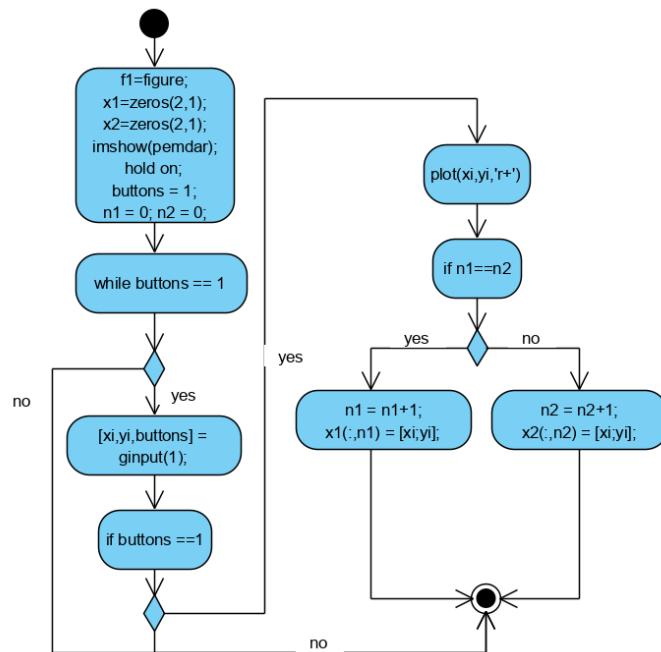
Melalui histogram pembuluh darah yang dibuat secara manual didapat sebaran histogram yang lebih homogen yaitu dengan mean mendekati nilai 95 dan standar deviasi yang lebih kecil mendekati nilai 19. Hal tersebut dapat terjadi karena informasi intensitas non-pembuluh darah pada retina telah dihilangkan. Data dibawah ini akan digunakan sebagai acuan untuk proses segmentasi pembuluh darah retina secara otomatis.

Mean histogram pembuluh darah									
21_training	23_training	25_training	31_training	36_training	1_test	2_test	4_test	7_test	9_test
109.08	99.474	83.653	103.95	82.691	93.539	98.907	84.542	83.819	110.09
94.975									

Standar deviasi histogram pembuluh darah									
21_training	23_training	25_training	31_training	36_training	1_test	2_test	4_test	7_test	9_test
17.850	20.942	13.502	28.899	17.270	13.295	16.706	23.423	19.445	14.888
18.622									

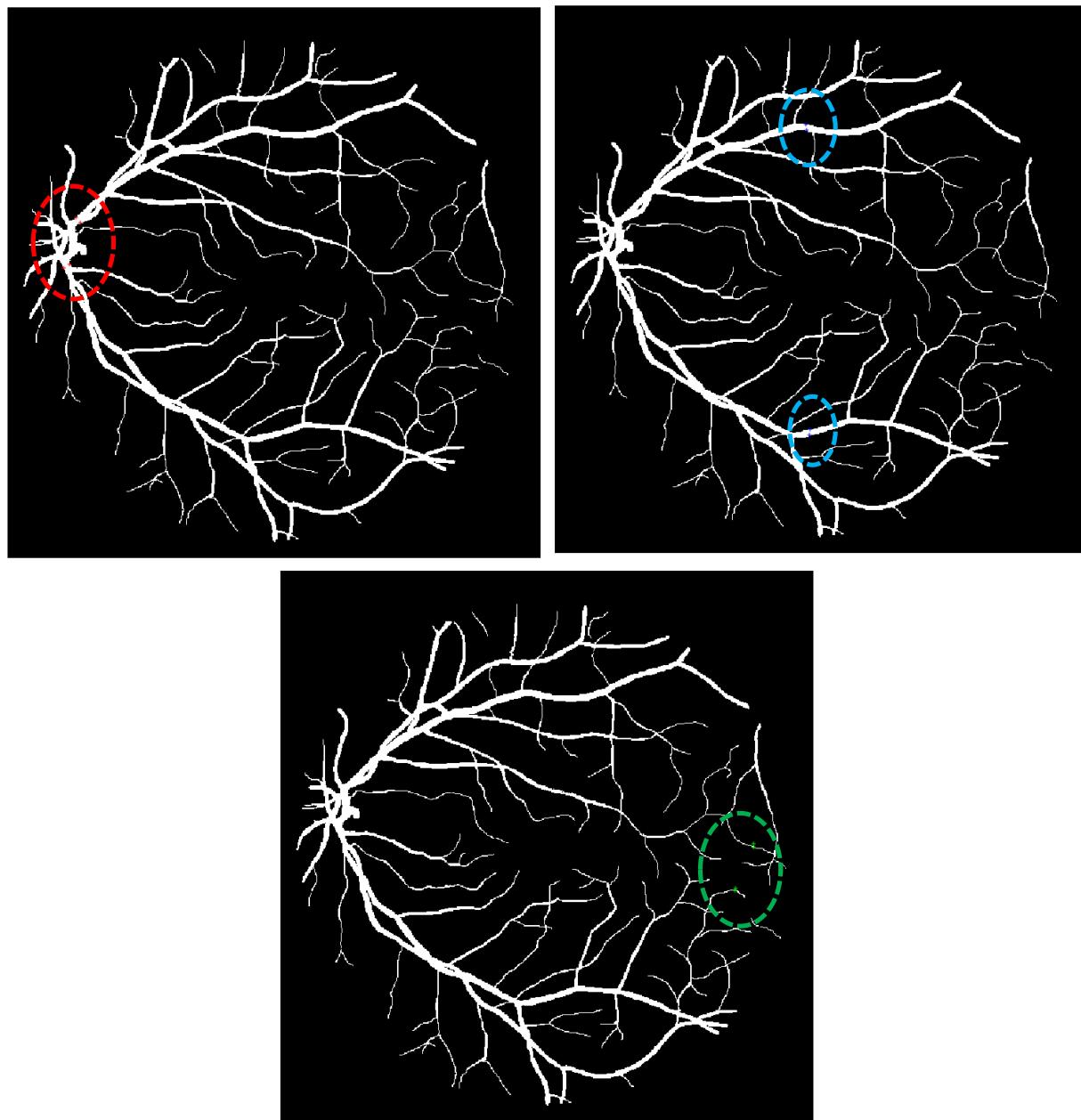
1.c. Karakteristik Diameter Pembuluh Darah Hasil Segmentasi Manual

Karakteristik pembuluh darah yang perlu diperhatikan selain sebaran histogram adalah ukuran rata-rata pembuluh darah retina pada cabang utama hingga cabang terkecil. Data tersebut diperlukan untuk acuan pada saat proses pembuatan algoritma segmentasi pembuluh darah retina secara otomatis. Ukuran diameter rata-rata pembuluh darah didapat secara manual dengan satuan pixel. Metode manual tersebut dilakukan dengan memilih 2 titik uji di samping-samping pembuluh darah dengan menggunakan fungsi `ginput()` dan `plot()`, kemudian dihitung jarak dari kedua titik tersebut sebagai diameter pembuluh darah. Berikut flowchart dari metode tersebut :



Gambar 1.c.1 Flowchart metode pengukuran pembuluh darah

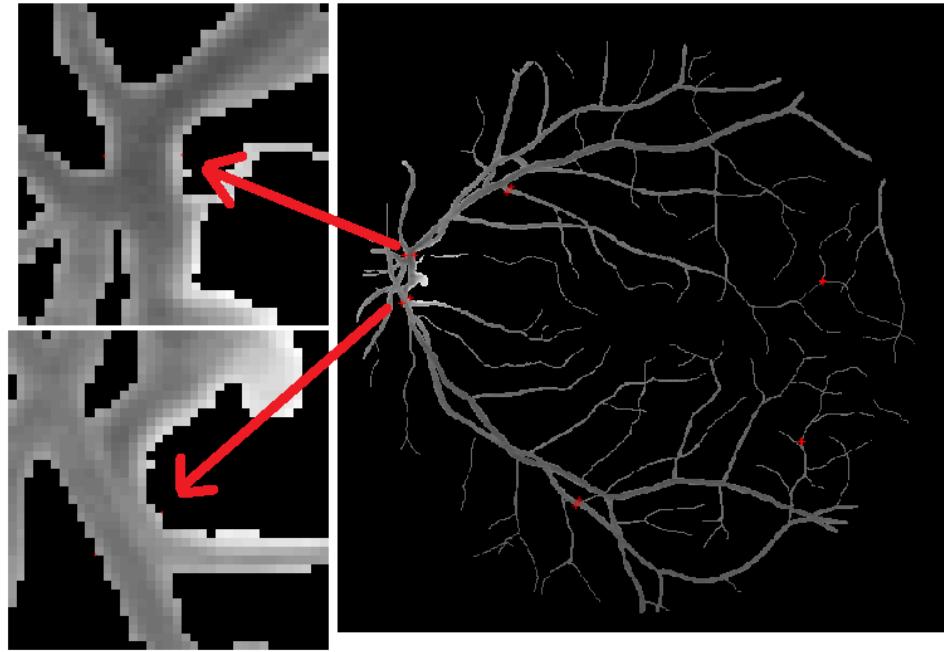
Berikut contoh pengambilan sampel koordinat untuk mengukur diameter pembuluh darah. Sampel pembuluh darah terbesar diambil dengan marker warna merah, pembuluh darah sedang diamnii dengan marker biru, dan pembuluh darah terkecil diambil dengan marker hijau. Marker berukuran sangat kecil sehingga dalam gambar dibawah ini diperjelas dengan diberi lingkaran penanda.



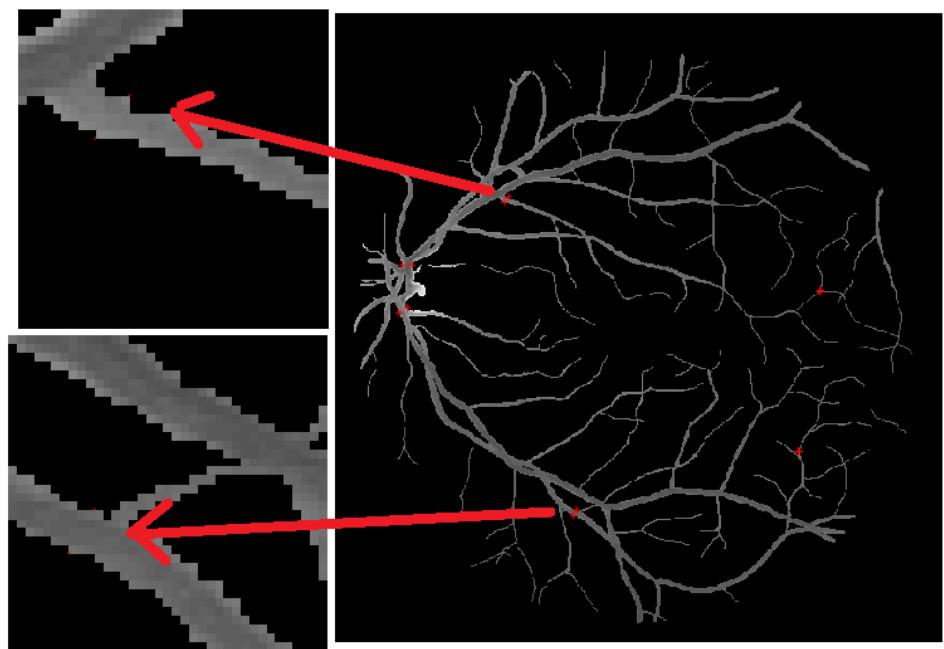
Gambar 1.c.2 contoh pengambilan sampel: cabang terbesar (atas kiri), pembuluh darah sedang (atas kanan), pembuluh darah terkecil (bawah) pada citra 21_training

Kriteria pemilihan sampel ukuran diameter pembuluh darah :

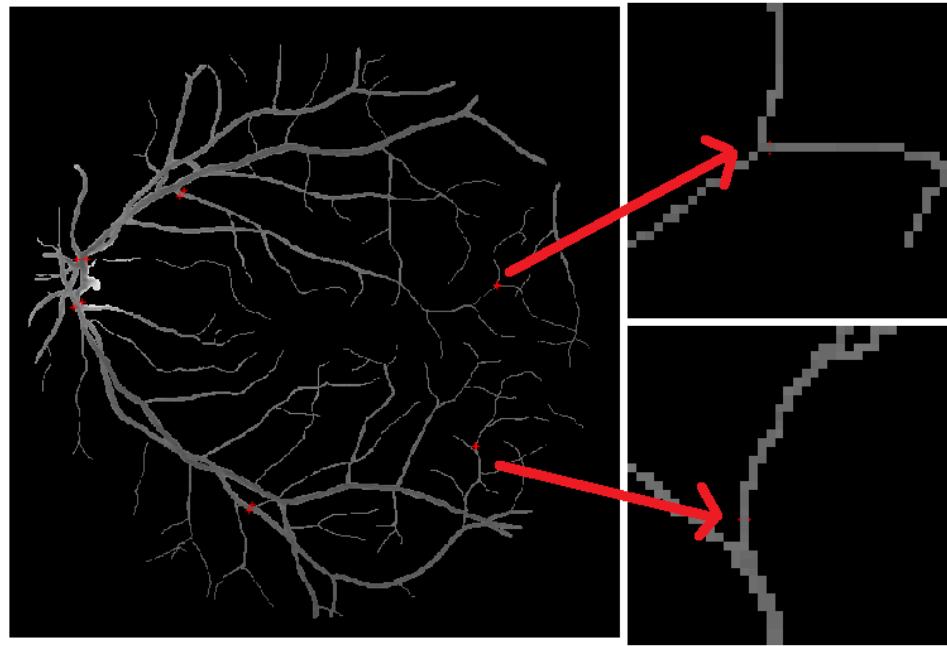
- Pembuluh darah terbesar dipilih pada bagian dekat dengan optik disk, lebih tepatnya pada cabang pertama yang keluar dari optik disk dan belum melakukan percabangan lagi. Berikut ini contoh pemilihannya.



- b. Pembuluh darah sedang diambil dari jalur pembuluh darah terbesar (cabang utama) yang sudah melakukan percabangan (diantara pembuluh darah terbesar dan kecil). Berikut ini contoh pemilihannya.



- c. Pembuluh kecil diambil dari jalur pembuluh darah terbesar dan sedang yang merupakan cabang terakhir. Berikut ini contoh pemilihannya.



Berikut data ukuran pembuluh darah yang kami dapat:

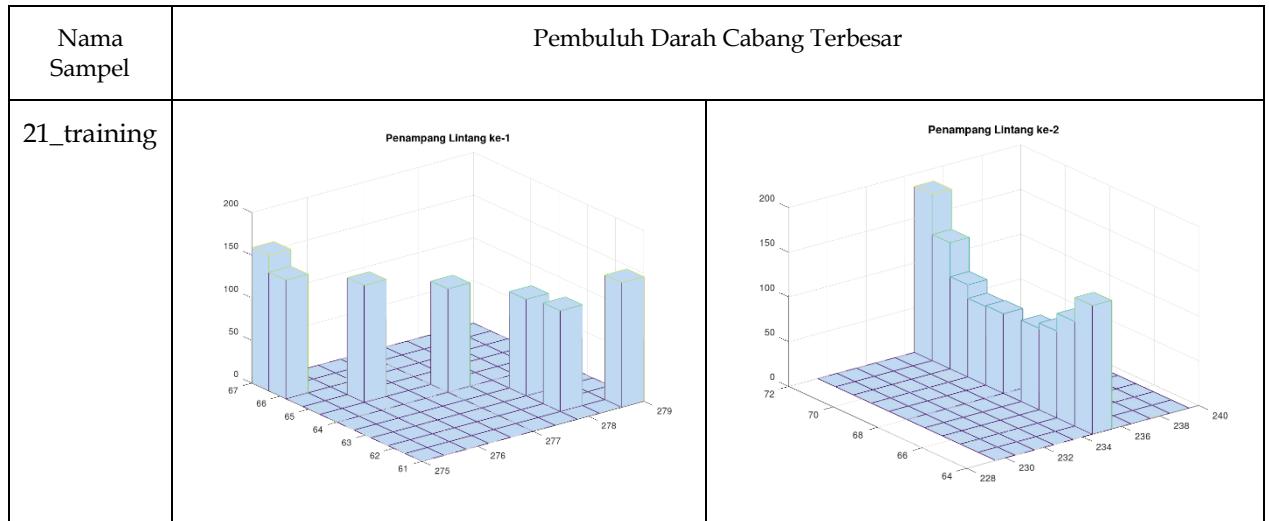
Nama sampel	cabang terbesar		cabang sedang		cabang terkecil	
	ukuran	koordinat	ukuran	koordinat	ukuran	koordinat
21_training	8,60	(279,61) (274,68)	7,62	(453,271) (460,274)	1,41	(354,388) (353,389)
	9,00	(235,64) (235,73)	6,32	(131,283) (137,281)	1,00	(222,426) (222,427)
23_training	8,06	(289,426) (285,433)	4,24	(337,387) (340,390)	1,00	(538,192) (539,192)
	8,60	(220,403) (215,410)	6,71	(171,322) (177,319)	1,00	(181,90) (182,90)
25_training	10,00	(314,462) (314,472)	6,32	(471,282) (477,284)	1,00	(293,70) (293,71)
	8,00	(261,463) (261,471)	7,62	(133,340) (140,343)	1,41	(197,243) (198,244)
31_training	7,07	(273,369) (272,376)	5,66	(384,417) (380,421)	1,41	(513,314) (514,315)
	7,21	(213,364) (219,368)	4,47	(134,257) (138,255)	1,41	(130,181) (131,182)
36_training	8,54	(308,474) (305,482)	6,71	(493,300) (499,297)	1,41	(309,169) (310,168)
	8,06	(221,444) (217,451)	6,32	(98,277) (104,279)	1,41	(255,117) (256,118)
1_test	7,07	(185,114) (190,119)	4,00	(479,329) (483,329)	1,00	(375,516) (371,517)

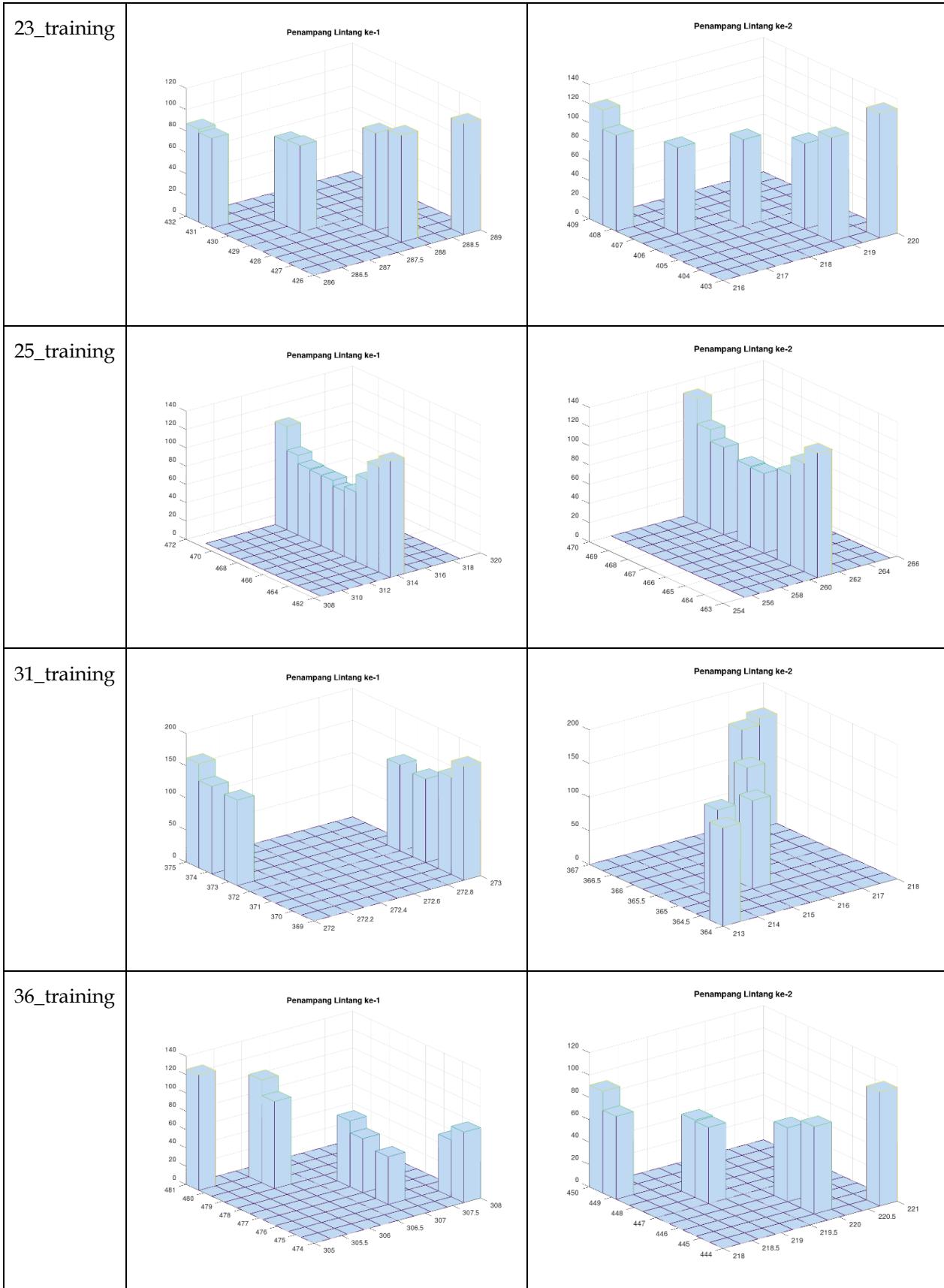
	7,07	(300,83) (305,78)	5,00	(100,327) (105,327)	1,00	(259,446) (259,447)
2_test	9,90	(254,473) (247,466)	5,00	(135,249) (140,249)	1,41	(212,115) (213,116)
	9,43	(297,473) (292,465)	6,32	(425,233) (431,231)	1,00	(189,86) (189,87)
4_test	8,54	(308,338) (311,346)	6,00	(446,350) (446,356)	1,00	(491,242) (492,242)
	9,43	(202,369) (207,377)	5,00	(155,445) (160,445)	1,41	(242,523) (241,524)
7_test	8,06	(338,484) (342,491)	5,83	(502,314) (507,317)	1,00	(399,229) (399,230)
	8,49	(221,465) (215,471)	7,07	(127,346) (122,351)	1,41	(164,272) (165,273)
9_test	8,00	(294,82) (294,90)	6,00	(488,282) (494,282)	1,00	(319,462) (320,462)
	7,21	(212,92) (216,98)	5,66	(80,273) (84,277)	1,41	(212,436) (211,437)
Rata-rata	7,42 piksel		5,89 piksel		1,21 piksel	

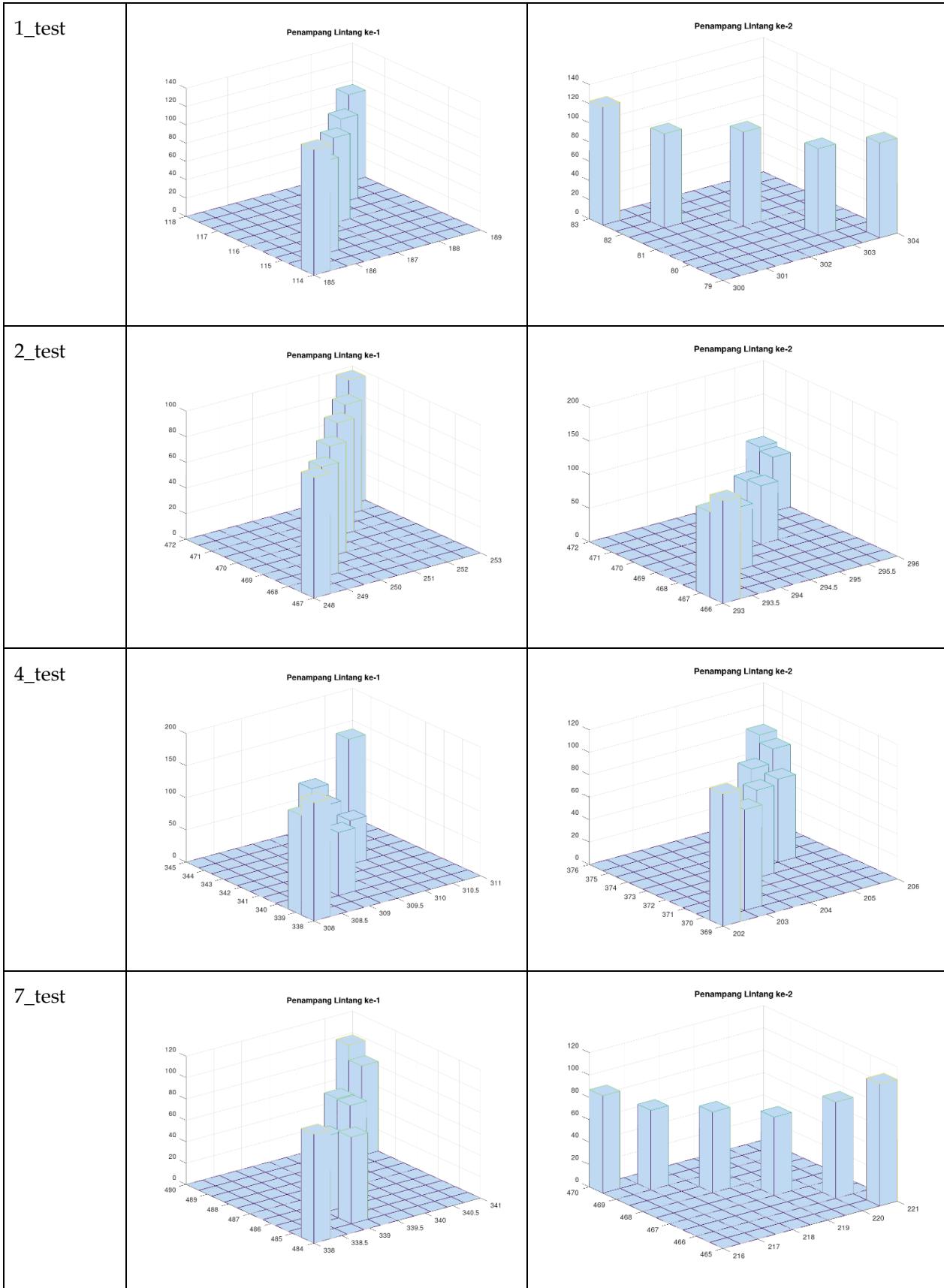
Berdasarkan tabel data diameter pembuluh darah di atas, diperoleh bahwa pembuluh darah terbesar memiliki ukuran diameter dalam rentang 7 - 10 piksel (rata-rata 7,42 piksel), pembuluh darah sedang memiliki ukuran diameter dalam rentang 4 - 7,6 piksel (rata-rata 5,89 piksel), sedangkan pembuluh darah terkecil yang berada di paling ujung memiliki ukuran diameter dalam rentang 1 - 1,4 piksel (rata-rata 1,21 piksel). Lokasi dari pemilihan dua titik ujung yang digunakan untuk menghitung diameter terlampir pada tabel di atas dan gambar pemilihan titik terlampir pada lampiran A di bagian akhir dokumen laporan ini.

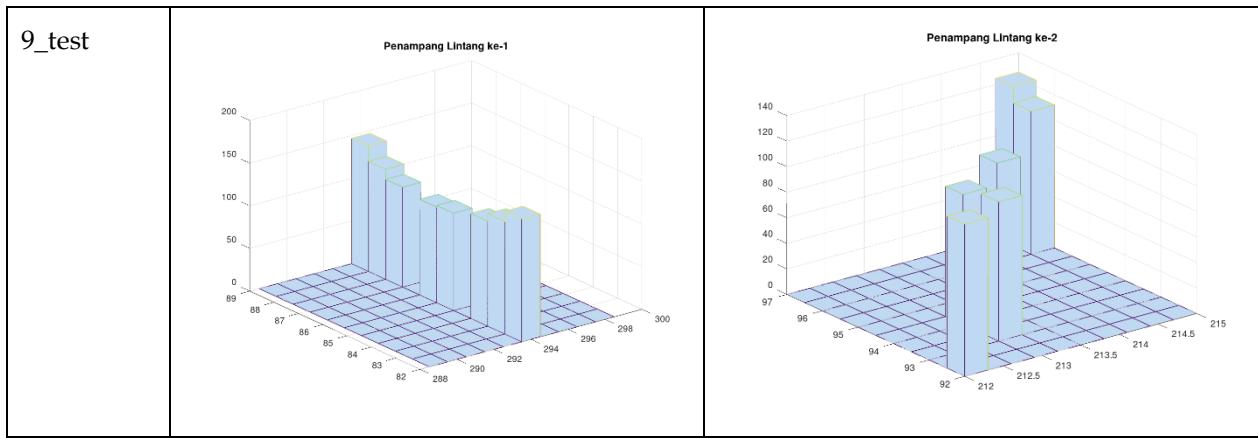
1.d. Profil Umum Intensitas Potongan Lintang Pembuluh Darah

Data profil umum intensitas potongan lintang pembuluh darah diperoleh dengan bantuan data koordinat diameter yang sudah diperoleh sebelumnya. Yaitu dengan cara melakukan *increment* (kenaikan) tiap satu piksel pada dua arah: arah-x dan arah-y. Jadi akan terdapat 2 profil intensitas potongan lintang untuk tiap sampel diameter yang diambil (arah-x dan arah-y). Berikut ini adalah hasil profil intensitas potongan lintang pembuluh darah yang berhasil kami dapatkan.

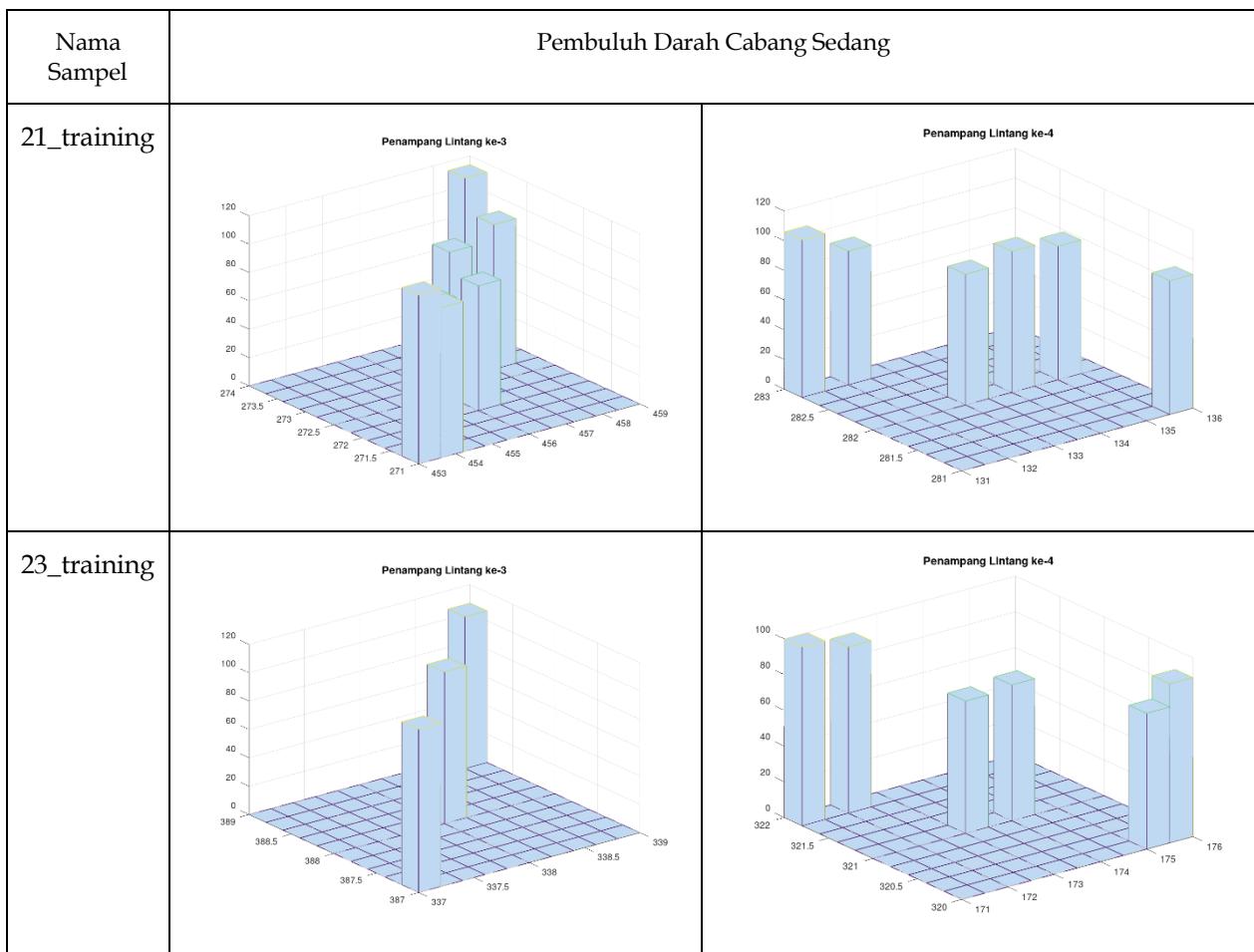


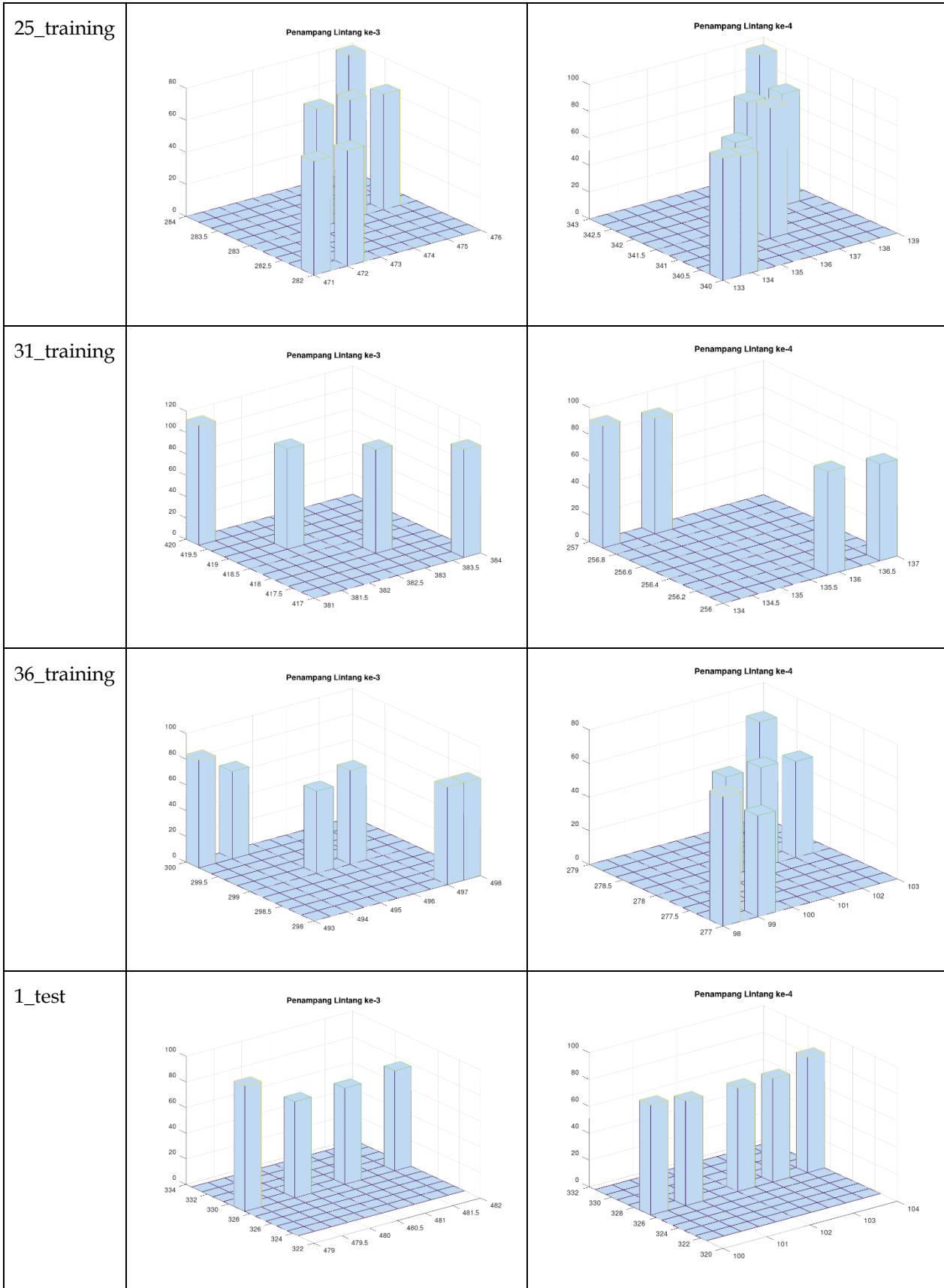


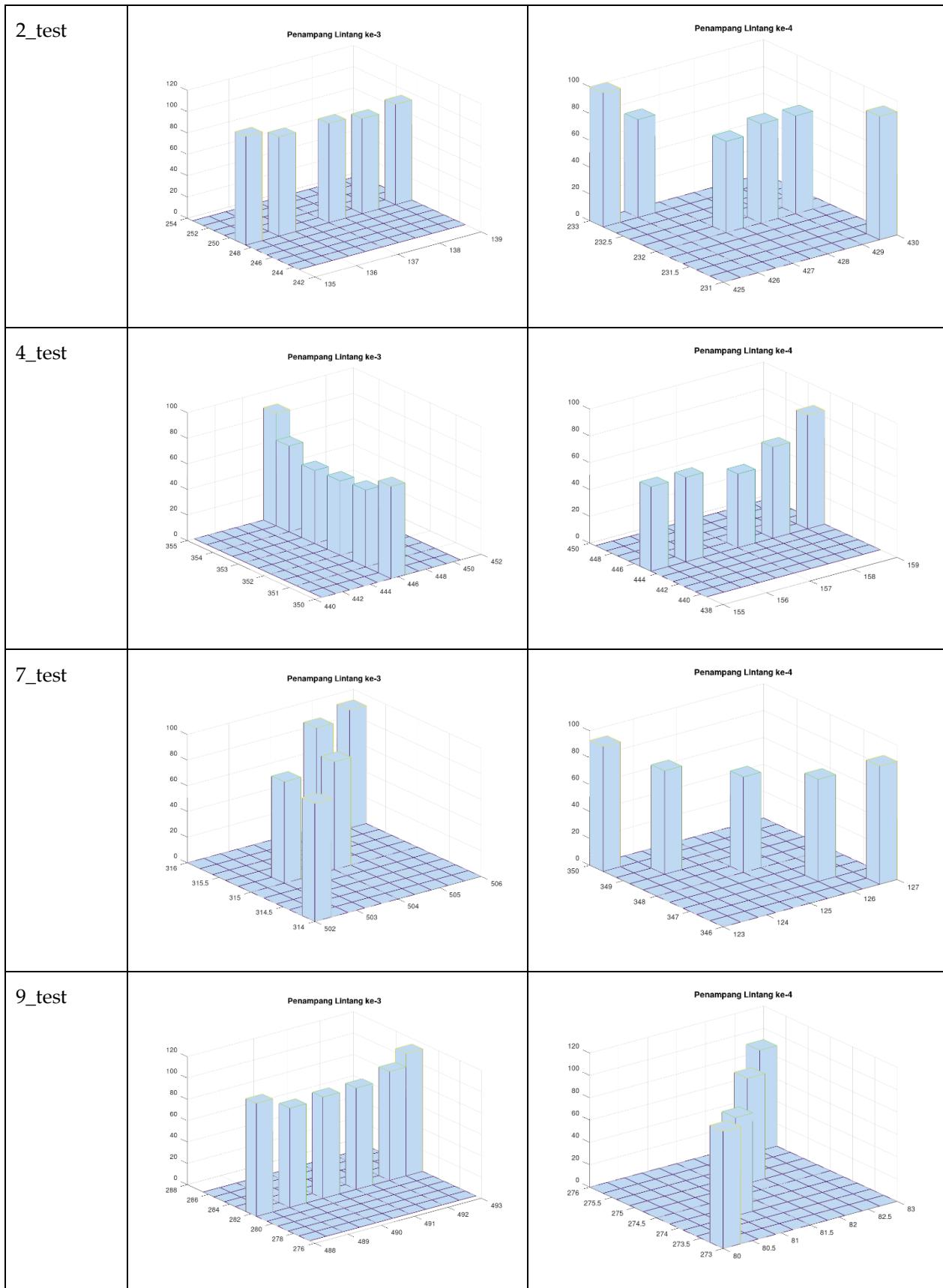




Berdasarkan profil intesitas penampang lintang untuk pembuluh darah terbesar di atas, diperoleh hasil bahwa pada bagian tengah/pusat (yang merupakan sumbu utama pembuluh darah) intensitas dari pembuluh darah memiliki nilai yang lebih rendah dibandingkan dengan yang ada pada bagian pinggir (terluar). Ada yang memiliki perbedaan sangat jauh (sangat signifikan) dan ada yang memiliki perbedaan yang tidak terlalu jauh dari keduanya (perbedaan intensitas di pusat dengan pinggir). Diperoleh juga informasi bahwa rata-rata penampang lintang ini berada dalam arah 0, 45, 90, dan 135 derajat yang berarti dominan pada arah-x saja, arah-y saja, atau arah miring 45/135 derajat.

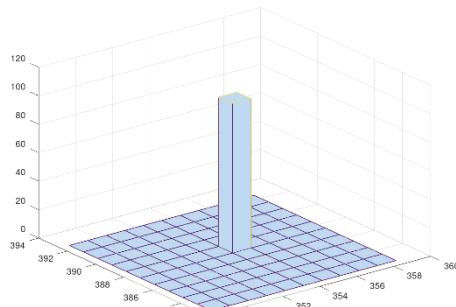
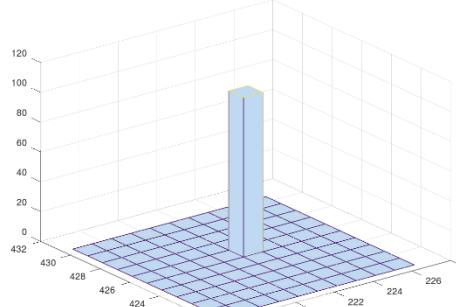
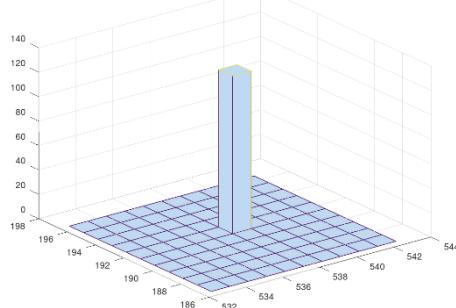
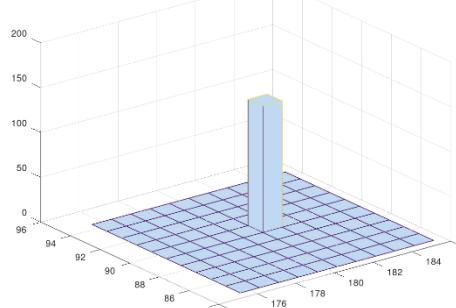
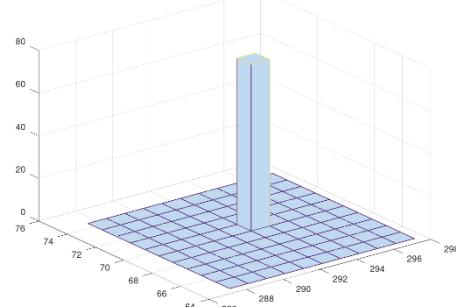
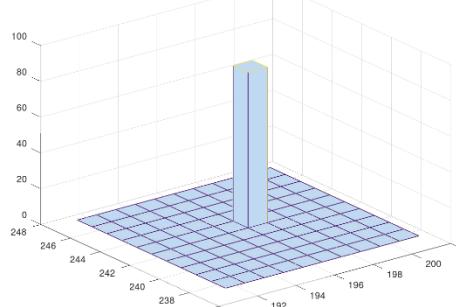


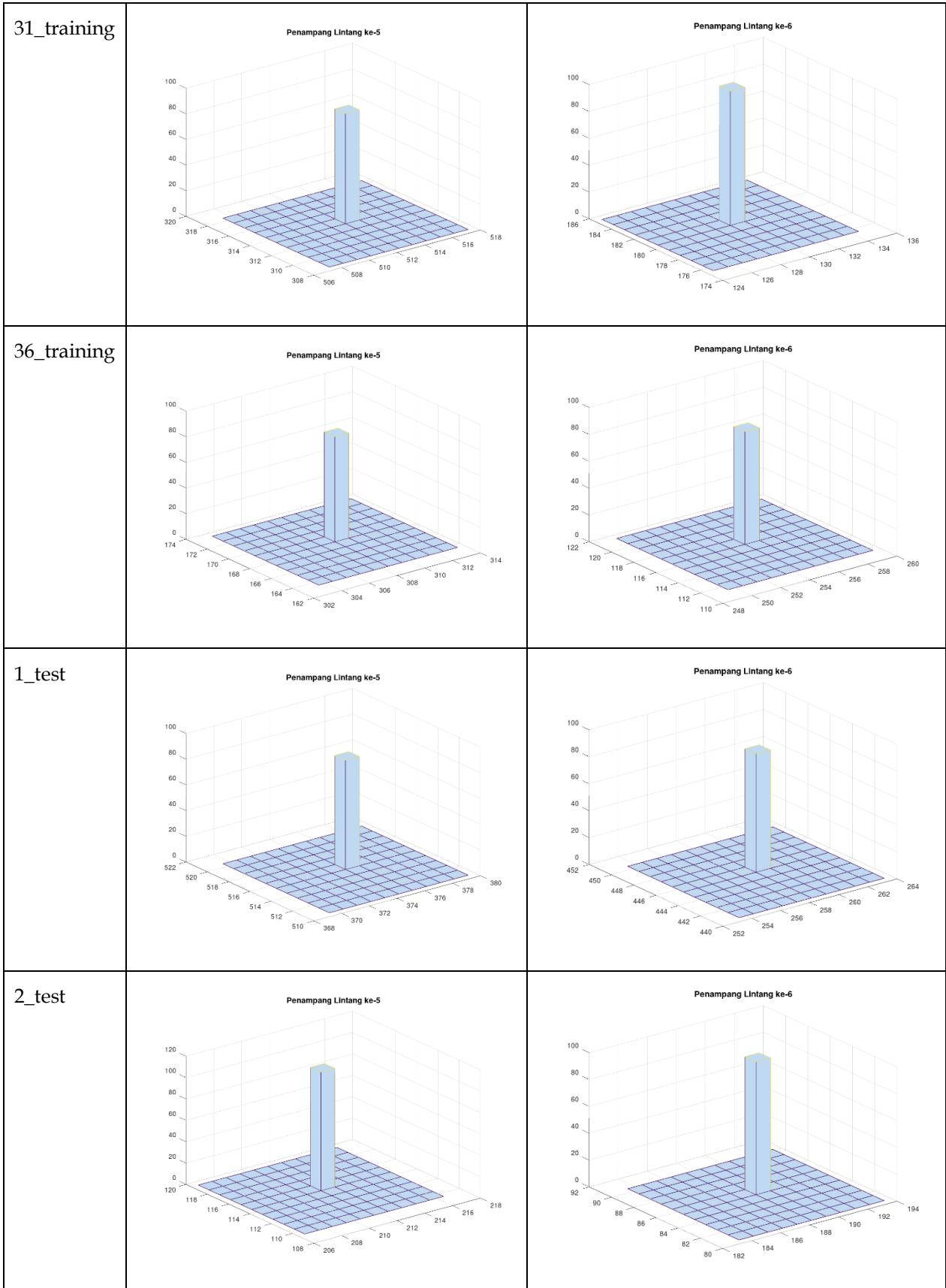


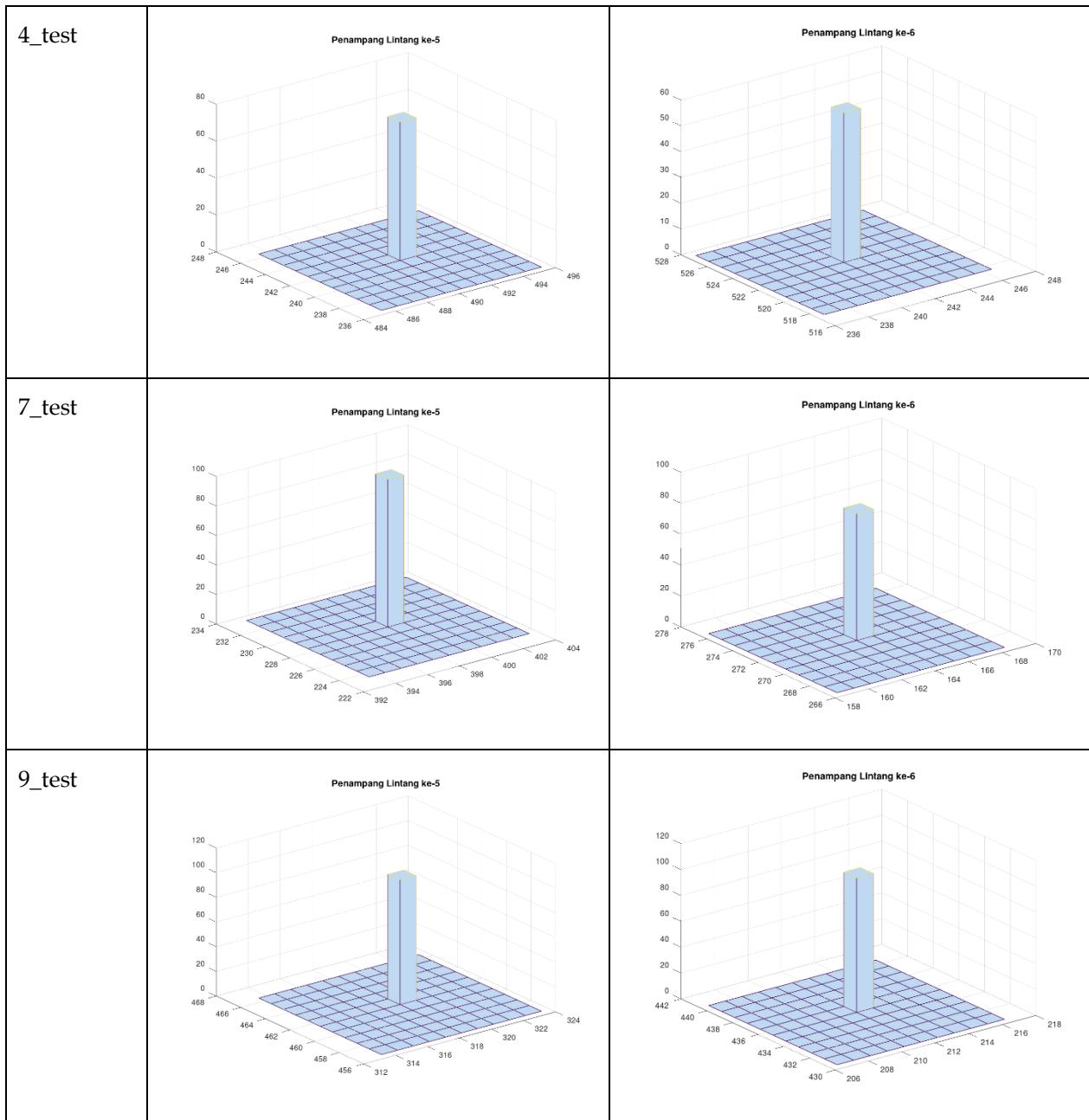


Berdasarkan profil intesitas penampang lintang untuk pembuluh darah sedang di atas, diperoleh hasil yang menyerupai dengan yang ada pada profil intensitas penampang lintang untuk pembuluh darah terbesar hanya saja diameter atau panjang penampang lintangnya lebih pendek dibandingkan pembuluh darah terbesar. Informasi yang didapat yaitu pada bagian tengah/pusat (yang merupakan sumbu utama

pembuluh darah) intensitas dari pembuluh darah memiliki nilai yang lebih rendah dibandingkan dengan yang ada pada bagian pinggir (terluar). Dan juga informasi bahwa rata-rata penampang lintang ini berada dalam arah 0, 45, 90, dan 135 derajat yang berarti dominan pada arah-x saja, arah-y saja, atau arah miring 45/135 derajat.

Nama Sampel	Pembuluh Darah Cabang Kecil	
21_training	<p style="text-align: center;">Penampang Lintang ke-5</p> 	<p style="text-align: center;">Penampang Lintang ke-6</p> 
23_training	<p style="text-align: center;">Penampang Lintang ke-5</p> 	<p style="text-align: center;">Penampang Lintang ke-6</p> 
25_training	<p style="text-align: center;">Penampang Lintang ke-5</p> 	<p style="text-align: center;">Penampang Lintang ke-6</p> 



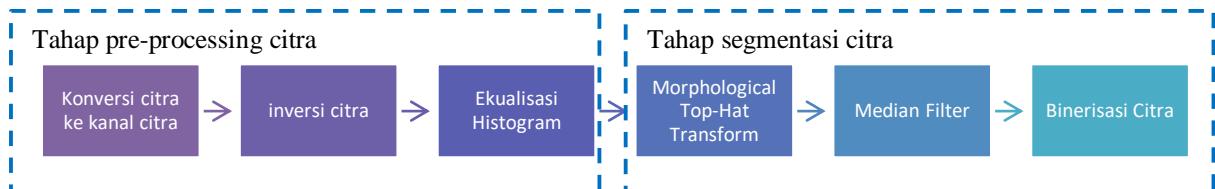


Kemudian yang terakhir adalah profil intensitas penampang lintang untuk pembuluh darah kecil di atas. Karena ukuran dari pembuluh darah kecil ini rata-rata hanya 1,21 piksel saja, maka bentuk profil intensitasnya hanya ada di satu titik seperti pada tabel di atas, sehingga tidak ada perbandingan antara intensitas di pusat dengan di pinggir. Namun jika diperhatikan, intensitas untuk pembuluh darah kecil pada tabel di atas menampilkan nilai intensitas pada kisaran angka 100, hal ini dapat digeneralisasi sehingga diperoleh informasi bahwa pembuluh darah kecil memiliki diameter kurang lebih 1 piksel dengan intensitas berada pada kisaran nilai 100 (pada kanal hijau).

2. SEGMENTASI CITRA STRUKTUR PEMBULUH DARAH

2.a. Metode Thresholding

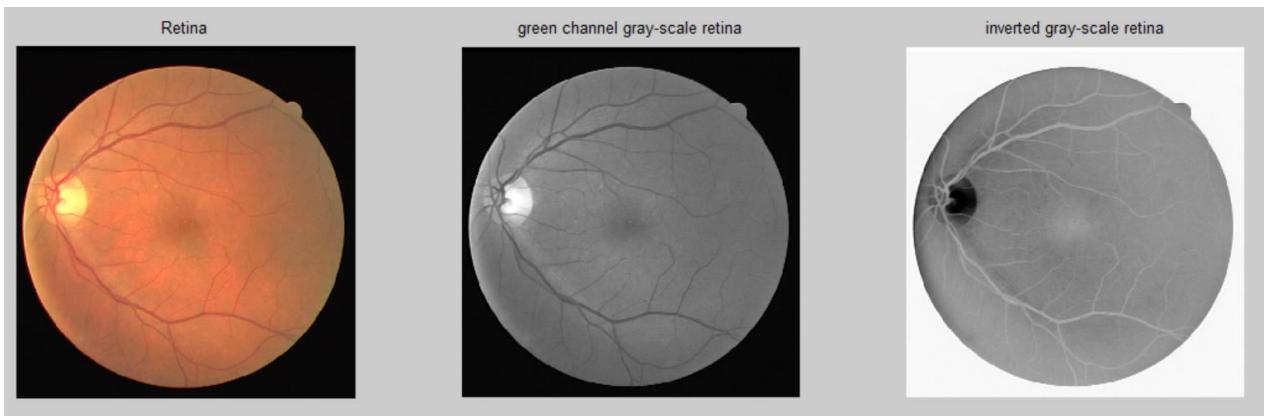
Metode yang digunakan untuk segmentasi pembuluh darah retina pada tugas besar ini mengacu pada metode yang dipublikasikan oleh *Kuryati et all* (2018) dengan beberapa perubahan yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi yang dihasilkan oleh algoritma segmentasi pembuluh darah yang dikembangkan. Berikut diagram block dari proses segmentasi pembuluh darah retina yang dilakukan pada tugas besar EB3206 :



Gambar 2.a.1 Diagram blok dari algoritma segmentasi pembuluh darah menggunakan metode thresholding

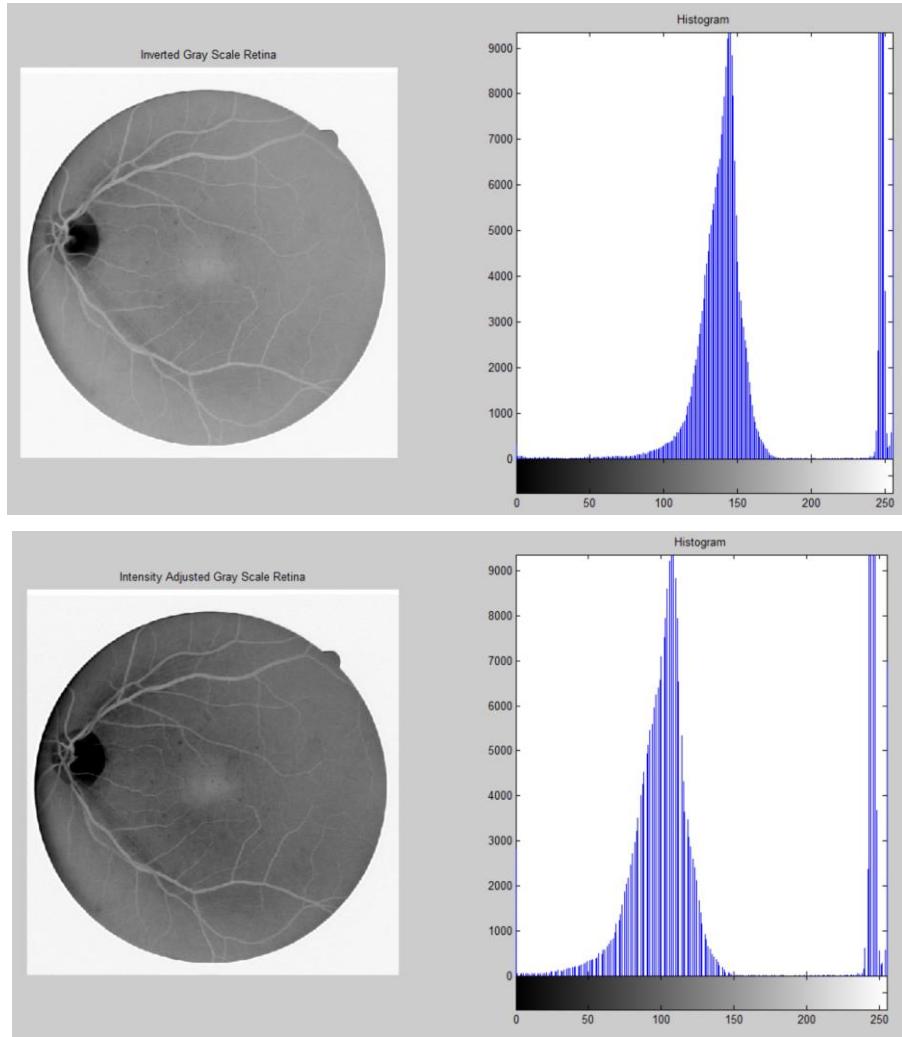
2.a.1. Tahap Preprocessing Citra

Segmentasi citra pembuluh darah retina dilakukan dengan menggunakan citra gray-scale. Sehingga dipilih *citra gray scale retina* pada kanal hijau sesuai dengan metode yang digunakan oleh *Kuryati et all* (2018). Kanal hijau dipilih karena dapat memperlihatkan pembuluh darah dengan lebih jelas dan terang dibandingkan dengan kanal biru atau merah. Kemudian citra gray-scale tersebut di inversi menggunakan fungsi *imcomplement()* sehingga histogramnya tercerminkan, citra pembuluh darah menjadi lebih terang (akan bernilai 1 ketika diubah menjadi biner) dibandingkan dengan latar belakang retinanya.



Gambar 2.a.2 Citra retina (kiri), Citra gray-scale retina kanal hijau (tengah), citra inversi retina (kanan)

Pada tahap preprocessing dilakukan peningkatan kontras dari *inverted grayscale retina* menggunakan metode ekualisasi histogram citra dengan *imadjust()* pada matlab. Parameter limit kontras input ditentukan menggunakan distribusi Gaussian dan digunakan $\text{Low_in} = \text{mean}-2*\text{std}$ dan $\text{High_in} = \text{mean}+2*\text{std}$. Sehingga kontras citra ditingkatkan dengan memetakan $\text{Low_in} \%$ dan $\text{High_in} \%$ dari nilai intensitas input ke nilai 0 atau 1 sesuai dengan nilai mean dan standar deviasi masing-masing citra retina. Sehingga diharapkan proses *imadjust()* akan menghasilkan hasil yang optimal sesuai dengan karakteristik masing-masing retina. Berikut hasil dari proses tersebut :

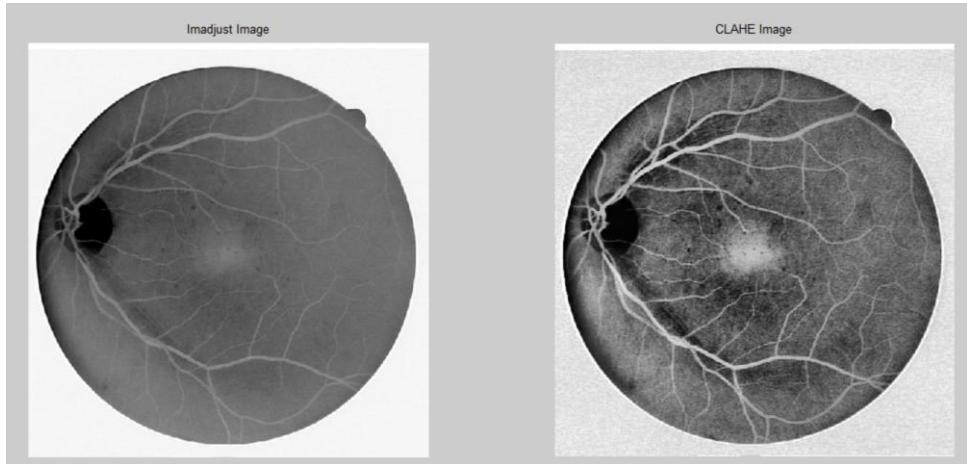


Gambar 2.a.3 Citra sebelum ekualisasi histogram (atas), Citra setelah ekualisasi histogram (bawah)

Metode tersebut membuat citra pembuluh darah lebih kontras. Selain itu sebaran histogram hasil metode tersebut juga mendekati sebaran histogram citra segmentasi manual pembuluh darah sehingga memungkinkan untuk didapatkan hasil segmentasi yang menyerupai hasil segmentasi manual. Sebagai contoh berikut data sebaran histogram dari citra training_21 :

Mean histogram pembuluh darah		
Sebelum dilakukan equalisasi histogram	Setelah dilakukan equalisasi histogram	Hasil segmentasi manual
$255 - (\text{mean}) = 82.78$ Karena merupakan gambar hasil inversi	$255 - (\text{mean}) = 110.00$ Karena merupakan gambar hasil inversi	109.08
Standar deviasi histogram pembuluh darah		
Sebelum dilakukan equalisasi histogram	Setelah dilakukan equalisasi histogram	Hasil segmentasi manual
54.14	71.24	17.85

Metode yang kami gunakan tersebut berbeda dengan metode yang dipakai oleh Kuryati *et all* (2018), paper tersebut menggunakan metode *CLAHE* (*contrast limited adaptif histogram equalization*) untuk melakukan ekualisasi histogram. Imajust dipilih karena lebih tidak sensitif terhadap noise pada non-pembuluh darah. Metode CLAHE cenderung menimbulkan noise *salt and pepper* pada gray-scale retina. Hal tersebut dapat dilihat dari gambar berikut,



Gambar 2.a.4 Citra hasil proses imadjust (kiri), Citra hasil proses CLAHE (kanan)

Meskipun kontras pembuluh darah dengan menggunakan metode CLAHE terlihat lebih baik namun hasil dari imadjust yang lebih sedikit noise mengakibatkan akurasi citra pada akhir proses segmentasi menjadi lebih tinggi.

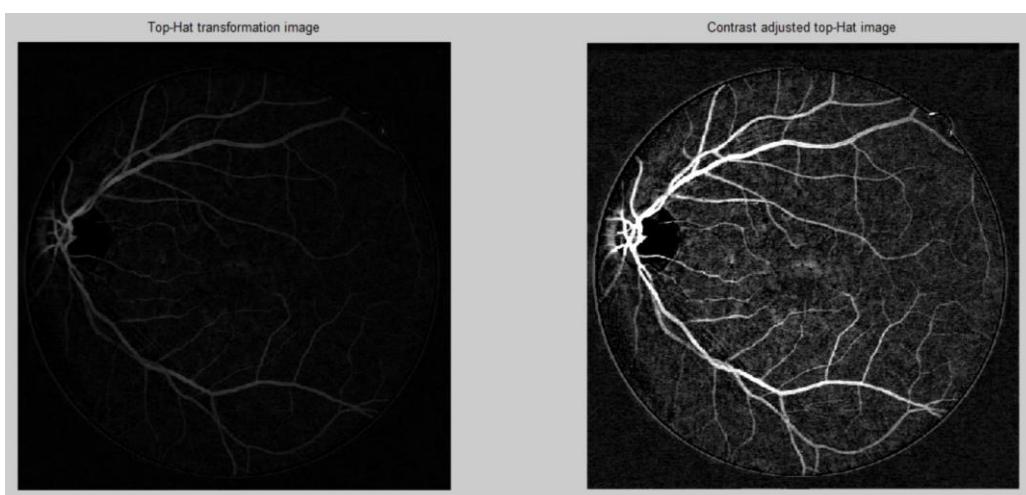
2.a.2. Tahap Segmentasi Citra

Pada tahap awal segmentasi ini terdapat 1 tahapan yang digunakan pada percobaan *kuryati et all* (2008) namun tidak kami gunakan pada saat pengerojan tugas besar ini. Tahapan tersebut adalah morphological reconstruction dengan menggunakan komplemen open-by-reconstruction yang bertujuan untuk menghilangkan noise berupa titik-titik kecil dan close-by-reconstructions yang bertujuan untuk menghubungkan pembuluh darah yang putus-putus. Tahapan tersebut dihilangkan karena proses tersebut memperburuk hasil segmentasi pembuluh darah. Open-by-reconstruction berpotensi menghilangkan pembuluh darah berukuran kecil meskipun struktur elementnya telah di ubah-ubah. Sedangkan Close-by-reconstruction juga berpotensi menimbulkan unwanted region sebagai noise. Sebelum diputuskan untuk menghilangkan tahapan tersebut telah dilakukan trial and error untuk jenis mask yang digunakan antara lain *disk*, *octagon*, dan *square* dengan masing masing ukurannya 45, 20, 15, 10, 6, dan 2. Namun segmentasi yang dihasilkan lebih baik (akurasi lebih tinggi) ketika tahap ini dihilangkan.

Segmentasi citra dimulai dengan melakukan morphological top-hat transform yang bertujuan untuk memperbaiki *background non-uniformity* berdasarkan bentuk natural dari pembuluh darah. Pada tahap ini digunakan fungsi `imtophat()` dan parameter *structuring element* 15 pixel *square* SE. Berikut persamaan *top-hat transformation* :

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

Sehingga didapat hasil berikut :



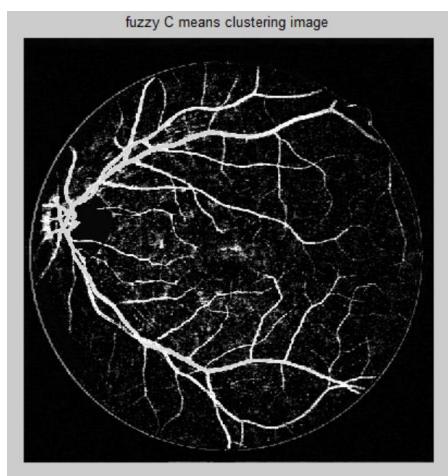
Gambar 2.a.5 Citra hasil top-Hat transform(kiri), Citra setelah ekualisasi histogram (kanan)

Parameter *structuring element* didapat melalui *trial and error*. *Structuring element* yang digunakan untuk proses trial and error antara lain *disk*, *octagon*, dan *square* dengan masing masing ukurannya 45, 15, dan 10. Pada percobaan yang dilakukan oleh *kuryati et all* (2008) digunakan *structuring element* berbentuk octagon 45 pixel, namun didapatkan hasil yang tidak baik karena muncul banyak artefak berupa saat diimplementasikan. Berikut hasil trial and error pada citra training_21

Parameter variabel <i>structuring element</i>	Akurasi rata-rata	Sensitivitas rata-rata	Sepsifisitas rata-rata
Disk 45 0	88.294	5.665	94.968
Octagon 45	87.646	5.23	94.303
Square 45	91.464	11.504	97.923
Disk 15 0	95.870	60.040	98.764
Octagon 15	95.797	60.499	98.648
Square 15	96.589	63.568	99.256
Disk 10 0	96.551	65.547	99.055
Octagon 9	96.571	64.988	99.122
Square 10	96.530	63.495	99.199

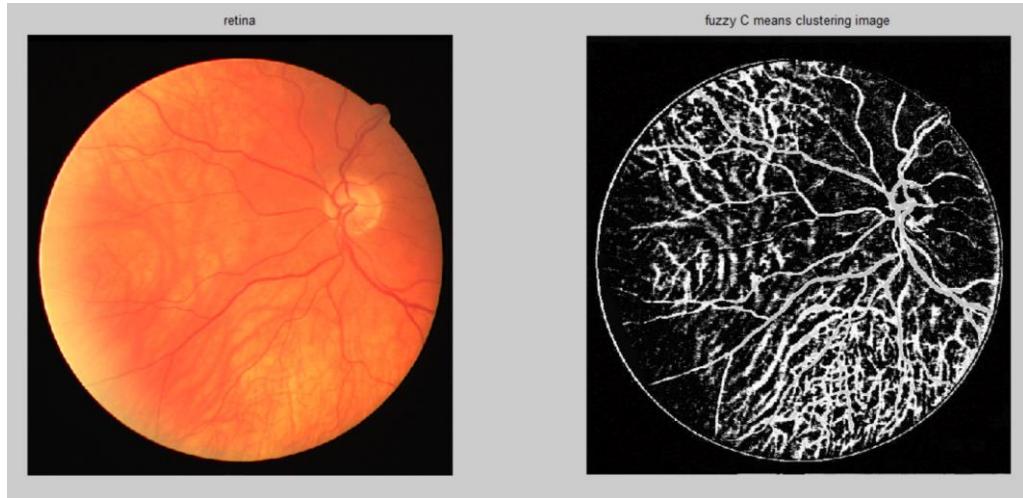
Dari proses *trial and error* tersebut akhirnya dipilih *structuring element* berupa *square* 15 pixel, karena secara kualitatif menghasilkan citra pembuluh darah yang jelas tanpa muncul noise artefak dan dapat menghasilkan akurasi paling tinggi. Kemudian pada citra hasil top-hat transform dilakukan equalisasi histogram kembali menggunakan imadjust untuk memperjelas citra pembuluh darah yang akan disegmentasi. Proses imadjust akan mensaturasikan 1% bawah dan 1% atas dari pembuluh darah sehingga pembuluh darah akan tampak lebih jelas.

Pada saat melakukan percobaan kami sempat menambahkan tahapan clustering menggunakan *fuzzy means clustering* (FCM) setelah proses top-hat transformation. Kami menggunakan fungsi *fcm()*. Hasil clustering dengan 2 kelas akan meningkatkan kontras citra pembuluh darah sebagai berikut:



Gambar 2.a.6 Citra Hasil *fuzzy means clustering*

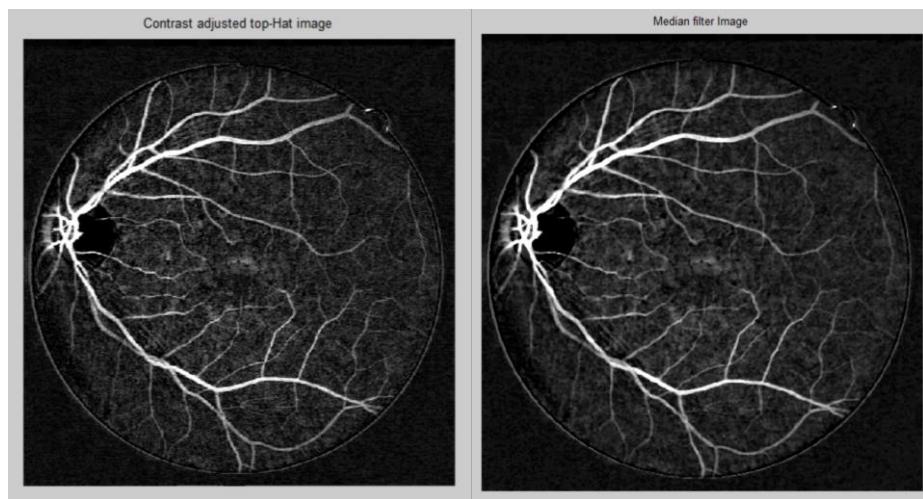
Namun proses tersebut sensitif terhadap retina dengan background yang bertekstur seperti citra pada 23_training dan citra 30_training. Proses FCM berpotensi salah melakukan clustering latar belakang retina menjadi pembuluh darah sehingga akurasi hasil segmentasi menjadi buruk. Berikut contoh hasil FCM terhadap citra 23_training:



Gambar 2.a.7 Citra retina dengan background bertekstur (kiri), Citra hasil FCM (kanan)

Dengan pertimbangan tersebut kami memutuskan untuk tidak menggunakan tahapan FCM setelah top-hat transformation agar algoritma segmentasi yang dikembangkan lebih konsisten dalam melakukan segmentasi terhadap berbagai macam citra retina

Imadjust yang dilakukan setelah top-hat transformation cenderung menimbulkan noise seperti *salt and pepper*. Untuk menghilangkan noise tersebut dipilih median filter dengan fungsi medfilt() dan kernel 3x3 pada matlab. Sehingga didapat hasil berikut :



Gambar 2.a.8 Citra sebelum dilakukan median filter (kiri), Citra hasil median filter (kanan)

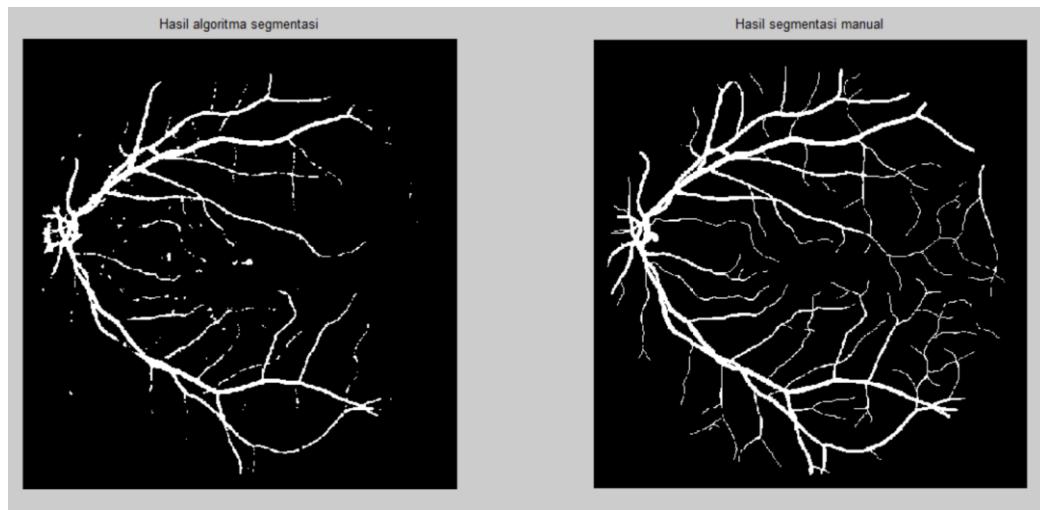
Median filter dipilih karena dapat mengurangi noise dengan blurring background namun tidak sensitive terhadap perbedaan intensitas yang tinggi antara pembuluh darah dan background seperti yang terlihat pada gambar diatas. Hal tersebut disebabkan median filter mengembalikan nilai suatu pixel dengan nilai median dari data pixel disekitarnya.

Tahap terakhir dari proses segmentasi pembuluh darah adalah binerisasi citra. Pada tahap ini digunakan fungsi im2bw dengan threshold yang didapat dari nilai mean segmentasi manual pembuluh darah berikut :

$$\begin{aligned} \text{threshold} &= \frac{\text{mean}}{255} \\ &= \frac{94,975}{255} \end{aligned}$$

Sehingga didapat threshold konstan sebesar 0,37. Metode ini berbeda dengan metode yang digunakan oleh *kuryati et all (2008)* yang menggunakan Otsu global thresholding. Metode ini menggunakan graythresh() untuk menemukan level threshold sesuai prinsip otsu thresholding kemudian dilakukan binerisasi menggunakan imbinarize(). Metode tersebut tidak dapat diaplikasikan karena keterbatasan software yang

dipakai praktikan (matlab R2013). Namun ketika dicoba akurasi yang dihasilkan dengan kedua metode tersebut tidak jauh berbeda. Berikut Hasil Segmentasi :



Gambar 2.a.9 Citra Hasil Algoritma Segmentasi (kiri), Citra Hasil Segmentasi Manual (kanan)

Melalui proses training algoritma didapat bahwa algoritma tersebut bekerja dengan optimal pada retina yang memiliki background tidak bertekstur seperti citra training_21. Selain itu algoritma segmetasi dengan morphological thresholding dapat melakukan segmentasi hingga pembuluh darah berukuran sedang hingga relative kecil dan tidak memiliki banyak unwanted region sebagai noise.

2.a.3. Hasil Segmentasi

Hasil pengukuran nilai *confusion matrix*, *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity*. Diperolehlah hasil sebagai berikut :

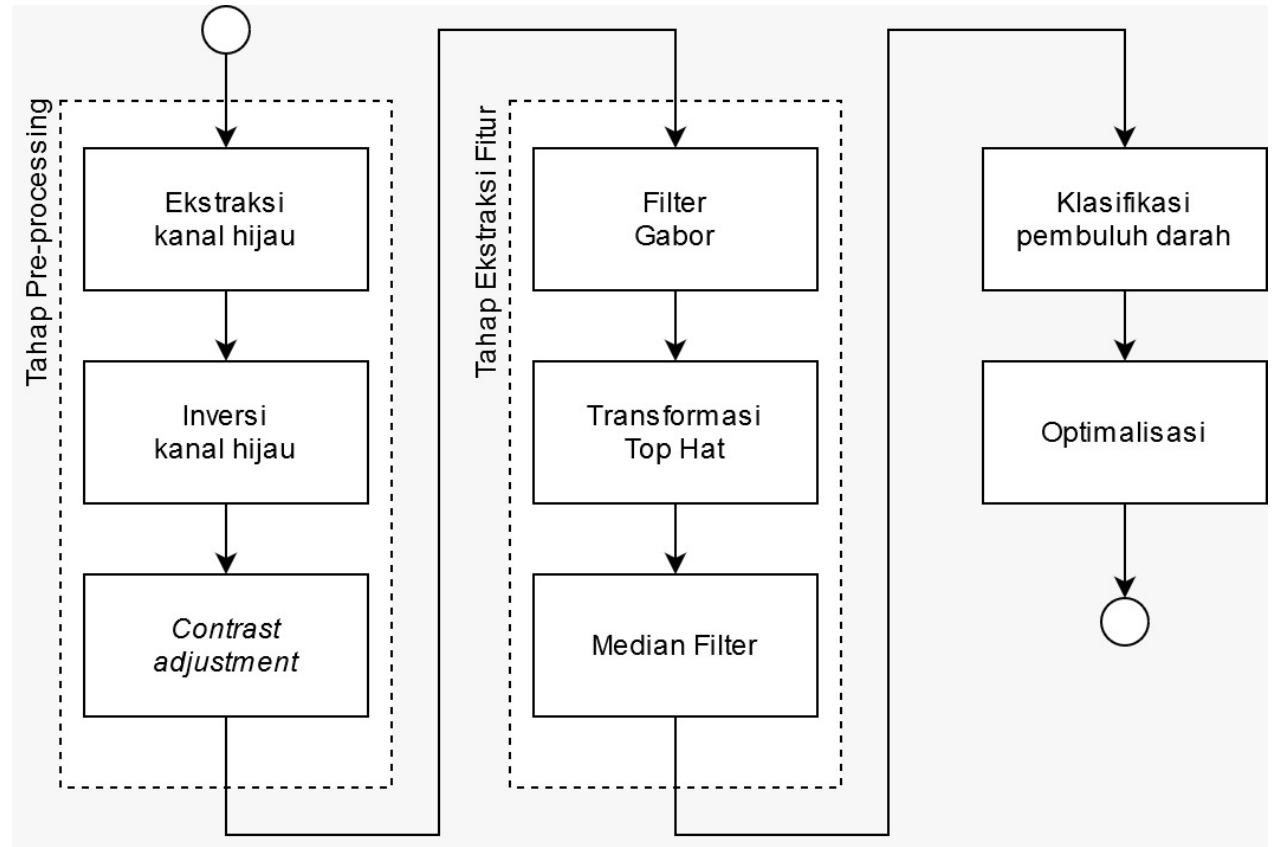
Nama Sampel	Confusion Matrix				Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
	TP	TN	FP	FN			
21_training	15676	303029	2271	8984	96.589	63.568	99.256
22_training	17759	298044	2107	1250	95.710	59.576	99.298
23_training	15573	283550	24674	6163	90.654	71.646	91.995
24_training	21442	290321	1398	16799	94.485	56.071	99.521
25_training	18660	293250	5040	13010	94.530	58.920	98.310
26_training	19518	292828	9559	8055	94.662	70.787	96.838
27_training	17620	298370	2533	11437	95.766	60.639	99.158
28_training	18940	295661	2075	13284	95.345	58.776	99.303
29_training	19100	297209	4999	8652	95.863	68.824	98.346
30_training	19217	292135	11923	6685	94.361	74.191	96.079
31_training	12392	305453	4609	7506	96.328	62.277	98.513
32_training	19369	297475	5516	7600	96.025	71.819	98.179

33_training	18635	299144	4131	8050	96.308	69.833	98.638
34_training	16446	297331	8099	8084	95.095	67.044	97.348
35_training	17793	299220	2121	10826	96.076	62.172	99.296
36_training	22173	290495	3684	13608	94.759	61.968	98.748
37_training	17473	296623	4556	11308	95.192	60.710	98.487
38_training	19527	295636	5725	9072	95.515	68.278	98.100
39_training	20347	294033	7579	8001	95.278	71.775	97.487
40_training	19302	297418	7541	5699	95.987	77.205	98.310
RATA-RATA					95.226	65.804	98.061
STANDAR DEVIASI					0.557	5.470	0.578

Dari data diatas didapat bahwa algoritma morphological thresholding memiliki nilai specificity yang baik, sensitivity nya belum cukup baik, dan didapat nilai akurasi yang masih tinggi. Dapat diartikan algoritma ini baik dalam mendekripsi pembuluh darah sebagai pembuluh darah, namun belum baik dalam mendekripsi background sebagai background karena terdapat noise titik-titik yang belum hilang secara sempurna.

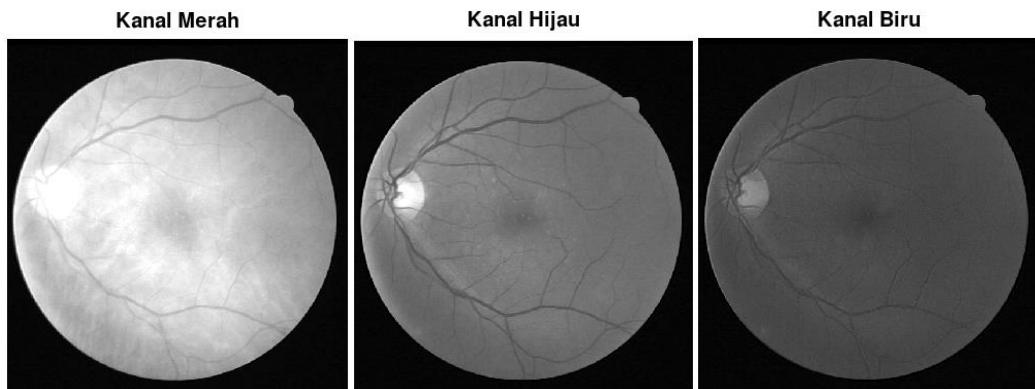
2.b. Metode Multiresolusi: (Filter Gabor)

Metode yang digunakan untuk segmentasi pembuluh darah retina ini menggunakan teknik filter Gabor (multiresolusi) yang mengacu pada metode yang dipublikasikan oleh Zaver Yavuz et all (2017) dengan beberapa modifikasi. Berikut ini adalah alur diagram blok dari metode yang digunakan.

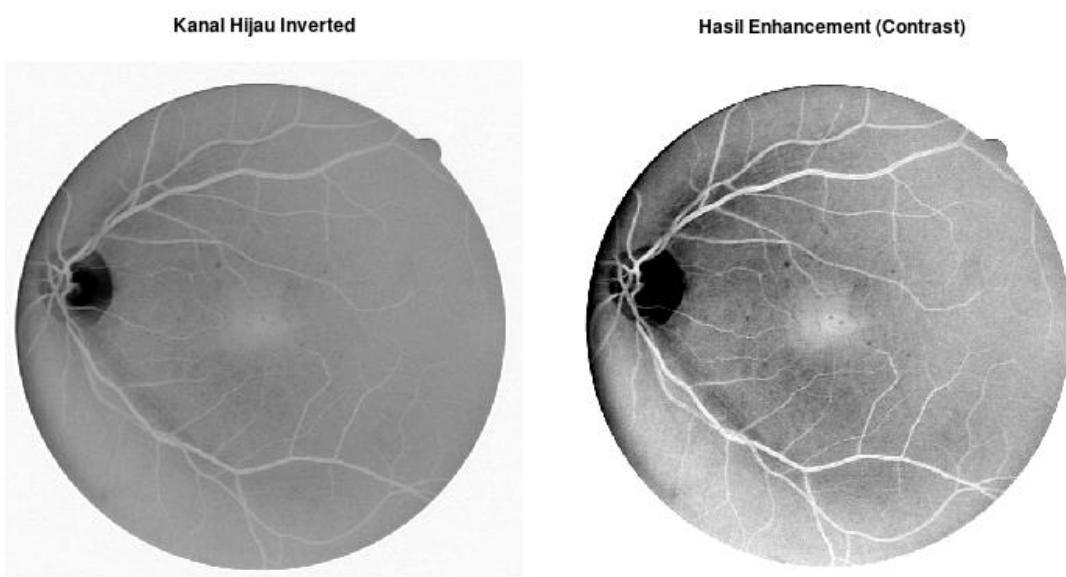


2.b.1. Tahap Pre-procesing

Pada mulanya dilakukan pembacaan citra RGB dari retina, kemudian dilakukan ekstraksi citra pada kanal hijau saja. Hal ini dikarenakan citra kanal hijau mengandung informasi pembuluh darah yang paling banyak dibandingkan dengan kanal lainnya (kanal merah dan biru), hal ini terlihat juga dengan adanya perbedaan yang signifikan antara pembuluh darah dengan bagian lainnya pada mata (latar belakang) pada kanal hijau.

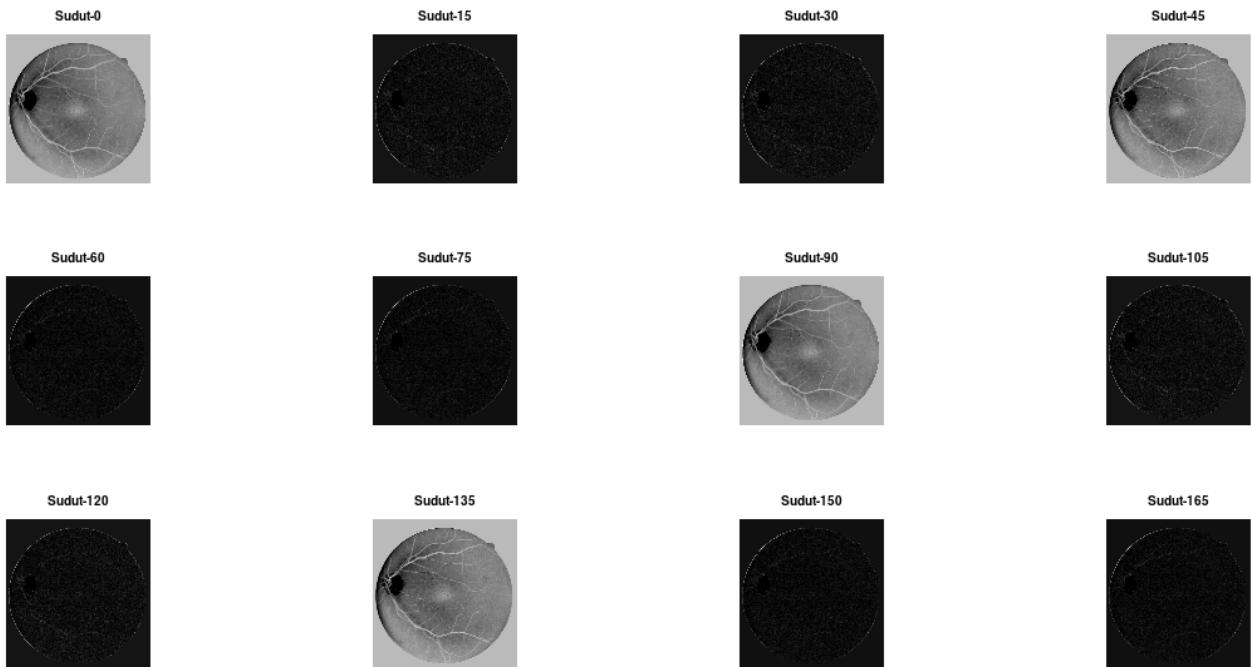


Selanjutnya dilakukan inversi dari citra kanal hijau agar pembuluh darah menjadi terlihat menjadi yang terlihat terang sedangkan latar belakang menjadi terlihat lebih gelap dan dilanjutkan dengan *image enhancement*, yaitu berupa *contrast adjustment* (mengatur kontras). Kontras diatur sedemikian rupa sehingga perbedaan nilai intensitas antara pembuluh darah dengan latar belakang menjadi signifikan, pengaturan ini dibuat dengan cara membuat daerah pembuluh darah menjadi lebih terang dan daerah latar belakang menjadi lebih gelap. Pada tahap ini digunakan fungsi bawaan berupa *imadjust* pada Matlab/Octave. Berikut ini adalah citra hasil akhir pemrosesan pada tahap ini.

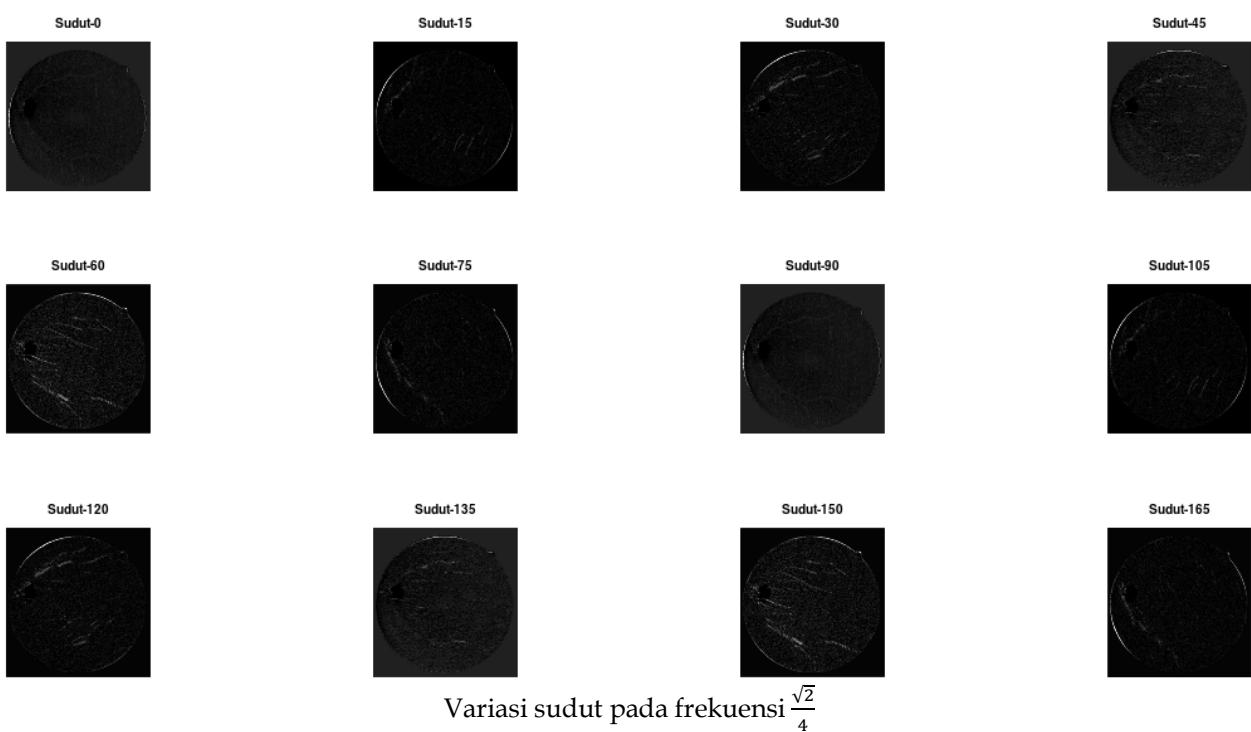


2.b.2. Tahap Ekstraksi Fitur (*Feature Extraction*)

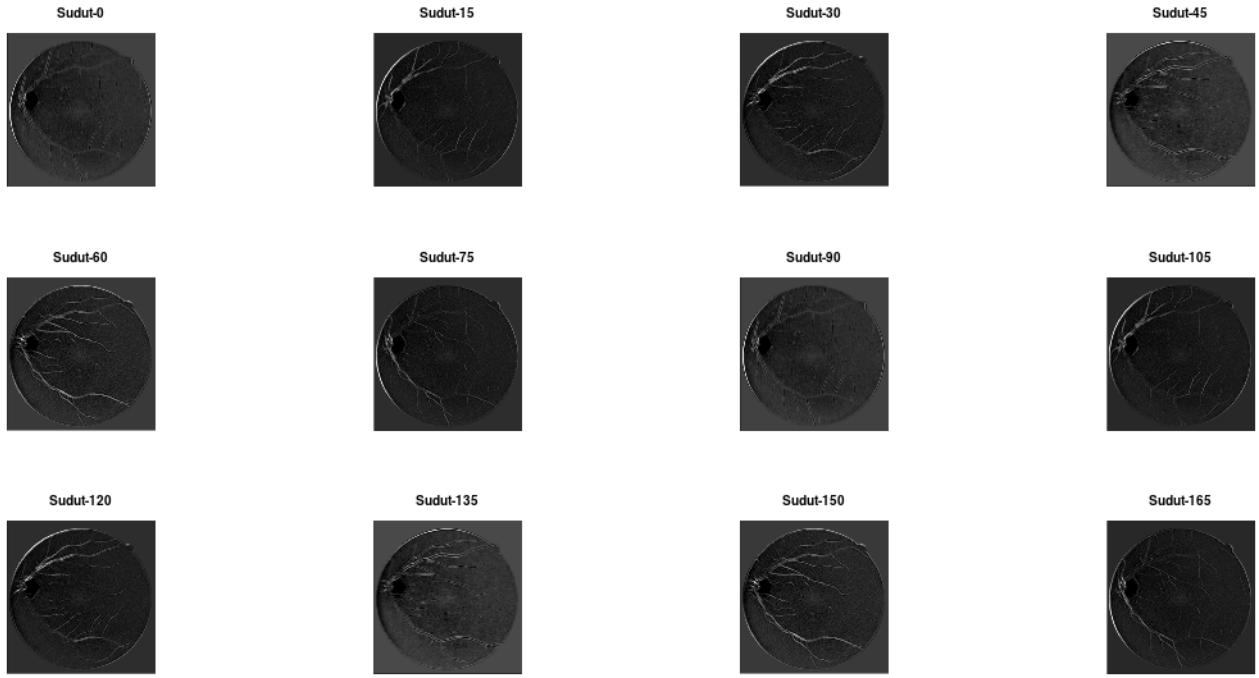
Citra hasil *enhancement* pada tahap sebelumnya (*preprocessing*) menjadi input dari tahap ini. Pada mulanya dilakukan eksplorasi terhadap filter Gabor. Seperti yang kita tahu filter Gabor merupakan salah satu filter multiresolusi yang dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur dari suatu citra pada sudut dan frekuensi tertentu. Sudut dan frekuensi ini dapat diatur sedemikian rupa untuk menghasilkan ekstraksi fitur yang maksimal, hal inilah yang kita variasikan untuk memperoleh nilai sudut dan frekuensi yang tepat dari filter Gabor yang akan digunakan. Sudut divariasikan dengan cara melakukan *increment* 15 derajat dimulai dari 0 hingga 165 derajat, sedangkan untuk frekuensi dicoba 3 variasi berbeda yaitu $\frac{\sqrt{2}}{2}$, $\frac{\sqrt{2}}{4}$, dan $\frac{\sqrt{2}}{8}$. Berikut ini adalah hasil variasi sudut dan frekuensi.



Variasi sudut pada frekuensi $\frac{\sqrt{2}}{2}$



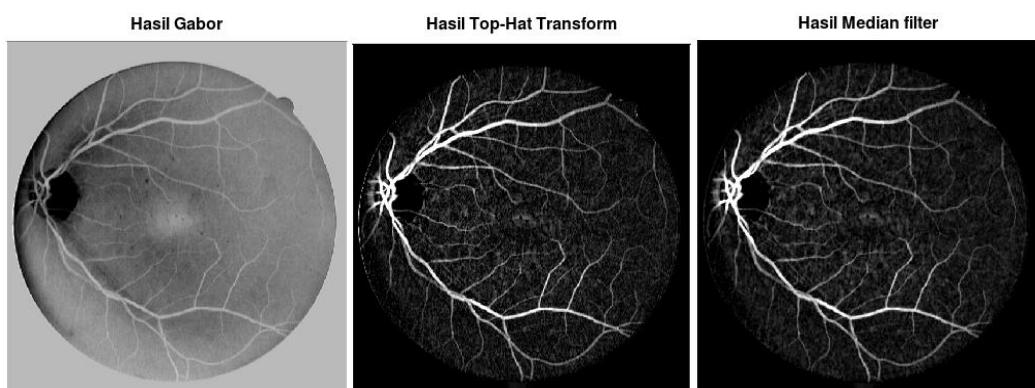
Variasi sudut pada frekuensi $\frac{\sqrt{2}}{4}$



Variasi sudut pada frekuensi $\frac{\sqrt{2}}{8}$

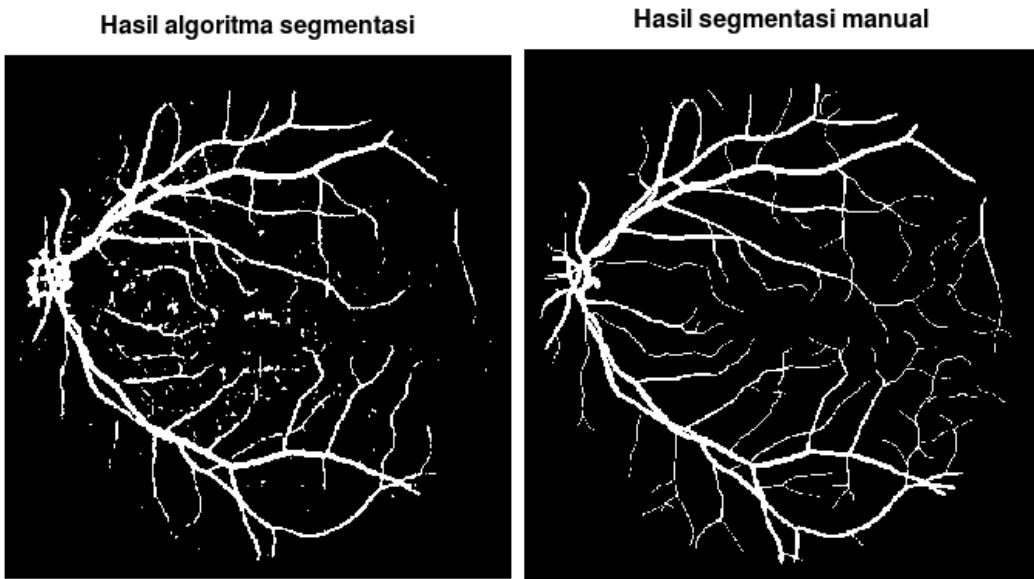
Terlihat bahwa hasil optimum diperoleh pada frekuensi $\frac{\sqrt{2}}{2}$ dan pada sudut 0, 45, 90, dan 135 derajat. Hal ini tidak mengherankan karena pada bab eksplorasi, kita mendapat informasi bahwa penampang lintang dominan berada pada arah sudut 0, 45, 90, dan 135 derajat. Setelah dilihat lebih detail, akhirnya dipilih filter Gabor pada frekuensi $\frac{\sqrt{2}}{2}$ dan sudut 0 derajat.

Selanjutnya hasil Gabor akan masuk ke transformasi Top Hat yang merupakan suatu bentuk operasi morfologi. Transformasi ini akan melakukan ekstraksi fitur dari pembuluh darah dengan cara menambah perbedaan kontras antara pembuluh darah dengan latar belakang. Hasil dari transformasi ini kemudian masuk ke dalam filter median untuk mengurangi adanya *noise salt and pepper*. Transformasi Top Hat dan filter median diaplikasikan dengan fungsi bawaan berupa *imtophat* dan *medfilt2*. Berikut ini adalah hasil yang diperoleh.



2.b.3. Tahap Clustering (Klasifikasi)

Input pada tahap ini merupakan citra hasil filter median tahap sebelumnya. Pada tahap ini, citra masuk ke dalam tahap klasifikasi dimana terjadi penentuan bagian manakah yang termasuk ke dalam pembuluh darah dan bagian manakah yang bukan merupakan pembuluh darah. Klasifikasi ini ditentukan berdasarkan suatu nilai *threshold* tertentu. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan fungsi bawaan yaitu *im2bw* yang akan menghasilkan output berupa data biner 1 jika lokasi piksel teridentifikasi sebagai pembuluh darah dan 0 jika lokasi piksel tidak teridentifikasi sebagai pembuluh darah. Berikut ini adalah hasil segmentasi yang diperoleh (kiri) dibandingkan dengan data segmentasi manual/sebenarnya (kanan).



2.b.4. Optimalisasi

Tahap optimalisasi ini merupakan tahap pemilihan parameter dari fungsi bawaan agar dihasilkan segmentasi yang terbaik. Adapun nilai parameter yang dapat dioptimalisasi adalah nilai variabel *se* yang digunakan untuk fungsi bawaan *imtophat* (transformasi top hat) dan nilai *threshold* yang digunakan untuk fungsi bawaan *im2bw* (klasifikasi pembuluh darah). Pengujian optimalisasi ini dilakukan pada 20 data training dengan mempertimbangkan hasil rata-rata dari nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitasnya untuk seluruh data training (20 data). Variasi dari variabel *se* yang digunakan berupa *diamond 8*, *octagon 9*, *disk 8 0*, dan *ball 8 0*. Sedangkan variasi dari nilai *threshold* yang digunakan adalah nilai 0.4, 0.3, 0.2, dan 0.25. Berikut ini merupakan tabel hasil optimalisasi variabel *se* untuk 20 data training.

Parameter variabel <i>se</i>	Akurasi rata-rata	Sensitivitas rata-rata	Spesifisitas rata-rata
Diamond 8	95.31%	67.06%	97.97%
Octagon 9	94.42%	68.86%	97.75%
Disk 8 0	95.21%	68.29%	97.75%
Ball 8 0	95.21%	68.29%	97.75%

Dari tabel di atas, terlihat bahwa hasil maksimum diperoleh dengan menggunakan *disk* atau *ball* dibandingkan dengan dua parameter lainnya (*diamond* dan *octagon*). Pada akhirnya dipilihlah *ball 8 0* untuk variabel *se* yang akan digunakan pada transformasi top hat.

```
% top hat transform
se = strel ('ball',8,0);
filtered = imtophat(GB,se);
```

Selanjutnya berikut ini merupakan tabel hasil optimalisasi nilai *threshold* untuk 20 data training.

Nilai threshold	Akurasi rata-rata	Sensitivitas rata-rata	Spesifisitas rata-rata
0.4	95.18%	52.83%	99.16%
0.3	95.21%	68.29%	97.75%
0.25	94.30%	76.21%	96.02%
0.2	91.50%	83.75%	92.26%

Dari tabel di atas, terlihat bahwa terjadi *trade off* antara nilai sensitivitas dengan nilai akurasi dan spesifisitas, jika diinginkan nilai sensitivitas yang lebih tinggi maka nilai akurasi dan spesifisitas akan menurun, begitu juga yang terjadi untuk kondisi sebaliknya. Pada akhirnya dipilih nilai *threshold* 0,25 sebagai kondisi optimum karena dirasa nilai akurasi dan spesifisitasnya masih cukup tinggi dan nilai sensitivitasnya juga cukup memuaskan, tidak terjadi klasifikasi pembuluh darah yang berlebihan. Hal ini karena pada nilai *threshold* 0,2 teramatid adanya klasifikasi pembuluh darah yang berlebihan (terlalu sensitif), terdapat banyak titik yang seharusnya bukanlah pembuluh darah namun teridentifikasi sebagai pembuluh darah.

2.b.5. Hasil Akhir Segmentasi

Setelah dilakukan optimalisasi, akhirnya diperolehlah algoritma segmentasi yang optimum. Dan algoritma tersebut akhirnya diterapkan pada 20 data training untuk diukur nilai *confusion matrix*, *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity*. Diperolehlah hasil sebagai berikut.

Nama Sampel	Confusion Matrix				Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
	TP	TN	FP	FN			
21_training	19745	2.9788e+05	7419	4915	96.262	80.069	97.57
22_training	22040	2.932e+05	6954	7769	95.538	73.937	97.683
23_training	17075	2.6793e+05	40295	4661	86.375	78.556	86.927
24_training	28056	2.8564e+05	6079	10185	95.071	73.366	97.916
25_training	19468	2.9437e+05	3916	12202	95.115	61.471	98.687
26_training	22544	2.8141e+05	20981	5029	92.117	81.761	93.062
27_training	20980	2.9485e+05	6057	8077	95.716	72.203	97.987
28_training	24418	2.9028e+05	7451	7806	95.376	75.776	97.497
29_training	19940	2.9266e+05	9549	7812	94.738	71.851	96.84
30_training	20815	2.8242e+05	21640	5087	91.9	80.361	92.883
31_training	14072	3.0084e+05	9227	5826	95.438	70.721	97.024
32_training	21844	2.933e+05	9694	5125	95.509	80.997	96.801
33_training	21420	2.9404e+05	9237	5265	95.605	80.27	96.954
34_training	17180	2.917e+05	13734	7350	93.61	70.037	95.503
35_training	21140	2.9481e+05	6528	7479	95.755	73.867	97.834
36_training	26849	2.8538e+05	8802	8932	94.625	75.037	97.008
37_training	20821	2.9258e+05	8595	7960	94.983	72.343	97.146
38_training	23847	2.8689e+05	14467	4752	94.175	83.384	95.199
39_training	22887	2.8918e+05	12427	5461	94.579	80.736	95.88
40_training	21879	2.8682e+05	18138	3122	93.557	87.512	94.052

RATA-RATA	94.30%	76.21%	96.02%
STANDAR DEVIASI	2.196	5.909	2.683

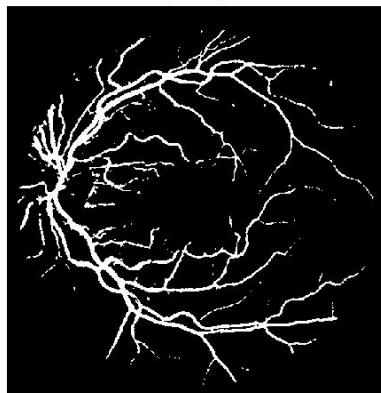
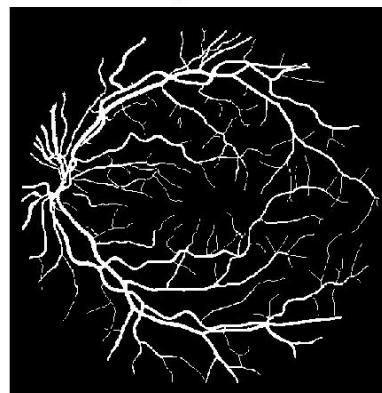
3. ANALISIS PERBANDINGAN

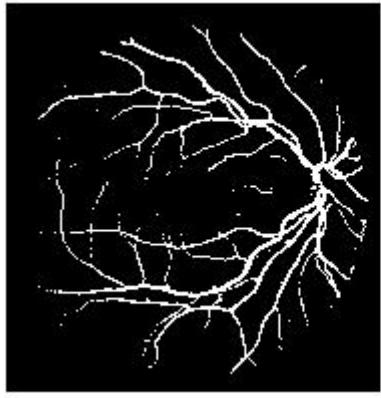
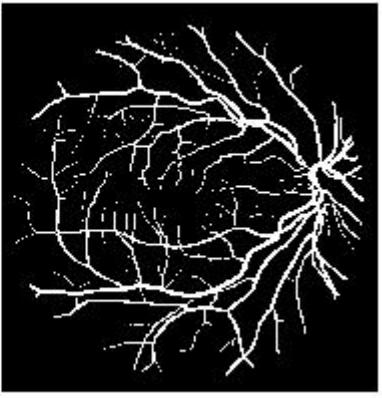
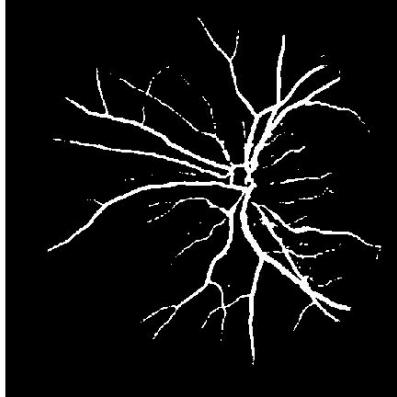
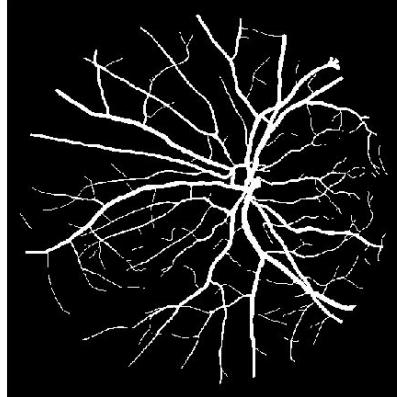
3.a. Metode Thresholding

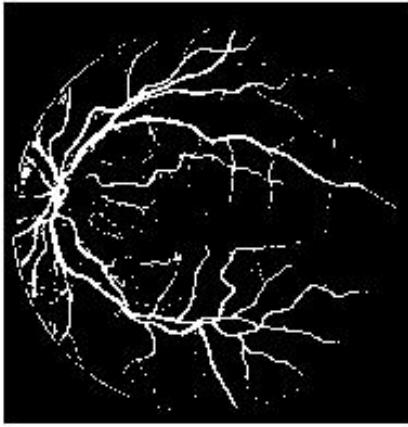
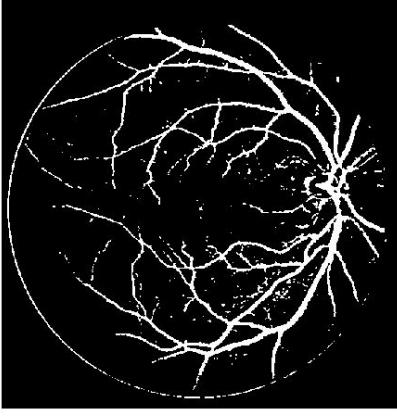
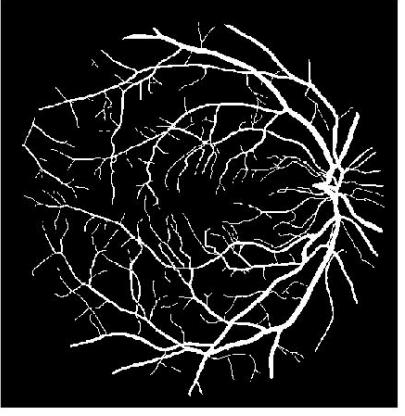
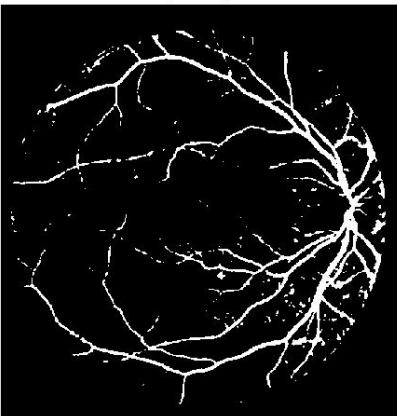
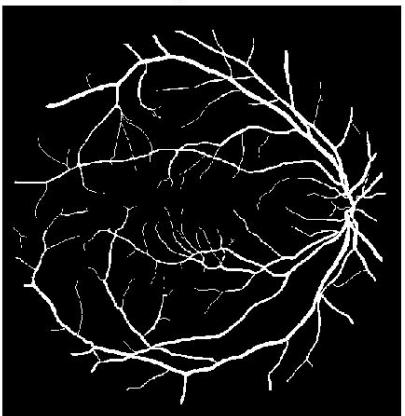
Hasil penerapan algoritma thresholding pada data tes. Kemudian diukur nilai *confusion matrix*, *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity*. Diperoleh hasil sebagai berikut.

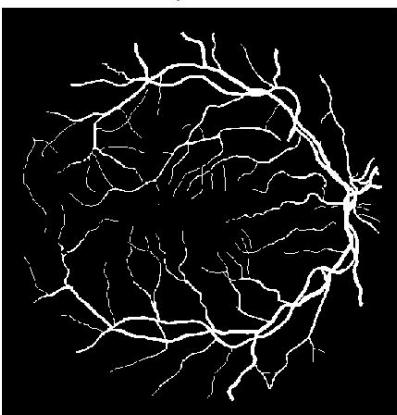
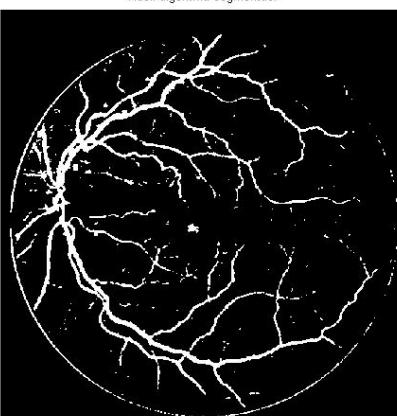
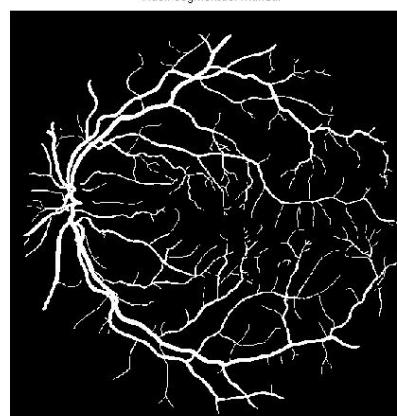
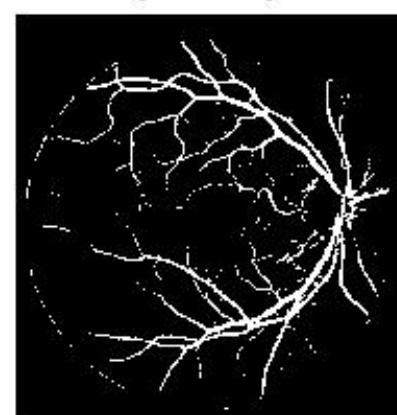
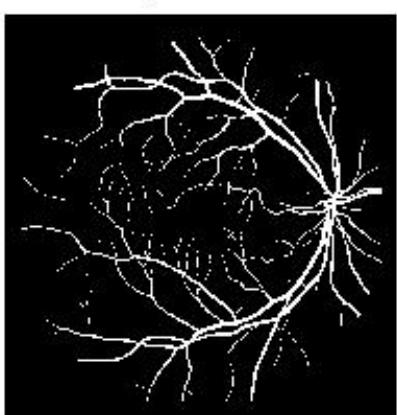
Nama Sampel	Confusion Matrix				Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
	TP	TN	FP	FN			
1_test	21517	296450	4642	7351	96.365	74.536	98.458
2_test	23134	295205	1516	10105	94.478	69.599	99.489
3_test	20018	294264	6308	9370	95.248	68.116	97.901
4_test	17006	300122	1216	11616	96.111	59.416	99.596
5_test	19811	298840	4300	7009	96.573	73.866	98.581
6_test	21378	293073	6244	9265	95.300	69.7647	97.914
7_test	16511	300502	5824	7123	96.076	68.861	98.099
8_test	17255	295549	12450	4736	94.792	78.434	95.958
9_test	17500	297726	5878	8856	95.543	66.398	98.064
10_test	17372	301242	5074	6299	96.561	73.389	98.352
RATA-RATA				95.705	70.026	98.241	
SATNDAR DEVIASI				0.743	5.309	1.003	

Citra Hasil segmentasi dari 10 data test :

Nama Sampel	Hasil Segmentasi	
1_test	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;">  <p>Hasil algoritma segmentasi</p> </div> <div style="text-align: center;">  <p>Hasil segmentasi manual</p> </div> </div>	

		Hasil algoritma segmentasi	Hasil segmentasi manual
2_test			
3_test		Hasil algoritma segmentasi	Hasil segmentasi manual
			
4_test		Hasil algoritma segmentasi	Hasil segmentasi manual
			

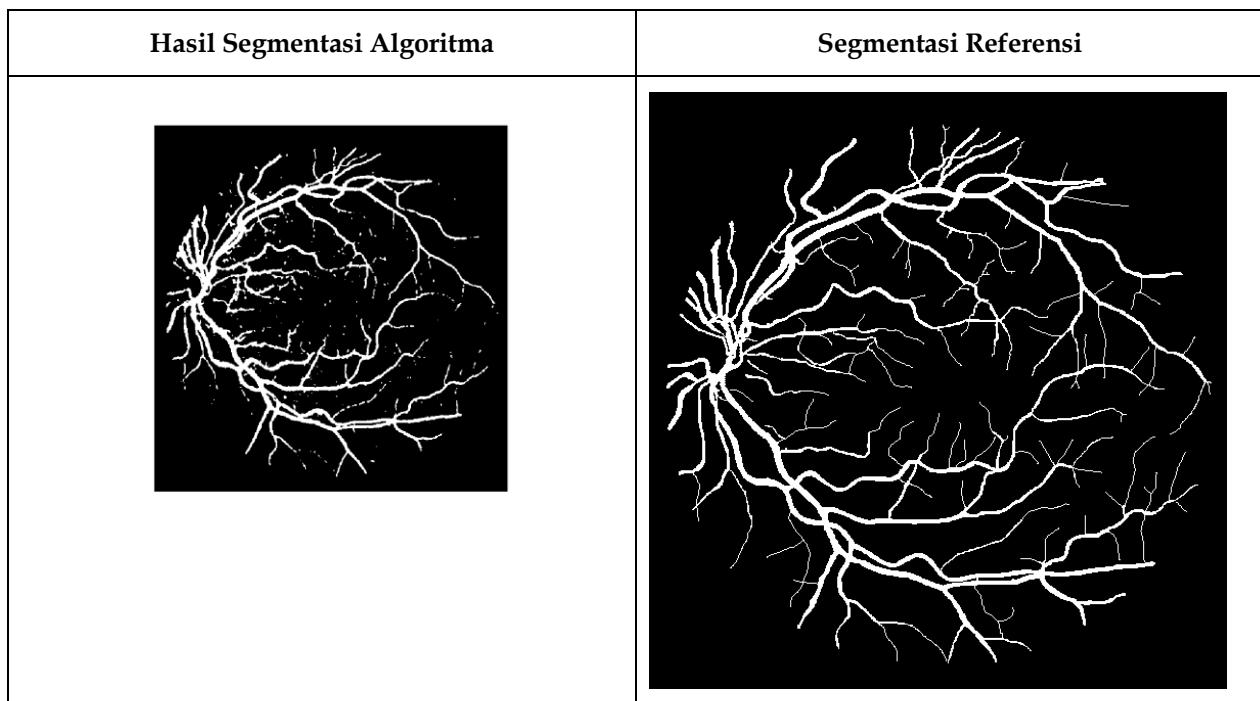
	Hasil algoritma segmentasi	Hasil segmentasi manual
5_test		
6_test		
7_test		

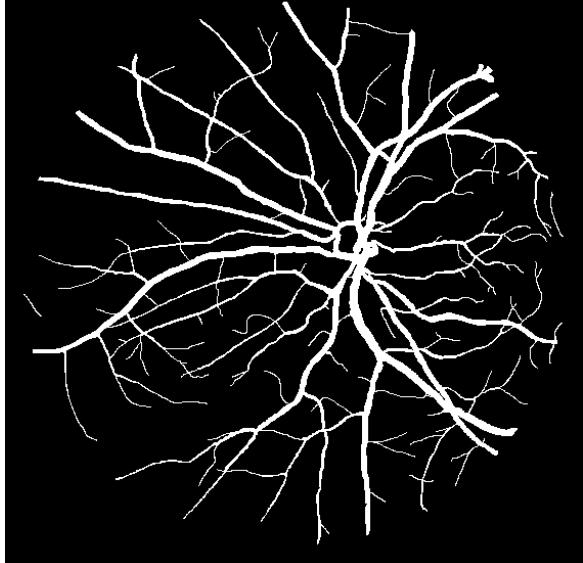
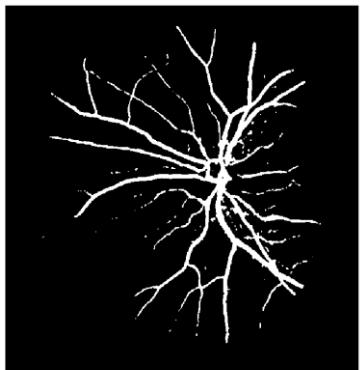
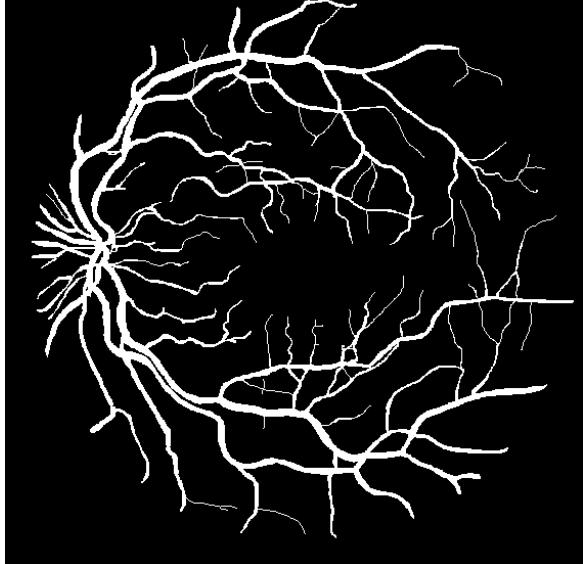
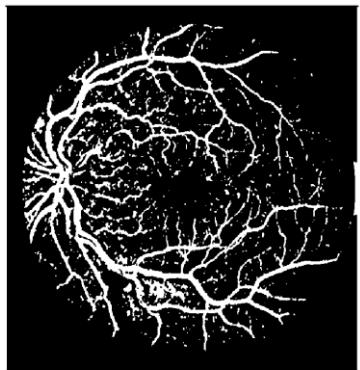
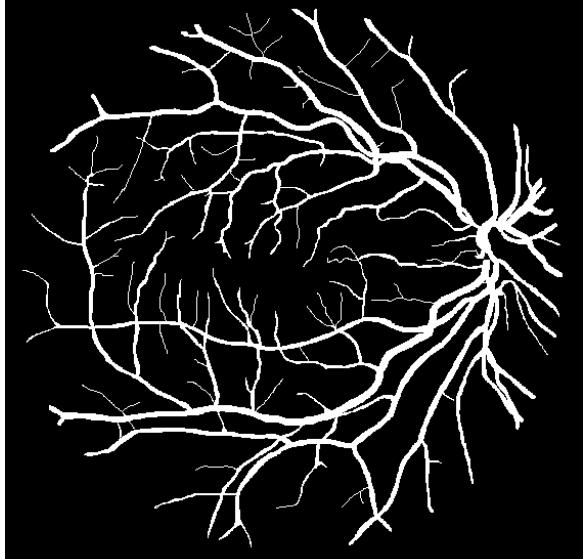
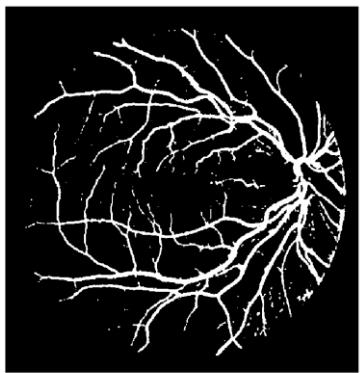
		Hasil algoritma segmentasi	Hasil segmentasi manual
8_test			
9_test			
10_test		Hasil algoritma segmentasi	Hasil segmentasi manual
			

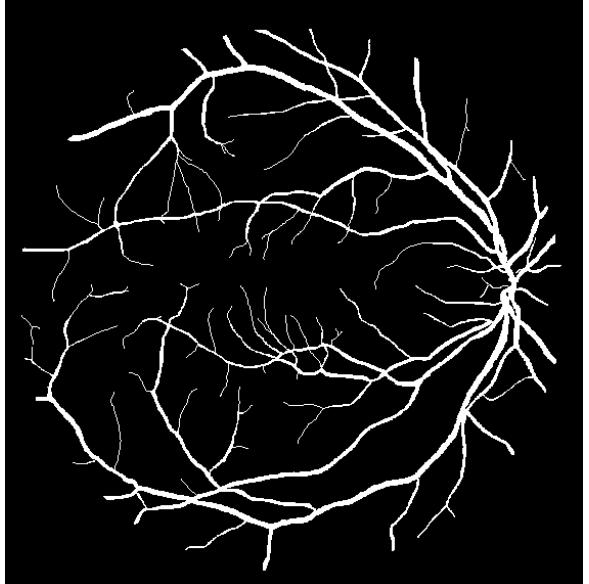
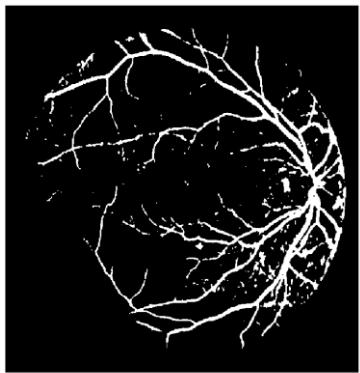
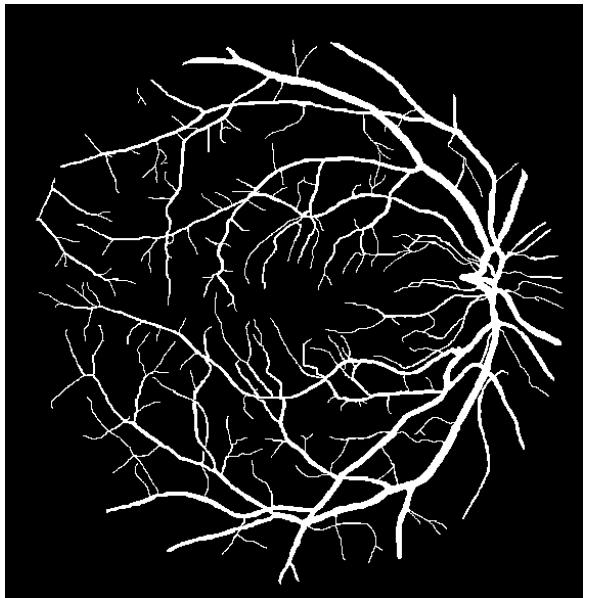
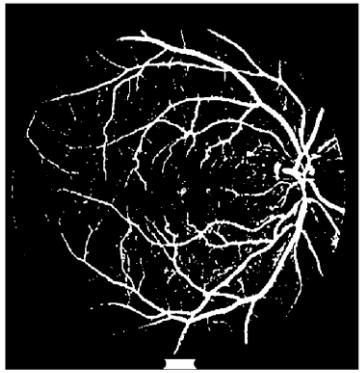
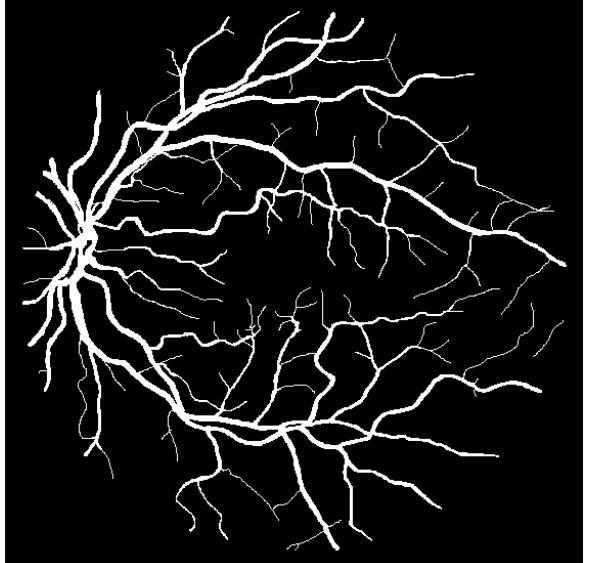
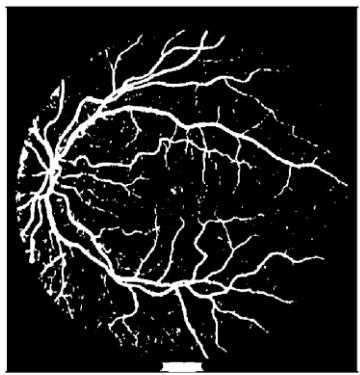
3.b. Metode Multiresolusi (Filter Gabor)

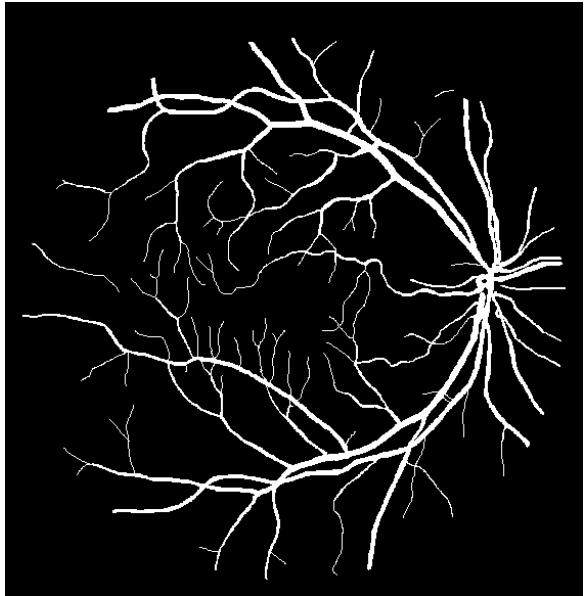
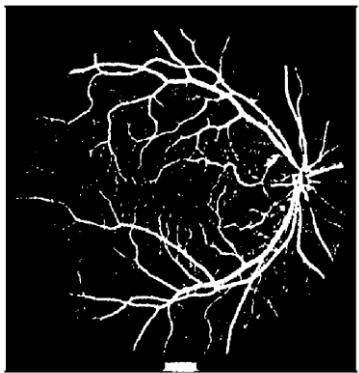
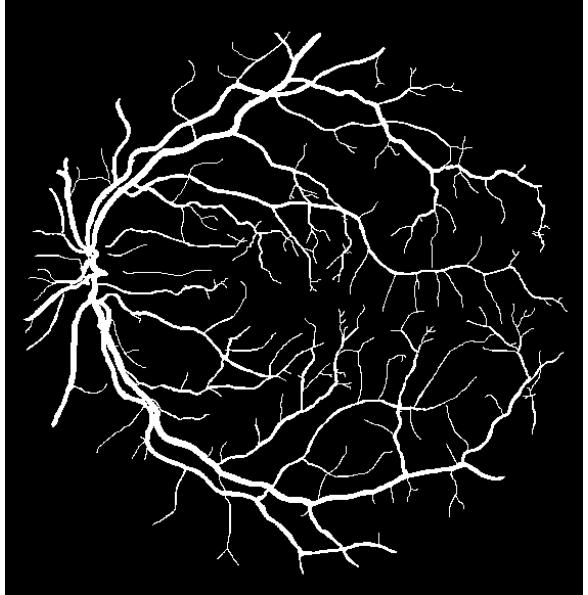
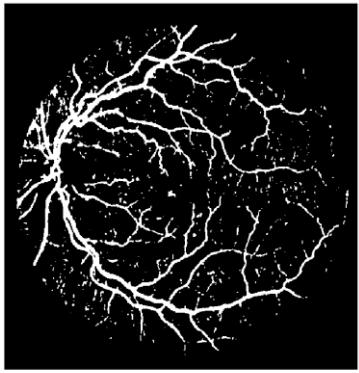
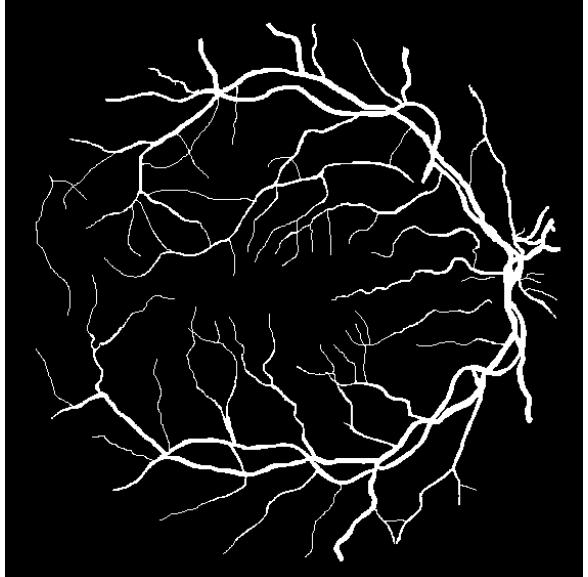
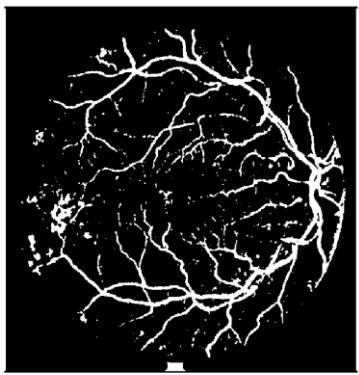
Hasil algoritma pada bab 2 (segmentasi) akhirnya diterapkan pada 10 data test yang nantinya akan dibandingkan dengan nilai segmentasi manual (data referensi). Kemudian diukur nilai *confusion matrix*, *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity*. Diperoleh hasil sebagai berikut.

Nama Sampel	Confusion Matrix				Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
	TP	TN	FP	FN			
1_test	24267	2.9166e+05	9427	4601	95.749	83.619	96.869
2_test	27794	2.9025e+05	6468	5445	96.39	83.619	97.82
3_test	25608	2.7892e+05	21650	3780	92.293	87.138	92.797
4_test	18386	2.9885e+05	2492	10236	96.143	64.237	99.173
5_test	22660	2.9112e+05	12022	4160	95.096	84.489	96.034
6_test	23481	2.897e+05	9613	7162	94.916	76.628	96.788
7_test	16978	2.9656e+05	9765	6656	95.023	71.837	96.812
8_test	18538	2.9203e+05	15967	3423	94.124	84.413	94.816
9_test	20577	2.9267e+05	10932	5779	94.935	78.073	96.399
10_test	19837	2.9432e+05	11966	3834	95.212	83.803	96.093
RATA-RATA				94.99%	79.83%	96.36%	









3.c. Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma

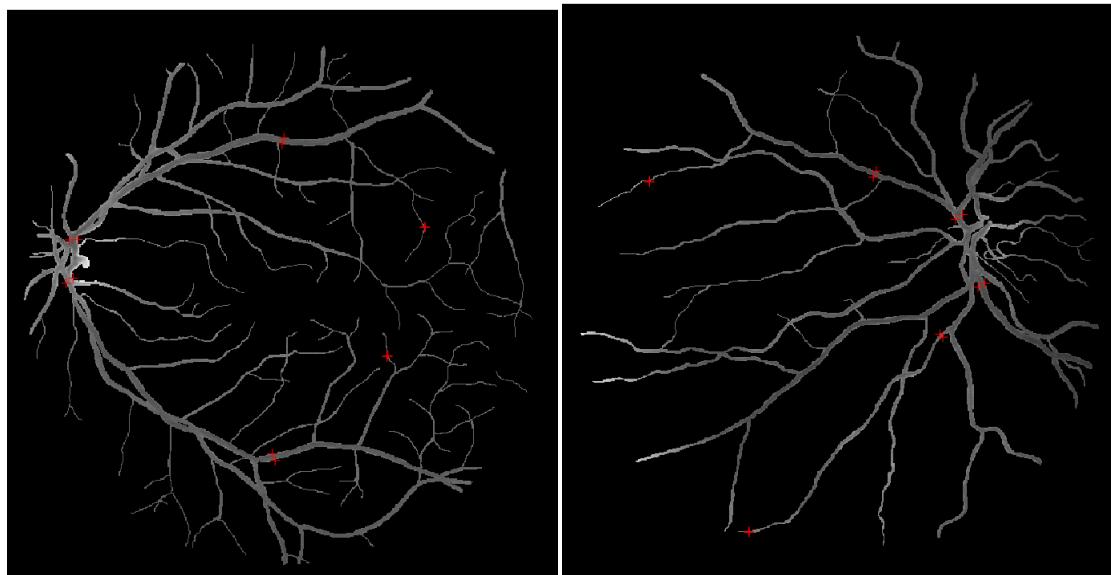
Parameter	Metode Thresholding	Metode Mutiresolusi
Sensitivitas	Rendah Lebih tidak sensitif terhadap noise titik-titik kecil yang diakibatkan oleh non-uniformity dari latar belakang retina. Namun tidak sensitive terhadap pembuluh darah berukuran kecil.	Tinggi Dapat melakukan segmentasi hingga pembuluh darah berukuran kecil. Namun juga sensitive terhadap noise
Spesifikasi	Tinggi Latar belakang pembuluh darah hasil segmentasi pembuluh darah lebih "bersih" dari noise. Namun masih terdapat noise pada tepian retina	Rendah Tidak terdapat noise pada tepian retina. Terdapat noise berupa titik-titik kecil.
Akurasi	Tinggi	Rendah
Karakteristik kinerja	Konsisten terhadap berbagai jenis citra retina yang ditangkap oleh kamera fundus. Meskipun retina dengan background bertekstur akan disegmentasikan dengan akurasi yang lebih rendah. Algoritma dapat bekerja optimal pada retina yang memiliki background gelap dan sedikit tekstur serta pembuluh darah yang besar	Dapat melakukan segmentasi hingga pembuluh darah yang berukuran kecil sekalipun. Algoritma ini juga dapat bekerja optimal pada retina yang memiliki background gelap.
Optimalisasi yang mungkin dilakukan	Menambahkan metode thresholding selain im2bw sehingga threshold saat binerisasi lebih fleksibel mengikuti karakteristik retina itu sendiri. Selain itu dapat dilakukan filter tambahan untuk menghilangkan noise pada tepian retina	Ditambahkan metode untuk menghilangkan noise titik-titik kecil seperti menggunakan median filter atau open-by-rekonstruktion

DAFTAR PUSTAKA

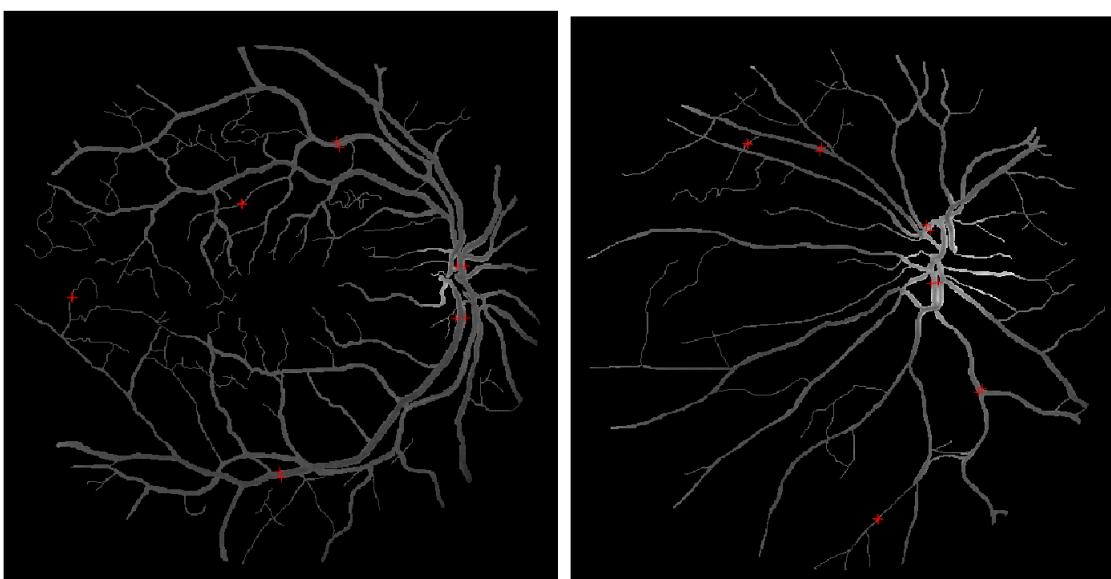
- [1] DRIVE (Digital Retinal Images for Vessel Extraction), Imaging Science Institute, Utrecht University, Belanda
- [2] Kipli, Kuryati Et All. *Morphological and Otsu's Thresholding Based Retinal Blood Vessel Segmentation for Detection of Retinopathy*. International Journal of Engineering & Technology: 2018
- [3] Mathwork.com
- [4] Zafer Yavuz dan Cemal Kose, *Blood Vessel Extraction in Color Retinal Fundus Images with Enhancement Filtering and Unsupervised Classification*, Hindawi : Agustus 2017

LAMPIRAN A

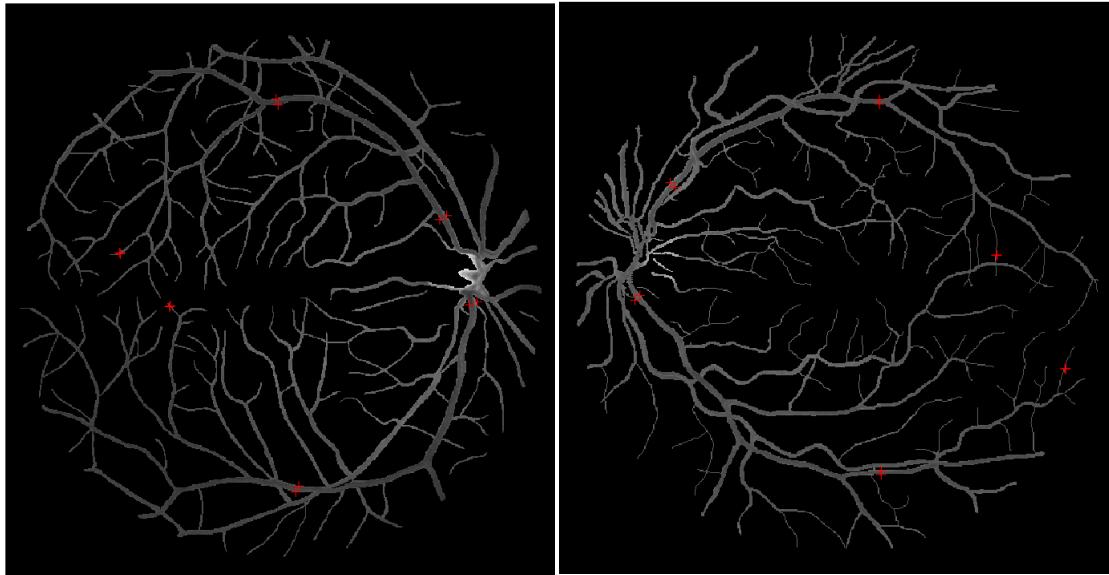
Gambar pemilihan dua titik ujung yang digunakan untuk menghitung diameter dan profil intensitas penampang lintang.



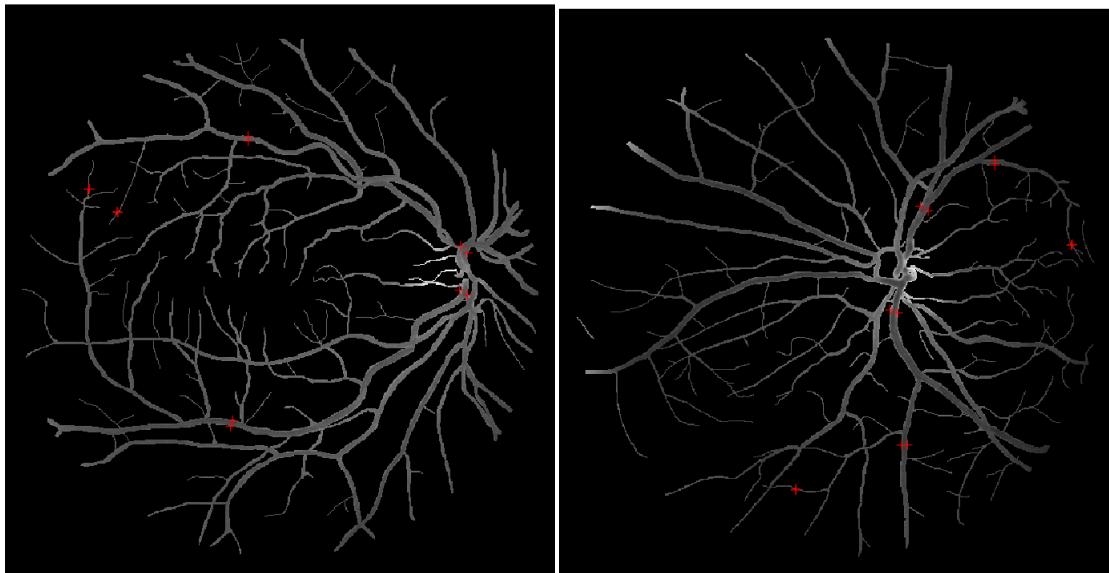
Training 21 (kiri) dan Training 23 (kanan)



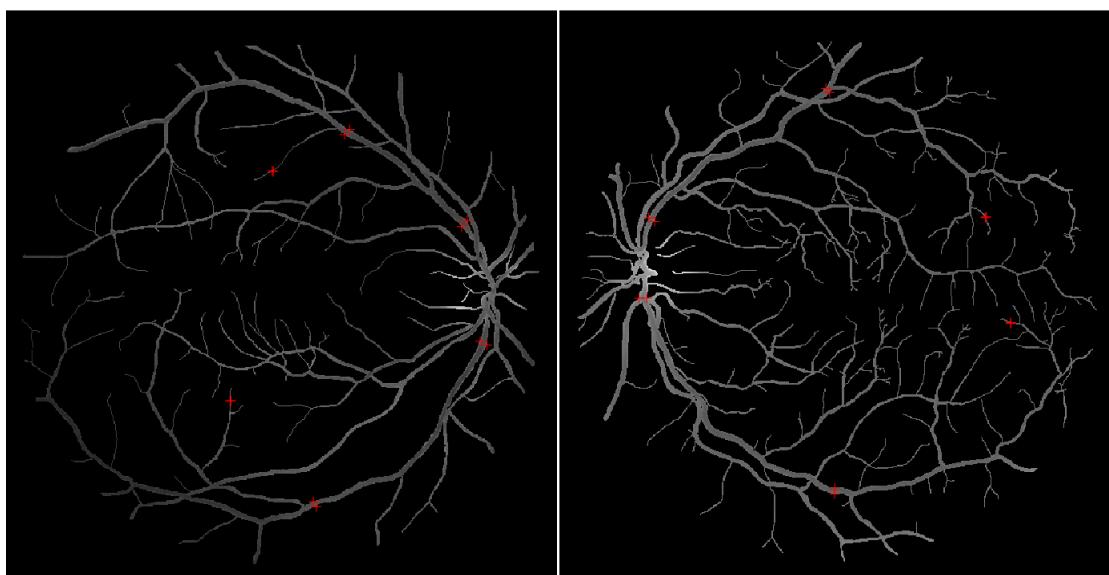
Training 25 (kiri) dan Training 31 (kanan)



Training 36 (kiri) dan Test 1 (kanan)



Test 2 (kiri) dan Test 4 (kanan)



Test 7 (kiri) dan Test 9 (kanan)

