TESIS – IF 185301

PENDEKATAN MULTILEVEL THRESHOLDING DAN HUBUNGAN STRUKTUR MORFOLOGI UNTUK DETEKSI OTOMATIS ANTERIOR DAN POSTERIOR COMMISSURE PADA MID-SAGITTAL MRI OTAK

KHAIRIYYAH NUR AISYAH
05111850010008

Dosen Pembimbing
Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom
Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno M.Sc Ph.D

Departemen Teknik Informatika
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2020

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

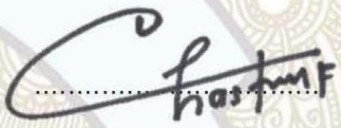
LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M. Kom)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

KHAIRIYYAH NUR AISYAH
NRP: 05111850010008

Tanggal Ujian: 13 Juli 2020
Periode Wisuda: September 2020

Disetujui oleh:
Pembimbing:

1. Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom
   NIP: 19751220 200112 2 002 ..... 

2. Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno M.ScPh.D
   NIP: 19590803 198601 1 001 .....

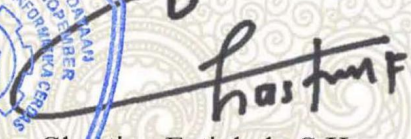
Penguji:

1. Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom.,M.,Kom
   NIP: 19720809 199512 1 001 .....

2. Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom. .....
   NIP: 19710428 199412 2 001

3. Dr.Eng. Darlis Herumurti, S.Kom., M.Kom. .....
   NIP: 19771217 200312 1 001

Kepala Departemen Teknik Informatika
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas



Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom
NIP: 19751220 200112 2 002

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Pendekatan *Multilevel thresholding* dan Hubungan Struktur Morfologi untuk Deteksi Otomatis Anterior dan Posterior Commissure pada *Mid-sagittal* MRI Otak

Nama	: Khairiyyah Nur Aisyah
NRP	: 05111850010008
Pembimbing I	: Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom
Pembimbing II	: Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno M.ScPh.D

ABSTRAK

Mayoritas aplikasi *neuroimaging* di Indonesia saat ini cenderung masih mengandalkan pengetahuan ahli dalam menentukan anatomi pada otak. Misalnya pada operasi penyembuhan penyakit parkinson, penentuan lokasi anterior commissure (AC) dan posterior commissure (PC) yang merupakan organ vital pada berlangsungnya proses operasi masih dilakukan manual oleh dokter. Proses deteksi secara manual tentu membutuhkan keahlian, memakan banyak waktu, dan berpotensi terjadi adanya keragaman deteksi antar ahli. Sebelumnya, berbagai metode telah dikembangkan terkait deteksi otomatis AC dan PC. Namun, mayoritas metode yang sudah ada kurang menunjukkan kehandalan dalam mengeksekusi beragam jenis data MRI, seperti hanya kompatibel pada salah satu jenis data (T1-W MRI atau T2-MRI), hanya diterapkan pada data dengan ukuran matriks yang sama, serta adanya ketergantungan terhadap data *training* yang digunakan. Penelitian ini mengajukan sebuah strategi yang mengkombinasikan pendekatan *multilevel thresholding* dan hubungan struktur morfologi untuk deteksi otomatis AC dan PC pada *mid-sagittal* MRI otak. Proses deteksi dilakukan berdasarkan 4 tahapan utama yaitu: *preprocessing*, pemilihan klaster menggunakan *Otsu multilevel thresholding*, segmentasi, serta deteksi AC dan PC. Segmentasi dilakukan pada beberapa anatomi antara lain corpus callosum, fornix, dan colliculus dengan menggunakan pendekatan struktur morfologi. Dari hasil evaluasi, dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu: penggunaan pendekatan *multilevel thresholding* dan hubungan struktur morfologi berhasil melakukan segmentasi terhadap ketiga anatomi dengan rata-rata akurasi 84.8% untuk segmentasi corpus callosum dan fornix, serta 87.9% untuk segmentasi colliculus. Rata-rata error pada keseluruhan data untuk deteksi otomatis AC dan PC adalah 1.02 mm dan 1.06 mm. Metode yang diusulkan berhasil melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan algoritma yang sederhana, tidak membutuhkan dataset yang beragam untuk proses training, tanpa proses training yang memakan waktu, serta mampu mengeksekusi keberagaman MRI, baik T1-W maupun T2-W dengan ukuran matriks 256 x 256 maupun 512 x 512 piksel, yang tidak dapat ditangani oleh penelitian-penelitian sebelumnya.

Kata kunci: Anterior Commissure, Colliculus, Corpus Callosum, Fornix, MRI Otak, *Otsu Multilevel thresholding*, *Parkinson*, Posterior Commissure.

Multilevel thresholding and Morphological Relationship Approach for Automatic Detection of Anterior and Posterior Commissure in Mid-sagittal Brain MRI

Nama	: Khairiyyah Nur Aisyah
NRP	: 05111850010008
Pembimbing I	: Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom
Pembimbing II	: Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno M.ScPh.D

ABSTRACT

The majority of neuroimaging applications tend to still rely on expert knowledge in determining the anatomy of the brain. For examples in Parkinson's disease surgery, detection of anterior commissure (AC) and posterior commissure (PC) which is a vital organ in the process of surgery is still done manually by doctors. Manual detection of anatomy certainly requires expertise, takes a lot of time, and possibility of diversity among experts. Previously, various methods have been developed related to automatic detection of AC and PC. However, the majority of existing methods are less reliable in executing various types of MRI data, such as only compatible with one type of data (T1-W MRI or T2-MRI), only applied to data with the same matrix size, and depence on the data training used. This study proposes a new strategy by combining a multilevel thresholding and morphologic structures approach for automatic detection of AC and PC in mid-sagittal brain MRI. The process divided into 4 main stages: preprocessing, cluster selection using Otsu multilevel thresholding, segmentation, and detection of AC and PC. The segmentation is performed on several anatomies including corpus callosum, fornix, and colliculus using a morphological relationship approach. From the evaluation results, several conclusions can be drawn, including: the use of the multilevel thresholding and morphological relationship approach successfully segmented the three anatomies with an average accuracy of 84.8% for corpus callosum and fornix segmentation, and 87.9% for colliculus segmentation. The average of error value for all dataset in automatic detection of AC and PC are 1.02 mm and 1.06 mm. The proposed method performs an automatic detection of AC and PC with a simple algorithm, does not require a large of diverse data sets for the training process, without training process that takes up time, and reliable on the diversity of MRI since it is compatible for T1-W and T2-W with various matrix sizes of 256 x 256 and 512 x 512 pixels which cannot be handled by previous researches.

Keywords: *Anterior Commissure*, *Brain MRI*, *Colliculus*, *Corpus Callosum*, *Fornix*, Otsu *Multilevel thresholding, Parkinson, Posterior Commissure*.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil'alamin. Segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas berkat, rahmat, dan hidayah-Nya, penyusunan tesis ini dapat terselesaikan dengan baik. Tesis ini ditulis sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan Program Studi Magister pada Teknik Informatika Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya. Penulis menyadari bahwa terselesaikannya tesis ini juga dibarengi dengan dukungan dari berbagai pihak, baik dalam bentuk dukungan moral maupun material. Oleh karena itu, melalui kesempatan ini, dengan segenap kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih yang mendalam kepada berbagai pihak yang turut memberikan dukungan selama proses pengerjaan, antara lain:

1. Kedua orang tua, adik, suami, dan segenap keluarga atas segala doa, dukungan, dan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan pendidikan magister ini.
2. Ibu Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom. selaku pembimbing 1 yang telah membantu, membimbing, dan memotivasi penulis dalam menyelesaikan tesis ini. Semoga Tuhan YME senantiasa merahmati Ibu dan keluarga.
3. Bapak Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno M.ScPh.D. selaku pembimbing 2 yang telah membantu, membimbing, dan memotivasi penulis dalam menyelesaikan tesis ini. Semoga Tuhan YME senantiasa merahmati Bapak dan keluarga.
4. Bapak Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom.,M.,Kom., Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom., dan Bapak Dr.Eng. Darlis Herumurti, S.Kom., M.Kom. selaku dosen penguji tesis yang memberikan masukan dan kritik yang membangun dalam tesis ini.
5. Seluruh dosen S2 Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu dan pengalaman kepada penulis selama menempuh studi.
6. Teman seperjuangan S2 TC angkatan 2018 yang tidak dapat disebutkan satu persatu, terima kasih atas segala bantuan dan motivasi yang telah diberikan.

Penulis menyadari bahwa masih banyak terdapat kekurangan pada pengerjaan tesis ini. Dengan segala kelapangan hati, penulis menerima kritik dan saran yang membangun dari semua pihak demi perbaikan yang lebih baik di masa depan. Penulis berharap penyusunan tesis ini dapat bermanfaat baik bagi ilmu pengetahuan maupun dunia medis. Akhirnya, semoga segala kebaikan dari seluruh pihak dalam pengerjaan tesis ini digantikan oleh Allah dengan kebaikan yang berlipat. *Amin Ya Rabbal Alamin*.

Surabaya, Juni 2020.

Khairiyyah Nur Aisyah

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR ISI

ABSTRAK v
ABSTRACT vi
KATA PENGANTAR vii
DAFTAR ISI ix
DAFTAR TABEL xi
DAFTAR ALGORITMA xi
DAFTAR GAMBAR xiii
DAFTAR LAMPIRAN xv
BAB 1 PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian 3
1.4 Manfaat Penelitian 4
1.5 Kontribusi Penelitian 4
1.6 Batasan Masalah 4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI 5
2.1 Magnetic Resonance Imaging (MRI) 5
2.2 Corpus callosum 7
2.3 Fornix 8
2.4 Colliculus 10
2.4.1 Superior colliculus 10
2.4.2 Inferior colliculus 11
2.5 Anterior commissure (AC) 12
2.6 Posterior commissure (PC) 14
2.7 Otsu *multilevel thresholding* 14
2.8 *Connected component* 17
2.9 Penelitian sebelumnya terkait deteksi otomatis AC dan PC 18
2.9.1 Deteksi otomatis AC dan PC berbasis segmentasi 18
2.9.2 Deteksi otomatis AC dan PC berbasis model 20
2.9.3 Deteksi otomatis AC dan PC dengan *Random Forest Regression* 21
BAB 3 METODE PENELITIAN 23

3.1 Metodologi penelitian 23
3.2 Metode yang diusulkan 24
3.2.1 *Preprocessing* 25
3.2.2 Seleksi klaster menggunakan Otsu *Multilevel thresholding* 26
3.2.3 Segmentasi 34
3.2.3.1 Segmentasi Corpus Callosum dan Fornix 38
3.2.3.2 Segmentasi Colliculus 40
3.2.4 Deteksi Otomatis Anterior Commissure (AC) dan Posterior Commissure (PC) 42
..... 45
3.3 Pengujian 45
3.3.1 Pengujian akurasi hasil segmentasi otomatis corpus callosum, fornix, dan colliculus 45
3.3.2 Pengujian nilai error hasil deteksi otomatis AC dan PC 46
BAB 4 UJI COBA DAN ANALISA HASIL 47
4.1 Lingkungan Uji Coba 47
4.2 Data Uji Coba 47
4.3 Hasil Implementasi Metode 48
4.3.1 Hasil Proses *Preprocessing* 48
4.3.2 Hasil Proses *Multilevel Thresholding* 49
4.3.3 Hasil Proses Segmentasi 51
4.3.4 Hasil Proses Deteksi Otomatis AC dan PC 53
4.4 Hasil Uji Coba 54
4.5 Analisis Hasil Uji Coba 60
4.6 Perbandingan dengan Metode Sebelumnya 64
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN 69
5.1 Kesimpulan 69
5.2 Saran 70
DAFTAR PUSTAKA 71
LAMPIRAN 75

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Perbandingan hasil multilevel thresholding pada beberapa jenis MRI. 31
Tabel 4. 1 Hasil proses preprocessing berupa contrast enhancement dan cropping ……48
Tabel 4. 2 Hasil proses *multilevel thresholding* 50
Tabel 4. 3 Hasil seleksi klaster pada data T1-W dan T2-W..... 51
Tabel 4. 4 Hasil deteksi otomatis AC dan PC pada data T1-W dan T2-W..... 53
Tabel 4. 5 Pengujian akurasi hasil segmentasi corpus callosum dan fornix 54
Tabel 4. 6 Pengujian akurasi hasil segmentasi colliculus 55
Tabel 4. 7 Akurasi terhadap hasil segmentasi corpus callosum dan fornix 56
Tabel 4. 8 Akurasi terhadap hasil segmentasi colliculus 57
Tabel 4. 9 Pengujian nilai error hasil deteksi otomatis AC..... 58
Tabel 4. 10 Pengujian nilai error hasil deteksi otomatis PC 59
Tabel 4. 11 Akurasi hasil deteksi otomatis AC..... 59
Tabel 4. 12 Akurasi hasil deteksi otomatis PC 60
Tabel 4. 13 Perbandingan metode usulan dan penelitian-penelitian sebelumnya. 65

DAFTAR ALGORITMA

Algoritma 3.1 Pseudocode untuk segmentasi corpus callosum dan fornix..... 35
Algoritma 3.2 Pseudocode untuk segmentasi colliculus..... 36
Algoritma 3.3 Pseudocode untuk deteksi otomatis AC 42
Algoritma 3.4 Pseudocode untuk menentukan koordinat PC 43

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Hasil pemindaian MRI otak: (a) sisi axial, (b) sisi coronal, dan (c) sisi sagittal. 6
Gambar 2.2 Hasil pemindaian MRI T1-W dan T2-W (Heggie, Liddell & Maher, 2000). 6
Gambar 2.3 Corpus callosum pada mid-sagittal MRI. 7
Gambar 2.4 Anatomi corpus callosum pada sisi sagittal (Fitsiori et al., 2011). 8
Gambar 2.5 Fornix pada *mid-sagittal* MRI (Raslau *et al.*, 2015). 9
Gambar 2.6 Struktur anatomi pada fornix (Raslau et al., 2015). 10
Gambar 2.7 Superior colliculus (ditunjukkan dengan panah kuning) dan inferior colliculus (ditunjukkan dengan panah merah) pada mid-sagittal MRI. 11
Gambar 2.8 Superior colliculus (ditunjukkan dengan label biru) dan inferior colliculus (ditunjukkan dengan label merah) pada otak tengah (G. Henry., 1918). 12
Gambar 2.9 Letak anterior commissure pada mid-sagittal MRI (titik putih), terletak pada titik pertemuan antara corpus callosum dan fornix. ... 13
Gambar 2.10 Anterior commissure pada bidang koronal mid-sagittal otak (G. Henry., 1918) 13
Gambar 2.11 Traktografi dari anterior commissure (Yeh *et al.*, 2018) 13
Gambar 2.12 Letak posterior commissure pada mid-sagittal otak manusia (G. Henry., 1918) 14
Gambar 2.13 Piksel Objek 8-connected (He et al., 2017)..... 17
Gambar 2.14 Label connected component (He et al., 2017)..... 18
Gambar 3.1 Alur Metodologi Penelitian. 24
Gambar 3.2 Flowchart metode penelitian. 24
Gambar 3.3 Hasil proses preprocessing berupa pemberian kontras dan cropping 25
Gambar 3.4 Flowchart tahap preprocessing. 25
Gambar 3.5 Keseluruahn objek pada mid-sagittal MRI dan histogram yang dihasilkan. 26
Gambar 3.6 Corpus callosum, fornix, dan colliculus beserta diagram histogram yang dihasilkan. 26
Gambar 3.7 (a) Original mid-sagittal MRI dan histogram yang dihasilkan, (b) histogram CC, Fo, dan Co..... 27
Gambar 3.8 Hasil multilevel thresholding dan histogram dengan (a) k=1, (b) k=2, (c) k=3, (d) k=4, dan (e) k=5. 28
Gambar 3.9 T1-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel..... 29
Gambar 3.10 T1-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel..... 29
Gambar 3.11 T2-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel..... 30

Gambar 3.12 T2-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel. 30
Gambar 3.13 Data mid-sagittal MRI dan Hasil Otsu multilevel thresholding. 33
Gambar 3.14 Proses seleksi klaster: (a) Hasil Otsu multilevel thresholding, (b) segment 1 atau klaster berwarna merah, (c) segment 2 atau klaster berwarna kuning. 33
Gambar 3.15 Flowchart proses multilevel thresholding. 34
Gambar 3.16 (a) segment 1, (b) objek yang terdeteksi corpus callosum – fornix pada segment 1, dan (c) pembentukan ROI terhadap corpus callosum – fornix. 38
Gambar 3.17 (a) Pembentukan ROI pada segment 2, (b) Penghapusan objek pada segment 2 di luar ROI. 39
Gambar 3.18 (a) Objek dalam ROI pada *segment* 1, (b) Objek dalam ROI pada *segment* 2, dan (c) hasil penggabungan ROI *segment* 1 dan *segment* 2. 39
Gambar 3.19 (a) Objek-objek yang terdeteksi setelah penggabungan ROI pada segment 1 dan segment 2, (b) Bentuk corpus callosum dan fornix setelah penghapusan objek-objek kecil. 40
Gambar 3. 20 Flowchart proses segmentasi secara keseluruhan. 41
Gambar 3.21 (a) Data mid-sagittal MRI, (b) Hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus. 42
Gambar 3.22 (a) Data mid-sagittal MRI, (b) Hasil deteksi otomatis AC dan PC pada mid-sagittal MRI. 43
Gambar 3.23 Flowchart deteksi otomatis anterior commissure 44
Gambar 3. 24 Flowchart deteksi otomatis posterior commissure 45
Gambar 4.1 Deteksi manual lokasi AC dan PC berdasarkan (a) sagittal slice dan (b) axial slice. 48
Gambar 4. 2 Proses segmentasi corpus callosum, fornix, colliculus pada T1-W.. 52
Gambar 4. 3 Proses segmentasi corpus callosum, fornix, colliculus pada T2-W.. 52
Gambar 4. 4 Perbedaan kontras antara data: (a) T1-W dan (b) T2-W 61
Gambar 4. 5 Contoh hasil segmentasi corpus callosum dengan nilai akurasi rendah 61
Gambar 4. 6 Hasil deteksi otomatis AC pada data dengan nilai error terbesar 62
Gambar 4. 7 Kegagalan deteksi otomatis PC dengan nilai error 5.7 mm..... 64
Gambar 4. 8 Kegagalan deteksi otomatis PC dengan nilai error 6.3 mm..... 64
Gambar 4. 9 Hasil deteksi otomatis AC dan PC yang dilakukan oleh (Zhang et al., 2010). Hasil keluaran sistem ditunjukkan dengan warna putih, sedangkan hasil deteksi manual ditunjukkan dengan warna biru..... 66
Gambar 4. 10 Hasil deteksi otomatis AC dan PC oleh (Ardekani and Bachman, 2009). Tanda hijau menunjukkan AC, merah menunjukkan PC, dan biru menunjukkan MPJ. 67

Gambar 4. 11 Hasil deteksi otomatis AC (kiri) dan PC (kanan) dengan menggunakan random forest regression. Ground truth ditunjukkan dengan silang, hasil keluaran sistem ditunjukkan dengan titik putih. 67

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil segmentasi otomatis corpus callosum dan fornix..... 75
Lampiran 2. Akurasi hasil segmentasi otomatis corpus callosum dan fornix pada keseluruhan data..... 79
Lampiran 3. Hasil segmentasi otomatis colliculus..... 80
Lampiran 4. Akurasi hasil segmentasi otomatis colliculus pada keseluruhan data 84
Lampiran 5. Hasil deteksi otomatis AC 85
Lampiran 6. Nilai error deteksi otomatis AC pada keseluruhan data 89
Lampiran 7. Hasil deteksi otomatis PC..... 90
Lampiran 8. Nilai error deteksi otomatis PC pada keseluruhan data..... 94

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1
PENDAHULUAN

Bab ini merupakan penjelasan mengenai beberapa hal dasar dalam pembuatan proposal penelitian. Hal-hal yang dimaksud meliputi latar belakang, perumusan masalah, tujuan penelitain, manfaat penelitian, kontribusi penelitian, serta batasan masalah.

1.1 Latar Belakang

Otak manusia merupakan organ dengan struktur anatomi yang sama namun memiliki variasi yang berbeda terhadap bentuk, ukuran, dan posisi struktur otak pada setiap individu. Salah satu organ pada otak yang memiliki struktur anatomi yang sulit diamati secara detail pada data *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) adalah anterior commissure (AC) dan posterior commissure (PC) (Choi *et al.*, 2013). AC dan PC adalah kumpulan serat transversal yang menghubungkan dua belahan otak dan membantu pertukaran informasi antar keduanya (Gans and Crews, 1992). Beberapa peranan AC dan PC antara lain pemetaan otak manusia (Lemaire *et al.*, 2019), pemrosesan gambar medis (Bazin *et al.*, 2007), dan membantu bedah saraf stereotaktik (Starr *et al.*, 2010).

Di Indonesia, deteksi anatomi pada bedah saraf stereotaktik seperti pada operasi penyembuhan penyakit parkinson hingga saat ini masih dilakukan secara manual oleh dokter. Mayoritas aplikasi *neuroimaging* yang ada cenderung mengandalkan pengetahuan ahli dalam menentukan anatomi pada otak, seperti pada penentuan lokasi AC dan PC yang merupakan organ vital pada berlangsungnya proses operasi. Pada prosedur bedah saraf stereotaktik, deteksi target didasarkan pada sistem koordinat standar yang diperkenalkan oleh Talairach dan Tournoux (Talairach & Tournoux., 1988) yang direferensikan pada AC dan PC (Pallavaram *et al.*, 2007). Pada sistem koordinat ini, *mid-commissural point* (MCP) atau titik tengah garis yang menghubungkan AC dan PC dianggap sebagai pusat yang paling umum digunakan untuk penargetan stereotaktik. Sehingga variabilitas dalam pemilihan manual AC dan PC dapat berdampak pada

deteksi target di setiap wilayah otak. Proses deteksi secara manual terhadap beberapa anatomi pada otak tentu membutuhkan keahlian, memakan banyak waktu, dan berpotensi terjadi adanya keragaman deteksi antar ahli (Bhanu Prakash *et al.*, 2006). Oleh karena itu, adanya pengembangan terhadap aplikasi *neuroimaging* yang mampu melakukan deteksi otomatis pada anatomi perlu dilakukan untuk mempermudah proses bedah saraf stereotaktik.

Sebelumnya, berbagai metode telah dikembangkan terkait deteksi otomatis AC dan PC. Zhang dkk (Zhang *et al.*, 2010) melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan menggunakan pendekatan anatomi dan radiologi. Proses deteksi dilakukan dengan melakukan identifikasi terhadap hubungan antara AC dan PC dengan corpus callosum (CC), fornix (Fo), brainstream (BS), ketiga ventrikel (V3), dan aqueduct (Aq) pada *mid-sagittal* MRI otak. Meski disebutkan bahwa metode yang diusulkan tergolong cepat dan akurat, namun hanya dapat diterapkan pada T2-W MRI dengan ukuran matriks 320 x 248 piksel. Penelitian lain terkait deteksi otomatis AC dan PC dilakukan oleh Ardekani dan Bachman (Ardekani and Bachman, 2009). Algoritma yang diusulkan pada penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis model sehingga tidak membutuhkan segmentasi terhadap corpus callosum, tidak bergantung pada keragaman kontras, dan dapat diterapkan pada T1-W maupun T2-W MRI. Namun berdasarkan hasil pengujian, disebutkan bahwa nilai error pada T2-W cenderung lebih besar dikarenakan data *training* yang digunakan hanya menggunakan data T1-W MRI. Dengan begitu, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode yang diusulkan sangat bergantung pada data *training*. Sehingga dibutuhkan dataset yang cukup besar dengan variasi yang beragam untuk mendapatkan model *training* yang maksimal. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh (Liu and Dawant, 2015) yang melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan menggunakan *random forest regression*. Meskipun algoritma yang diusulkan mampu memberikan nilai error yang rendah, namun disebutkan nahwa seluruh dataset yang digunakan adalah T1-W MRI dengan pose yang serupa, perbedaan orientasi serta perbedaan posisi yang rendah. Proses taining juga perlu dilakukan.

Ukuran AC dan PC yang kecil, intensitas piksel dan struktur anatomi yang bervariasi, serta struktur anatomi sekeliling AC dan PC yang cenderung mirip

membuat deteksi AC dan PC cukup sulit untuk dilakukan. Keragaman jenis MRI juga menyebabkan mayoritas metode yang telah dikembangkan sebelumnya kurang handal diterapkan pada berbagai varietas data MRI, seperti hanya dapat diterapkan pada salah satu jenis MRI (T1-W atau T2-W), hanya kompatibel pada data dengan ukuran matriks yang sama, dan memerlukan proses *training* yang memakan waktu.

Penelitian ini mengajukan sebuah strategi yang mengkombinasikan pendekatan *multilevel thresholding* dan hubungan struktur morfologi untuk melakukan deteksi otomatis anterior commissure (AC) dan posterior commissure (PC) pada *mid-sagittal* MRI otak. Tahapan utama yang dilakukan dalam penelitian ini terdiri dari 4 tahap antara lain: *preprocessing*, seleksi klaster dengan menggunakan Otsu *multilevel thresholding*, segmentasi, serta deteksi AC dan PC. Ciri-ciri morfologi terhadap beberapa anatomi seperti luas, tinggi, lebar, titik pusat, dan hubungan morfologi antara satu anatomi dengan anatomi lainnya terlebih dahulu telah dilakukan eksperimen yang kemudian digunakan sebagai aturan dalam melakukan segmentasi. Proses segmentasi sendiri dilakukan terhadap beberapa anatomi yakni corpus callosum, fornix, dan colliculus. Metode yang diusulkan telah mampu melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan algoritma yang tidak kompleks, tidak membutuhkan proses *training* yang memakan waktu, dapat diterapkan pada beragam modalitas MRI yakni T1-W dan T2-W, serta handal terhadap berbagai ukuran matriks.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang diangkat pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana proses segmentasi otomatis corpus callosum, fornix, dan colliculus?
2. Bagaimana proses deteksi otomatis anterior commissure (AC)?
3. Bagaimana proses deteksi otomatis posterior commissure (PC)?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menyusun sebuah strategi dengan mengkombinasikan pendekatan *multilevel thresholding* dan hubungan struktur morfologi untuk deteksi otomatis anterior commissure (AC) dan posterior

commissure (PC) pada *mid-sagittal* MRI otak yang kompatibel pada berbagai jenis MRI.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat membantu pengembangan aplikasi *neuroimaging* yang mampu melakukan otomatisasi terhadap deteksi anatomi pada proses bedah saraf stereotaktik, khususnya penyembuhan penyakit parkinson di Indonesia.

1.5 Kontribusi Penelitian

Mengusulkan sebuah strategi dalam melakukan deteksi otomatis AC dan PC pada *mid-sagittal* MRI otak dengan algoritma yang sederhana, tidak membutuhkan dataset yang beragam untuk proses training, tanpa proses training yang memakan waktu, serta mampu mengeksekusi keberagaman MRI, baik T1-W maupun T2-W dengan ukuran matriks 256 x 256 maupun 512 x 512 piksel, yang tidak dapat ditangani oleh penelitian-penelitian sebelumnya.

1.6 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan antara lain:

1. Dataset yang digunakan adalah data MRI otak dengan jenis T1-W dan T2-W dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel dan 512 x 512 piksel.
2. Proses segmentasi dilakukan pada bidang 2D *mid-sagittal* MRI otak.
3. Data MRI yang digunakan adalah data otak manusia dewasa dengan kondisi sehat tanpa adanya tumor.
4. Proses *alignment* terlebih dahulu diterapkan pada data tertentu.

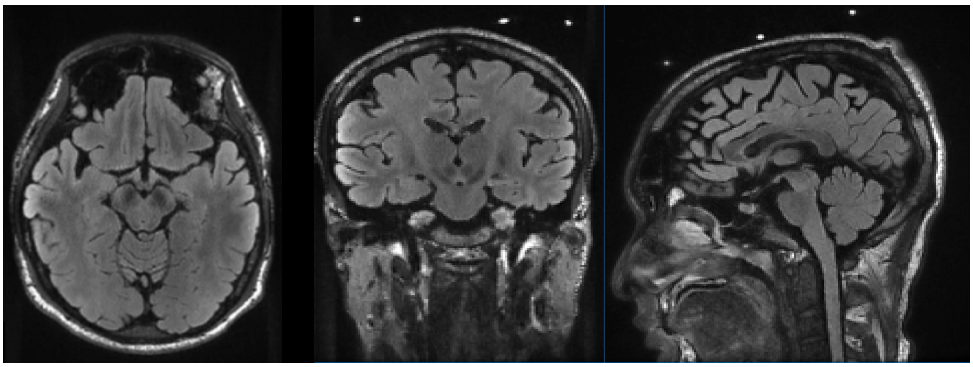
BAB 2
KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai referensi terkait penyelesaian masalah dalam penelitian. Beberapa hal yang dijelaskan pada Bab ini antara lain terkait *magnetic resonance imaging* (MRI), corpus callosum, fornix, colliculus, anterior commissure (AC), posterior commissure (PC), metode yang digunakan dalam proses segmentasi, dan beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya.

2.1 Magnetic Resonance Imaging (MRI)

Magnetic Resonance Imaging (MRI) merupakan teknik pencitraan medis yang banyak digunakan untuk menggali informasi terperinci terkait anatomi dan fungsi berbagai organ pada tubuh, baik dalam hal kesehatan maupun penyakit (Vijayalaxmi, Fatahi and Speck, 2015). Pemindaian MRI menggunakan magnet yang besar, gelombang radio, dan komputer untuk membuat sebuah gambar penampang melintang pada organ dan struktur internal. Alat yang digunakan biasanya menyerupai tabung yang besar dengan meja berada di tengah, yang memungkinkan pasien untuk masuk. MRI berbeda dengan Computed Tomography (CT) dan *x-ray* karena tidak menggunakan radiasi yang cenderung berbahaya. Proses pemindaian MRI cocok diterapkan pada bagian tubuh yang tidak terdapat tulang. Otak, sum sum tulang belakang, dan saraf terlihat jauh lebih jelas pada pemindaian MRI dibandingkan dengan CT.

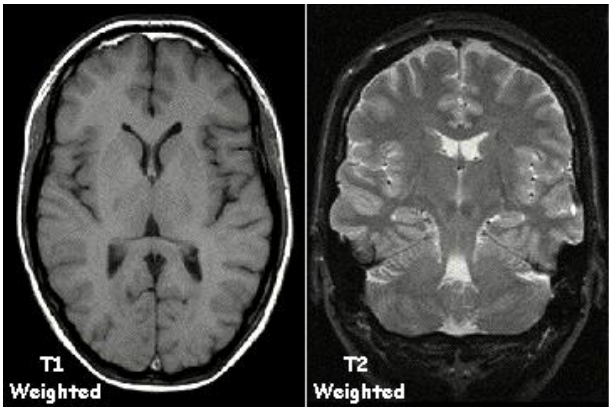
Pada otak, proses perencanaan bedah dan pada perkembangannya digunakan navigasi bedah, membutuhkan peta struktural spesifik tiga dimensi pasien dengan resolusi tinggi. Peta seperti ini biasanya dibuat sebelum operasi dan dilakukan dengan menggunakan pemindaian MRI (Kathiravan, 2013). Pencitraan pada otak dapat dilakukan dalam berbagai modalitas, seperti T1-W yang biasa digunakan dalam visualisasi anatomi normal, T2-W untuk memvisualisasikan patologi, Diffusion-Weighted Images (DWI) yang memanfaatkan difusi air untuk menghasilkan kontras pada gambar, dan Fluid Attenuation Inversion Recovery (FLAIR) untuk mengevaluasi *white matter*.



(a) (b) (c)

Gambar 2.1 Hasil pemindaian MRI otak: (a) sisi axial, (b) sisi coronal, dan (c) sisi sagittal.

Hasil pemindaian MRI otak dilihat dari tiga dimensional antara lain axial, sagittal, dan coronal ditunjukkan pada Gambar 2.1. Gambar MRI T1-W dihasilkan dengan menggunakan waktu echo time (TE) dan repetition time (TR) yang singkat. Hasil pemindaian ini berfungsi untuk mengakses cerebral cortex, mengidentifikasi jaringan lemak, dan secara umum untuk mendapatkan informasi morfologi. Sebaliknya, gambar T2-W dihasilkan dengan waktu TE dan TR yang lebih lama. T2-W berguna untuk mendeteksi edema dan peradangan, menampilkan lesi *white matter*, dan menilai anatomi zonal pada prostat dan uterus. Secara garis besar, T1-W dan T2-W dapat dengan mudah dibedakan dengan melihat bagian CSF. CSF terlihat gelap pada hasil pemindaian T1-W dan terlihat cerah pada hasil pemindaian T2-W. Hasil pemindaian T1-W dan T2-W dapat dilihat pada Gambar 2.2.

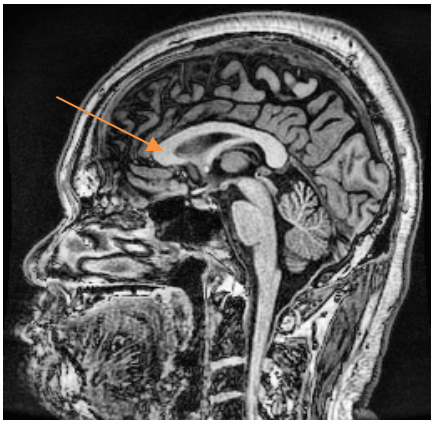


Gambar 2.2 Hasil pemindaian MRI T1-W dan T2-W (Heggie, Liddell & Maher, 2000).

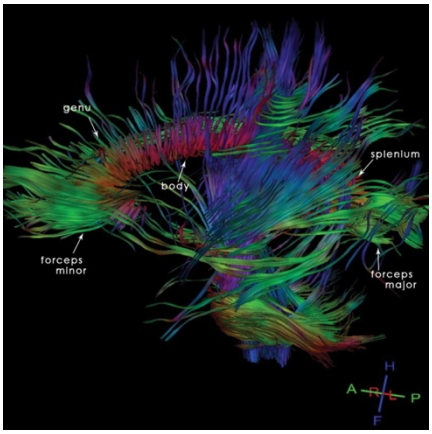
Beberapa kelebihan penggunaan pemindaian MRI diantaranya adalah tidak menggunakan radiasi sehingga aman dilakukan pada anak maupun ibu mengandung, *non-invasive* atau tindakan medis tanpa memasukkan alat ke dalam tubuh sehingga tidak menyebabkan kerusakan kulit atau rongga tubuh, menghasilkan gambar multiplanar (axial, coronal, sagittal) yang tidak mungkin dilakukan menggunakan CT atau radiografi, belum ada efek samping serius yang ditunjukkan, dan mudah untuk dilakukan manipulasi data. Di samping kelebihan yang dimiliki, MRI memiliki beberapa kelemahan seperti dibutuhkan biaya yang cukup tinggi, kemungkinan munculnya rasa takut pada pasien dikarenakan berada dalam ruangan magnet tertutup dalam waktu yang cukup lama, pemindaian MRI menghasilkan suara yang cukup berisik, dan lain sebagainya (Katti, Arshiya Ara and Shireen, 2011).

2.2 Corpus callosum

Corpus callosum terletak di pusat otak manusia, membentuk sebuah gumpalan *white matter* terbesar di otak yang menghubungkan kedua belahan otak. Oleh karenanya, corpus callosum memiliki peranan penting dalam pertukaran informasi antara otak kanan dan otak kiri (Fitsiori *et al.*, 2011). Mayoritas studi anatomi manusia menggunakan data Magnetic Resonance Imaging (MRI) pada penampang melintang *mid-sagittal* untuk melihat hubungan antara struktur anatomi dan fungsional dari corpus callosum (Mooshagian, 2008). Corpus callosum pada mid-sagittal data MRI dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Corpus callosum pada *mid-sagittal* MRI.



Gambar 2.4 Anatomi corpus callosum pada sisi sagittal (Fitsiori et al., 2011).

Corpus callosum dibagi menjadi empat bagian, yaitu rostrum, genu, body/trunk, dan splenium. Rostrum menghubungkan permukaan orbital pada frontal lobes. Genu merupakan tikungan pada anterior corpus callosum, body/trunk membentuk bagian tengah yang panjang yang serat-seratnya melewati corona radiata untuk mencapai permukaan hemisfer. Splenium mengecil pada bagian posterior, bersama dengan forceps memproyeksikan serat dari splenium untuk menghubungkan dua occipital lobes. Secara garis besar, anatomi pada corpus callosum ditunjukkan pada Gamabar 2.4. Fungsi utama dari corpus callosum adalah membantu komunikasi antara dua belahan otak. Rostum dan genu menghubungkan frontal lobes pada otak kanan dan otak kiri. Trunk dan splenium menghubungkan temporal lobes dan occipital lobes pada kedua belahan. Dengan cara seperti ini, bidang-bidang yang serupa saling berhubungan dan berkomunikasi sedemikian rupa sehingga terjadi harmonisasi terhadap fungsi-fungsi yang dimiliki.

2.3 Fornix

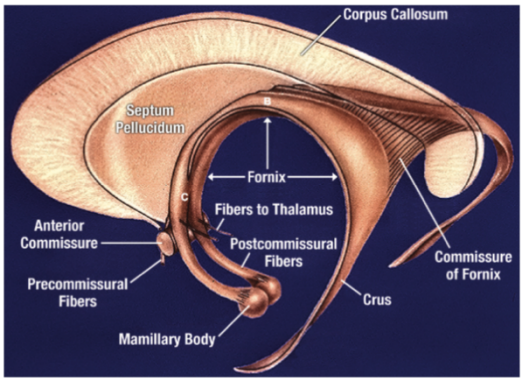
Fornix merupakan saluran keluar utama *white matter* dari hippocampus, dan segala kerusakan maupun gangguan pada fornix akan berpengaruh terhadap memori (Raslau *et al.*, 2015). Fornix membentuk huruf ‘C’ yang memproyeksikan hippocampus posterior ke daerah septum dan hipotalamus (Douet and Chang, 2015). Gambar T1-W seperti pada Gambar 2.5 menunjukkan konfigurasi fornix (ditunjukkan dengan panah kuning) berada pada margin atas velum interpositum

(VI), terletak antara lateral (LV) dan ketiga ventrikel (LV). Fornix melekat pada septum pellucidum yang melekat pada bagian dalam permukaan corpus callousum (CC). Fornix bercabang dua pada anterior commissure (ditunjukkan sengan panah merah), dengan serat postcommissural yang memproyeksikan ke tubuh mammillary (ditunjukkan dengan panah hijau).

Fornix terdiri dari tubuh, bagian posterior yang disebut crura (tunggal: crus) atau 'kaki', yang kemudian memanjang ke bagian posterior sebagai alveus sampai menuju fimbria pada hippocampus. Fornix juga memiliki bagian anterior, dimana posterior merupakan ekstensi anterior pada tubuh fornix. Bagian anterior pada fornix disebut juga sebagai kolom fornix. Tubuh fornix membelah pada level anterior commissure ke bagian kanan dan kiri yang disebut dengan kolom fornix (precommissural fornix dan postcommissural fornix). Masing-masing kolom berbelok ke bawah tepat di depan interventricular foramen monro dan melewati hipotalamus untuk mencapai tubuh mammillary.

Precommissural fornix adalah serat yang turun pada bagian depan anterior commissure, sedangkan postcommissural fornix berada pada bagian belakang anterior commissure. Beberapa serat lainnya pada fornix melewati bagian atas splenium pada corpus callosum untuk mencapai bagian atas struktur corpus callosum. Serat-serat tersebut membentuk dorsal fornix. Selain itu, bagian kanan dan kiri crura pada fornix saling berkomunikasi antara satu dengan yang lain melewati bagian garis tengah dengan serat yang disebut commissures fornix.

Gambar 2.5 Fornix pada *mid-sagittal* MRI (Raslau *et al.*, 2015).



Gambar 2.6 Struktur anatomi pada fornix (Raslau et al., 2015).

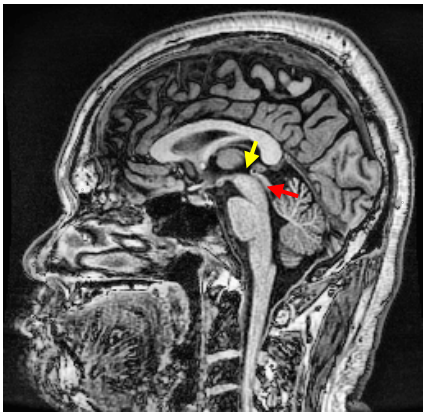
Beberapa data klinis dan eksperimen telah menunjukkan fungsional dari serat fornikal. Sisi kiri fornix membawa informasi memori verbal, sedangkan bagian kanan fornix membawa memori visuospatial. Medial fornix memproses sinyal exteroceptive dan berperan dalam mengintegrasikan pengenalan objek dalam konteks spasial, sedangkan lateral aspek pada fornix memproses sinyal interoceptive untuk pembelajaran dan memori dalam hal emosional dan motivasi (Raslau et al., 2015). Secara garis besar, struktur anatomi fornix dilihat dari *mid-sagittal* ditunjukkan pada Gambar 2.6.

2.4 Colliculus

Colliculus pada otak terbagi menjadi dua bagian, yakni superior colliculus dan inferior colliculus. Letak superior dan inferior colliculus pada *mid-sagittal* MRI ditunjukkan pada Gambar 2.7.

2.4.1 Superior colliculus

Superior colliculus merupakan simpul penting dalam jaringan dan menjadi salah satu struktur yang paling banyak dipelajari di otak. Tanggung jawab utama superior colliculus sangat berkaitan dengan perilaku seperti pemilihan target, perhatian, dan pengambilan keputusan (Basso and May, 2017). Pada mamalia, superior colliculus membentuk komponen utama otak tengah. Ini adalah struktur yang berpasangan, dan bersamaan dengan inferior colliculus membentuk corpora quadrigemina. Superior colliculus merupakan struktur yang berlapis dengan jumlah lapisan yang berbeda pada tiap spesies. Lapisan tersebut dapat dibagi lebih luas menjadi superfisial, menengah, dan dalam.

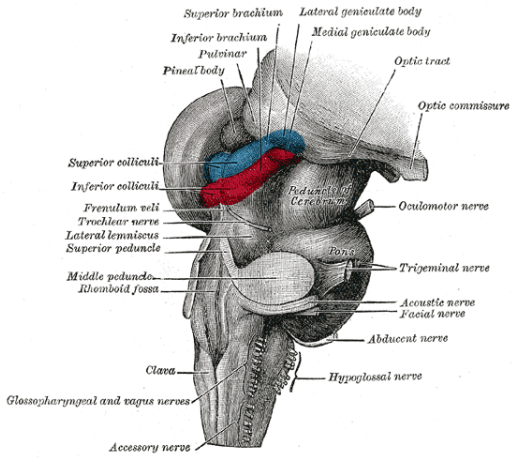


Gambar 2.7 Superior colliculus (ditunjukkan dengan panah kuning) dan inferior colliculus (ditunjukkan dengan panah merah) pada *mid-sagittal* MRI.

Lapisan superfisial menerima input langsung dari retina dan mengandung neuron yang menunjukkan berbagai respon terhadap rangsangan visual, sedangkan neuron pada lapisan menengah dan dalam menunjukkan pola aktivitas yang berkaitan dengan perencanaan dan pelaksanaan gerakan-gerakan yang berorientasi (Krauzlis, Lovejoy and Zénon, 2013). Superior colliculus pada otak tengah ditunjukkan pada Gambar 2.8

2.4.2 Inferior colliculus

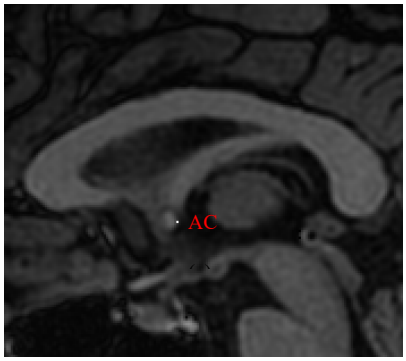
Otak tengah pendengaran atau inferior colliculus (IC) merupakan pusat integrasi kritis dari jalur pendengaran dan dibagi menjadi dua, yakni inti (inti pusat) dan subklasifikasi (inti dorsal dan lateral) (Chen *et al.*, 2018). IC terletak tepat di bawah pusat pemrosesan visual yang disebut sebagai superior colliculus, dan merupakan tempat pertama dimana data orientasi vertikal dari sel fusiform akhirnya dapat disinkronkan dengan data yang berorientasi horizontal. Inferior colliculus pada otak tengah dapat dilihat pada Gambar 2.8. IC atau struktur otak tengah yang besar ini berfungsi sebagai stasiun sinaptik wajib di jalur pendengaran naik dan turun, dan memenuhi beberapa kebutuhan unik sistem auditori. Fungsi terpenting yang dimiliki tentu saja menyatukan representasi suara di dua telinga, yang memungkinkan lokalisasi suara dan perhitungan spasial lainnya, seperti *demasking* dan analisis pendengaran. Selain itu, *inferior colliculus* merupakan target utama bagi input non-pendengaran menuju sistem pendengaran (Malmierca and Young, 2014).



Gambar 2.8 Superior colliculus (ditunjukkan dengan label biru) dan inferior colliculus (ditunjukkan dengan label merah) pada otak tengah (G. Henry., 1918).

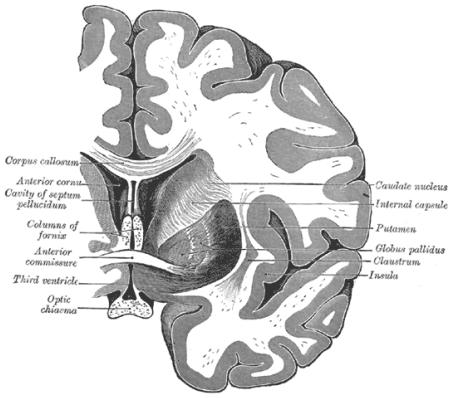
2.5 Anterior commissure (AC)

Belahan otak pada manusia dihubungkan oleh corpus callosum dan anterior commissure, serta oleh posterior dan hippocampal commissures. Jalur terbesar adalah corpus callosum yang bertugas mengirim sebagian besar informasi antar sel. Namun, ketika corpus callosum tidak berfungsi, maka anterior commissure akan mengambil alih peran dengan menyediakan komunikasi antar belahan otak yang komprehensif (Kikinis et al., 2015). Anterior commissure (AC) sendiri merupakan jalur interhemispheric penting yang menghubungkan lobus temporal kontralateral dan daerah orbitofrontal. AC adalah saluran serat yang relatif kecil (diameter 3.3 – 3.5 mm^2) yang terlihat pada MRI struktural pada bidang *mid-sagittal*. Dibandingkan dengan corpus callosum, AC jauh memiliki ukuran yang lebih kecil, yakni kurang lebih hanya 1% dari ukuran corpus callosum (Kikinis et al., 2015). Lokasi anterior commissure pada *mid-sagittal* MRI ditunjukkan pada Gambar 2.9. Anterior commissure berperan dalam merangsang rasa nyeri dan mengandung serat yang penting bagi indera penciuman. Anterior commissure dan posterior commissure bekerja sama untuk menghubungan kedua belahan otak serta menghubungkan amygladae dan lobus temporal yang berkontribusi dalam peran memori, emosi, ucapan, dan pendengaran. Hal ini juga terlibat dalam penciuman, naluri, dan perilaku seksual.

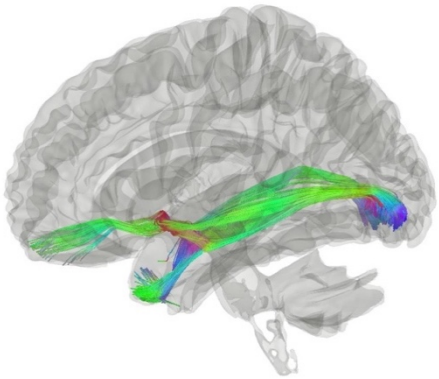


Gambar 2.9 Letak anterior commissure pada *mid-sagittal* MRI (titik putih), terletak pada titik pertemuan antara corpus callosum dan fornix.

Anterior commissure pada bidang koronal *mid-sagittal* otak ditunjukkan pada Gambar 2.10, sedangkan traktografi anterior commissure ditunjukkan pada Gambar 2.11.



Gambar 2.10 Anterior commissure pada bidang koronal *mid-sagittal* otak (G. Henry., 1918)



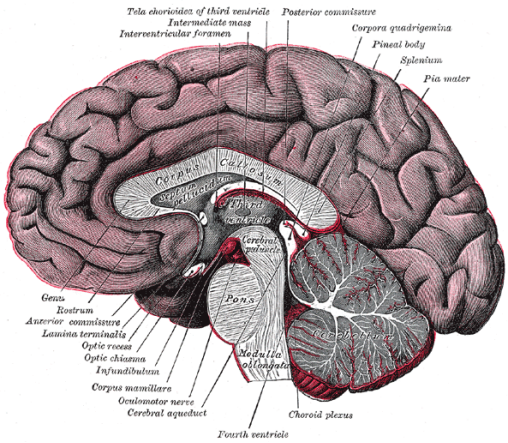
Gambar 2.11 Traktografi dari anterior commissure (Yeh *et al.*, 2018)

2.6 Posterior commissure (PC)

Posterior commissure (PC) terletak pada inferior pineal lamina dan menjadi salah satu serat komisural pada otak yang memiliki peranan penting dalam refleks cahaya pupil. Posterior commissure telah terdeteksi dan terdefinisikan awal pada embrio manusia, namun hubungan antar strukturnya (kecuali nucleus pada darkschewitsch) belum diketahui. Beberapa serat dipercaya berasal dari bagian posterior pada thalamus, dan dari superior colliculus dilanjutkan menuju medial longitudinal fasciculus. Serat dari thalamic, pretectal, tectal, superior colliculus, dan habenular diketahui terhubung dengan posterior commissure, namun belum pernah ditunjukkan secara anatomi (Ozdemir, 2015). Letak posterior commissure pada *mid-sagittal* otak manusia ditunjukkan pada Gambar 2.12.

2.7 Otsu *multilevel thresholding*

Pada visi komputer dan pemrosesan gambar, metode Otsu biasa digunakan untuk *image thresholding*, atau secara sederhana adalah menentukan nilai intensitas *threshold* untuk memecah gambar menjadi dua kelas, yakni *background* dan *foreground*. Penentuan nilai *threshold* dilakukan dengan meminimalkan nilai *intra-class* (varian yang ada dalam kelas) dan memaksimalkan nilai *inter-class* (varian antar kelas). Pada perkembangannya, metode Otsu telah dikembangkan menjadi Otsu *multilevel thresholding* (Smith *et al.*, 1979).



Gambar 2.12 Letak posterior commissure pada *mid-sagittal* otak manusia (G. Henry., 1918)

Misal piksel-piksel pada suatu gambar direpresentasikan dalam L *gray levels* [1, 2, …, *L*], maka jumlah piksel pada level *i* dinotasikan dengan n_i dan total keseluruhan piksel dinotasikan dengan $N = n_1 + n_2 + \ldots + n_L$. Nilai probabilitas pada setiap *gray level* p_i ditunjukkan pada Persamaan 2.1.

$$p_i = \frac{n_i}{N}, \quad p_i \geq 0, \sum_{i=1}^{L} p_i = 1 \tag{2.1}$$

Misalkan suatu gambar ingin dipecah menjadi dua kelas, yakni objek (C_0) dan *background* (C_1) dengan menggunakan nilai *threshold* pada level *k*, maka C_0 terdiri dari piksel dengan level [1, …, *k*] dan C_1 beranggotakan piksel dengan level [*k*+1, …, *L*]. Nilai probabilitas kemunculan pada kelas objek (ω_0) dan *background* (ω_1) secara berturut ditunjukkan pada Persamaan 2.2 dan Persamaan 2.3.

$$\omega_0 = \omega(k) = \sum_{i=1}^{k} p_i \tag{2.2}$$

$$\omega_1 = 1 - \omega(k) = \sum_{i=k+1}^{L} p_i \tag{2.3}$$

Nilai *mean level* pada kelas objek (μ_0) dan *background* (μ_1) ditunjukkan pada Persamaan 2.4 dan Persamaan 2.5.

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^{k} \frac{ip_i}{\omega_0} = \frac{\mu(k)}{\omega(k)} \tag{2.4}$$

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^{L} \frac{ip_i}{\omega_1} = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)} \tag{2.5}$$

Variabel $\mu(k)$ merupakan momen kumulatif pada histogram hingga level ke-*k* dan μ_T merupakan total *mean level* pada suatu gambar, ditunjukkan secara berturut-turut pada Persamaan 2.6 dan Persamaan 2.7.

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^{k} ip_i \tag{2.6}$$

$$\mu_T = \mu(L) = \sum_{i=1}^{L} ip_i \tag{2.7}$$

Nilai varian pada masing-masing kelas dapat dihitung dengan Persamaan 2.8 dan Persamaan 2.9, dengan σ_0^2 adalah varian kelas objek dan σ_1^2 adalah varian kelas *background*.

$$\sigma_o^2 = \sum_{i=1}^{k} \frac{(i - \mu_o)^2 p_i}{\omega_0} \tag{2.8}$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^{L} \frac{(i - \mu_1)^2 p_i}{\omega_1} \tag{2.9}$$

Untuk mendapatkan nilai *threshold* paling maksimal pada level *k*, terdapat beberapa perhitungan analisis diskriminan seperti pada Persamaan 2.10.

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_w^2} \qquad k = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_w^2} \qquad \eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \tag{2.10}$$

Variable σ_w^2 adalah varian dalam kelas dan σ_B^2 adalah varian antar kelas. Nilai *threshold* yang maksimal didapatkan dengan meminimalkan nilai σ_w^2 dan memaksimalkan nilai σ_B^2. Persamaan untuk varian dalam kelas dan varian antar kelas secara berturut ditunjukkan pada Persamaan 2.11 dan Persamaan 2.12.

$$\sigma_w^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2 \tag{2.11}$$

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \\ &= \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \end{aligned} \tag{2.12}$$

Pada Otsu, nilai perhitungan analisis diskriminan yang digunakan untuk menentukan nilai *threshold* optimal adalah η. Dengan begitu, nilai optimal threshold k^* adalah k dengan nilai η paling maksimal. Jika dilihat berdasarkan persamaan 11, maka nilai k optimal didapat dengan memaksimalkan nilai σ_B^2.

Secara sederhana, nilai σ_B^2 untuk tiap level k dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.13,

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \tag{2.13}$$

sehingga nilai k^*optimal ditunjukkan pada Persamaan 2.14.

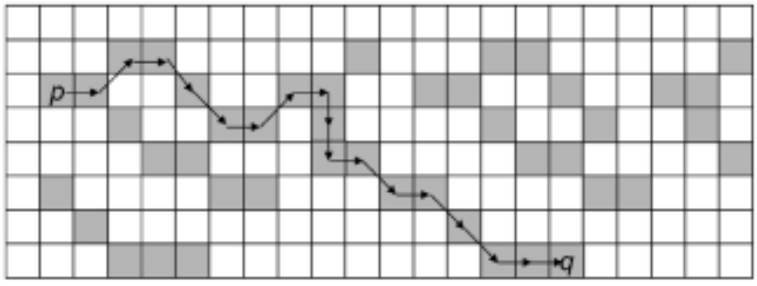
$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{1 \le k \le L} \sigma_B^2(k) \tag{2.14}$$

Pada perkembangan permasalahan *multilevel thresholding*, penentuan nilai *threshold* optimal berhubungan dengan penentuan kriteria diskriminan. Misalkan pada suatu kasus, suatu gambar ingin dipecah menjadi tiga kelas. Maka dibutuhkan dua nilai *threshold* optimal k_1 dan k_2 dengan $1 \le k_1 < k_2 < L$ untuk memecah gambar menjadi kelas C_0 untuk $[1, \dots, k_1]$, C_1 untuk $[k_1 + 1, \dots, k_2]$, dan C_2 untuk $[k_2 + 1, \dots, L]$. Nilai σ_B^2 dihitung berdasarkan variabel k_1 dan k_2 dan nilai set optimal untuk k_1^* dan k_2^* dipilih dengan memaksimalkan nilai σ_B^2 seperti ditunjukkan pada Persamaan 2.15.

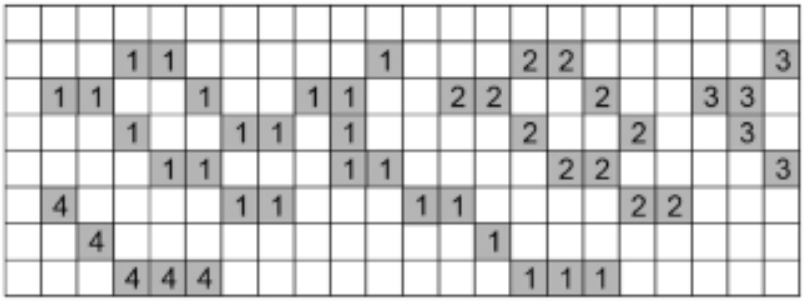
$$\sigma_B^2(k_1^*, k_2^*) = \max_{1 \le k_1 < k_2 \le L} \sigma_B^2(k_1, k_2) \tag{2.15}$$

2.8 *Connected component*

Pada suatu citra biner dengan ukuran $M \times N$, piksel pada koordinat (x, y) dilambangkan sebagai $b(x, y)$. Untuk setiap piksel $b(x, y)$, empat piksel $b(x - 1, y)$, $b(x, y - 1)$, $b(x + 1, y)$, dan $b(x, y + 1)$ disebut sebagai 4-*neighbors.* Bersama dengan empat piksel lain, yaitu $b(x - 1, y - 1)$, $b(x + 1, y - 1)$, $b(x - 1, y + 1)$, dan $b(x + 1, y + 1)$ disebut sebagai 8-*neighbors.*



Gambar 2.13 Piksel Objek 8-*connected* (He *et al.*, 2017)



Gambar 2.14 Label *connected component* (He *et al.*, 2017)

Dua objek piksel p dan q dinyatakan terkoneksi (8-*connected* atau 4-*connected*) jika terdapat jalur yang terdiri dari piksel-piksel $a_1, a_2, \dots, a_n$ dimana $a_1 = p$ dan $a_n = q$, dan untuk semua piksel yang dilewati oleh jalur merupakan 8-*neighbor* atau 4-*neighbor* antara satu dengan yang lain. Sebuah komponen yang terkoneksi (8-*connected* atau 4-*connected*) pada citra biner disebut juga sebagai sebuah objek. Gambar 2.13 merupakan contoh dari 8-*connected component* yang terdeteksi.

Untuk membedakan objek yang berbeda dalam citra biner, pelabelan *connected component* merupakan operasi yang sangat diperlukan, yang terdiri dalam menetapkan label unik untuk semua piksel dari setiap objek dalam citra. Setelah pelabelan, citra biner akan ditransfer ke citra berlabel. Sebagai contoh, Gambar 2.14 adalah citra berlabel dari citra yang ditunjukkan pada Gambar 2.13. Dengan pelabelan komponen terhubung, kita dapat mengekstrak setiap objek dalam citra (berlabel) sesuai labelnya, kemudian dapat dilakukan untuk penghitungan fitur bentuknya seperti area, keliling, *centroid*, dan lain-lain (He *et al.*, 2017).

2.9 Penelitian sebelumnya terkait deteksi otomatis AC dan PC

2.9.1 Deteksi otomatis AC dan PC berbasis segmentasi

Penelitian dengan judul *automatic localization of AC and PC landmarks in T2-weighted MR volumetric neuroimages* (Zhang *et al.*, 2010) mengusulkan sebuah metode untuk melakukan identifikasi otomatis terhadap lokasi AC dan PC pada T2-W MRI. Algoritma yang digunakan didasarkan pada sifat anatomi dan radiologi dengan menganalisa hubungan antara AC dan PC dengan corpus callosum (CC), fornix (Fo), brainstem (BS), ketiga ventrikel (V3), dan aqueduct

(Aq). Tahapan utama yang digunakan terbagi menjadi empat, antara lain mengidentifikasi corpus callosum dan memilih *region of interest* (ROI), mengidentifikasi fornix dan menginisialisasi letak AC, melakukan segmentasi terhadap ketiga ventrikel dan meletakkan titik PC, dan menyempurnakan posisi AC dan PC.

Langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan T_{cc} atau nilai *threshold* awal dengan menganalisis histogram dari *mid-sagittal plane* (MSP). Toleransi atas dan bawah dari nilai T_{cc} adalah 20%. Pada setiap nilai range T_{cc} akan dilakukan segmentasi terhadap corpus callosum berdasarkan ciri-ciri yang telah ditentukan sebelumnya. Jika tidak ada corpus callosum yang terdeteksi, maka batas atas T_{cc} akan ditingkatkan. Proses segmentasi kembali dilakukan dan akan terus berulang hingga adanya corpus callosum yang teridentifikasi, atau batas atas T_{cc} telah mencapai nilai akhir yang telah ditentukan. Langkah kedua adalah melakukan identifikasi terhadap fornix dengan ciri-ciri yang telah ditentukan sebelumnya. Tip inferior dari fornix akan diidentifikasi sebagai lokasi AC. Penentuan titik PC dilakukan dengan memilih region dengan titik pusat AC, jari-jari 40 mm, dan rentang sudut -45^o sampai 90^o terhadap sumbu utama corpus callosum. Tahap terakhir adalah menyempurnakan lokasi AC dan PC. Untuk mendeteksi titik akhir AC, dilakukan binarisasi pada ROI AC dan *region growing* pada piksel objek. Titik paling *infero-anterior* pada region terbesar akan dipilih sebagai titik akhir AC. Sedangkan piksel dengan intensitas minimum pada baris PC akan dianggap sebagai titik PC. Jika terdapat piksel lain dengan intensitas yang lebih rendah pada 8-*neighborhoods*, maka piksel tersebut dianggap sebagai titik akhir PC.

Eksperimen dilakukan pada 20 T2-W MRI dengan volume 320 x 248 x 76 dan ukuran voxel adalah 0.72 x 0.72 x 1.5 mm^3. Rata-rata error antara lokasi titik AC dan PC yang dihasilkan oleh sistem dengan *ground truth* adalah 1.50 mm untuk AC dan 1.60 mm untuk PC. Algoritma yang diusulkan cenderung kompleks dengan adanya proses peningkatan Tcc secara berulang untuk mendapatkan nilai *threshold* maksimal, sehingga proses segmentasi dilakukan berulang pada setiap peningkatan nilai *range* Tcc. Hasil rata-rata nilai error cukup tinggi meski hanya diterapkan pada jenis T2-W MRI dengan ukuran matriks yang sama.

2.9.2 Deteksi otomatis AC dan PC berbasis model

Penelitian lain dengan judul *model-based automatic detection of the anterior and posterior commissures on MRI scans* (Ardekani and Bachman, 2009) dilakukan dengan berbasis model. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini bergantung pada informasi dari sejumlah gambar model dengan lokasi titik AC dan PC pada setiap model telah ditentukan. Informasi ini kemudian digunakan untuk menentukan titik *landmarks* pada data *testing* dengan menggunakan *template matching*. Proses deteksi terbagi menjadi dua tahap, yakni tahap *training* dan tahap *testing*. Pada tahap *training*, setiap data *training* terlebih dahulu dicari P_{ai}, P_{pi}, dan P_{mi} atau secara berurutan adalah posisi vektor AC, PC, dan MPJ pada model ke i. Pada keseluruhan dataset, variabel akhir yang dibutuhkan antara lain P_m atau rata-rata vektor MPJ, P_{ma} atau rata-rata jarak vektor antara MPJ dan AC, P_{mp} atau rata-rata jarak *vector* antara MPJ dan PC. Setiap model kemudian dilakukan rotasi sebanyak N sudut dan dicari nilai $T_{aia}, T_{pia},$ dan T_{mia} atau silinder dengan pusat sekitar AC, PC, da MPJ. Pada keseluruhan dataset, variabel akhir yang dibutuhkan antara lain $T_{aa}, T_{pa},$ dan T_{ma} atau secara berurut adalah rata-rata N *template* untuk setiap sudut yang berbeda pada AC, PC, dan MPJ. Berdasarkan 126 volume data *testing* (84 data T1-W dan 42 data T2-W), rata-rata error yang didapat untuk AC dan PC adalah 1.1mm untuk kedua *landmarks*.

Algoritma yang diajukan pada penelitian ini memiliki beberapa kelebihan, seperti tidak bergantung pada hasil segmentasi corpus callosum, tidak bergantung pada *edge enhancement*, tidak bergantung pada berberbagai variasi kontras, dan dapat diterapkan pada data T1-W dan T2-W. Namun disebutkan bahwa nilai error pada data T2-W cenderung lebih besar, salah satu faktor yang mempengaruhi adalah penggunaan data *training* yang tidak langsung menggunakan data T2-W melainkan hanya menggunakan data T1-W MRI. Dengan begitu dapat disimpulkan bahwa metode yang diusulkan sangat bergantung pada data *training*, sehingga untuk mendapatkan model training yang maksimal, dibutuhkan dataset yang cukup besar dengan variasi data yang beragam. Selain itu, proses training juga cenderung kompleks melihat banyaknya informasi yang perlu diambil dari tiap data *training*.

2.9.3 Deteksi otomatis AC dan PC dengan *Random Forest Regression*

Penelitian dengan judul *automatic localization of the anterior commissure, posterior commissure, and midsagittal plane in MRI scans using regression forests* (Liu and Dawant, 2015) menggunakan *voxel-level training* berdasarkan *regression forests* untuk menentukan titik *landmarks* dan bidang. Setiap *voxel* akan diekstrak menjadi beberapa fitur yang mendeskripsikan variasi konteks tekstur pada skala yang berbeda. Proses ekstraksi dilakukan secara berulang sebanyak 2000 kali untuk mendapatkan set fitur $\{f^m\}_{m=1}^{M}$. Setiap *voxel* akan dikaitkan dengan nilai probabilitas p untuk menjadi AC, PC, atau MSP. Misalkan diberikan sejumlah pasangan data training $\{\overrightarrow{f_n},\ p_n\}_{n=1}^{N}$, *random forests* bertujuan untuk mempelajari pemetaan *non-linier* dari fitur $\{\vec{f}\}$ ke nilai probabilitas $\{p\}$. Fitur f^m dan nilai *threshold* t terbaik akan dicari untuk memecah data. Pada *regression forest* dalam penelitian ini, digunakan 20 *regression trees* untuk membangun *forest*. Subset dari 500 fitur dipilih secara acak untuk memperkirakan nilai *threshold*. *Tree* akan berhenti tumbuh jika jumlah sampel yang tiba pada simpul daun kurang dari lima atau jika ambang batas terbaik sudah tidak dapat ditemukan lagi.

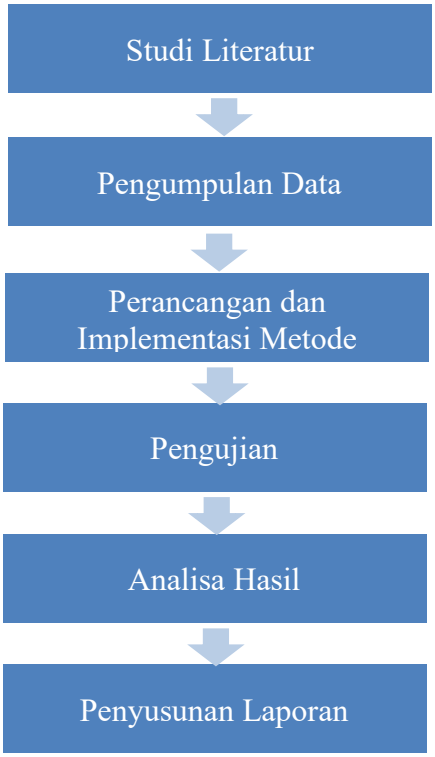
Pengujian dilakukan pada 100 data T1-W MRI dengan ukuran volume 256 x256 x179 *voxels* dan 1 mm pada setiap arah. Berdasarkan pengujian, nilai *error* untuk AC adalah 0.84 mm dan untuk PC adalah 0.83 mm dengan rata-rata nilai jarak untuk MSP adalah 1.22 ± 0.73 voxels. Meski metode yang diusulkan mampu melakukan deteksi AC dan PC dengan nilai error yang rendah, namun dalam paper disebutkan bahwa data yang digunakan adalah data MRI dengan pose yang serupa dan perbedaan orientasi serta posisi yang rendah. Metode yang diusulkan cenderung kompleks karena membutuhkan perulangan dan fitur yang cukup besar. Disebutkan bahwa fitur yang digunakan sebanyak 500 fitur dengan jumlah perulangan sebanyak 2000 untuk mendapatkan set fiturnya. Metode ini juga menggunakan proses *training* sehingga membutuhkan dataset yang cukup dengan modalitas yang beragam. Selain itu, pengujian hanya diterapkan pada data T1-W MRI.

[halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 3
METODE PENELITIAN

3.1 Metodologi penelitian

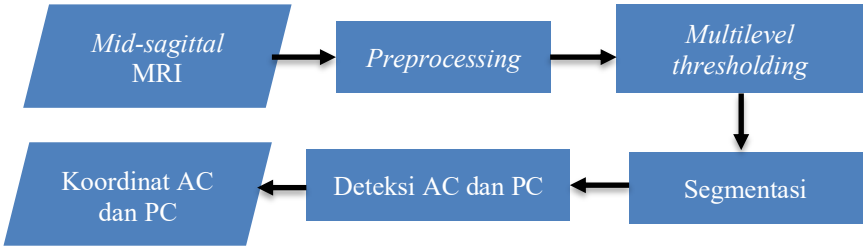
Pada bab ini akan dijelaskan alur metodologi yang digunakan pada penelitian. Metodologi yang dilakukan terdiri dari studi literatur, pengumpulan data, perancangan metode yang diajukan, implementasi, pengujian, analisa hasil, dan terakhir merupakan penyusunan laporan. Tahap pertama yang dilakukan adalah pengkajian literatur sesuai dengan topik yang diajukan. Literatur yang dibahas antara lain terkait *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), corpus callosum, fornix, colliculus, anterior commissure (AC), posterior commissure (PC), Otsu *multilevel thresholding*, *connected component*, dan penelitian sebelumnya terkait deteksi otomatis AC dan PC. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data MRI otak pada pasien dewasa normal tanpa adanya tumor. Data didapat dari pasien bedah saraf stereotaktik penyakit parkinson pada National Hospital dan Rumah Sakit Dr. Soetomo Surabaya. Pada beberapa data MRI, *alignment* perlu dilakukan sebelum dilakukan pengujian. Perancangan dan implementasi metode dilakukan berdasarkan permasalahan pada penelitian sebelumnya yang belum terpecahkan. Implementasi dilakukan dengan menuangkan strategi yang dirancang menjadi baris-baris kode sehingga membentuk sebuah sistem yang dapat melakukan deteksi otomatis terhadap AC dan PC. Setelah implementasi telah dilakukan, proses selanjutnya adalah evaluasi terhadap sistem yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil keluaran sistem dengan *ground truth*. *Ground truth* yang digunakan dibuat berdasarkan arahan dokter. Hasil dari evaluasi akan dianalisis untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan dari sistem yang dibangun yang kemudian menghasilkan sebuah kesimpulan dari penelitian yang dilakukan. Seluruh rangkaian yang dilakukan akan disusun dalam bentuk laporan. Tahap keseluruhan proses penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Alur Metodologi Penelitian.

3.2 Metode yang diusulkan

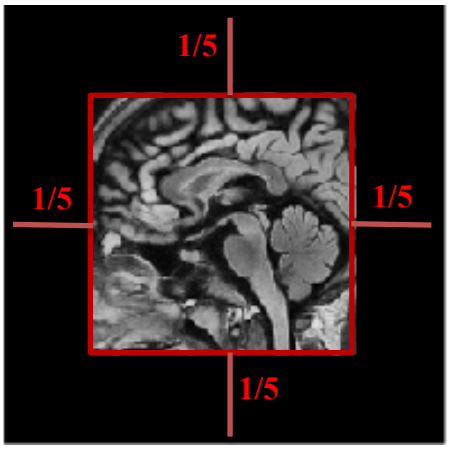
Metode yang diusulkan pada penelitian ini terbagi menjadi 4 tahap utama yaitu *preprocessing*, seleksi klaster dengan Otsu *multilevel thresholding,* segmentasi, dan deteksi AC dan PC. *Preprocessing* dibagi menjadi 2 tahap, yakni *contrast enhancement* dan *cropping*. Seleksi klaster digunakan untuk mengurangi objek pada *mid-sagittal* MRI sehingga memudahkan proses segmentasi pada tahap selanjutnya. Segmentasi sendiri dilakukan terhadap 3 anatomi, yakni corpus callosum, fornix, dan colliculus. Hasil segmentasi ketiga anatomi akan menentukan lokasi AC dan PC. Tahapan utama metode yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 3.2.



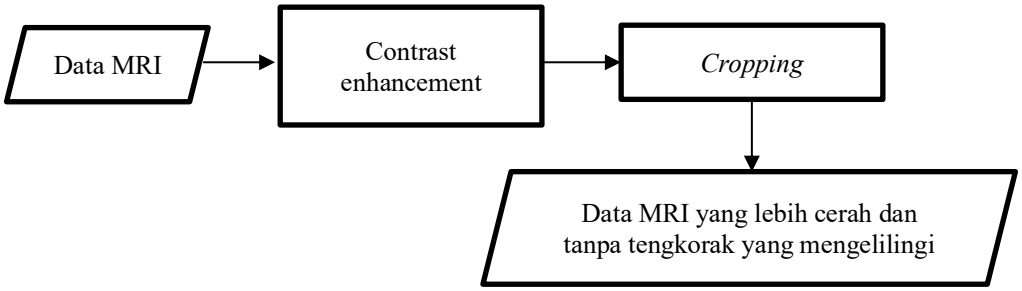
Gambar 3.2 *Flowchart* metode penelitian.

3.2.1 *Preprocessing*

Citra input yang digunakan pada tahap ini merupakan data MRI otak pada *mid-sagittal*. Tahap *preprocessing* sendiri terbagi menjadi dua, yakni *contrast enhancement* dan *cropping*. Input gambar berupa data MRI cenderung memiliki intensitas warna yang gelap sehingga proses deteksi beberapa bagian otak cenderung menjadi rumit. Pemberian kontras akan meningkatkan tingkat kecerahan pada gambar sehingga interval *grayscale* semakin lebar dan memudahkan proses *thresholding*. *Cropping* atau pemotongan gambar dilakukan sebagai proses *skull stripping*. Pada data MRI, otak masih dikelilingi oleh tengkorak dengan nilai piksel yang sangat tinggi mendekati putih dan mengganggu proses *thresholding* yang akan dilakukan pada tahap selanjutnya. *Skull stripping* atau menghilangkan bagian tengkorak yang mengelilingi otak dilakukan dengan memotong bagian atas, bawah, sisi kanan, dan sisi kiri gambar sebesar $\frac{1}{5}$ bagian. Hasil proses *preprocessing* setelah pemberian kontras dan *cropping* ditunjukkan pada Gambar 3.3. Secara garis besar, tahap *preprocessing* ditunjukkan pada Gambar 3.4.



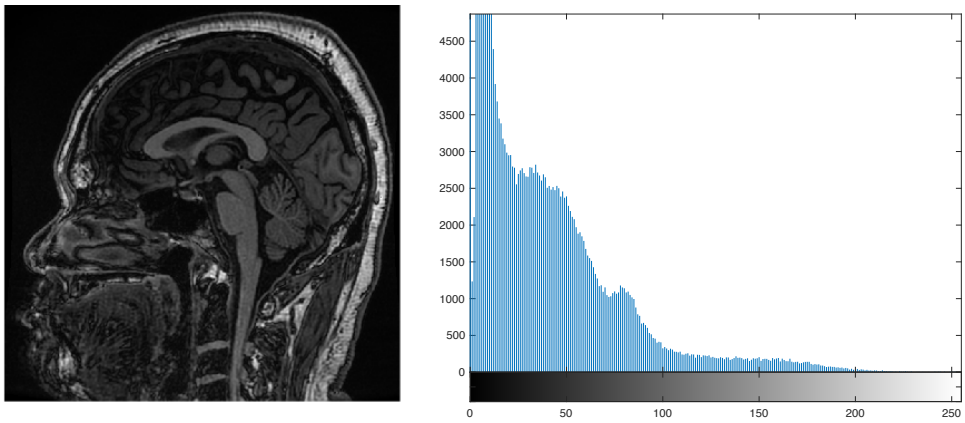
Gambar 3.3 Hasil proses *preprocessing* berupa pemberian kontras dan *cropping*.



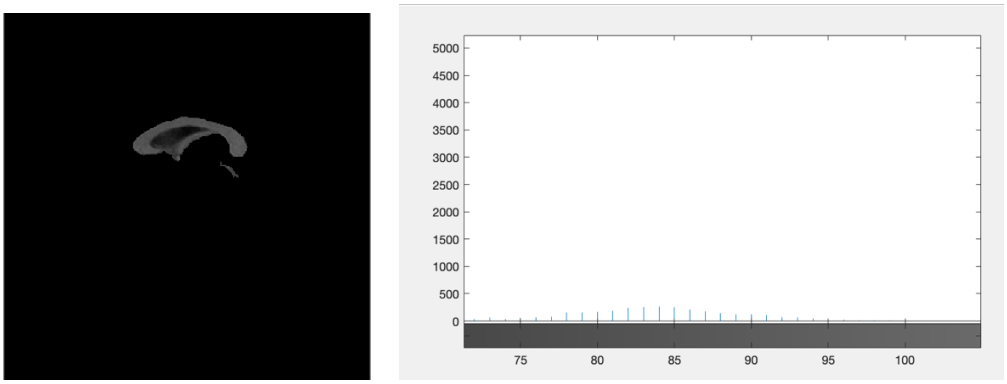
Gambar 3.4 *Flowchart* tahap *preprocessing*.

3.2.2 Seleksi klaster menggunakan Otsu *Multilevel thresholding*

Citra MRI hasil *preprocessing* pada tahap sebelumnya kemudian digunakan pada proses *multilevel thresholding*. *Multilevel thresholding* sendiri merupakan tahap membagi gambar menjadi beberapa klaster. Objek-objek dengan nilai piksel yang saling berdekatan akan berada dalam satu klaster. Tujuan *multilevel thresholding* pada penelitian ini adalah meminimalisir objek pada *mid-sagittal* MRI sehingga memudahkan proses segmentasi pada tahap selanjutnya. Proses segmentasi dilakukan pada *corpus callosum, fornix*, dan *colliculus*. Jika dilihat dari nilai pikselnya, ketiga anatomi cenderung memiliki nilai piksel yang berdekatan dan berbeda dengan anatomi sekitarnya. Perbandingan histogram antara keseluruhan objek pada *mid-sagittal* MRI dengan histogram corpus callosum, fornix, dan colliculus ditunjukkan pada Gambar 3.5 dan Gambar 3.6.



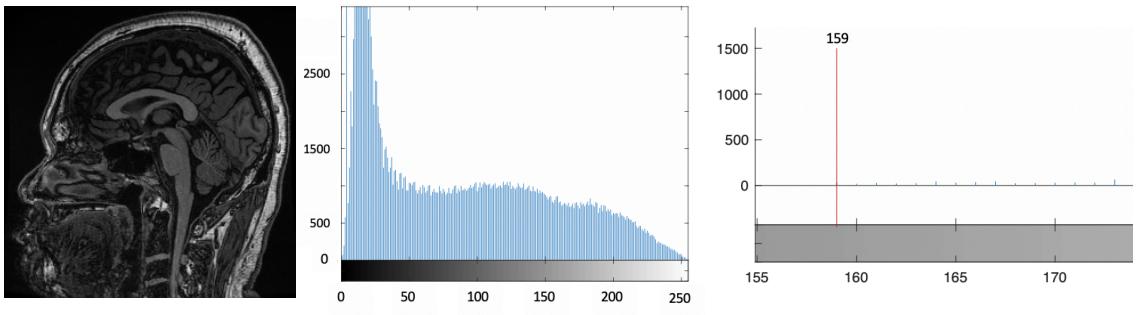
Gambar 3.5 Keseluruahn objek pada *mid-sagittal* MRI dan histogram yang dihasilkan.



Gambar 3.6 *Corpus callosum, fornix*, dan *colliculus* beserta diagram histogram yang dihasilkan.

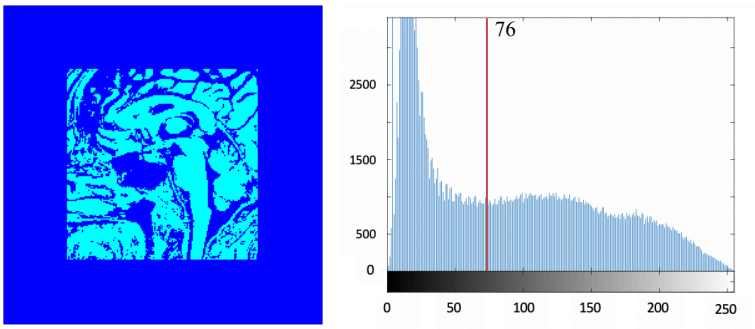
Berdasarkan histogram yang dihasilkan, piksel corpus callosum, fornix, dan colliculus mayoritas berada pada *range* antara 75 – 90. Jika dibandingkan histogram pada Gambar 3.5 dan Gambar 3.6, ketiga anatomi berpeluang berada dalam satu klaster karena memiliki nilai piksel yang berdekatan. Namun, tidak menutup kemungkinan adanya anatomi-anatomi lain yang turut berada dalam 1 klaster dengan ketiga anatomi tersebut. Sehingga, *multilevel thresholding* saja tidak dapat dijadikan acuan dalam proses segmentasi. Dalam penelitian ini, kombinasi pendekatan *multilevel thresholding* dan hubungan struktur morfologi digunakan sebagai satu kesatuan metode dalam proses segmentasi. *Multilevel thresholding* bertujuan untuk membagi anatomi menjadi beberapa klaster dan menyeleksi klaster demi mempermudah proses selanjutnya, sedangkan struktur morfologi digunakan sebagai dasar acuan dalam segmentasi.

Masalah utama pada *multilevel thresholding* adalah berkaitan dengan penentuan ambang optimal dalam rentang *grayscale* [0, L-1] dengan memaksimalkan nilai kriteria diskriminan η. Fungsi varian antar kelas pada Otsu digunakan untuk menentukan nilai *threshold* optimal. Jumlah nilai *threshold* (k) dan jumlah klaster (m) menjadi sebuah parameter yang perlu dipertimbangkan demi mendapatkan hasil *multilevel thresholding* maksimal. Pemecahan sebuah gambar menjadi m=2 dengan nilai k=1 merupakan sebuah permasalahan sederhana dengan hanya mengoptimasi 2 dimensional. Namun semakin besar nilai m, kompleksitas optimasi pun akan meningkat. Pada penelitian ini, dimensi pencarian nilai m dimulai dari m=2 hingga m=6 dengan k=1 hingga $k = 5$. Pemecahan MRI menjadi m klaster dengan k *threshold* paling optimal akan digunakan pada proses pengujian.

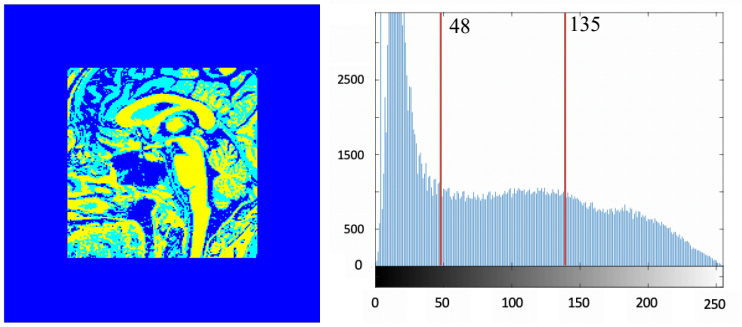


(a) (b)

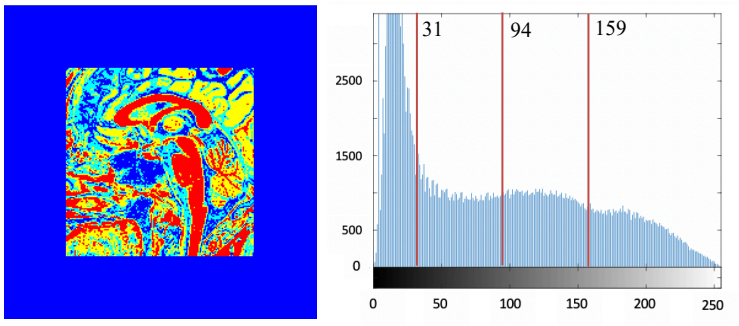
Gambar 3.7 (a) Original *mid-sagittal* MRI dan histogram yang dihasilkan, (b) histogram CC, Fo, dan Co.



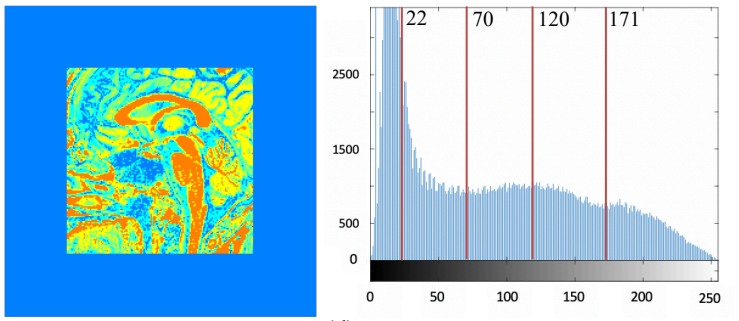
(a)



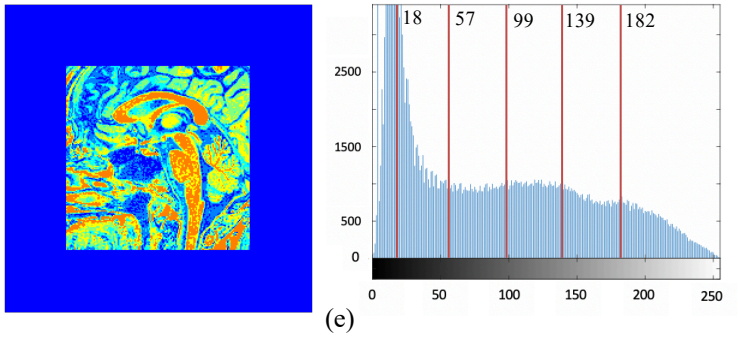
(b)



(c)

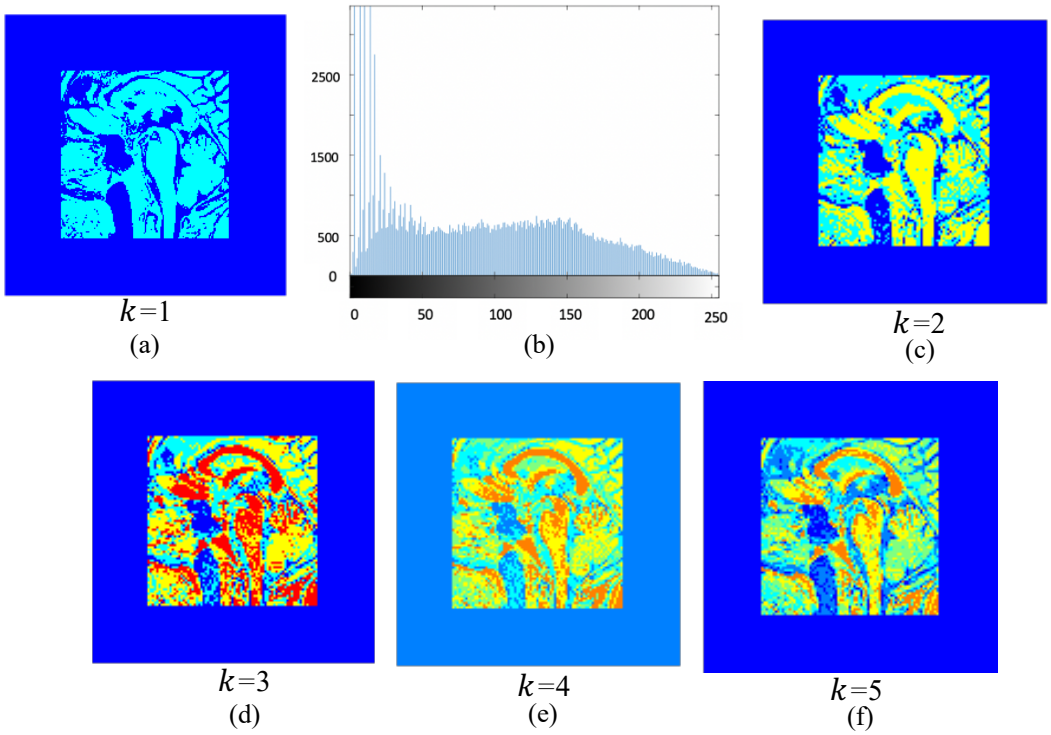


(d)



(e)

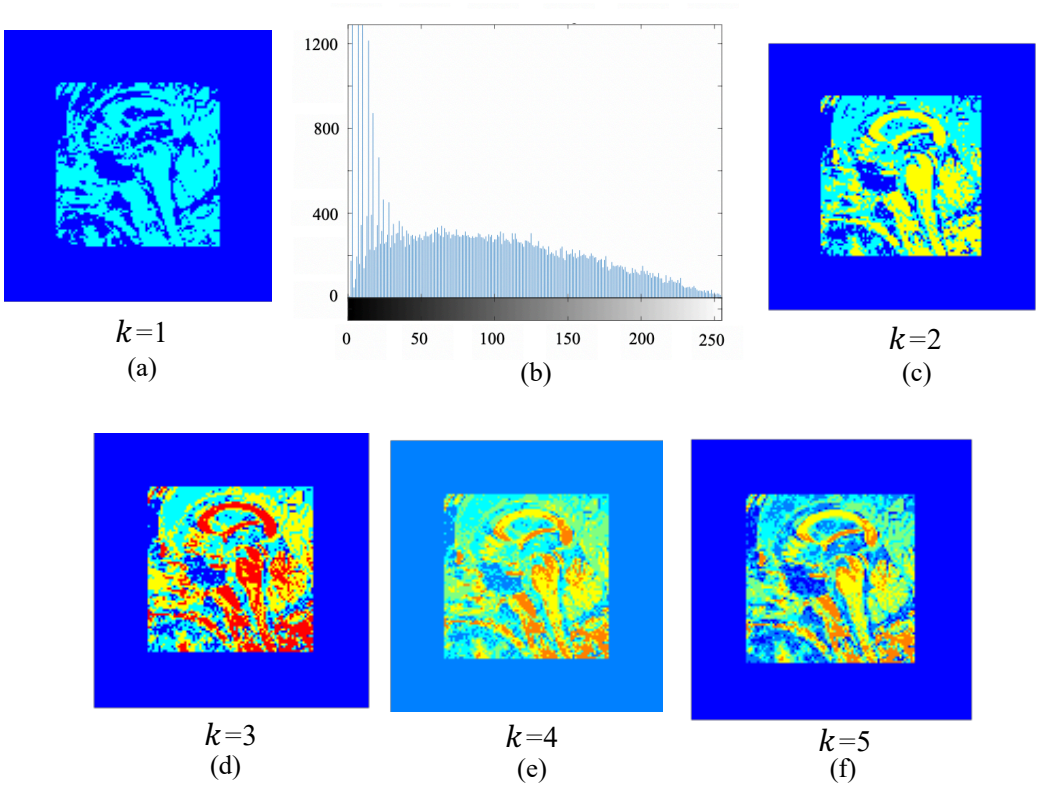
Gambar 3.8 Hasil *multilevel thresholding* dan histogram dengan (a) k=1, (b) k=2, (c) k=3, (d) k=4, dan (e) k=5.



k=1 (a) (b) k=2 (c)

k=3 (d) k=4 (e) k=5 (f)

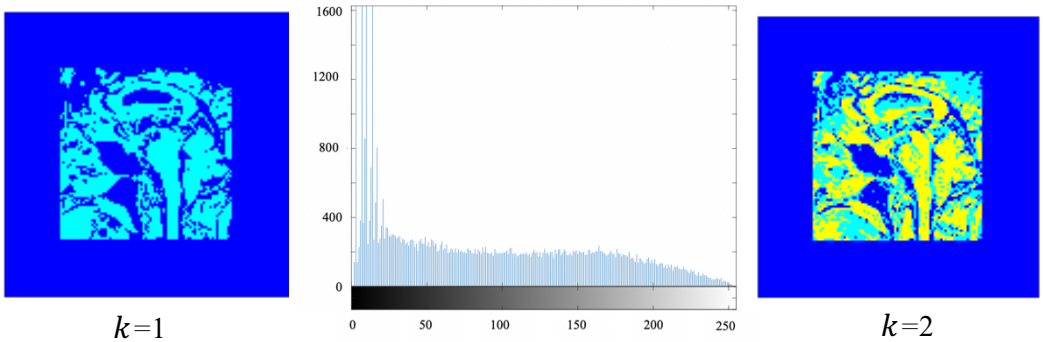
Gambar 3.9 T1-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel.



k=1 (a) (b) k=2 (c)

k=3 (d) k=4 (e) k=5 (f)

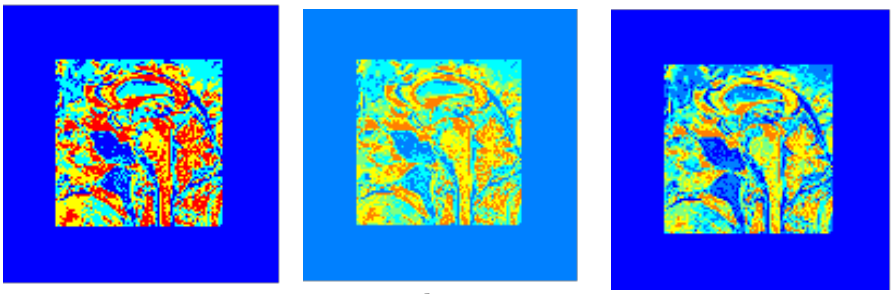
Gambar 3.10 T1-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel.



$k=1$
(a)

(b)

$k=2$
(c)

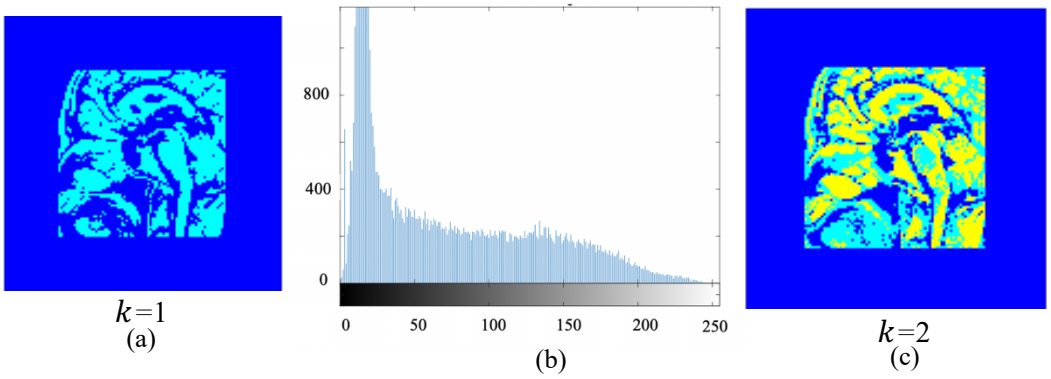


$k=3$
(d)

$k=4$
(e)

$k=5$
(f)

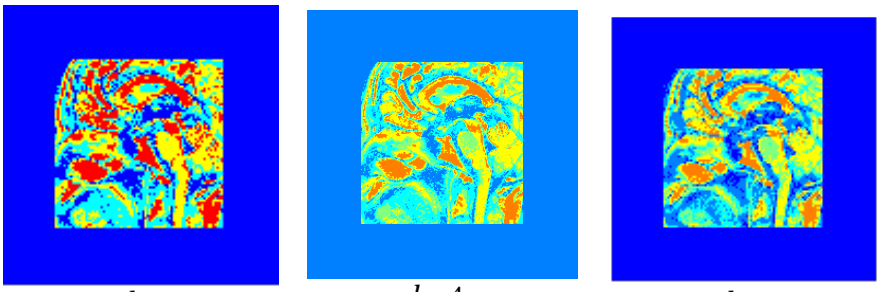
Gambar 3.11 T2-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel.



$k=1$
(a)

(b)

$k=2$
(c)



$k=3$
(d)

$k=4$
(e)

$k=5$
(f)

Gambar 3.12 T2-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel.

Tabel 3.1 Perbandingan hasil *multilevel thresholding* pada beberapa jenis MRI

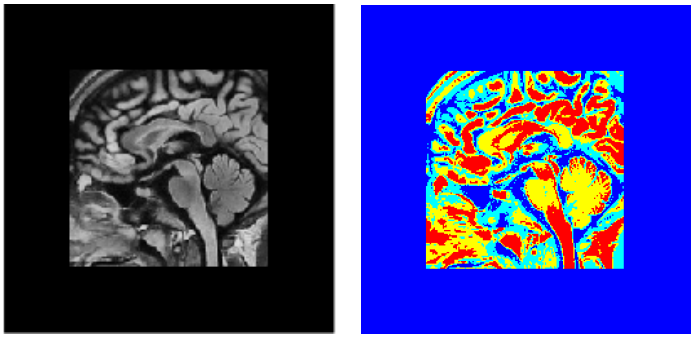
Data	k	Nilai *Threshold*	*Range* piksel CC, Fo, Co	Region CC, Fo, Co	Jumlah Objek
T1-W 512 x 512	1	76	159 – 224	m_2	117
	2	48, 135		m_3	251
	3	31, 94, 159		m_4	278
	4	22, 70, 120, 171		m_4, m_5	588, 238
	5	18, 57, 99, 139, 182		m_5, m_6	685, 213
T1-W 256 X 256	1	76	164 - 235	m_2	52
	2	46, 131		m_3	147
	3	33, 98, 161		m_4	191
	4	24, 75, 125, 174		m_4, m_5	430, 193
	5	21, 64, 108, 147, 188		m_5, m_6	479, 194
T1-W 256 x 256	1	71	153 - 228	m_2	98
	2	43, 127		m_3	164
	3	30, 90, 153		m_4	145
	4	26, 76, 127, 177		m_4, m_5	401, 164
	5	21, 60, 98, 139, 185		m_5, m_6	344, 143
T2-W 256 x 256	1	82	102 - 248	m_2	69
	2	44, 134		m_2, m_3	261, 124
	3	33, 101, 168		m_3, m_4	367, 170
	4	26, 77, 130, 184		m_3, m_4, m_5	-
	5	21, 63, 109, 152, 195		m_3, m_4, m_5, m_6	-
T2-W 256 x 256	1	74	88 - 233	m_2	72
	2	40, 121		m_2, m_3	169, 100
	3	27, 87, 151		m_3, m_4	309, 175
	4	23, 69, 118, 168		m_3, m_4, m_5	-
	5	16, 50, 88, 128, 173		m_4, m_5, m_6	-

Gambar 3.7a merupakan data original *mid-sagittal* MRI beserta hasil histogram, sedangan Gambar 3.7b merupakan hasil histogram dari corpus callosum, fornix, dan colliculus. Gambar 3.8a sampai Gambar 3.8e merupakan contoh hasil *multilevel thresholding* beserta histogram dengan nilai k=1 sampai k=5. Sedangkan pada Gambar 3.9, Gambar 3.10, Gambar 3.11, dan Gambar 3.12, (a) menunjukkan hasil *multilevel thresholding* dengan k=1, (b) merupakan

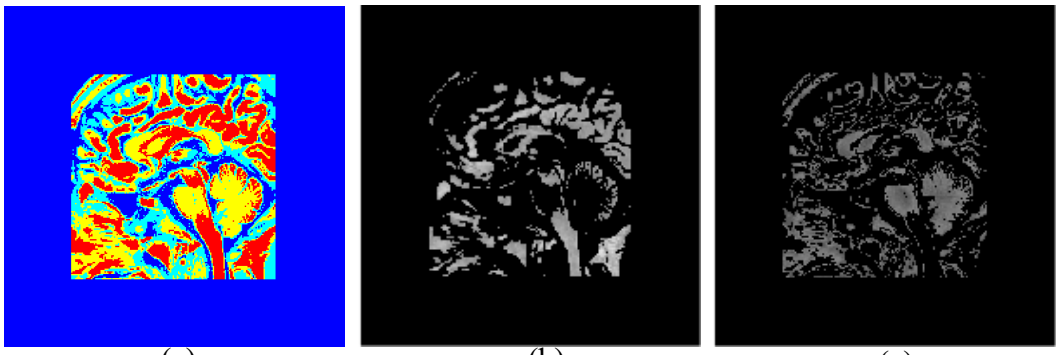
histogram original *mid-sagittal* MRI, (c) sampai (f) menunjukkan hasil *multilevel thresholding* dengan k=2 sampai k=5.

Berdasarkan hasil pembentukan region dengan berbagai jumlah k pada berbagai jenis MRI ditunjukkan pada Gambar 3.7 sampai Gambar 3.12 dan Tabel 3.1, dapat ditarik beberapa kesimpulan: (1) *Thresholding* dengan k=1 hanya membagi gambar menjadi 2 region, objek dan *background.* Seluruh anatomi berada pada m=2 menyebabkan banyaknya objek yang terhubung antara 1 anatomi dengan anatomi lainnya. Banyaknya anatomi yang ikut terseleksi dan anatomi yang saling terhubung menyebabkan sulitnya membedakan antara corpus callosum, fornix, dan colliculus dengan anatomi lainnya pada tahap segmentasi. (2) *Thresholding* dengan k=2 dan k=3 menunjukkan hasil paling optimal. Corpus callosum, fornix, dan colliculus berada pada region yang sama dan dapat jelas dibedakan dengan anatomi lainnya. Berdasarkan hasil pada Tabel 3.1, nilai batas bawah *range* piksel ketiga anatomi (kolom 4) pada keseluruhan jenis MRI menunjukkan kedekatan dengan nilai *threshold* yang dihasilkan dengan k=3. Misal pada T1-W dengan 512 x 512 piksel, batas bawah *range* piksel adalah 159, menunjukkan nilai yang sama dengan nilai *threshold* ke-3 dengan k=3. Percobaan ke-4 pada T2-W dengan 256 x 256 piksel, batas bawah *range* adalah 102, memiliki selisih paling kecil dengan nilai *threshold* ke-2 dengan k=3. Selain itu, jumlah objek pada k=2 lebih sedikit dibanding k=3, menunjukkan hasil *multilevel thresholding* dengan k=2 tidak mampu memecah anatomi lain menjadi lebih kecil. Banyaknya anatomi lain yang memiliki ukuran serupa dengan ketiga anatomi tentu menyebabkan adanya peluang anatomi lain yang justru terdeteksi sebagai corpus callosum, fornix, maupun colliculus. Dengan begitu, k=3 dipilih sebagai jumlah k paling optimal. (3) *Thresholding* dengan k=4 dan k=5 terlalu banyak membagi corpus callosum, fornix, dan colliculus menjadi beberapa region. Pada data T2-W, ketiga anatomi dapat terpecah menjadi 3 sampai 4 region. Hal ini menyebabkan proses segmentasi menjadi kurang efektif. Penggunaan k yang semakin besar akan memecah ketiga anatomi menjadi ukuran yang lebih kecil. Semakin banyak objek-objek kecil yang terbentuk, berpeluang adanya multi-deteksi atau beberapa objek akan terdeteksi sebagai anatomi yang sama.

Berdasarkan pengujian, Otsu *multilevel thresholding* dengan 3 nilai *threshold* akan digunakan dalam pengujian. Penjelasan terkait Otsu *multilevel thresholding* dapat dilihat pada sub bab 2.7, sedangkan hasil Otsu *multilevel thresholding* pada *mid-sagittal* MRI ditunjukkan pada Gambar 3.13. Klaster-klaster yang terbentuk akan diseleksi dengan memilih 2 klaster dari hasil *multilevel thresholding*, pada penelitian ini disebut *segment* 1 dan *segment* 2. *Segment* 1 adalah region hasil *multilevel thresholding* yang berwarna merah, yakni bagian gambar yang memiliki nilai piksel lebih dari nilai *threshold* ke-3. Sedangkan *segment* 2 adalah region hasil *multilevel thresholding* yang berwarna kuning, yakni bagian gambar yang memiliki nilai piksel antara nilai *threshold* ke-2 dan nilai *threshold* ke-3. Contoh hasil pemecahan gambar menjadi *segment* 1 dan *segment* 2 ditunjukkan pada Gambar 3.14. Secara garis besar, proses *multilevel thresholding* ditunjukkan pada Gambar 3.15.

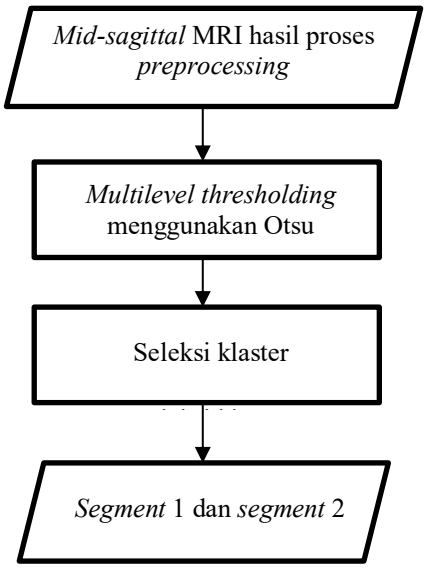


Gambar 3.13 Data *mid-sagittal* MRI dan Hasil Otsu *multilevel thresholding*.



(a) (b) (c)

Gambar 3.14 Proses seleksi klaster: (a) Hasil Otsu *multilevel thresholding*, (b) *segment* 1 atau klaster berwarna merah, (c) *segment* 2 atau klaster berwarna kuning.



Gambar 3.15 *Flowchart* proses *multilevel thresholding.*

Pada setiap *segment* 1 dan *segment* 2, dilakukan deteksi terhadap region-region yang dianggap objek dengan menggunakan metode *connected component* dengan aturan 8-*connected*. Tiap region yang terdeteksi sebagai objek akan diberikan label unik untuk membedakan antara satu objek dengan objek lainnya. Tiap objek akan dicari set properti antara lain area, *centroid*, dan *bounding box*. *Bounding box* terbagi menjadi empat bagian yakni *left, top, width*, dan *height*. Seluruh set properti pada masing-masing objek akan digunakan dalam proses segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus.

3.2.3 Segmentasi

Proses segmentasi dilakukan terhadap corpus callosum, fornix, dan colliculus pada *mid-sagittal* MRI menggunakan pendekatan morfologi. Sebelumnya, eksperimen oleh peneliti terhadap beberapa dataset telah dilakukan untuk menemukan ciri-ciri morfologi dari corpus callosum, fornix, dan colliculus yang kemudian dijadikan *rule* dalam melakukan proses segmentasi. *Pseudocode* yang digunakan untuk melakukan segmentasi terhadap corpus callosum dan fornix ditrunjukkan pada Algoritma 3.1, sedangkan algoritma untuk segmentasi terhadap colliculus ditunjukkan pada Algoritma 3.2.

Algoritma 3.1 *Pseudocode* untuk segmentasi corpus callosum dan fornix

Algorithm 1: *Segmentation of corpus callosum and fornix*

input : obj: Detected objects in segment 1, $size_{img}$: image dimension (x-axis), $centroid(x)$: centroid of object (x-axis), $centroid(y)$: centroid of object (y-axis), $width$: the width of object, $height$: the height of object.

output : object detected as corpus callosum and fornix

foreach obj **do**
  if area of $obj > size_{img}$
    and $centroid(x) > (\frac{1}{2} size_{img}) - 40$
    and $(\frac{3}{10} size_{img}) < centroid(y)$
    and $centroid(y) < (\frac{7}{10} size_{img})$
    and $centroid(x) > centroid(y)$
    and $(width - 40) < (3\ x\ height)$
    and $width > height$
  then obj is detected as corpus callosum;
  display obj;
  if obj is not detected as corpus callosum **then** delete obj;
end

Penjelasan terkait Algoritma 3.1 adalah sebagai berikut:

1. Luas area corpus callosum melebihi ukuran piksel gambar.
   Misal ukuran gambar adalah 256 x 256 piksel, maka ukuran *corpus callosum* adalah lebih dari 256 piksel.
2. *Centroid(x)* corpus callosum lebih besar dari $(\frac{ukuran\ piksel\ gbr\ (x)}{2} - 40)$. Misal ukuran gambar adalah 256 x 256 piksel, maka *centroid(x)* corpus callosum harus lebih besar dari $(\frac{256}{2} - 40)$ atau lebih besar dari 88 piksel.
3. *Centroid(y)* corpus callosum lebih besar dari $(\frac{3}{10}\ x\ ukuran\ piksel\ gbr)$ dan lebih kecil dari $(\frac{7}{10}\ x\ ukuran\ piksel\ gbr)$. Misal ukuran gambar adalah 256 x 256 piksel, maka *centroid(y)* corpus callosum harus lebih besar dari $(\frac{3}{10}\ x\ 256)$ atau lebih besar dari 76,8 piksel dan lebih kecil dari $(\frac{7}{10}\ x\ 256)$

atau lebih kecil dari 179,2 piksel. Secara sederhana dapat dituliskan dengan $76{,}8 < centroid\ (y)\ corpus\ callosum < 179{,}2$.

4. *Centroid(x)* corpus callosum lebih besar dari *centroid(y)* corpus callosum.
5. (Lebar corpus callosum – 40) lebih kecil dari tiga kali tinggi corpus callosum.
6. Lebar corpus callosum lebih besar dari tingginya.

Algoritma 3.2 *Pseudocode* untuk segmentasi colliculus

Algorithm 2: *Segmentation of colliculus*

input : obj: Detected objects in segment 1, x : image dimension (x-axis), $centroid_{obj}(x)$: centroid of object (x-axis), $centroid_{obj}(y)$: centroid of object (y-axis), $centroid_{cc}(x)$: centroid of corpus callosum (x-axis), $centroid_{cc}(y)$: centroid of corpus callosum (y-axis), $width$: the width of object, $height$: the height of object.

output : object detected as colliculus

foreach obj **do**
  If area of $obj \geq \left(\frac{1}{8}x\right) - 5$
    and area of $obj \leq (\frac{1}{3}x)$
    and $centroid_{obj}(x) < centroid_{obj}(y)$
    and $(width_{obj} - height_{obj}) \leq (\frac{1}{20}x)$
    and $\left(width_{obj} - height_{obj}\right) \geq -(\frac{1}{20}x)$
    and $centroid_{cc}(\mathrm{x}) < centroid_{obj}(\mathrm{x})$
    and $centroid_{obj}(x) - centroid_{cc}(x) \geq 15$
    and $centroid_{obj}(x) - centroid_{cc}(x) < 100$
    and $centroid_{obj}(y) - centroid_{cc}(y) \geq \frac{1}{8}x + 5$
    and $centroid_{cc}(\mathrm{y}) < centroid_{obj}(\mathrm{y})$
    and $(centroid_{obj}(\mathrm{x}) - centroid_{cc}(\mathrm{x}) \leq \frac{1}{6}x$
    and $width_{obj} < height_{obj}$
  then obj is detected as colliculus;
    display obj;
  if obj is not detected as colliculus **then** delete obj;
end

Penjelasan terkait Algoritma 3.2 adalah sebagai berikut:

1. Luas area colliculus lebih besar atau sama dengan $\frac{ukuran\ piksel\ gambar}{8} - 5$, dan lebih kecil atau sama dengan $\frac{ukuran\ piksel\ gambar}{3}$. Misal ukuran suatu gambar adalah 256 x 256, maka luas colliculus lebih besar atau sama dengan $\frac{256}{8} - 5$ dan lebih kecil atau sama dengan $\frac{256}{3}$. Secara sederhana dapat dituliskan dengan 27 ≤ luas colliculus ≤ 85,3.
2. Selisih *width* (lebar) colliculus dengan *height* (tinggi) colliculus lebih besar atau sama dengan $-\frac{ukuran\ piksel\ gambar}{20}$ dan lebih kecil atau sama dengan $\frac{ukuran\ piksel\ gambar}{20}$. Misal ukuran suatu gambar adalah 256 x 256, maka $-\frac{256}{20} \leq (width\ co - height\ co) \leq \frac{256}{20}$. Atau dapat ditulis dengan $-12{,}8 \leq (width\ co - height\ co) \leq 12{,}8$.
3. *Centroid*(x) corpus callosum lebih kecil dari *centroid*(x) colliculus.
4. Selisih *centroid*(x) colliculus dengan *centroid*(x) *corpus callosum* lebih besar atau sama dengan 25.
5. Selisih *centroid*(x) colliculus dengan *centroid*(x) corpus callosum kurang dari 100.
6. Selisih *centroid*(y) colliculus dengan *centroid*(y) corpus callosum lebih dari atau sama dengan $\frac{ukuran\ piksel\ gambar}{8} + 5$. Misal ukuran suatu gambar adalah 256 x 256, maka $(centroid\ (y)\ Co - centroid(y)\ CC) \geq \frac{256}{8} + 5$, atau dapat dikatakan $(centroid\ (y)\ Co - centroid\ (y)\ CC) \geq 37$.
7. *Centroid*(y) corpus callosum lebih kecil dari *centroid*(y) colliculus, atau dapat dituliskan dengan $Centroid(\text{y})\ CC < centroid(\text{y})\ Co$.
8. Selisih *centroid*(x) colliculus dengan centroid(x) corpus callosum lebih kecil atau sama dengan $\frac{ukuran\ piksel\ gambar}{6}$. Misal ukuran suatu gambar adalah 256 x 256, maka $(centroid(x)\ Co - centroid(x)\ CC) \leq \frac{256}{6}$, atau ≤ 42,67.

Ciri-ciri morfologi yang didapat berdasarkan eksperimen kemudian digunakan sebagai *rule* dalam mengidentifikasi objek yang terdeteksi sebagai

corpus callosum, fornix, dan colliculus. Proses segmentasi terhadap ketiga anatomi tersebut akan dijelaskan pada sub bab berikut:

3.2.3.1 Segmentasi Corpus Callosum dan Fornix

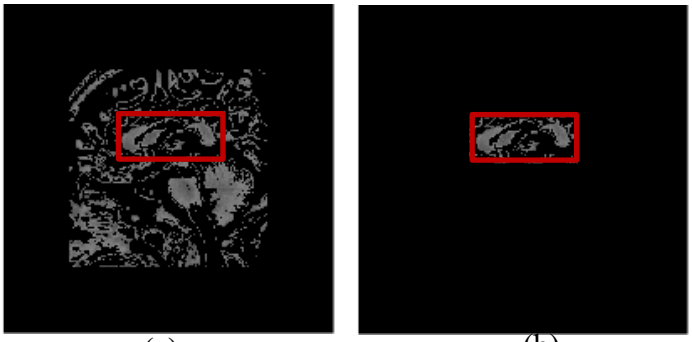
Segmentasi pertama dilakukan terhadap corpus callosum dan fornix. Untuk setiap objek pada data *segment* 1, dilakukan pengecekan menggunakan ciri morfologi pada Algoritma 3.1. Objek yang memenuhi *rule* pada Algoritma 3.1 akan ditampilkan, sebaliknya objek yang tidak memenuhi ciri morfologi akan secara otomatis terhapus. Jika terdapat beberapa objek yang memenuhi *rule*, maka objek dengan nilai *centroid*-x paling kecil yang akan dianggap sebagai corpus callosum - fornix. Hal ini dikarenakan berdasarkan eksperimen, kemungkinan adanya objek lain yang teridentifikasi sebagai corpus callosum adalah cerebrum atau otak kecil pada bagian kanan corpus callosum. Setelah 1 objek yang paling memenuhi *rule* telah teridentifikasi sebagai corpus callosum - fornix, tahap selanjutnya adalah pembentukan ROI (*region of interest*). ROI dibentuk dengan mendeteksi otomatis koordinat kanan, kiri, atas, dan bawah corpus callosum - fornix dengan melebihkan 10 piksel pada setiap sisinya. Contoh hasil deteksi corpus callosum – fornix dan pembentukan ROI dapat dilihat pada Gambar 3.16.

(a) (b) (c)

Gambar 3.16 (a) *segment* 1, (b) objek yang terdeteksi corpus callosum – fornix pada *segment* 1, dan (c) pembentukan ROI terhadap corpus callosum – fornix.

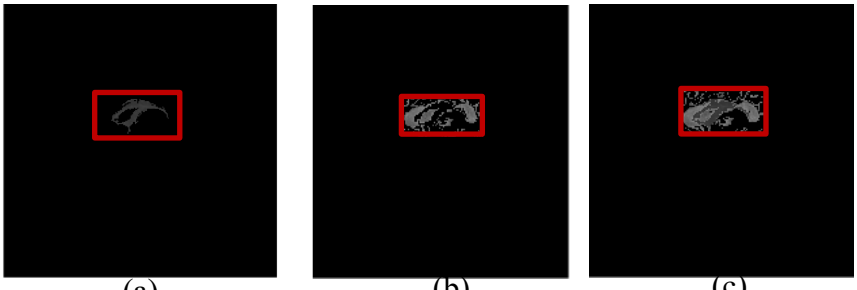
Bentuk corpus callosum – fornix yang terdeteksi pada tahap pertama belum sempurna. Hal ini dikarenakan pada hasil *multilevel thresholding*, corpus callosum – fornix berada pada 2 klaster, yakni *segment* 1 dan *segment* 2. Tahap segmentasi dilanjutkan pada *segment* 2 untuk menyempurnakan bentuk corpus callosum – fornix. Pada *segment* 2, ROI dibentuk sesuai dengan koordinat ROI

pada segment 1, sehingga terbentuk 2 ROI dengan ukuran dan posisi yang serupa antara *segment* 1 dan *segment* 2. Seluruh objek pada segment 2 yang berada dalam ROI akan ditampilkan, sedangkan seluruh objek di luar ROI akan dihapus. Hasil tahap ini ditunjukkan pada Gambar 3.17. Objek dalam ROI pada *segment* 2 kemudian digabungkan dengan objek dalam ROI pada *segment* 1 sehingga terbentuk corpus callosum dan fornix yang lebih sempurna. Hasil penggabungan piksel-piksel dalam kedua ROI pada *segment* 1 dan *segment* 2 ditunjukkan pada gambar 3.18. Hasil tahapan ini masih menyisakan objek-objek kecil di sekitar corpus callosum – fornix. Oleh karena itu, *postprocessing* perlu dilakukan untuk menghilangkan objek-objek kecil di sekitar kedua anatomi.



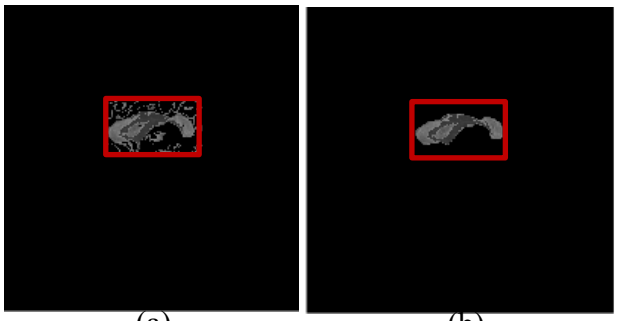
(a) (b)

Gambar 3.17 (a) Pembentukan ROI pada *segment* 2, (b) Penghapusan objek pada *segment* 2 di luar ROI.



(a) (b) (c)

Gambar 3.18 (a) Objek dalam ROI pada *segment* 1, (b) Objek dalam ROI pada *segment* 2, dan (c) hasil penggabungan ROI *segment* 1 dan *segment* 2.



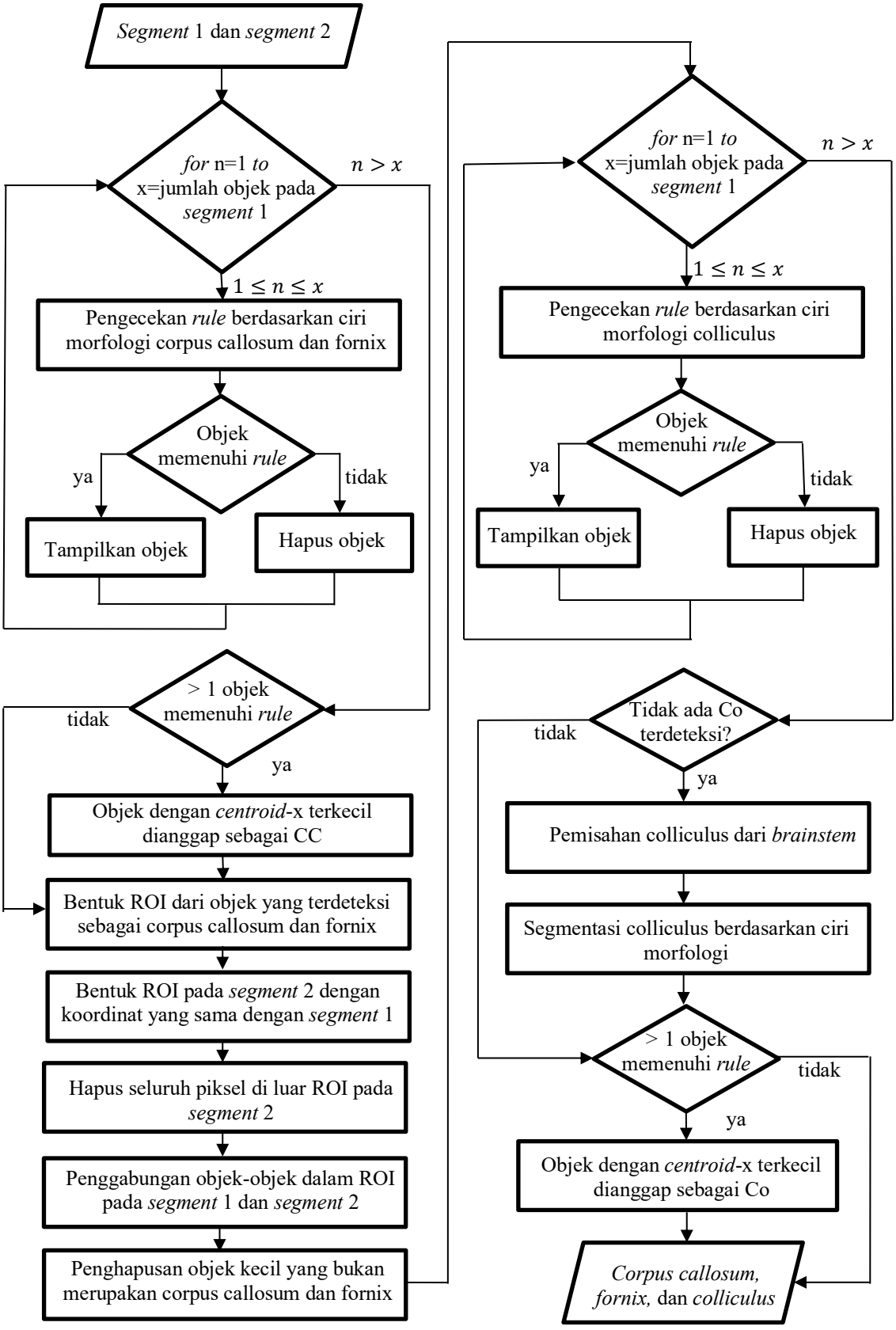
(a) (b)

Gambar 3.19 (a) Objek-objek yang terdeteksi setelah penggabungan ROI pada *segment* 1 dan *segment* 2, (b) Bentuk corpus callosum dan fornix setelah penghapusan objek-objek kecil.

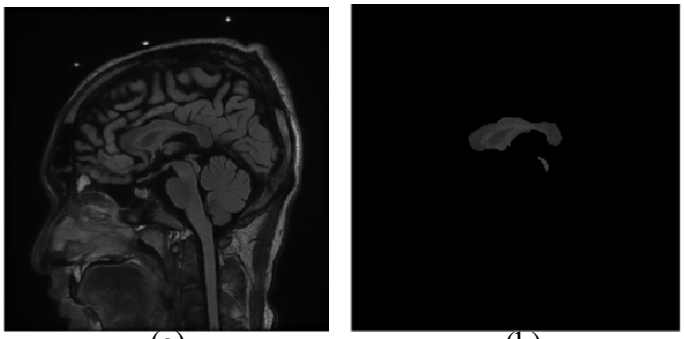
Proses *postprocessing* diawali dengan menerapkan *connected component* untuk melakukan deteksi terhadap seluruh objek dalam ROI. Untuk setiap objek yang terdeteksi, dilakukan perhitungan terhadap luas area. Objek dengan luas area terbesar akan dipertahankan sebagai corpus callosum dan fornix, sedangkan objek lain akan dihapus. Pemutusan dan penghapusan objek kecil yang menempel pada corpus callosum dan fornix juga dilakukan untuk menyempurnakan bentuk keduanya. Hasil tahap *postprocessing* yang merupakan hasil akhir deteksi corpus callosum dan fornix ditunjukkan pada Gambar 3.19.

3.2.3.2 Segmentasi Colliculus

Proses segmentasi dilanjutkan dengan melakukan segmentasi terhadap colliculus. Untuk setiap objek pada *segment* 1, dilakukan pengecekan menggunakan *rule* pada Algoritma 3.2. Objek yang memenuhi *rule* pada Algoritma 3.2 akan ditampilkan, sedangkan objek yang tidak memenuhi ciri morfologi akan secara otomatis dihapus. Jika tidak ada satupun objek yang terdeteksi sebagai colliculus, maka adanya kemungkinan piksel colliculus pada MRI terhubung dengan brainstem. Pada kasus seperti ini, tahap *optional* perlu dilakukan untuk memisahkan piksel-piksel yang menghubungkan keduanya. Segmentasi berdasar ciri morfologi kembali dilakukan setelah tahap *optional* dilakukan. Jika terdapat beberapa objek yang terdeteksi sebagai colliculus, objek dengan nilai *centroid*-x paling kecil yang akan dianggap sebagai colliculus. Proses segmentasi secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 3.20, sedangkan hasil segmentasi terhadap ketiga anatomi ditunjukkan pada Gambar 3.21.



Gambar 3. 20 Flowchart proses segmentasi secara keseluruhan.



(a) (b)

Gambar 3.21 (a) Data *mid-sagittal* MRI, (b) Hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus.

3.2.4 Deteksi Otomatis Anterior Commissure (AC) dan Posterior Commissure (PC)

Tahap terakhir pada penelitian ini adalah deteksi otomatis anterior commissure (AC) dan posterior commissure (PC). Pada dasarnya, AC terletak pada ujung pertemuan corpus callosum dan fornix, sementara colliculus berada pada ujung superior colliculus. Secara keseluruhan, pseudocode dalam menentukan titik AC dan PC ditunjukkan pada Algoritma 3.3 dan Algoritma 3.4.

Algoritma 3.3 Pseudocode untuk deteksi otomatis AC

Algorithm 3: *Automatic detection of AC*

input : CC: segmented corpus callosum, CC_{pixels}: pixels of corpus callosum, (i, j): size of corpus callosum, $point$: $\frac{1}{4}$ length of corpus callosum.

output : Coordinate of AC

1 $search_{area}$: $CC_{pixels} \geq point$ and $CC_{pixels} \leq point + 15$
2 **foreach** CC_{pixels} in CC **do**
2 find the last row (x) of CC_{pixels} in CC
3 find the last colomn (y) of CC_{pixels} in CC
4 CC_{pixels} (x, y) is detected as coordinate of AC
5 **if** detected AC is not in $search_{area}$
6 **then** repeat rows 2-4 but in $search_{area}$
7 **end**

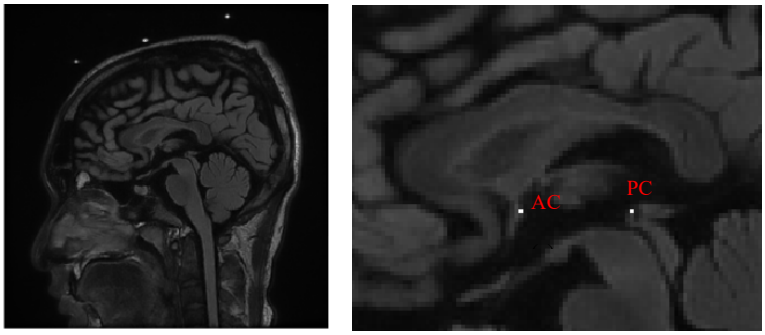
Algoritma 3.4 Pseudocode untuk menentukan koordinat PC

Algorithm 3: *Detection of PC*

input : Co_{pixels}: pixels of colliculus, (i, j): size of colliculus.
output : Coordinate of PC

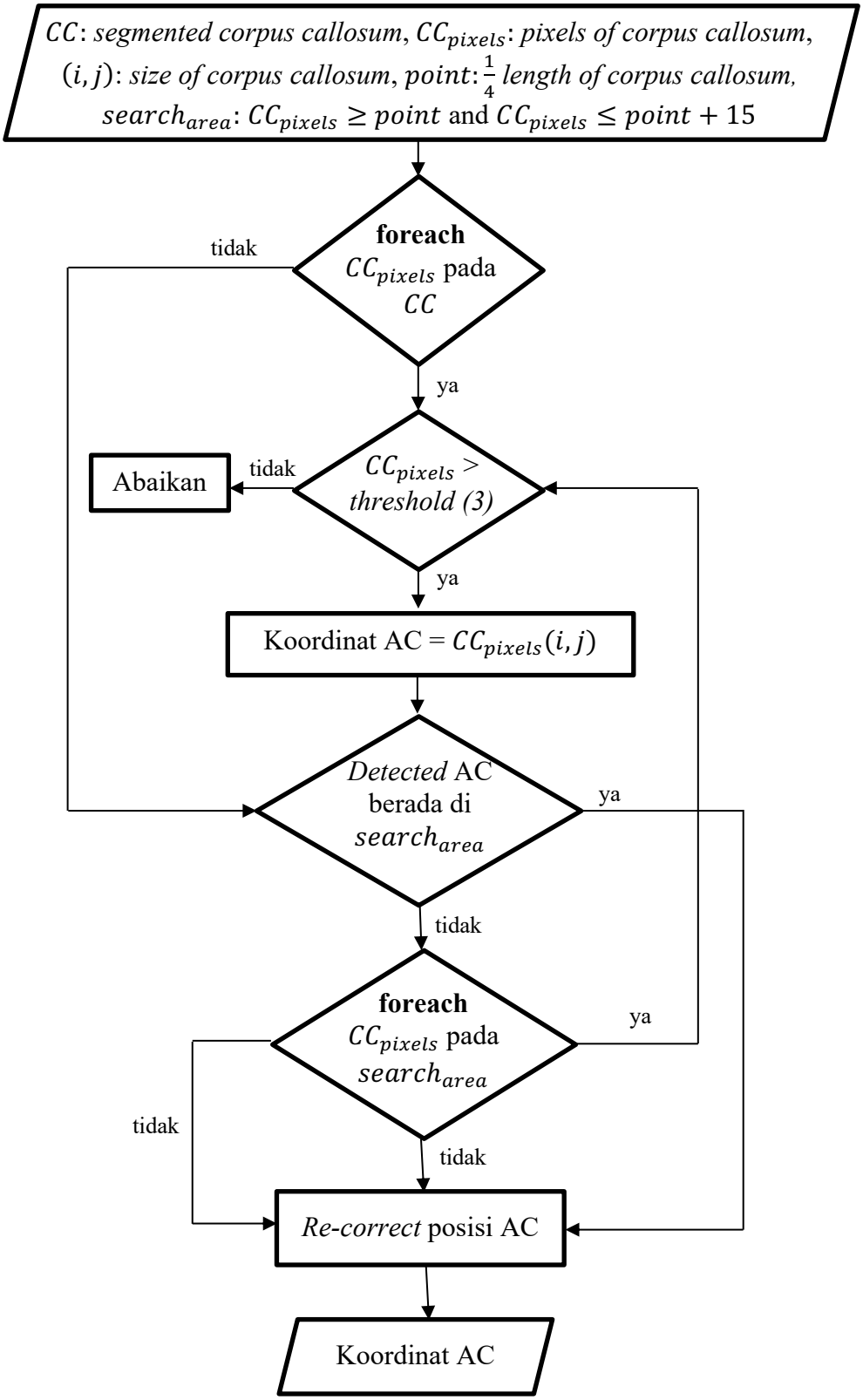
```
1 foreach Co_pixels do
2 |  if Co_pixels (i, j) is the first pixel of Co
3 |  then Co_pixels (i, j) is detected as PC
4 end
```

Tahap selanjutnya adalah *re-correct* posisi dari AC dan PC. Pertama, koordinat AC pada tahap sebelumnya akan dianggap sebagai $point(x, y)$. Area pencarian dibentuk dari $point(x, y-1)$ sampai $point(x+3, y+2)$. Piksel terakhir pada area pencarian yang memiliki nilai lebih besar dari nilai *threshold* ketiga akan dianggap sebagai lokasi koordinat AC yang baru. Sedangkan untuk PC, koordinat awal PC pada tahap sebelumnya dianggap sebagai $point(x, y)$. Area pencarian dibentuk dari $point(x-3, y-3)$ sampai $point(x, y)$. Piksel pertama pada area pencarian yang memiliki nilai lebih besar dari *threshold* kedua akan dianggap sebagai koordinat baru PC. Sehingga, pada tahap ini koordinat AC dan PC telah diperbaharui. Hasil deteksi otomatis anterior commissure dan posterior commissure ditunjukkan pada Gambar 3.22, sedangkan tahapan proses deteksi terhadap anterior commissure dan posterior commissure ditunjukkan pada Gambar 3.23 dan Gambar 3.24.

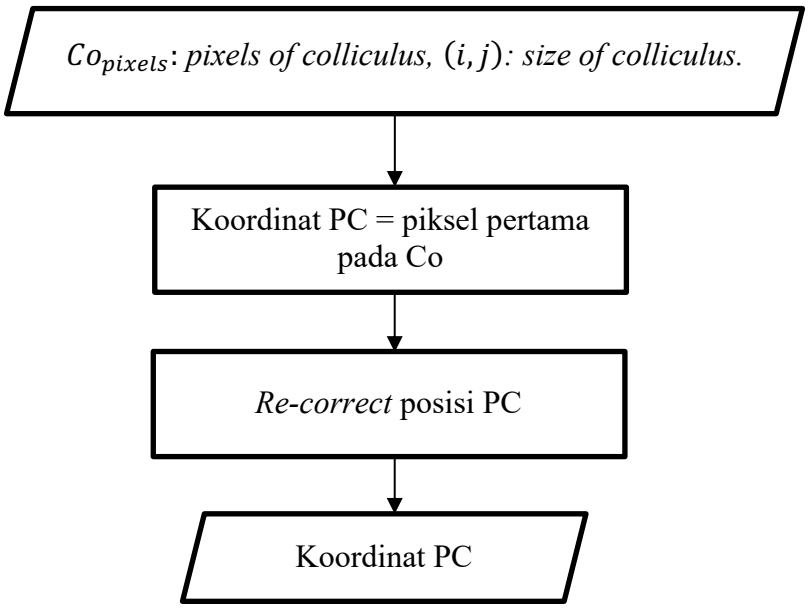


(a) (b)

Gambar 3.22 (a) Data *mid-sagittal* MRI, (b) Hasil deteksi otomatis AC dan PC pada *mid-sagittal* MRI.



Gambar 3.23 Flowchart deteksi otomatis anterior commissure



Gambar 3. 24 Flowchart deteksi otomatis posterior commissure

3.3 Pengujian

Pada pengujian, 43 hasil scan MRI otak digunakan untuk melakukan validasi terhadap sistem. Data didapat dari National Hospital dan Rumah Sakit Dr. Soetomo dengan keseluruhan data adalah pasien dewasa dengan kondisi normal tanpa adanya tumor pada otak. Data terdiri dari 15 T1-W MRI dan 28 T2-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel dan 512 x 512 piksel dan beragam ukuran voxel. Data sudah terlebih dahulu dipilih pada bagian *mid-sagittal* dan proses *alignment* diterapkan pada data tertentu. Metode yang diusulkan tidak membutuhkan *training* sehingga seluruh dataset akan digunakan sebagai data *testing*. Metode pengujian dibagi menjadi 2: Pengujian hasil akurasi segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus menggunakan DICE *similarity*, serta pengujian hasil deteksi otomatis AC dan PC menggunakan *Euclidean Distance*.

3.3.1 Pengujian akurasi hasil segmentasi otomatis corpus callosum, fornix, dan colliculus

Pada tahap ini, pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus oleh sistem dengan *ground truth* menggunakan algoritma *The Dice coefficient* (DICE) similarity. DICE

merupakan metrik yang paling banyak digunakan dalam memvalidasi segmentasi volume medis (Taha and Hanbury, 2015). Algortima DICE ditunjukkan pada Persamaan 3.1.

$$DSC = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \tag{3.1}$$

$|X|$ dan $|Y|$ adalah kardinalitas dari dua buah set. Ketika diaplikasikan pada data boolean, perhitungan DICE ditunjukkan pada Persamaan 3.2.

$$DSC = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \tag{3.2}$$

TP (*true positive*) merupakan jumlah piksel yang terdeteksi sebagai objek dan sesuai dengan *ground truth*, FP (*false positive*) adalah jumlah piksel yang sebenarnya bukan objek namun terdeteksi sebagai objek, dan FN (*false negative*) adalah piksel yang bukan objek dan tidak terdeteksi sebagai objek oleh sistem.

3.3.2 Pengujian nilai error hasil deteksi otomatis AC dan PC

Pada pengujian hasil deteksi otomatis AC dan PC, titik koordinat (x, y) pada AC dan PC terlebih dahulu dipilih secara manual berdasarkan arahan dokter. Nilai *error* antara deteksi manual dan hasil deteksi otomatis oleh sistem kemudian dihitung dengan menggunakan *Euclidean distance*. *Euclidean distance* antara titik p dan q merupakan panjang suatu garis yang menghubungkan $\overline{(pq)}$. Pada koordinat kartesian, jika $p = (p_1, p_2)$ dan $q = (q, q_2)$. Pada *Euclidean distance,* jarak antara p dan q ditunjukkan pada Persamaan 3.3.

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2} \tag{3.3}$$

BAB 4
UJI COBA DAN ANALISA HASIL

4.1 Lingkungan Uji Coba

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak dengan spesifikasi sebagai berikut:

a. *Processor Intel Core i5 @2.3 GHz*
b. Kapasitas memori 8.00 GB
c. Kapasitas *harddisk* 251 GB

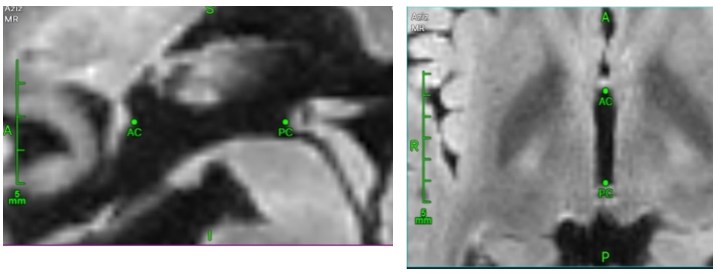
Lingkungan perangkat lunak yang digunakan dalam uji coba penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Sistem operasi *macOS Mojave Version* 10.14.4
b. Aplikasi *Matlab* R2018b

4.2 Data Uji Coba

Data masukan pada uji coba penelitian berupa data MRI otak pada pasien dewasa dengan kondisi normal tanpa adanya tumor. Data yang digunakan diperoleh dari *National Hospital* dan Rumah Sakit Dr. Soetomo Surabaya. Dataset berupa 43 hasil scan MRI otak yang terdiri dari 15 T1-W MRI dan 28 T2-MRI dengan ukuran gambar 256 x 256 piksel dan 512 x 512 piksel dan beragam ukuran voxel. Data terlebih dahulu dipilih bagian *mid-sagittal* dan dilakukan *alignment* terhadap beberapa data.

Untuk proses ekseperimen, 10 data MRI dengan berbagai modalitas (diambil dari 43 data untuk pengujian) digunakan sebagai acuan dalam menentukan *rule* pada proses segmentasi. Sedangkan untuk proses evaluasi, segmentasi manual dilakukan terhadap corpus callosum, fornix, dan colliculus yang kemudian digunakan sebagai *ground truth*. Lokalisasi manual AC dan PC juga dilakukan pada 43 *mid-sagittal* MRI (15 T1-W dan 28 T2-W) dengan menggunakan aplikasi yang mampu menampilkan 3 *orthogonal slices* MRI. Proses deteksi manual dilakukan dengan menggunakan *slice sagittal* dan *axial* dengan keseluruhan prosesnya dilakukan berdasarkan arahan dokter. Contoh deteksi manual AC dan PC berdasarkan sisi *sagittal* dan *axial* ditunjukkan pada Gambar 4.1.



(a) (b)

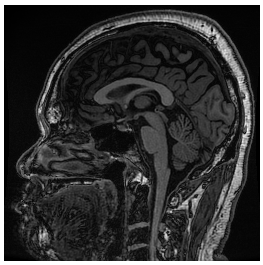
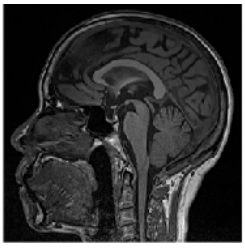
Gambar 4.1 Deteksi manual lokasi AC dan PC berdasarkan (a) *sagittal slice* dan (b) *axial slice*.

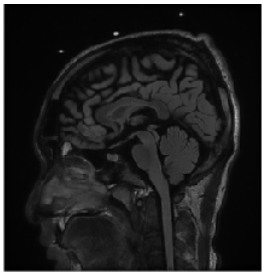
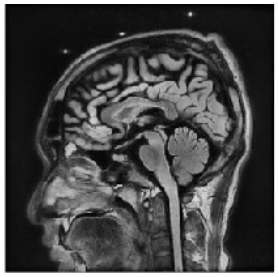
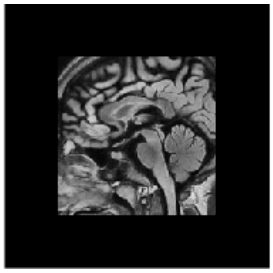
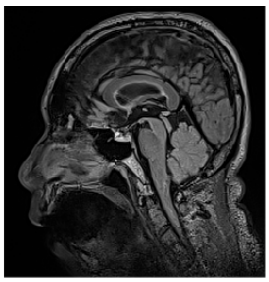
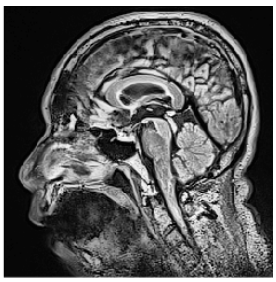
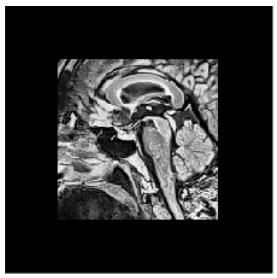
4.3 Hasil Implementasi Metode

4.3.1 Hasil Proses *Preprocessing*

Preprocessing dalam penelitian ini dibagi menjadi 2: *contrast enhancement* dan *cropping*. *Contrast enhancement* dilakukan untuk mempermudah proses *multilevel thresholding* pada tahap selanjutnya, sedangkan *cropping* dilakukan dengan tujuan *skull stripping*, atau menghilangkan tepi tengkorak pada data *mid-sagittal* MRI. Hasil proses *preprocessing* ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil proses *preprocessing* berupa *contrast enhancement* dan *cropping*

Dataset	**Citra Input**	**Hasil *Contrast Enhancement***	**Hasil *Cropping***
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			

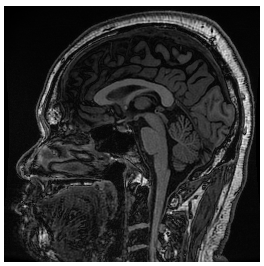
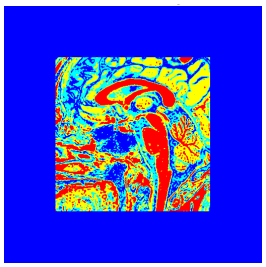
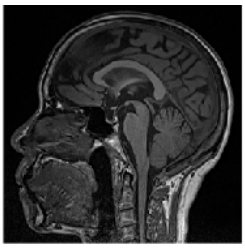
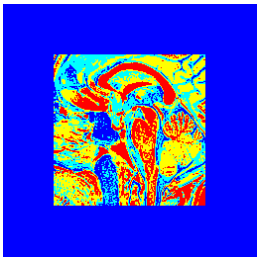
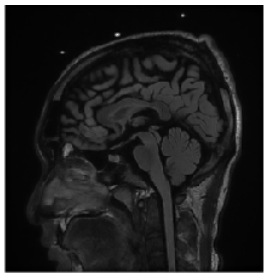
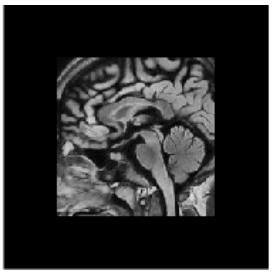
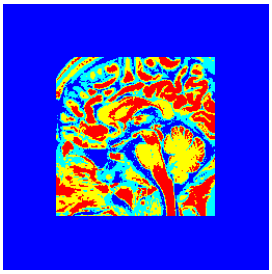
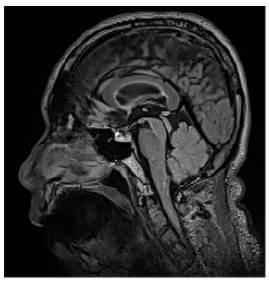
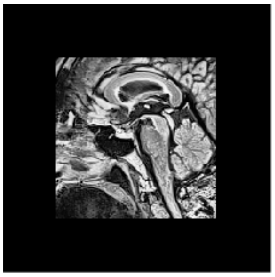
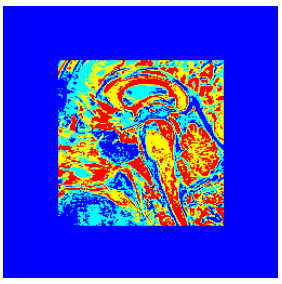
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			

Proses *contrast enhancement* megggunakan modul *adapthisteq* pada Matlab, sedangkan proses *cropping* dilakukan dengan memotong $\frac{1}{5}$ gambar pada sisi kanan, kiri, atas, dan bawah secara otomatis. Hasil pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa data MRI lebih cerah setelah *contrast enhancement* dan tengkorak dengan nilai piksel yang tinggi pada sekeliling otak telah secara otomatis terhapus. Dengan begitu, diharapkan proses *multilevel thresholding* pada tahap selanjutnya dapat memberikan hasil yang lebih maksimal.

4.3.2 Hasil Proses *Multilevel Thresholding*

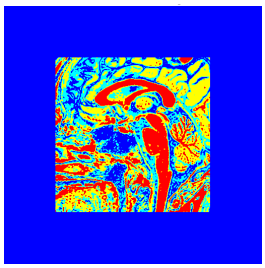
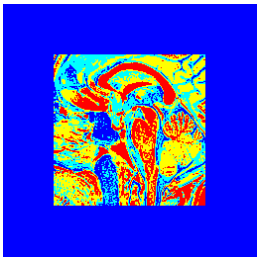
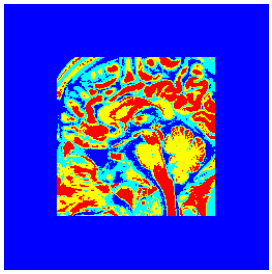
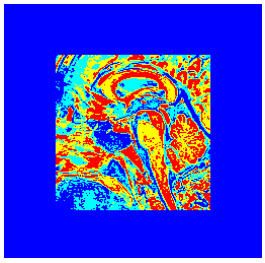
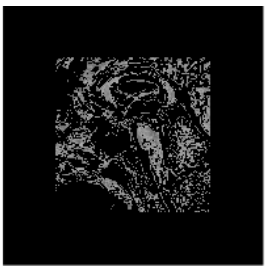
Proses *multilevel thresholding* pada penelitian ini menggunakan *Otsu multilevel thresholding* dengan 3 nilai *threshold*. Tiap data MRI akan terbagi menjadi beberapa klaster sesuai dengan kedekatan nilai pikselnya. Tiap klaster yang terbentuk ditandai dengan warna yang berbeda. Hasil *multilevel thresholding* pada beberapa jenis data ditunjukkan pada Tabel 4.2. Hasil menunjukkan bahwa pada data T1-W, corpus callosum, fornix, dan colliculus berada pada 1 klaster yang sama, yakni klaster berwarna merah. Namun pada data T2-W, corpus callosum dan fornix terbagi menjadi 2 klaster, ditandai dengan warna merah dan kuning. Oleh karena itu, proses selanjutnya perlu dilakukan pemecahan klaster menjadi *segment* 1 (klaster merah) dan *segment* 2 (klaster kuning).

Tabel 4. 2 Hasil proses *multilevel thresholding*

Dataset	**Citra Input**	**Hasil *Preprocessing***	**Hasil *Multilevel Thresholding***
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			

Pemecahan klaster menjadi *segment* 1 dan *segment* 2 pada data T2-W digunakan untuk memudahkan proses segmentasi pada tahap selanjutnya. Proses ini hanya diterapkan pada data T2-W. Pada data T1-W, corpus callosum, fornix, dan colliculus berada dalam 1 klaster yang sama yakni klaster merah, sehingga proses seleksi klaster pada data T1-W hanya mengambil 1 klaster yakni segment 1. Contoh seleksi klaster dari hasil *multilevel thresholding* pada data T1-W dan T2-W ditunjukkan pada Tabel 4.3.

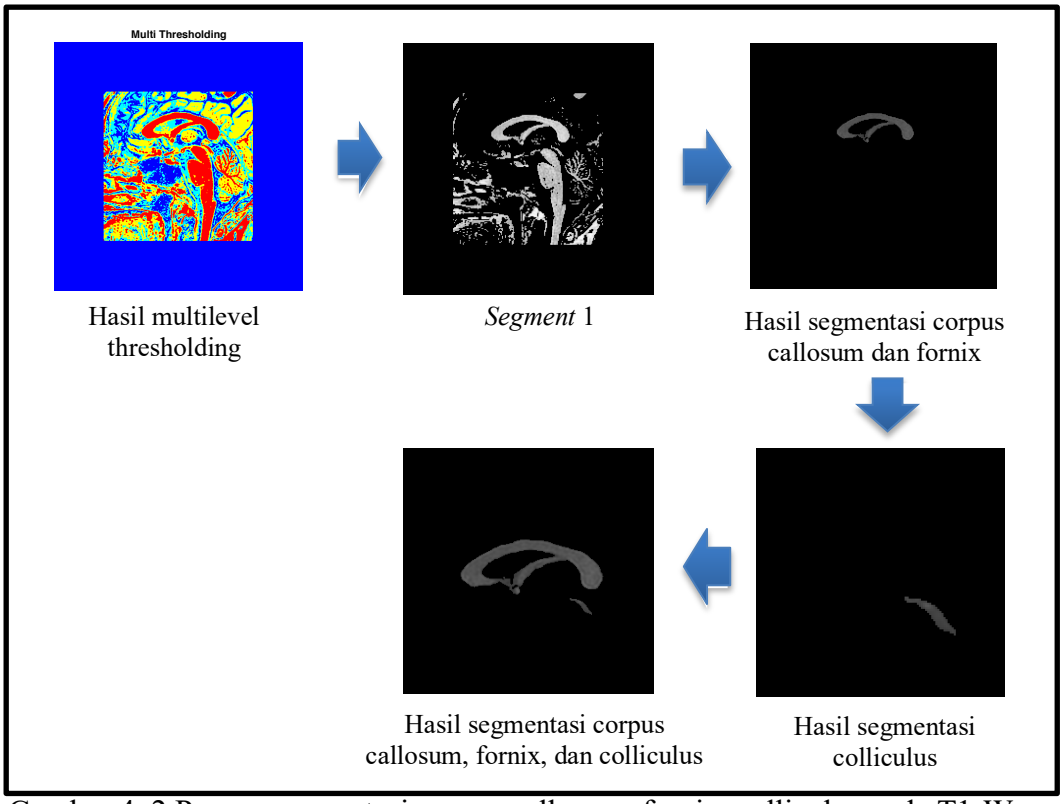
Tabel 4. 3 Hasil seleksi klaster pada data T1-W dan T2-W

Dataset	**Hasil *Multilevel Thresholding***	***Segment 1*** **(Klaster Merah)**	***Segment 2*** **(Klaster Kuning)**
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			-
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			-
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			

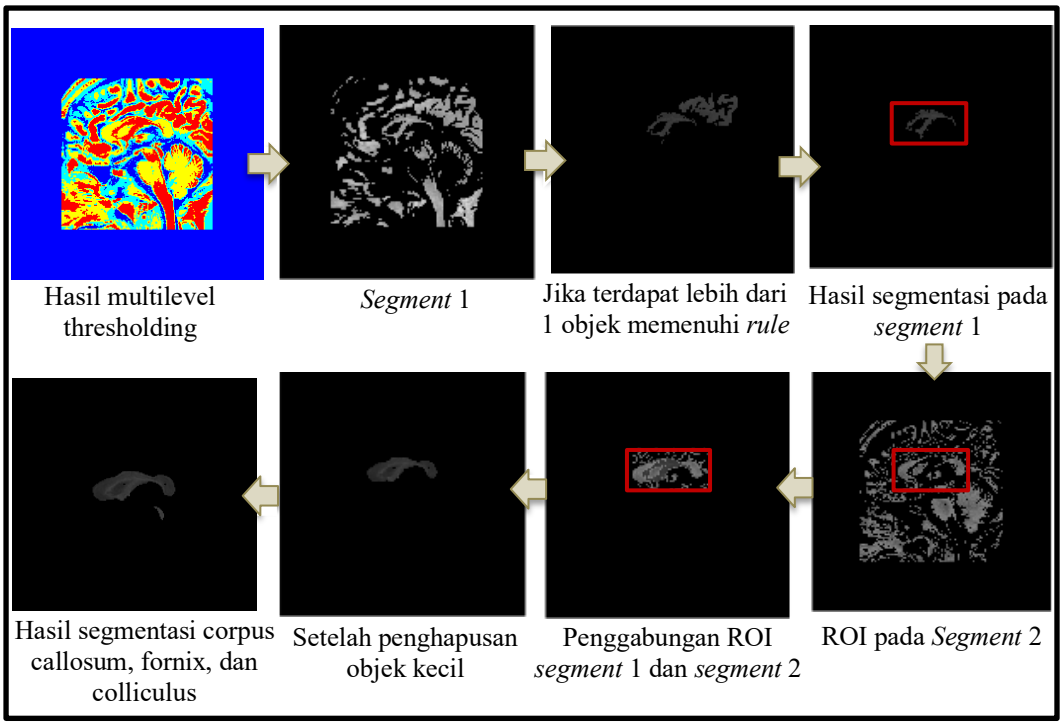
4.3.3 Hasil Proses Segmentasi

Proses segmentasi dibagi menjadi 2 tahap: Segmentasi corpus callosum dan fornix, serta segmentasi colliculus. Segmentasi terhadap ketiganya menggunakan *rule* yang didasarkan pada ciri morfologi pada masing-masing anatomi, ditunjukkan pada Algoritma 3.1 dan Algoritma 3.2. Segmentasi pada data T1-W hanya dilakukan pada *segment* 1, sedangkan pada data T2-W dilakukan pada

segment 1 dan *segment* 2. Secara keseluruhan, tahap proses segmentasi pada data T1-W dan T2-W ditunjukkan pada Gambar 4.2 dan Gambat 4.3.



Gambar 4. 2 Proses segmentasi corpus callosum, fornix, colliculus pada T1-W

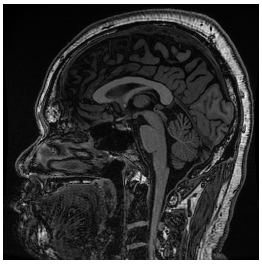
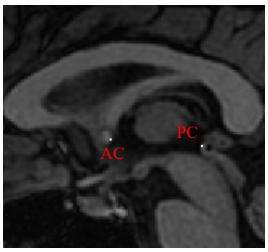
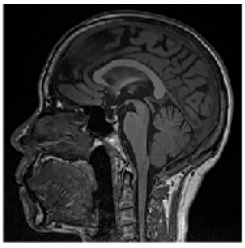
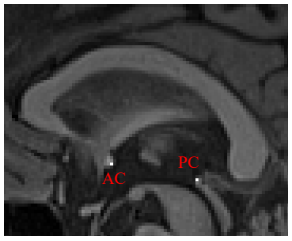
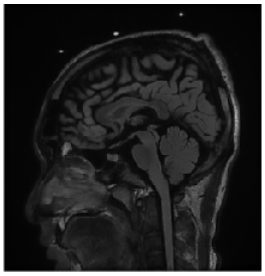
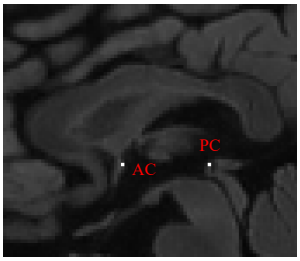
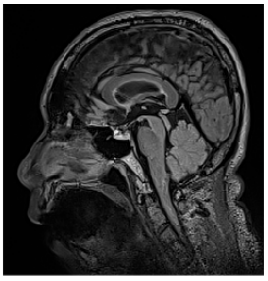
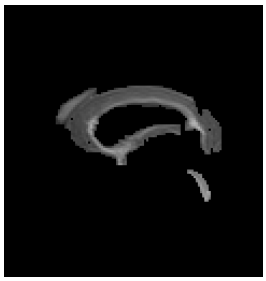
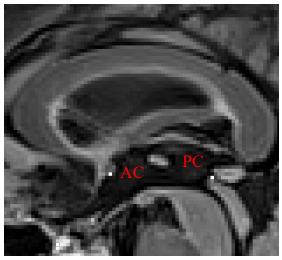


Gambar 4. 3 Proses segmentasi corpus callosum, fornix, colliculus pada T2-W

4.3.4 Hasil Proses Deteksi Otomatis AC dan PC

Hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus kemudian digunakan dalam deteksi otomatis AC dan PC. AC berada di ujung pertemuan corpus callosum dan fornix, sedangkan colliculus berada pada ujung superior colliculus. Hasil deteksi otomatis AC dan PC pada data T1-W dan T2-W ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Hasil deteksi otomatis AC dan PC pada data T1-W dan T2-W

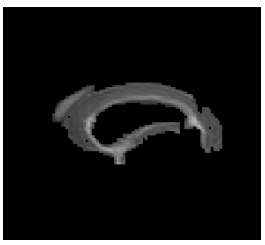
Dataset	***Mid-sagittal* MRI**	**Hasil segmentasi**	**Hasil deteksi AC dan PC**
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			

4.4 Hasil Uji Coba

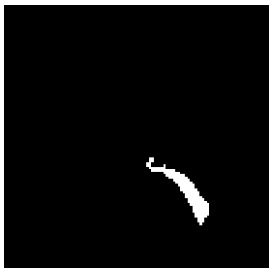
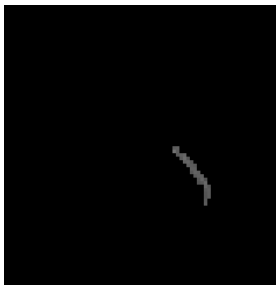
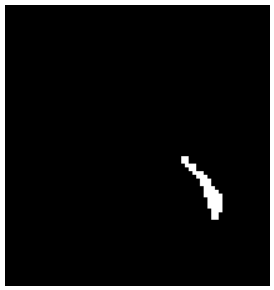
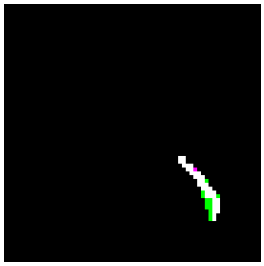
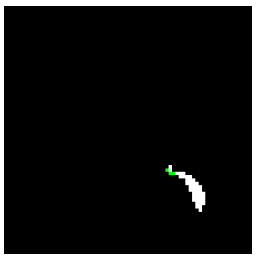
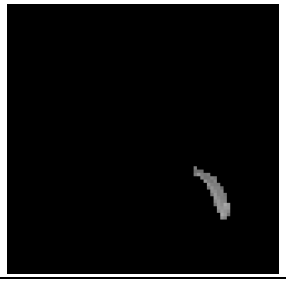
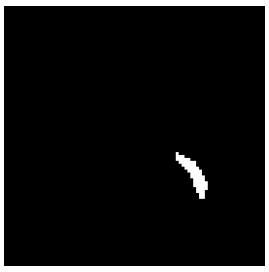
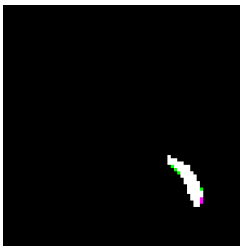
Pengujian pada penelitian ini dibagi menjadi 2: Pengujian akurasi hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus, serta pengujian akurasi hasil deteksi otomatis AC dan PC.

4.4.1. Pengujian akurasi hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus

Tabel 4. 5 Pengujian akurasi hasil segmentasi corpus callosum dan fornix

Dataset	**Hasil segmentasi CC dan Fo**	***Ground Truth***	**DICE *Similarity***
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			

Tabel 4. 6 Pengujian akurasi hasil segmentasi colliculus

Dataset	**Hasil segmentasi Colliculus**	***Ground Truth***	**DICE *Similarity***
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			Dice Index = 0.84138
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			Dice Index = 0.84783 
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			Dice Index = 0.96552 
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			Dice Index = 0.95238 

Pengujian pertama dilakukan untuk menghitung akurasi hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus. Uji coba dilakukan dengan membandingkan hasil segmentasi manual dengan hasil segmentasi otomatis oleh sistem dengan menggunakan DICE *similarity*. Parameter yang digunakan adalah kemunculan piksel yang tersegmentasi sebagai objek corpus callosum, fornix, dan colliculus. Tahapan pertama adalah menguji hasil segmentasi corpus callosum dan

fornix sebagai sebuah kesatuan objek, kemudian dilanjutkan dengan pengujian terhadap hasil akurasi segmentasi colliculus. Contoh perbandingan hasil segmentasi otomatis corpus callosum dan fornix dengan *ground truth* ditunjukkan pada Tabel 4.5, sedangkan contoh perbandingan hasil segmentasi otomatis colliculus dengan *ground truth* ditunjukkan pada Tabel 4.6. Contoh hasil segmentasi secara lebih lengkap ditunjukkan pada Lampiran 1 dan Lampiran 3. Secara umum, akurasi terhadap hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus pada 43 data MRI ditunjukkan pada Tabel 4.7 dan 4.8.

Rata-rata akurasi hasil segmentasi corpus callosum dan fornix untuk keseluruhan data adalah 84.8%, dengan 96.6% untuk data T1-W dan 78.4% untuk data T2-W. Tabel 4.7 menunjukkan bahwa data T1-W memberikan hasil akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan data T2-W. Seluruh data T1-W memiliki nilai akurasi lebih dari 90%, sedangkan mayoritas data T2-W menghasilkan nilai akurasi antara 70% - 90%, dengan 12 data berada pada range 70% - 80% dan 10 data berada pada range 80% - 90%. Tabel 4.8 menunjukkan bahwa rata-rata akurasi hasil segmentasi colliculus pada keseluruhan data adalah 87.9%, dengan 87.5% untuk data T1-W dan 88.1% untuk data T2-W. Seluruh data T1-W mendapatkan nilai akurasi di atas 70%, dengan 3 data berada pada range 70% - 80%, 6 data berada pada range 80% - 90%, dan 6 data lainnya memiliki nilai akurasi di atas 90%. Sedangkan pada data T2-W, mayoritas data mendapatkan akurasi di atas 90%. Nilai akurasi pada masing-masing data ditunjukkan pada Lampiran 2 dan Lampiran 4.

Tabel 4. 7 Akurasi terhadap hasil segmentasi corpus callosum dan fornix

Nilai Akurasi (a)	Jumlah Kasus		
	T1-W	T2-W	Seluruh Data
Kasus dengan $50\% < a \leq 70\%$	0	3	3
Kasus dengan $70\% < a \leq 80\%$	0	12	12
Kasus dengan $80\% < a \leq 90\%$	0	10	10
Kasus dengan $a > 90\%$	15	3	18
Rata-rata (%)	96.6%	78.4%	84.8%

Tabel 4. 8 Akurasi terhadap hasil segmentasi colliculus

Nilai Akurasi (a)	Jumlah Kasus		
	T1-W	T2-W	Seluruh Data
Kasus dengan $50\% < a \leq 70\%$	0	1	1
Kasus dengan $70\% < a \leq 80\%$	3	4	7
Kasus dengan $80\% < a \leq 90\%$	6	9	15
Kasus dengan $a > 90\%$	6	14	20
Rata-rata (%)	87.5%	88.1%	87.9%

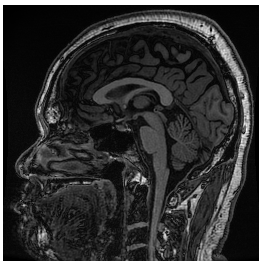
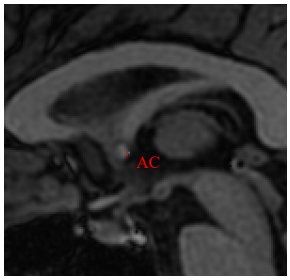
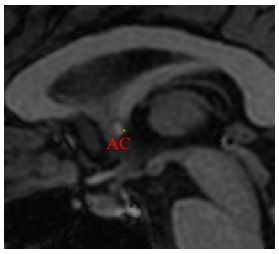
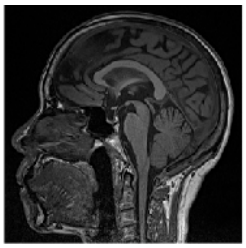
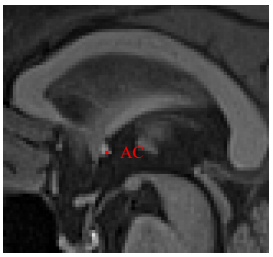
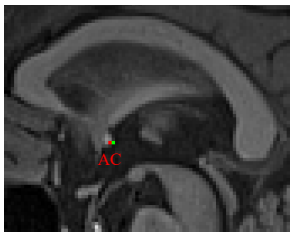
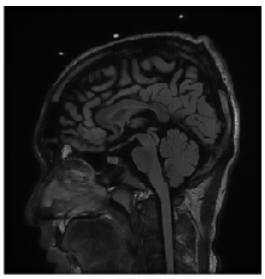
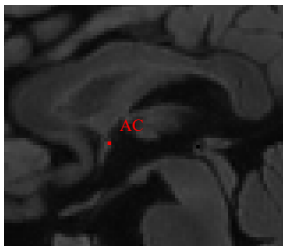
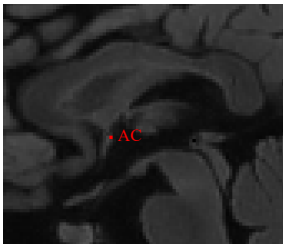
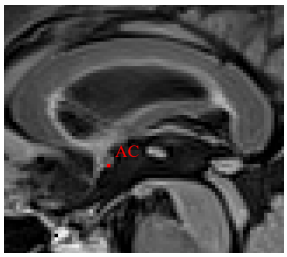
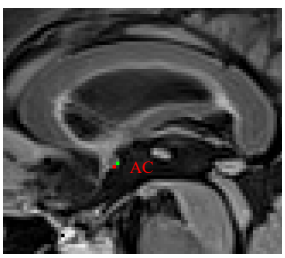
4.4.2. Pengujian akurasi hasil deteksi otomatis AC dan PC

Pada pengujian ini, dilakukan perhitungan nilai error antara deteksi manual AC dan PC dengan deteksi otomatis hasil keluaran sistem. Parameter yang digunakan adalah koordinat (x, y) dari AC dan PC. Pengujian dilakukan dengan menghitung jarak koordinat antara hasil deteksi manual dan hasil keluaran sistem dengan menggunakan *Euclidean distance*. Semakin kecil nilai error yang dihasilkan, semakin baik hasil deteksi otomatis oleh sistem. Rangkuman hasil akurasi deteksi AC dan PC pada keseluruhan data ditunjukkan pada Tabel 4.11 dan Tabel 4.12, secara lengkap ditunjukkan pada Lampiran 6 dan Lampiran 8.

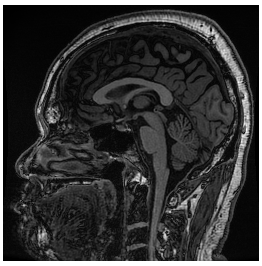
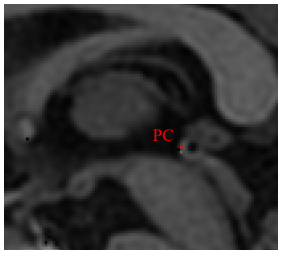
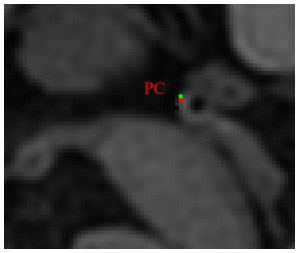
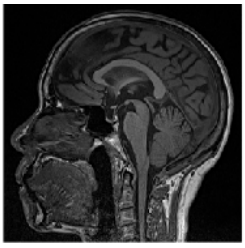
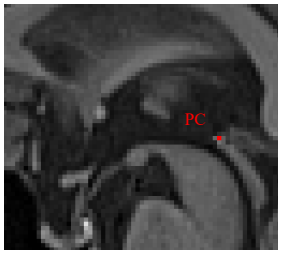
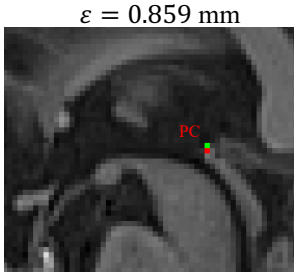
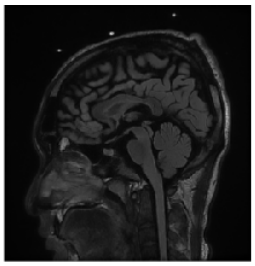
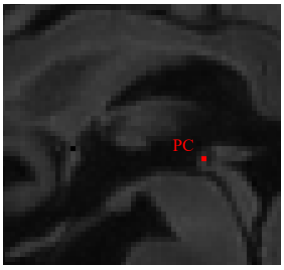
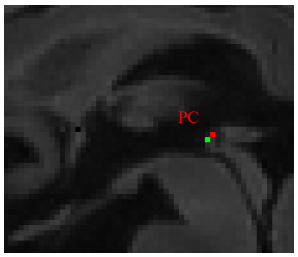
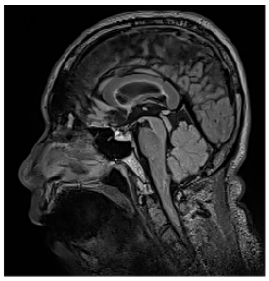
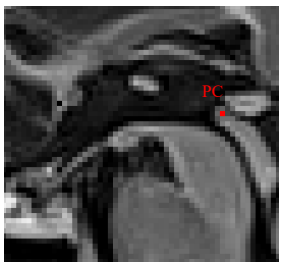
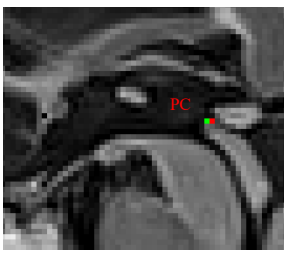
Rata-rata nilai error hasil deteksi otomatis AC untuk keseluruhan data adalah 1.02 mm, dengan 0.77 mm untuk data T1-W dan 1.16 mm untuk data T2-W. Hasil pada Tabel 4.11 menunjukkan bahwa data T1-W memberikan hasil deteksi yang lebih baik dibanding dengan data T2-W, dengan keseluruhan data memiliki nilai error di bawah 1 mm, kecuali 1 data dengan nilai error 1.796 mm. Sedangkan pada data T2-W, 18 data menghasilkan nilai error di bawah 1 mm dan 9 data lainnya berada pada range 1 mm – 2 mm. Algoritma yang diusulkan gagal mengeksekusi 1 data dengan nilai error 3.5 mm. Tabel 4.12 menunjukkan bahwa hasil deteksi otomatis PC memberikan nilai error sebesar 1.06 mm untuk keseluruhan data, dengan 0.71 mm untuk data T1-W dan 1.25 mm untuk data T2-W. Pada data T1-W, mayoritas data memiliki nilai error di bawah 1 mm dan tidak ada satupun data dengan nilai error di atas 3 mm. Sedangkan pada data T2-W, mayoritas data dengan jumlah 17 data memiliki nilai error di bawah 1 mm, namun gagal mengeksekusi 2 data dengan nilai error 5.7 mm dan 6.3 mm. Contoh hasil

deteksi otomatis AC beserta nilai Euclidean *distance* ditunjukkan pada Tabel 4.9, sedangkan contoh hasil deteksi otomatis PC beserta nilai Euclidean *distance* pada beberapa data ditunjukkan pada Tabel 4.10. Titik merah menunjukkan hasil deteksi otomatis oleh sistem, sedangkan titik hijau merupakan hasil deteksi manual. Contoh hasil deteksi otomatis AC dan PC secara lebih lengkap dapat dilihat pada Lampiran 5 dan Lampiran 7.

Tabel 4. 9 Pengujian nilai error hasil deteksi otomatis AC

Dataset	***Mid-sagittal* MRI**	**Hasil deteksi AC oleh sistem**	**Euclidean *Distance***
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			ε =0.663 mm 
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			ε = 0.859 mm 
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			ε = 0 mm 
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			ε = 1.327 mm 

Tabel 4. 10 Pengujian nilai error hasil deteksi otomatis PC

Dataset	***Mid-sagittal* MRI**	**Hasil deteksi AC oleh sistem**	**Euclidean *Distance***
Pasien 2 T1-W MRI 512 x 512			$\varepsilon = 0.469$ mm 
Pasien 9 T1-W MRI 256 x 256			$\varepsilon = 0.859$ mm 
Pasien 4 T2-W MRI 256 x 256			$\varepsilon = 1.382$ mm 
Pasien 13 T2-W MRI 256 x 256			$\varepsilon = 0.938$ mm 

Tabel 4. 11 Akurasi hasil deteksi otomatis AC

Nilai Error (ε)	Jumlah Kasus		
	T1-W	T2-W	All data
ε <1 mm	14	18	32
$1\ mm < \varepsilon \leq 2\ mm$	1	6	7
$2\ mm < \varepsilon \leq 3\ mm$	0	3	3
$\varepsilon > 3\ mm$	0	1	1
Rata-rata (mm)	0.77	1.16	1.02

Tabel 4. 12 Akurasi hasil deteksi otomatis PC

Nilai Error (ε)	Jumlah Kasus		
	T1-W	T2-W	All data
ε <1 mm	10	17	27
$1\ mm < \varepsilon \leq 2\ mm$	4	7	11
$2\ mm < \varepsilon \leq 3\ mm$	1	2	3
$\varepsilon > 3\ mm$	0	2	2
Rata-rata (mm)	0.71	1.25	1.06

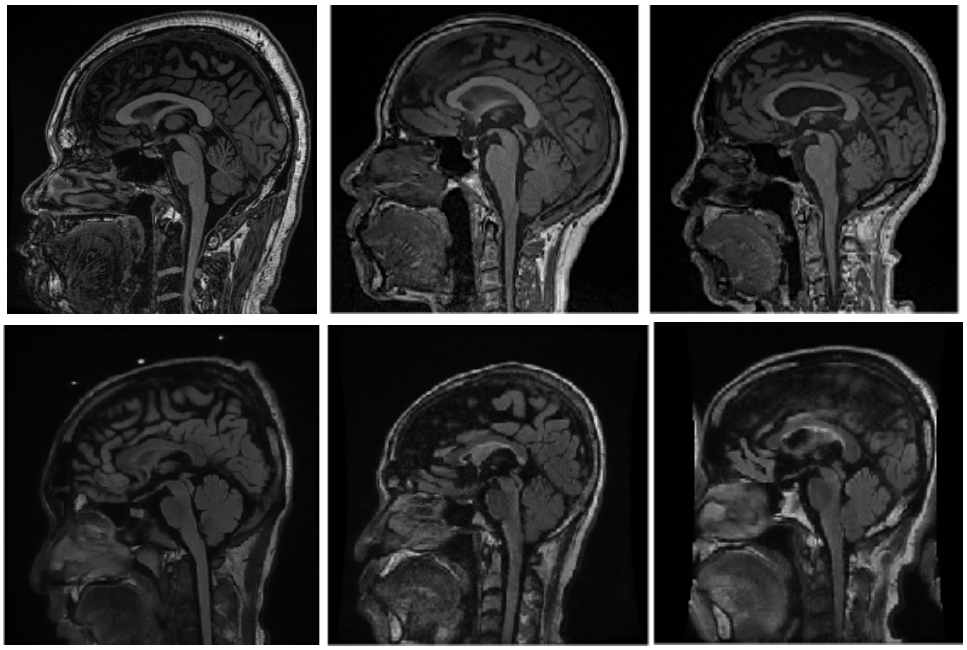
4.5 Analisis Hasil Uji Coba

Uji coba pada penelitian ini dilakukan pada 43 data MRI otak pasien dewasa dengan kondisi normal tanpa adanya tumor. Dataset terdiri dari 15 MRI T1-W dan 28 MRI T2-W dengan ukuran piksel 256 x 256 dan 512 x 512 piksel serta beragam ukuran *voxel*. Proses uji coba sendiri dibagi menjadi 2, yakni pengujian hasil segmentasi otomatis corpus callosum, fornix, dan colliculus, serta pengujian hasil deteksi otomatis AC dan PC. Sebelum dilakukan uji coba, *ground truth* terlebih dahulu dibuat. Segmentasi manual corpus callosum, fornix, dan colliculus dilakukan untuk uji coba hasil segmentasi otomatis ketiga anatomi. Sedangkan deteksi manual AC dan PC berdasarkan sisi *axial* dan *sagittal* dillakukan untuk uji coba hasil deteksi otomatis kedua *landmarks*. Seluruh tahapan pembuatan *ground truth* dilaksanakan berdasarkan arahan dokter.

Berdasarkan hasil pengujian segmentasi otomatis corpus callosum dan fornix pada Tabel 4.7, data T1-W memiliki akurasi jauh lebih baik dibanding data T2-W, dengan nilai akurasi untuk T1-W adalah 96.6% dan nilai akurasi untuk data T2-W adalah 78.4%. Seluruh data pada T1-W mendapatkan nilai akurasi di atas 90%, sedangkan mayoritas data pada T2-W berada pada range 70%-80%. Data T2-W mendapatkan nilai akurasi yang lebih rendah disebabkan oleh beberapa faktor, seperti: (1) Secara umum, data T1-W memiliki kontras yang lebih baik dibandingkan dengan data T2-W. Piksel pada corpus callosum, fornix, dan colliculus sangat berbeda dengan *background,* hal ini menyebabkan hasil *multilevel thresholding* pada data T1-W lebih baik. Bentuk anatomi juga lebih jelas sehingga proses segmentasi pun menjadi lebih mudah. Contoh perbedaan *mid-sagittal* MRI antara data T1-W dan data T2-W ditunjukkan pada Gambar 4.4.

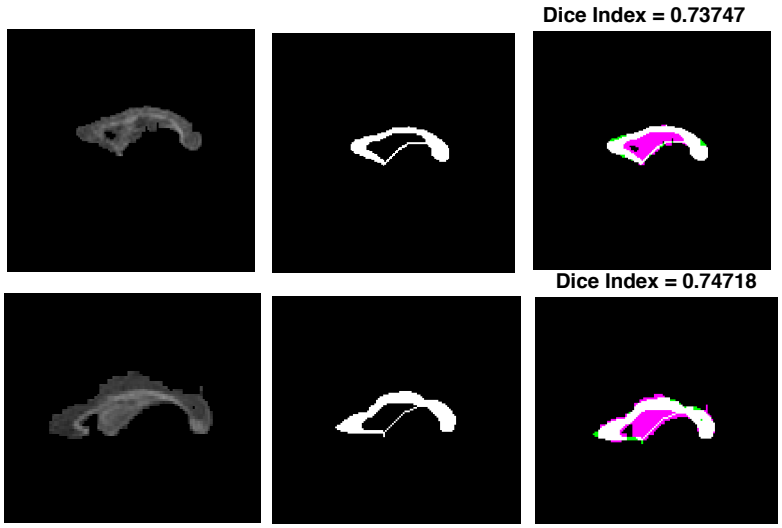
(a)

(b)



Gambar 4. 4 Perbedaan kontras antara data: (a) T1-W dan (b) T2-W

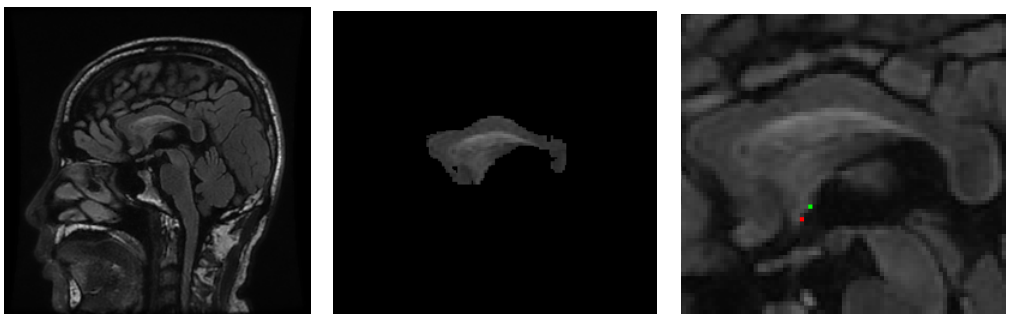
(2) Dikarenakan antara objek yang akan disegmentasi dengan *background* pada data T2-W cenderung memiliki perbedaan kontras yang rendah, menyebabkan pada hasil segmentasi beberapa data, piksel-piksel yang berada pada lubang tengah corpus callosum dan fornix yang sebenarnya adalah *background* ikut tersegmentasi sebagai objek. Hal ini tentu sangat mengurangi nilai akurasi yang diperoleh. Contoh beberapa data pada T2-W yang mengalami kasus seperti ini ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Contoh hasil segmentasi corpus callosum dengan nilai akurasi rendah

Sedangkan pada hasil segmentasi colliculus, perbandingan akurasi antara data T1-W dan data T2-W tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan. Akurasi pada data T1-W adalah 87.5% dan T2-W 88.1%. Colliculus pada data T1-W dan T2-W cenderung tidak memiliki perbedaan yang signifikan sehingga menghasilkan akurasi yang tidak jauh berbeda. Hasil segmentasi corpus callosum, fornix, dan colliculus nantinya akan digunakan sebagai acuan dalam menentukan titik AC dan PC.

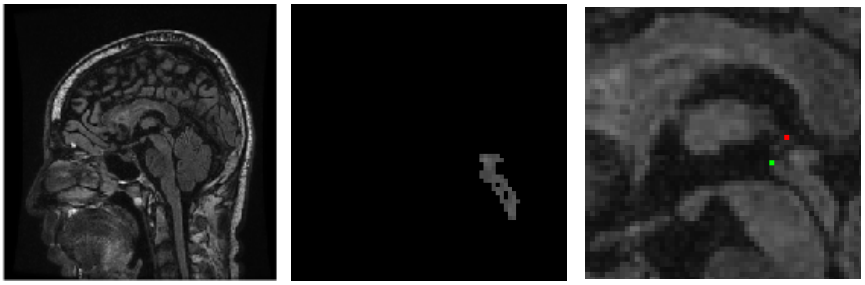
Hasil deteksi otomatis AC pada Tabel 4.11 menunjukkan bahwa rata-rata error untuk keseluruhan data adalah 1.02 mm, dengan 0.77 mm untuk data T1-W dan 1.16 mm untuk data T2-W. Mayoritas data menghasilkan nilai error kurang dari 1 mm dengan nilai error terbesar pada keseluruhan data adalah 3.5 mm. Data dengan nilai error tertinggi ditunjukkan pada Gambar 4.6. Gambar pertama merupakan data *mid-sagittal* MRI, gambar kedua merupakan hasil segmentasi corpus callosum dan fornix, terakhir merupakan hasil perbandingan deteksi otomatis AC oleh sistem (ditunjukkan dengan titik merah) dengan *ground truth* (ditunjukkan dengan titik hijau). Data pada Gambar 4.6 merupakan data T2-W dengan ukuran piksel 256 x 256. Secara visual, bentuk corpus callosum cenderung berbeda dengan corpus callosum pada data lainnya. Hal ini menyebabkan hasil segmentasi corpus callosum dan fornix menjadi kurang sempurna. Objek-objek yang bukan merupakan corpus callosum ikut tersegmentasi. Hasil segmentasi corpus callosum dan fornix yang kurang sempurna menyebabkan proses deteksi AC menjadi rancu, hasil deteksi otomatis pun menjadi kurang maksimal.



Gambar 4. 6 Hasil deteksi otomatis AC pada data dengan nilai error terbesar

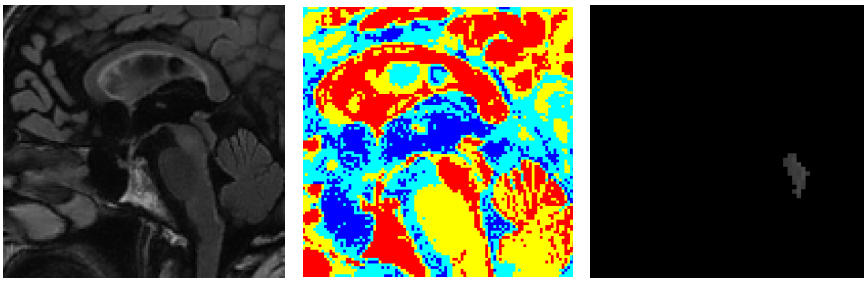
Berdasarkan Tabel 4.12, rata-rata nilai error pada deteksi otomatis PC untuk keseluruhan data adalah 1.06 mm, dengan 0.71 mm untuk data T1-W dan 1.25 mm untuk data T2-W. Algoritma yang diusulkan gagal mengeksekusi 2 data T2-W dengan nilai error 5.7 mm dan 6.3 mm. Kedua data yang gagal dieksekusi ditunjukkan pada Gambar 4.7 dan Gambar 4.8. Gambar 4.7 (a) merupakan data *mid-sagittal*, (b) merupakan hasil segmentasi colliculus, dan (c) merupakan hasil perbandingan deteksi manual PC (ditunjukkan dengan titik hijau) dengan deteksi otomatis PC (ditunjukkan dengan titik merah). Jika dilihat pada Gambar 4.7 b, bentuk colliculus tidak sempurna. Terdapat bagian lain yang menempel pada colliculus menyerupai cabang. Pada data lain, cabang seperti ini cenderung berukuran kecil, sehingga akan otomatis terhapus saat proses pemisahan objek kecil yang menempel pada colliculus. Namun pada kasus ini, cabang yang menempel berukuran cukup besar sehingga tidak terdeteksi sebagai objek kecil saat proses pemotongan. Adanya cabang mengakibatkan hasil segmentasi colliculus menjadi tidak sempurna, hal ini membuat proses deteksi PC menjadi rancu dan berakibat salah deteksi.

Gambar 4.8 (a) merupakan data *mid-sagittal* MRI, (b) merupakan hasil *multilevel thresholding*, (c) merupakan hasil segmentasi colliculus, dan (d) hasil perbandingan deteksi manual PC (ditunjukkan dengan titik hijau) dengan deteksi otomatis PC (ditunjukkan dengan titik merah). Jika dilihat pada Gambar 4.8 b, nilai piksel pada colliculus tidak merata. Hasil *multilevel thresholding* menunjukkan bahwa colliculus terbagi menjadi 2 klaster yakni klaster merah dan kuning. Sedangkan pada data colliculus lainnya, seluruh objek colliculus berada pada klaster merah. Dikarenakan proses segmentasi pada colliculus hanya dilakukan pada 1 klaster yakni klaster merah, hanya sebagian objek colliculus saja yang tersegmentasi. Hasil segmentasi colliculus yang tidak sempurna menyebabkan kesalahan deteksi pada PC. Meski algoritma gagal mengeksekusi 2 data, namun berhasil melakukan deteksi pada 41 data lainnya dengan mayoritas nilai error dibawah 1 mm. Berdasarkan ahli, *targeting stereotactic* yang *acceptable* adalah di bawah 1.5 mm. Hasil pengujian menunjukkan keberhasilan dengan rata-rata nilai error dibawah 1.5 mm untuk keseluruhan data, yakni 1.02 mm untuk deteksi otomatis AC dan 1.06 mm untuk deteksi otomatis PC.

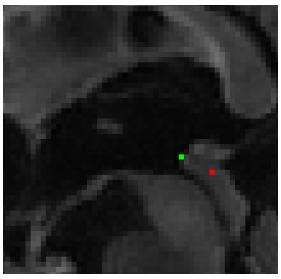


(a) (b) (c)

Gambar 4. 7 Kegagalan deteksi otomatis PC dengan nilai error 5.7 mm



(a) (b) (c)



(d)

Gambar 4. 8 Kegagalan deteksi otomatis PC dengan nilai error 6.3 mm

4.6 Perbandingan dengan Metode Sebelumnya

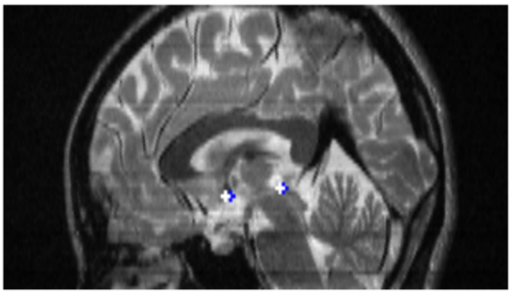
Hasil deteksi otomatis AC dan PC menggunakan algoritma yang diusulkan akan dibandingkan dengan hasil deteksi otomatis AC dan PC pada beberapa penelitian sebelumnya. Metode pada penelitian sebelumnya yang akan dibandingkan adalah deteksi otomatis AC dan PC berbasis segmentasi (Zhang *et al.*, 2010), deteksi otomatis AC dan PC dengan *model-based* (Ardekani and Bachman, 2009), dan deteksi otomatis AC dan PC menggunakan *random forest regression* (Liu and Dawant, 2015). Parameter yang digunakan dalam perbandingan dengan ketiga metode sebelumnya adalah nilai rata-rata hasil deteksi otomatis yang telah dilakukan oleh masing-masing peneliti. Dalam hal ini,

pengujian tidak dilakukan ulang menggunakan data yang sama dikarenakan keseluruhan metode mengusulkan sebuah strategi, sehingga cukup rumit untuk diimplementasikan dan belum tentu sesuai dengan implementasi yang telah dilakukan oleh para peneliti sebelumnya. Perbandingan metode yang diusulkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya ditunjukkan pada Tabel 4.13.

Tabel 4. 13 Perbandingan metode usulan dan penelitian-penelitian sebelumnya

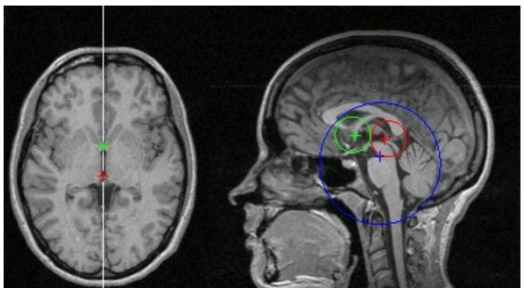
Metode	Tipe Data	Ukuran Piksel	Proses *Training*	Nilai rata-rata error (mm)	
				AC	PC
Berbasis Segmentasi (Zhang *et al.*, 2010)	T2-W	320 x 248	TIDAK	1.5	1.6
Pendekatan *model-based* (Ardekani and Bachman, 2009)	T1-W T2-W	256 x 256	YA	1.1	1.1
Random forest regression (Liu and Dawant, 2015)	T1-W	256 x 256	YA	0.84	0.83
Metode yang diusulkan	T1-W T2-W	256 x 256 512 x 512	TIDAK	1.02	1.06

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Zhang *et al.*, 2010) melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan berbasis segmentasi. Pengujian dilakukan pada 20 data T1-W MRI dengan ukuran voxel 0.72 x 0.72 x 1.5 mm^3 dan ukuran matriks 320 x 248 piksel. Rata-rata nilai error untuk keseluruhan data adalah 1.5 mm untuk deteksi otomatis AC dan 1.6 mm untuk deteksi otomatis PC. Nilai rata-rata error yang dihasilkan tidak lebih baik dibanding deteksi otomatis AC dan PC dengan menggunakan metode usulan, meski dataset yang digunakan pada metode usulan lebih beragam. (Zhang *et al.*, 2010) hanya melakukan pengujian pada data T1-W dengan ukuran piksel yang sama, sedangkan metode usulan menggunakan data T1-W dan T2-W dengan ukuran piksel 256 x 256 dan 512 x 512 sebagai dataset pengujian. Meski sama-sama berbasis segmentasi, (Zhang *et al.*, 2010) melakukan segmentasi terhadap corpus callosum, fornix, colliculus, brainstem, aqueduct, dan ketiga ventrikel. Sedangkan metode usulan hanya perlu melakukan segmentasi terhadap corpus callosum, fornix, dan colliculus. Contoh hasil deteksi otomatis AC dan PC oleh (Zhang *et al.*, 2010) ditunjukkan pada Gambar 4.9.



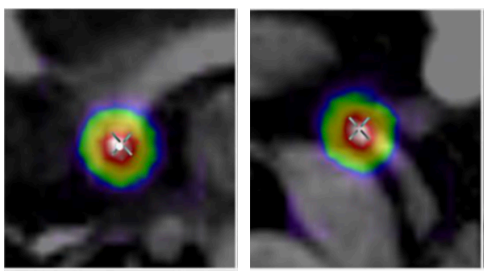
Gambar 4. 9 Hasil deteksi otomatis AC dan PC yang dilakukan oleh (Zhang et al., 2010). Hasil keluaran sistem ditunjukkan dengan warna putih, sedangkan hasil deteksi manual ditunjukkan dengan warna biru.

Penelitian lain dilakukan oleh (Ardekani and Bachman, 2009) dengan melakukan deteksi otomatis AC dan PC menggunakan metode berbasis model. Hasil pada Tabel 4.13 menunjukkan bahwa rata-rata deteksi otomatis AC dan PC pada keseluruhan data adalah 1.1 mm untuk keduanya. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah 126 data MRI yang terdiri dari T1-W dan T2-W dengan ukuran matriks pada keseluruhan dataset adalah 256 x 256 piksel. Nilai error yang didapat sedikit lebih besar dibandingkan dengan metode usulan. Dilihat dari segi keberagaman data, keduanya sama-sama dapat diimplementasikan pada data T1-W dan T2-W. Hanya saja, ukuran matriks yang digunakan pada metode usulan lebih beragam yakni 256 x 256 dan 512 x 512 piksel. Dikarenakan metode yang diusulkan berbasis model dengan menerapkan *template matching*, proses *training* perlu terlebih dahulu dilakukan. Banyaknya informasi yang perlu diambil pada setiap data *training* membuat proses *training* menjadi lebih rumit dan memakan waktu. (Ardekani and Bachman, 2009) juga menyebutkan bahwa nilai rata-rata error pada data T2-W lebih besar dikarenakan data *training* yang digunakan hanya menggunakan data T1-W. Dengan begitu, dapat disimpulkan bahwa data *training* sangat berpengaruh pada proses deteksi. Sehingga keberagaman dataset dengan jumlah yang cukup pun diperlukan untuk memberikan hasil deteksi otomatis AC dan PC yang maksimal. Contoh hasil deteksi otomatis AC dan PC yang dilakukan oleh (Ardekani and Bachman, 2009) ditunjukkan pada Gambar 4.10.



Gambar 4. 10 Hasil deteksi otomatis AC dan PC oleh (Ardekani and Bachman, 2009). Tanda hijau menunjukkan AC, merah menunjukkan PC, dan biru menunjukkan MPJ.

Penelitian ketiga yang akan digunakan sebagai metode pembanding dilakukan oleh (Liu and Dawant, 2015) dengan menggunakan *random forest regression*. Dataset yang digunakan adalah 100 data T1-W MRI dengan ukuran matriks 256 x 256 piksel. Dibandingkan dengan metode lainnya, penelitian ini memperoleh nilai error paling kecil yakni 0.84 mm untuk AC dan 0.83 mm untuk PC pada keseluruhan data. Hasil yang diperoleh lebih baik dibandingkan dengan nilai error dengan menggunakan metode usulan. Namun, dari segi keberagaman data, dataset yang digunakan pada metode usulan lebih beragam yakni T1-W dan T2-W dengan ukuran matriks 256 x 256 dan 512 x 512 piksel. Selain itu, metode yang tersebut juga membutuhkan proses *training*. Algoritma juga cukup kompleks dengan membutuhkan 2000 perulangan untuk mendapatkan set fitur. Fitur yang digunakan pun cukup banyak yakni 500 fitur. Meski memperoleh hasil akurasi yang sangat baik, disebutkan bahwa seluruh dataset yang digunakan adalah data dengan pose yang serupa dan dengan perbedaan orientasi dan posisi yang rendah, hal ini tentunya sangat berpengaruh pada hasil akurasi deteksi. Contoh hasil deteksi otomatis AC dan PC pada metode ini ditunjukkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4. 11 Hasil deteksi otomatis AC (kiri) dan PC (kanan) dengan menggunakan *random forest regression. Ground truth* ditunjukkan dengan silang, hasil keluaran sistem ditunjukkan dengan titik putih.

Berdasarkan hasil perbandingan dengan berbagai metode sebelumnya, nilai rata-rata error pada strategi usulan lebih baik dibanding 2 metode lainnya dengan 1.02 mm untuk AC dan 1.06 mm untuk PC. Nilai rata-rata error yang dihasilkan *acceptable* digunakan pada proses bedah saraf stereotaktik karena berdasarkan ahli, toleransi *targeting stereotactic* adalah di bawah 1.5 mm. Meski nilai error yang dihasilkan sedikit lebih tinggi dibanding dengan metode yang diusulkan oleh (Liu and Dawant, 2015), namun dari segi keberagaman data, strategi usulan lebih kompatibel diterapkan pada berbagai varietas data MRI. Berdasarkan pengujian, algoritma mampu mengeksekusi baik data T1-W maupun data T2-W dengan ukuran matriks yan beragam, baik 256 x 256 maupun 512 x 512 piksel. Strategi usulan juga tidak membutuhkan proses *training* sehingga hasil deteksi otomatis tidak bergantung pada data *training* yang digunakan.

BAB 5
KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan uji coba dan analisis hasil pengujian pada deteksi otomatis AC dan PC, dapat diuraikan beberapa kesimpulan dan saran sebagai berikut:

5.1 Kesimpulan

1. Pendekatan *multilevel thresholding* dan hubungan struktur morfologi sebagai sebuah gabungan strategi berhasil melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan nilai rata-rata error 1.02 mm untuk AC dan 1.06 mm untuk PC. Berdasarkan ahli, *targeting stereotactic* yang *acceptable* adalah di bawah 1.5 mm.
2. Strategi yang diusulkan berbasis segmentasi dengan melakukan segmentasi terhadap corpus callosum, fornix, dan colliculus sebagai acuan dalam melakukan deteksi AC dan PC.
3. Strategi yang diusulkan berhasil melakukan segmentasi otomatis terhadap corpus callosum, fornix, dan colliculus dengan rata-rata akurasi untuk segmentasi corpus callosum dan fornix adalah 85%, sedangkan rata-rata akurasi untuk segmentasi otomatis colliculus sebesar 87.9%.
4. Berdasarkan hasil uji coba, strategi yang diusulkan mendapatkan rata-rata error lebih baik dibandingkan dengan metode berbasis segmentasi yang diusulkan oleh (Zhang *et al.*, 2010) dan metode berbasis model (Ardekani and Bachman, 2009). Metode *random forest regression* (Liu and Dawant, 2015) memperoleh nilai rata-rata error terendah, namun metode usulan lebih mampu menangani keberagaman jenis MRI.
5. Metode yang diusulkan berhasil melakukan deteksi otomatis AC dan PC dengan algoritma yang sederhana, tidak membutuhkan dataset yang beragam untuk proses *training*, tanpa proses *training* yang memakan waktu, serta mampu mengeksekusi keberagaman MRI, baik T1-W maupun T2-W dengan ukuran matriks 256 x 256 maupun 512 x 512 piksel, yang tidak dapat ditangani oleh penelitian-penelitian sebelumnya.

6. Strategi yang diusulkan diharapkan mampu membantu tim medis dalam melakukan deteksi anatomi secara otomatis pada proses bedah saraf stereotaktik terutama pada operasi penyembuhan penyakit parkinson.

5.2 Saran

Pada penelitian ini, proses *alignment* dan pemilihan *mid-sagittal* masih dilakukan manual oleh peneliti. Pada penelitian lebih lanjut diharapkan sistem dapat secara otomatis menerapkan proses *alignment* pada data MRI yang terdeteksi tidak tegak lurus. Proses pemilihan *mid-sagittal* secara otomatis juga perlu dikembangkan untuk lebih mempercepat proses deteksi anatomi pada bedah saraf stereotaktik.

DAFTAR PUSTAKA

Ardekani, B. A. and Bachman, A. H. (2009) 'Model-based automatic detection of the anterior and posterior commissures on MRI scans', *NeuroImage*. Elsevier Inc., 46(3), pp. 677–682. doi: 10.1016/j.neuroimage.2009.02.030.

Basso, M. A. and May, P. J. (2017) 'Circuits for Action and Cognition: A View from the Superior Colliculus', *Annual Review of Vision Science*, 3(1), pp. 197–226. doi: 10.1146/annurev-vision-102016-061234.

Bazin, P. L. *et al.* (2007) 'Volumetric neuroimage analysis extensions for the MIPAV software package', *Journal of Neuroscience Methods*, 165(1), pp. 111–121. doi: 10.1016/j.jneumeth.2007.05.024.

Bhanu Prakash, K. N. *et al.* (2006) 'Rapid and automatic localization of the anterior and posterior commissure point landmarks in MR volumetric neuroimages', *Academic Radiology*, 13(1), pp. 36–54. doi: 10.1016/j.acra.2005.08.023.

Chen, C. *et al.* (2018) 'Neuronal organization in the inferior colliculus revisited with cell-type-dependent monosynaptic tracing', *Journal of Neuroscience*, 38(13), pp. 3318–3332. doi: 10.1523/JNEUROSCI.2173-17.2018.

Choi, S. H. *et al.* (2013) 'Anterior commissure - Posterior commissure revisited', *Korean Journal of Radiology*, 14(4), pp. 653–661. doi: 10.3348/kjr.2013.14.4.653.

Douet, V. and Chang, L. (2015) 'Fornix as an imaging marker for episodic memory deficits in healthy aging and in various neurological disorders', *Frontiers in Aging Neuroscience*, 7(JAN), pp. 1–19. doi: 10.3389/fnagi.2014.00343.

Fitsiori, A. *et al.* (2011) 'The corpus callosum: White matter or terra incognita', *British Journal of Radiology*, 84(997), pp. 5–18. doi: 10.1259/bjr/21946513.

Gans, C. and Crews, D. (1992) 'Hormones, brain and behavior', *Hormones, brain and behavior*, pp. 1869–1910.

He, L. *et al.* (2017) 'The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms', *Pattern Recognition*. Elsevier Ltd, 70, pp. 25–43. doi: 10.1016/j.patcog.2017.04.018.

Kathiravan, S. (2013) ‘A Review of Magnetic Resonance Imaging Techniques’, *The Smart Computing Review*, 3(5), pp. 358–366. doi: 10.6029/smartcr.2013.05.006.

Katti, G., Arshiya Ara, S. and Shireen, A. (2011) ‘Magnetic Resonance Imaging (MRI) – A Review’, *International Journal of Dental Clinics*, 3(1), pp. 65–70.

Kikinis, Z. *et al.* (2015) ‘Anterior commissural white matter fiber abnormalities in first-episode psychosis: A tractography study’, *Schizophrenia Research*. Elsevier B.V., 162(1–3), pp. 29–34. doi: 10.1016/j.schres.2015.01.037.

Krauzlis, R. J., Lovejoy, L. P. and Zénon, A. (2013) ‘Superior Colliculus and Visual Spatial Attention’, *Annual Review of Neuroscience*, 36(1), pp. 165–182. doi: 10.1146/annurev-neuro-062012-170249.

Lemaire, J.-J. *et al.* (2019) ‘MRI Atlas of the Human Deep Brain’, *Frontiers in Neurology*, 10. doi: 10.3389/fneur.2019.00851.

Liu, Y. and Dawant, B. M. (2015) ‘Automatic Localization of the Anterior Commissure, Posterior Commissure, and Midsagittal Plane in MRI Scans using Regression Forests’, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. IEEE, 19(4), pp. 1362–1374. doi: 10.1109/JBHI.2015.2428672.

Malmierca, M. S. and Young, E. D. (2014) ‘Inferior colliculus microcircuits’, *Frontiers in Neural Circuits*, 8(OCT), p. 3389. doi: 10.3389/fncir.2014.00113.

Mooshagian, E. (2008) ‘Anatomy of the corpus callosum reveals its function’, *Journal of Neuroscience*, 28(7), pp. 1535–1536. doi: 10.1523/JNEUROSCI.5426-07.2008.

Ozdemir, N. G. (2015) ‘The anatomy of the posterior commissure’, *Turkish Neurosurgery*, 25(6), pp. 837–843. doi: 10.5137/1019-5149.JTN.12122-14.2.

Pallavaram, S. *et al.* (2007) ‘Automated selection of anterior and posterior commissures based on a deformable atlas and its evaluation based on manual selections by neurosurgeons’, *Medical Imaging 2007: Visualization and Image-Guided Procedures*, 6509, p. 65091C. doi: 10.1117/12.709936.

Raslau, F. D. *et al.* (2015) ‘Memory part 3: The role of the fornix and clinical

cases', *American Journal of Neuroradiology*, 36(9), pp. 1604–1608. doi: 10.3174/ajnr.A4371.

Smith, P. *et al.* (1979) 'A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms', 20(1), pp. 62–66.

Starr, P. A. *et al.* (2010) 'Subthalamic nucleus deep brain stimulator placement using high-field interventional magnetic resonance imaging and a skull-mounted aiming device: Technique and application accuracy - Clinical article', *Journal of Neurosurgery*, 112(3), pp. 479–490. doi: 10.3171/2009.6.JNS081161.

Taha, A. A. and Hanbury, A. (2015) 'Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: Analysis, selection, and tool', *BMC Medical Imaging*. BMC Medical Imaging, 15(1). doi: 10.1186/s12880-015-0068-x.

Vijayalaxmi, Fatahi, M. and Speck, O. (2015) 'Magnetic resonance imaging (MRI): A review of genetic damage investigations', *Mutation Research - Reviews in Mutation Research*. Elsevier B.V., 764, pp. 51–63. doi: 10.1016/j.mrrev.2015.02.002.

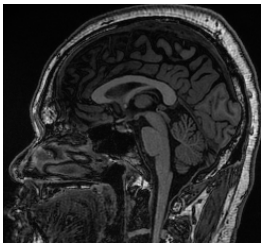
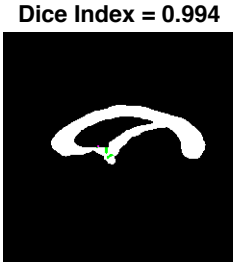
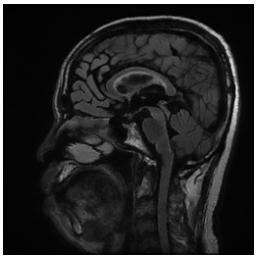
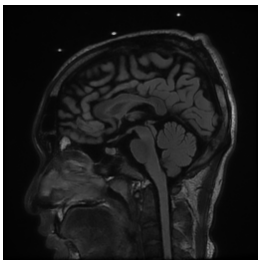
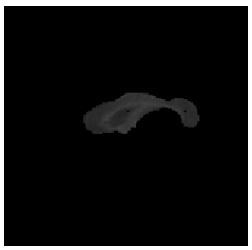
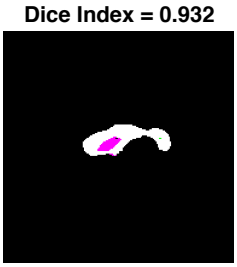
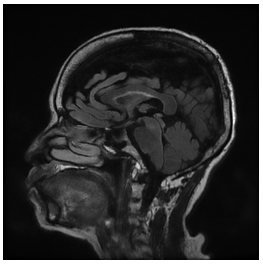
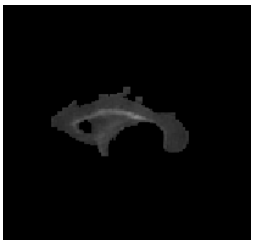
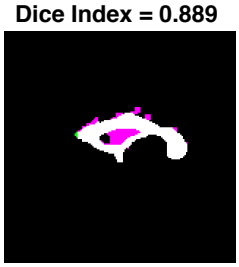
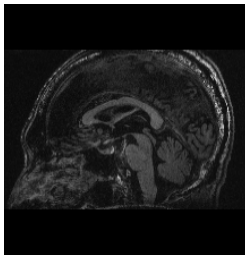
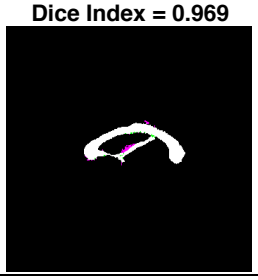
Yeh, F. C. *et al.* (2018) 'Population-averaged atlas of the macroscale human structural connectome and its network topology', *NeuroImage*. Elsevier Ltd, 178(April), pp. 57–68. doi: 10.1016/j.neuroimage.2018.05.027.

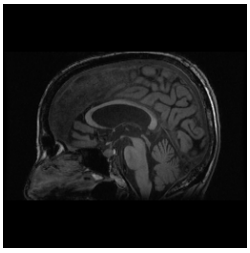
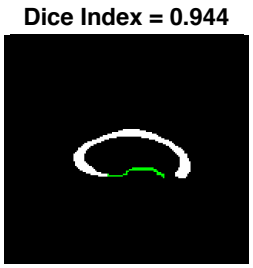
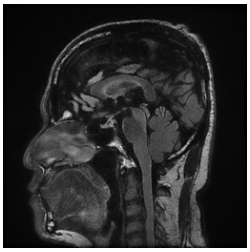
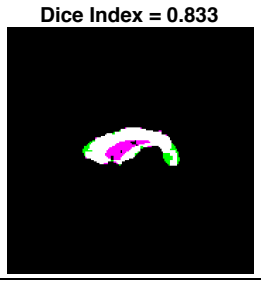
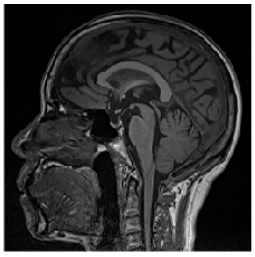
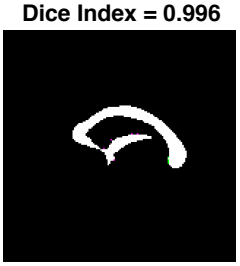
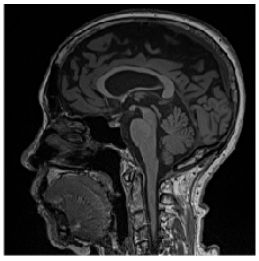
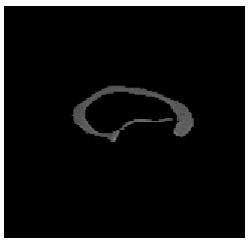
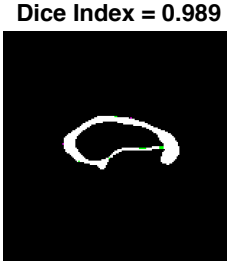
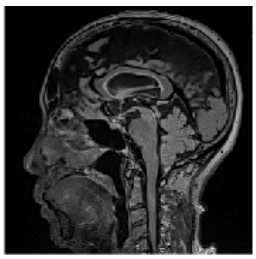
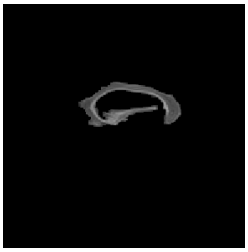
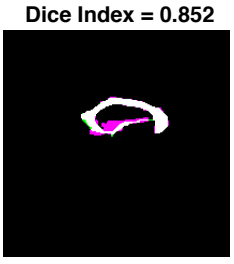
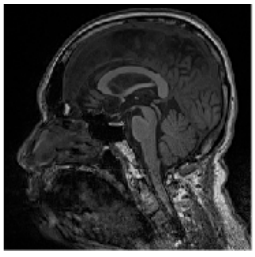
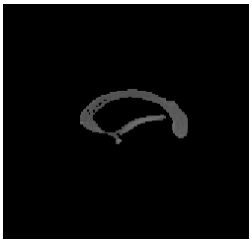
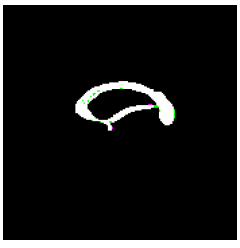
Zhang, G. *et al.* (2010) 'Automatic localization of AC and PC landmarks in T2-weighted MR volumetric neuroimages', *2010 IEEE International Conference on Information and Automation, ICIA 2010*. IEEE, pp. 1830–1834. doi: 10.1109/ICINFA.2010.5512224.

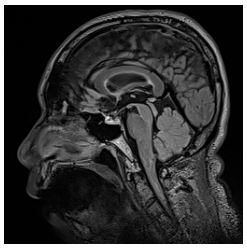
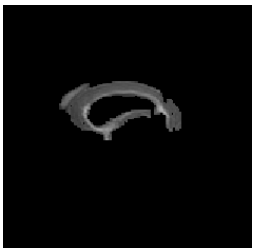
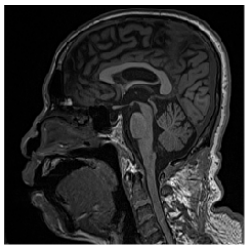
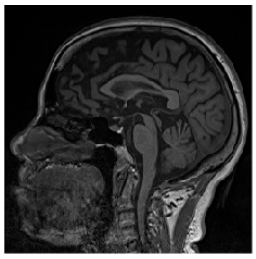
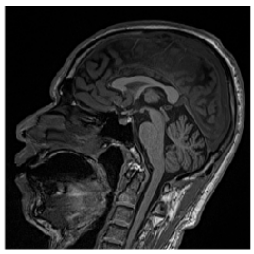
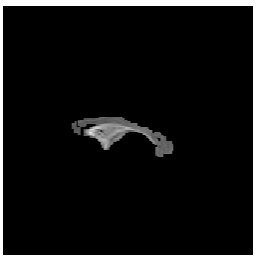
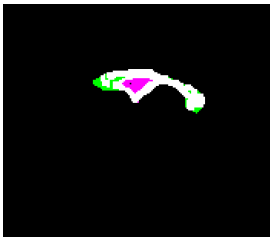
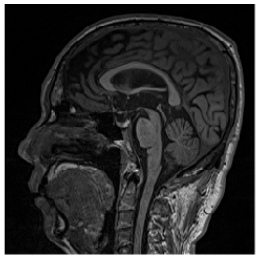
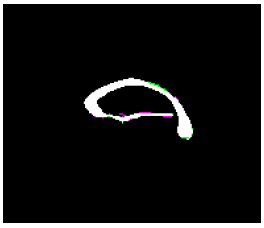
[Halaman ini sengaja dikosongkan]

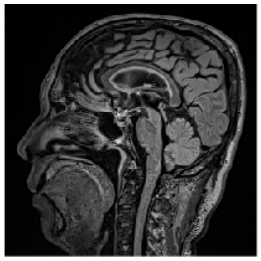
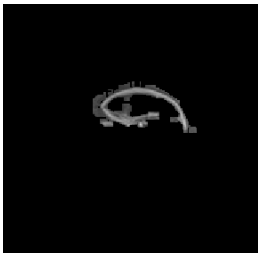
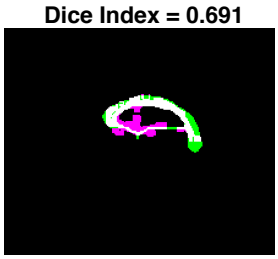
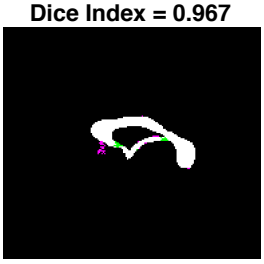
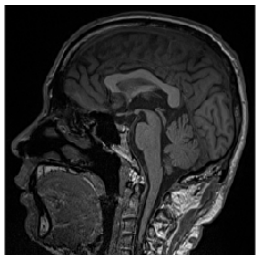
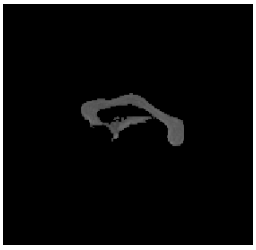
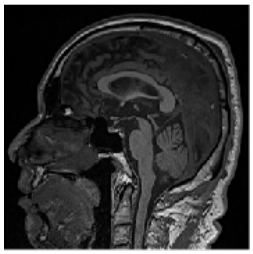
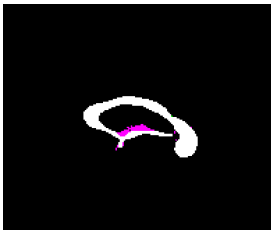
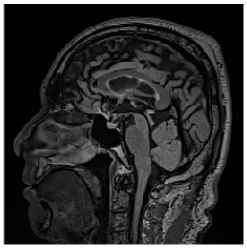
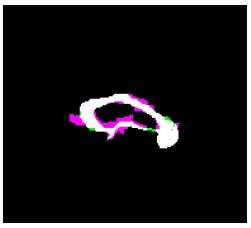
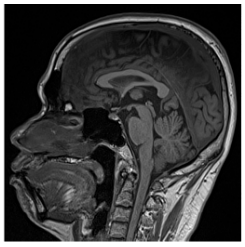
LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil segmentasi otomatis corpus callosum dan fornix

No.	Data	*Mid-sagittal* MRI	Hasil Segmentasi CC dan Fo	DICE *Similarity*
1.	Pasien 2 T1-W 512 x 512			
2.	Pasien 3 T2-W 256 x 256			
3.	Pasien 4 TW-2 256 x 256			
4.	Pasien 5 T2-W 256 x 256			
5.	Pasien 6 T1-W 512 x 512			

6.	Pasien 7 T1-W 256 x 256			
7.	Pasien 8 T2-W 256 x 256			
8.	Pasien 9 T1-W 256 x 256			
9.	Pasien 10 T1-W 256 x 256			
10.	Pasien 11 T2-W 256 x 256			
11.	Pasien 12 T1-W 256 x 256			

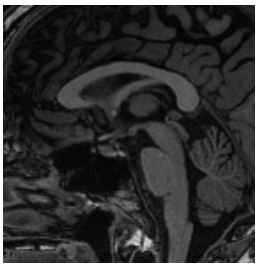
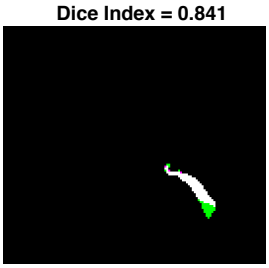
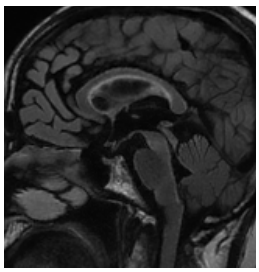
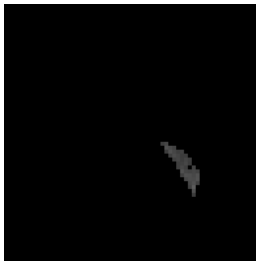
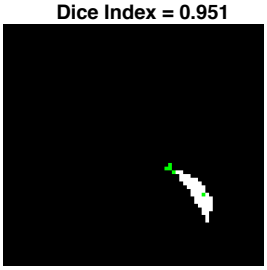
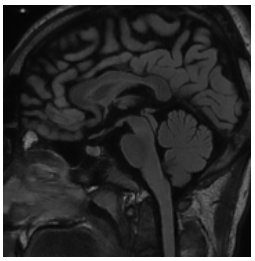
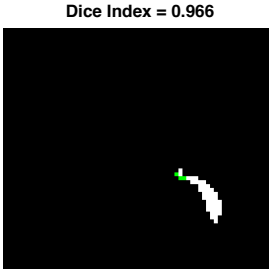
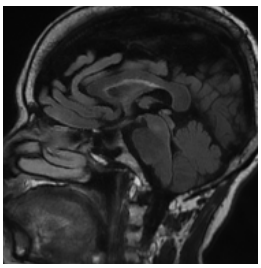
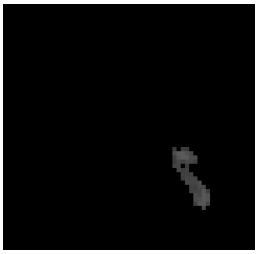
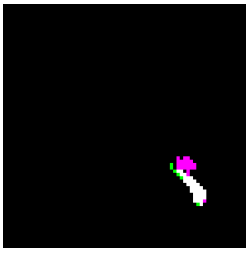
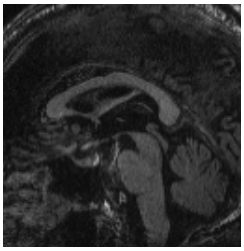
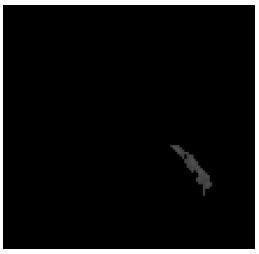
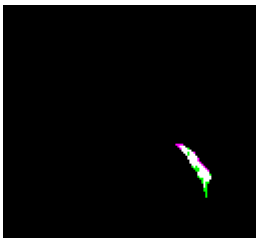
12.	Pasien 13 T2-W 256 x 256			Dice Index = 0.907
13.	Pasien 14 T1-W 256 x 256			Dice Index = 0.98
14.	Pasien 15 T1-W 256 x 256			Dice Index = 0.939
15.	Pasien 16 T1-W 256 x 256			Dice Index = 0.964
16.	Pasien 17 T2-W 256 x 256			Dice Index = 0.858 
17.	Pasien 18 T1-W 256 x 256			Dice Index = 0.964 

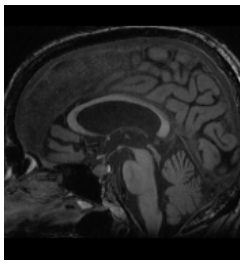
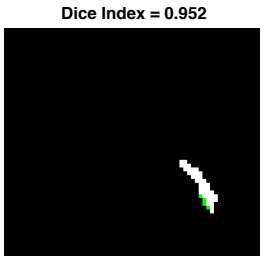
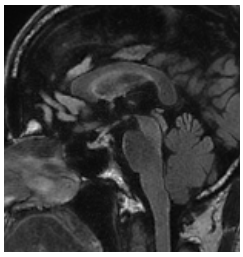
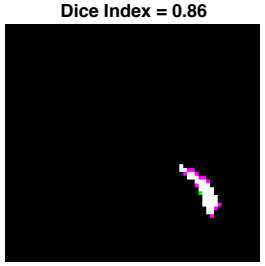
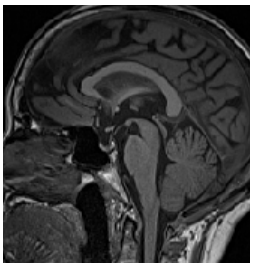
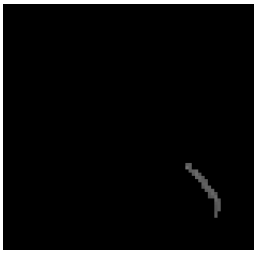
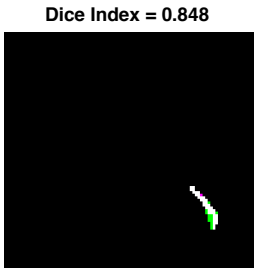
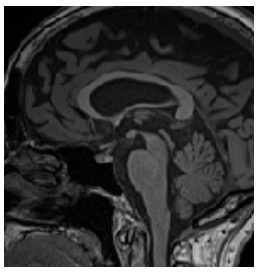
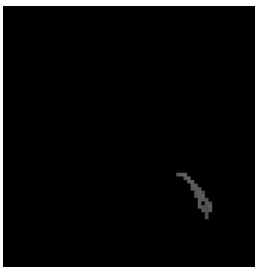
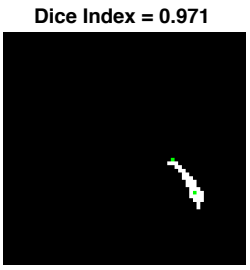
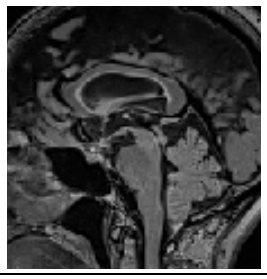
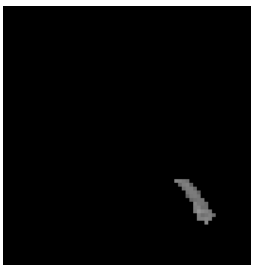
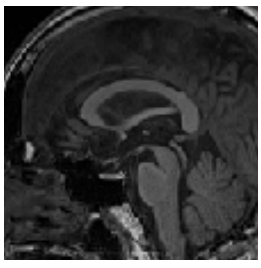
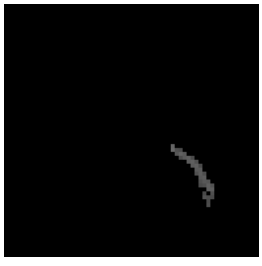
18.	Pasien 19 T2-W 256 x 256			
19.	Pasien 20 T1-W 256 x 256			
20.	Pasien 21 T1-W 256 x 256			
21.	Pasien 22 T1-W 256 x 256			
22.	Pasien 23 T2-W 256 x 256			
23.	Pasien 24 T1-W 256 x 256			

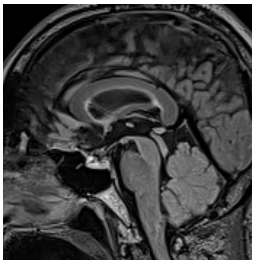
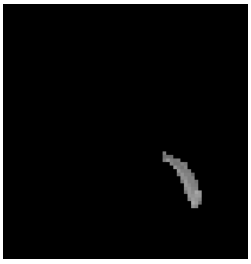
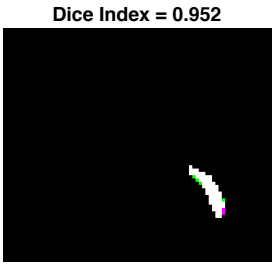
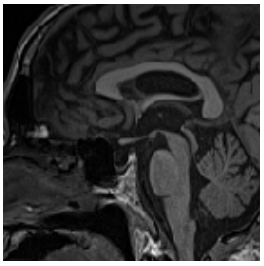
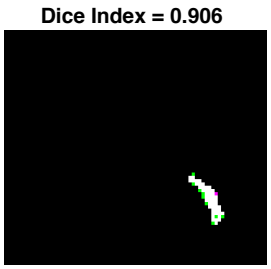
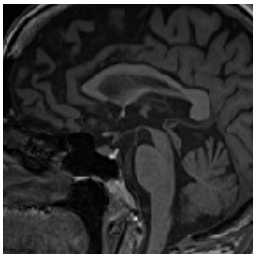
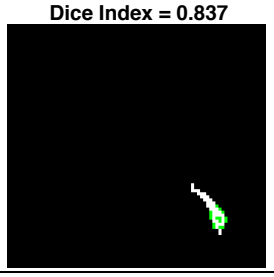
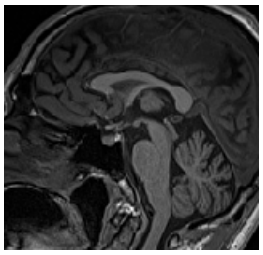
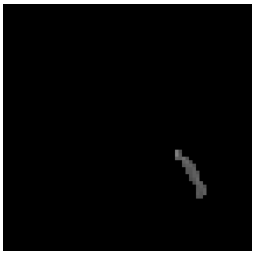
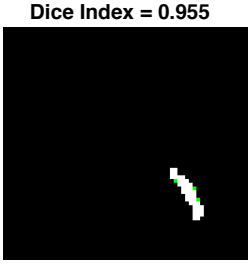
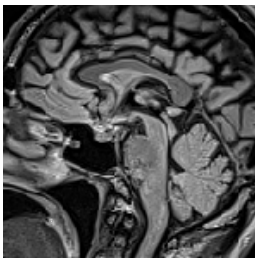
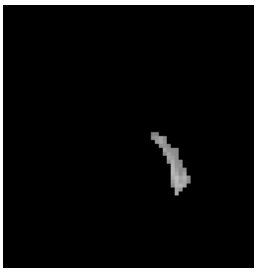
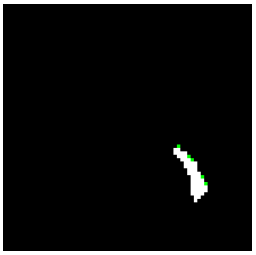
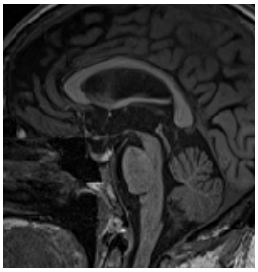
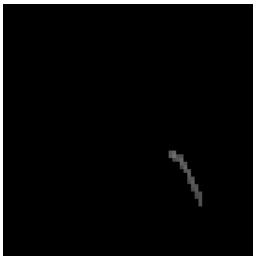
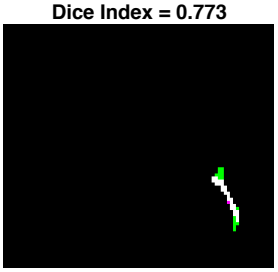
Lampiran 2. Akurasi hasil segmentasi otomatis corpus callosum dan fornix pada keseluruhan data

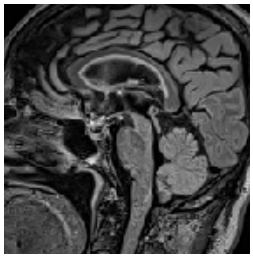
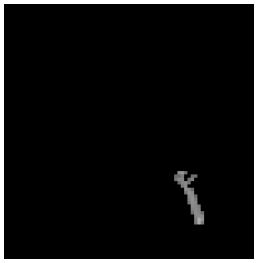
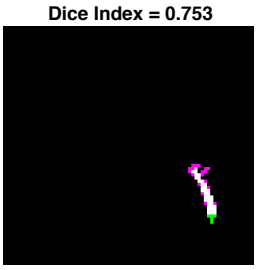
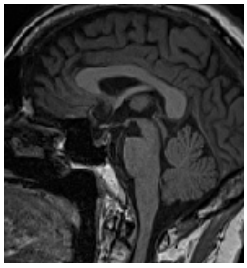
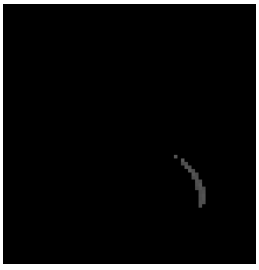
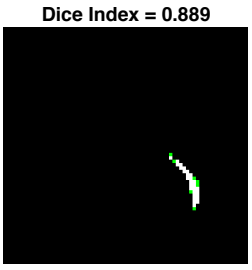
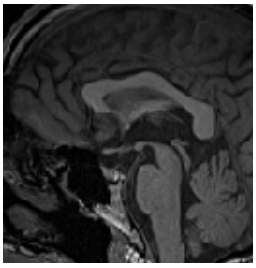
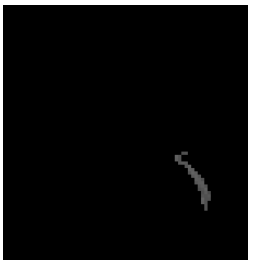
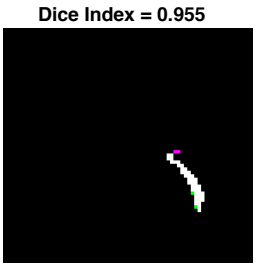
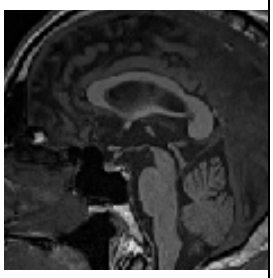
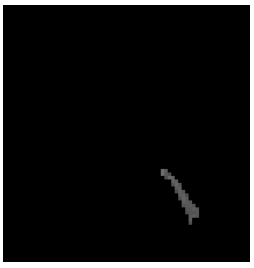
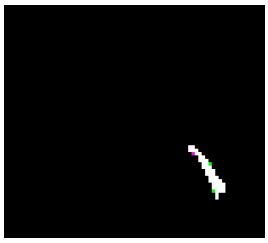
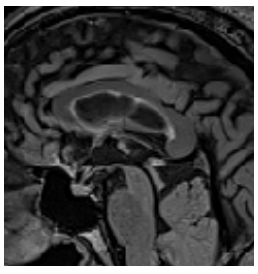
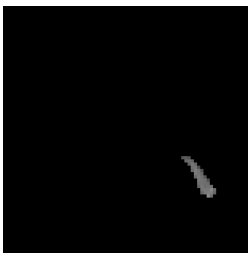
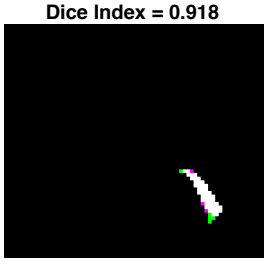
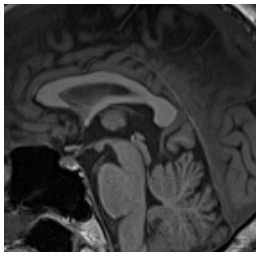
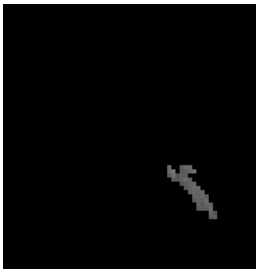
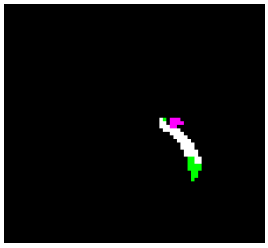
No.	Data	Jenis	Ukuran Matriks	DICE *Similarity* (%)
1.	Pasien 2	T1-W	512 x 512	99.4
2.	Pasien 6	T1-W	512 x 512	96.9
3.	Pasien 7	T1-W	256 x 256	94.4
4.	Pasien 9	T1-W	256 x 256	99.6
5.	Pasien 10	T1-W	256 x 256	98.9
6.	Pasien 12	T1-W	256 x 256	97.9
7.	Pasien 14	T1-W	256 x 256	98.0
8.	Pasien 15	T1-W	256 x 256	93.9
9.	Pasien 16	T1-W	256 x 256	96.4
10.	Pasien 18	T1-W	256 x 256	96.4
11.	Pasien 20	T1-W	256 x 256	96.7
12.	Pasien 21	T1-W	256 x 256	93.1
13.	Pasien 22	T1-W	256 x 256	95.4
14.	Pasien 24	T1-W	256 x 256	96.6
15.	Pasien 25	T1-W	256 x 256	95.8
Rata-Rata (T1-W)				96.6
16.	Pasien 1	T2-W	256 x 256	86.7
17.	Pasien 3	T2-W	256 x 256	93.3
18.	Pasien 4	T2-W	256 x 256	93.2
19.	Pasien 5	T2-W	256 x 256	88.9
20.	Pasien 8	T2-W	256 x 256	83.3
21.	Pasien 11	T2-W	256 x 256	85.2
22.	Pasien 13	T2-W	256 x 256	90.7
23.	Pasien 17	T2-W	256 x 256	85.8
24.	Pasien 19	T2-W	256 x 256	69.1
25.	Pasien 23	T2-W	256 x 256	83.1
26.	Pasien 26	T2-W	256 x 256	74.7
27.	Pasien 27	T2-W	256 x 256	74.2
28.	Pasien 28	T2-W	256 x 256	74.0
29.	Pasien 29	T2-W	256 x 256	73.7
30.	Pasien 30	T2-W	256 x 256	84.4
31.	Pasien 31	T2-W	256 x 256	85.1
32.	Pasien 32	T2-W	256 x 256	80.5
33.	Pasien 33	T2-W	256 x 256	71.2
34.	Pasien 34	T2-W	256 x 256	73.6
35.	Pasien 35	T2-W	256 x 256	77.4
36.	Pasien 36	T2-W	256 x 256	74.1
37.	Pasien 37	T2-W	256 x 256	82.6
38.	Pasien 38	T2-W	256 x 256	70.1
39.	Pasien 39	T2-W	256 x 256	74.3
40.	Pasien 40	T2-W	256 x 256	70.3
41.	Pasien 41	T2-W	256 x 256	70.3
42.	Pasien 42	T2-W	256 x 256	59.4
43.	Pasien 43	T2-W	256 x 256	66.5
Rata-Rata (T2-W)				78.4
Rata-Rata (T1-W dan T2-W)				84.8

Lampiran 3. Hasil segmentasi otomatis colliculus

No.	Data	*Mid-sagittal* MRI	Hasil Segmentasi Colliculus	DICE *Similarity*
1.	Pasien 2 T1-W 512 x 512			
2.	Pasien 3 T2-W 256 x 256			
3.	Pasien 4 TW-2 256 x 256			
4.	Pasien 5 T2-W 256 x 256			
5.	Pasien 6 T1-W 512 x 512			

6.	Pasien 7 T1-W 256 x 256			
7.	Pasien 8 T2-W 256 x 256			
8.	Pasien 9 T1-W 256 x 256			
9.	Pasien 10 T1-W 256 x 256			
10.	Pasien 11 T2-W 256 x 256			
11.	Pasien 12 T1-W 256 x 256			

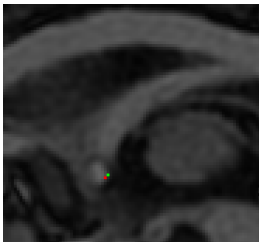
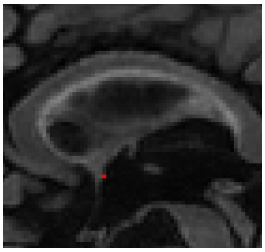
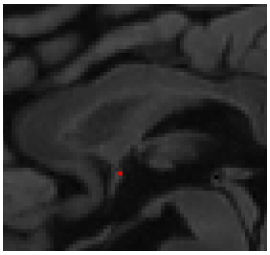
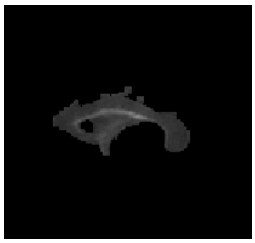
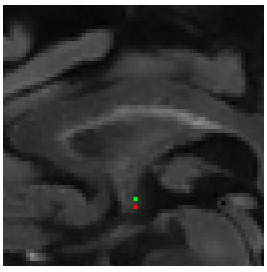
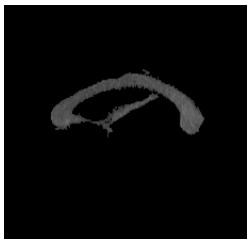
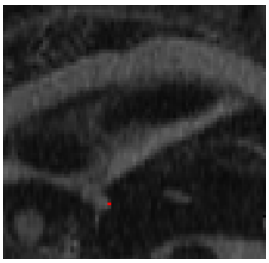
12.	Pasien 13 T2-W 256 x 256			
13.	Pasien 14 T1-W 256 x 256			
14.	Pasien 15 T1-W 256 x 256			
15.	Pasien 16 T1-W 256 x 256			
16.	Pasien 17 T2-W 256 x 256			
17.	Pasien 18 T1-W 256 x 256			

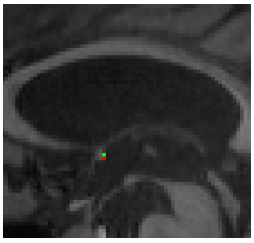
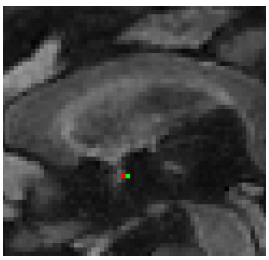
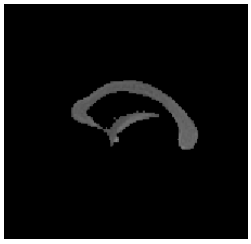
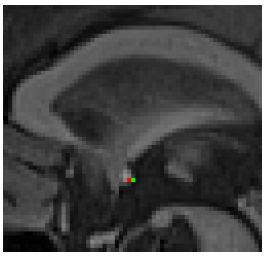
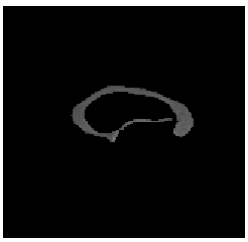
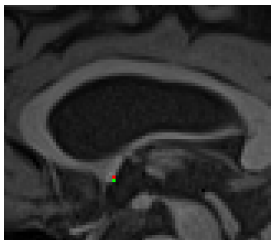
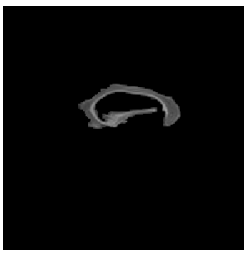
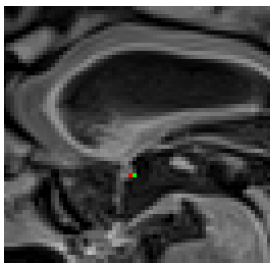
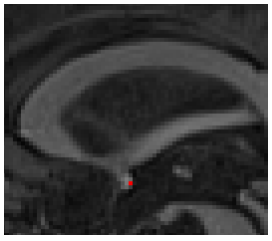
18.	Pasien 19 T2-W 256 x 256			
19.	Pasien 20 T1-W 256 x 256			
20.	Pasien 21 T1-W 256 x 256			
21.	Pasien 22 T1-W 256 x 256			
22.	Pasien 23 T2-W 256 x 256			
23.	Pasien 24 T1-W 256 x 256			

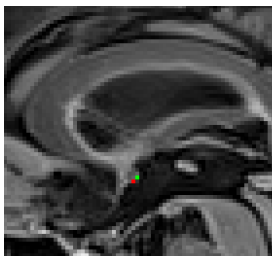
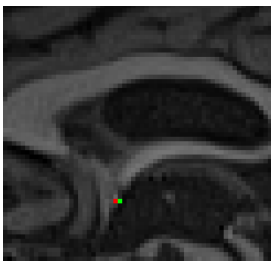
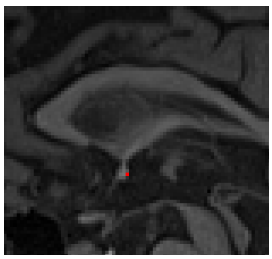
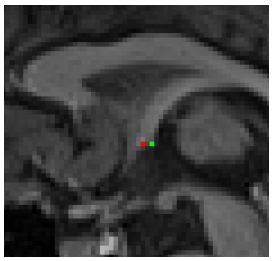
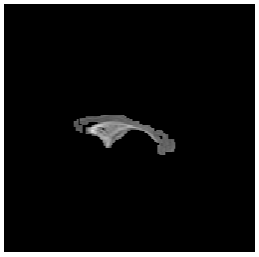
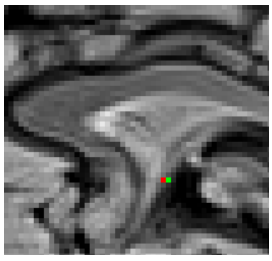
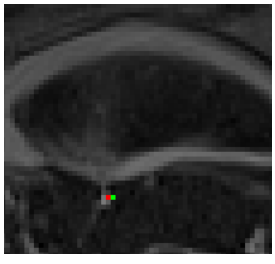
Lampiran 4. Akurasi hasil segmentasi otomatis colliculus pada keseluruhan data

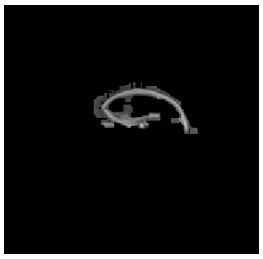
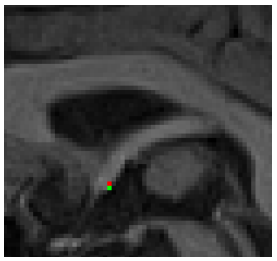
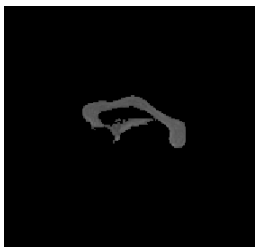
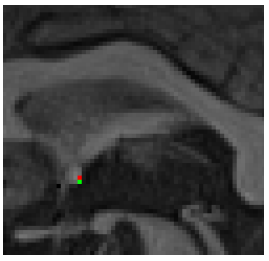
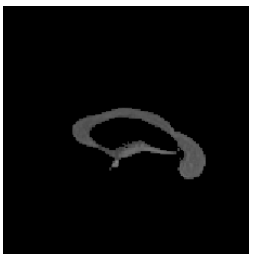
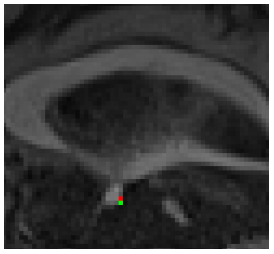
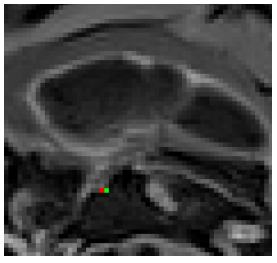
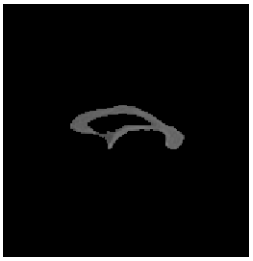
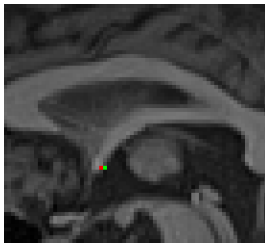
No.	Data	Jenis	Ukuran Matriks	DICE *Similarity* (%)
1.	Pasien 2	T1-W	512 x 512	84.1
2.	Pasien 6	T1-W	512 x 512	80.0
3.	Pasien 7	T1-W	256 x 256	95.2
4.	Pasien 9	T1-W	256 x 256	84.8
5.	Pasien 10	T1-W	256 x 256	97.1
6.	Pasien 12	T1-W	256 x 256	82.8
7.	Pasien 14	T1-W	256 x 256	90.6
8.	Pasien 15	T1-W	256 x 256	83.7
9.	Pasien 16	T1-W	256 x 256	95.5
10.	Pasien 18	T1-W	256 x 256	77.3
11.	Pasien 20	T1-W	256 x 256	88.9
12.	Pasien 21	T1-W	256 x 256	95.5
13.	Pasien 22	T1-W	256 x 256	96.6
14.	Pasien 24	T1-W	256 x 256	76.1
15.	Pasien 25	T1-W	256 x 256	84.4
Rata-Rata (T1-W)				87.5
16.	Pasien 1	T2-W	256 x 256	90.2
17.	Pasien 3	T2-W	256 x 256	95.1
18.	Pasien 4	T2-W	256 x 256	96.6
19.	Pasien 5	T2-W	256 x 256	71.3
20.	Pasien 8	T2-W	256 x 256	86.0
21.	Pasien 11	T2-W	256 x 256	97.9
22.	Pasien 13	T2-W	256 x 256	95.2
23.	Pasien 17	T2-W	256 x 256	95.7
24.	Pasien 19	T2-W	256 x 256	75.3
25.	Pasien 23	T2-W	256 x 256	91.8
26.	Pasien 26	T2-W	256 x 256	87.8
27.	Pasien 27	T2-W	256 x 256	92.5
28.	Pasien 28	T2-W	256 x 256	94.9
29.	Pasien 29	T2-W	256 x 256	89.9
30.	Pasien 30	T2-W	256 x 256	71.2
31.	Pasien 31	T2-W	256 x 256	89.6
32.	Pasien 32	T2-W	256 x 256	95.7
33.	Pasien 33	T2-W	256 x 256	89.6
34.	Pasien 34	T2-W	256 x 256	85.3
35.	Pasien 35	T2-W	256 x 256	90.5
36.	Pasien 36	T2-W	256 x 256	78.7
37.	Pasien 37	T2-W	256 x 256	89.9
38.	Pasien 38	T2-W	256 x 256	80.5
39.	Pasien 39	T2-W	256 x 256	64.4
40.	Pasien 40	T2-W	256 x 256	95.5
41.	Pasien 41	T2-W	256 x 256	87.1
42.	Pasien 42	T2-W	256 x 256	94.6
43.	Pasien 43	T2-W	256 x 256	92.9
Rata-Rata (T2-W)				88.1
Rata-Rata (T1-W dan T2-W)				87.9

Lampiran 5. Hasil deteksi otomatis AC

No.	Data	Hasil Segmentasi CC dan Fo	Perbandingan Deteksi Otomatis AC (Merah) dan *Ground Truth* (Hijau)	Euclidean *Distance* (ε)
1.	Pasien 2 T1-W 512 x 512			GT = [204, 208] AC = [205, 247] $\varepsilon = 0.663$ mm
2.	Pasien 3 T2-W 256 x 256			GT = [98, 131] AC = [98, 131] $\varepsilon = 0$ mm
3.	Pasien 4 T2-W 256 x 256			GT = [118, 119] AC = [118, 119] $\varepsilon = 0$ mm
4.	Pasien 5 T2-W 256 x 256			GT = [111, 130] AC = [113, 130] $\varepsilon = 1.954$ mm
5.	Pasien 6 T1-W 512 x 512			GT = [253, 244] AC = [253, 244] $\varepsilon = 0$ mm

6.	Pasien 7 T1-W 256 x 256			GT = [133, 118] AC = [134, 118] $\varepsilon =$ 0.977 mm
7.	Pasien 8 T2-W 256 x 256			GT = [103, 121] AC = [103, 120] $\varepsilon =$ 0.977 mm
8.	Pasien 9 T1-W 256 x 256			GT = [97, 126] AC = [97, 125] $\varepsilon =$ 0.859 mm
9.	Pasien 10 T1-W 256 x 256			GT = [100, 123] AC = [99, 123] $\varepsilon =$ 0.898 mm
10.	Pasien 11 T2-W 256 x 256			GT = [100, 124] AC = [100, 123] $\varepsilon =$ 0.898 mm
11.	Pasien 12 T1-W 256 x 256			GT = [101, 125] AC = [101, 125] $\varepsilon =$ 0 mm

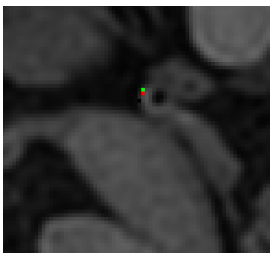
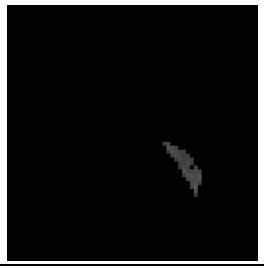
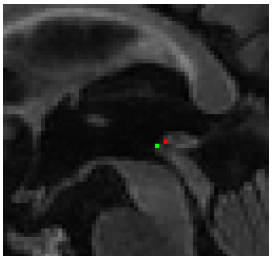
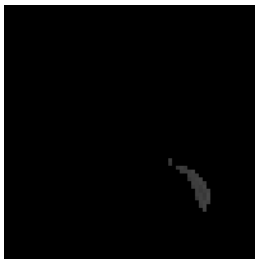
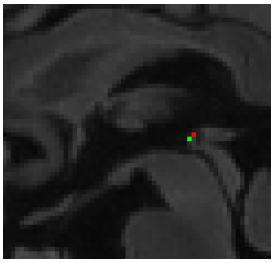
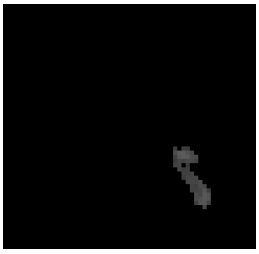
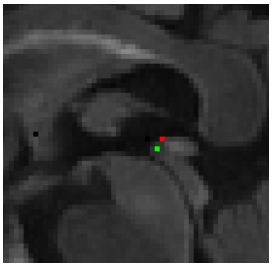
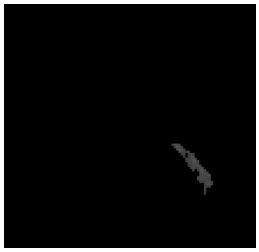
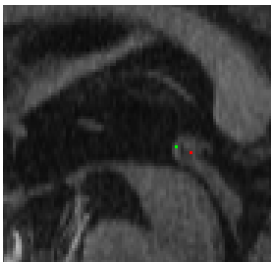
12.	Pasien 13 T2-W 256 x 256			GT = [101, 126] AC = [102, 125] $\varepsilon =$ 1.327 mm
13.	Pasien 14 T1-W 256 x 256			GT = [95, 130] AC = [95, 129] $\varepsilon =$ 0.898 mm
14.	Pasien 15 T1-W 256 x 256			GT = [104, 127] AC = [104, 127] $\varepsilon =$ 0 mm
15.	Pasien 16 T1-W 256 x 256			GT = [98, 140] AC = [98, 138] $\varepsilon =$ 1.796 mm
16.	Pasien 17 T2-W 256 x 256			GT = [96, 138] AC = [96, 137] $\varepsilon =$ 0.898 mm
17.	Pasien 18 T1-W 256 x 256			GT = [96, 129] AC = [96, 128] $\varepsilon =$ 0.938 mm

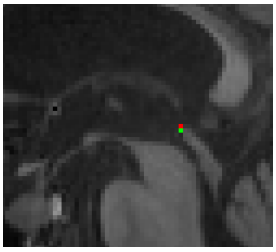
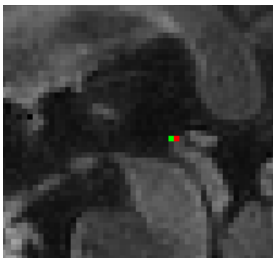
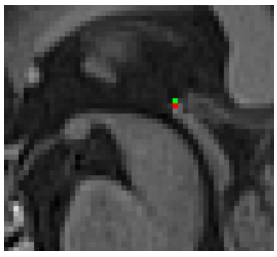
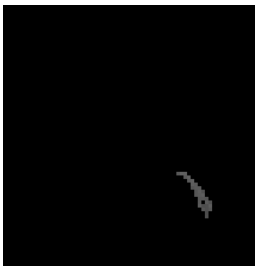
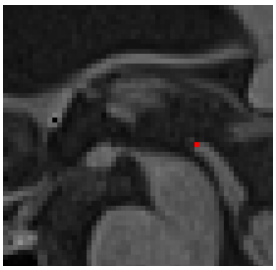
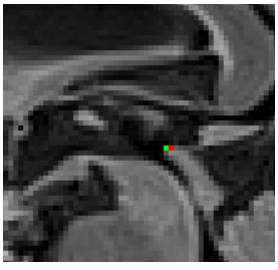
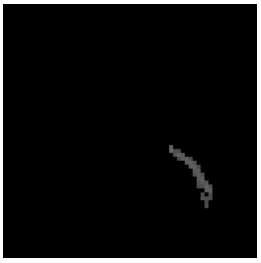
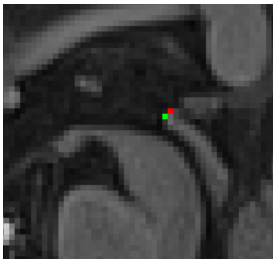
18.	Pasien 19 T2-W 256 x 256			GT = [96, 128] AC = [96, 127] $\varepsilon =$ 0.938 mm
19.	Pasien 20 T1-W 256 x 256			GT = [98, 132] AC = [97, 132] $\varepsilon =$ 0.859 mm
20.	Pasien 21 T1-W 256 x 256			GT = [100, 130] AC = [99, 130] $\varepsilon =$ 0.898 mm
21.	Pasien 22 T1-W 256 x 256			GT = [106, 126] AC = [105, 126] $\varepsilon =$ 0.859 mm
22.	Pasien 23 T2-W 256 x 256			GT = [106, 127] AC = [106, 126] $\varepsilon =$ 0.898 mm
23.	Pasien 24 T1-W 256 x 256			GT = [100, 130] AC = [100, 129] $\varepsilon =$ 0.977 mm

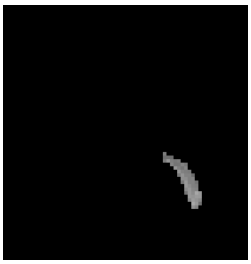
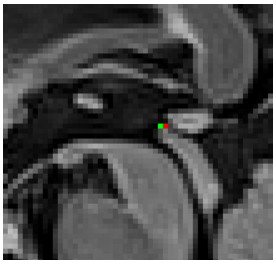
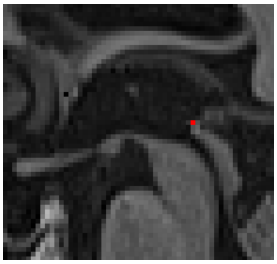
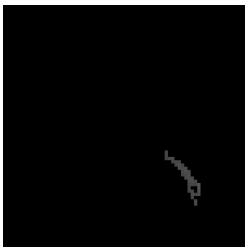
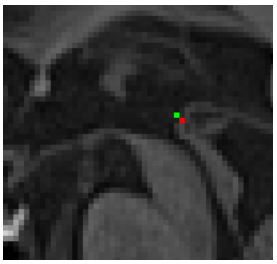
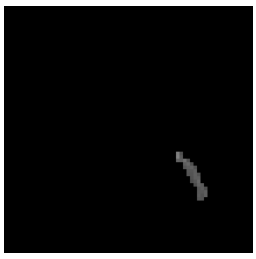
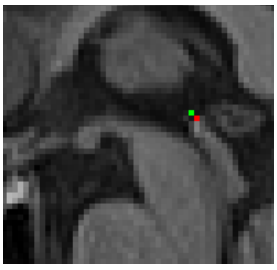
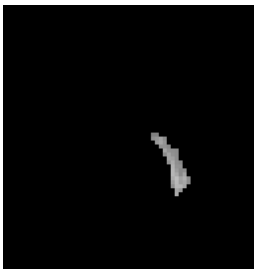
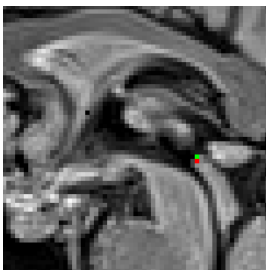
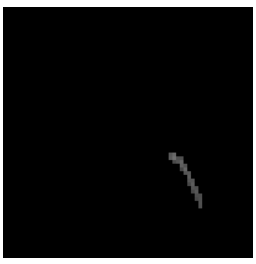
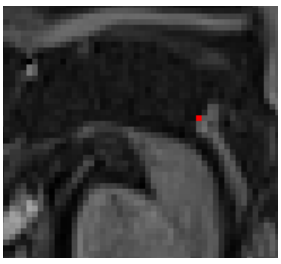
Lampiran 6. Nilai error deteksi otomatis AC pada keseluruhan data

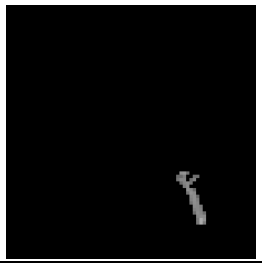
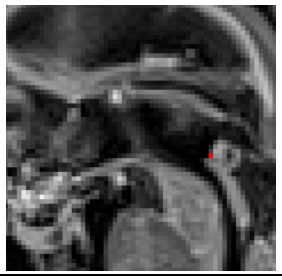
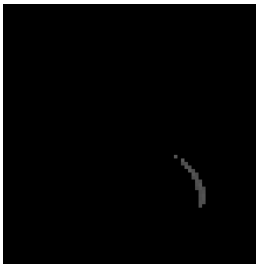
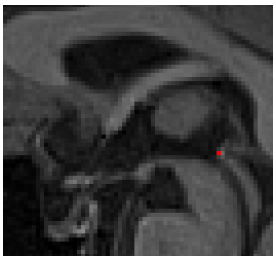
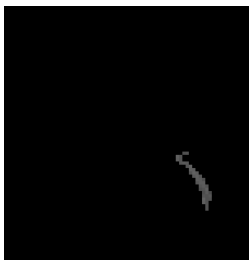
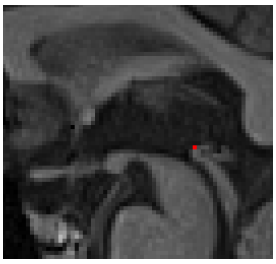
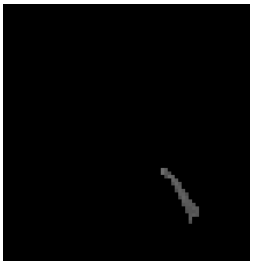
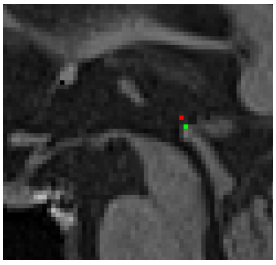
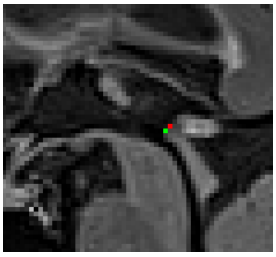
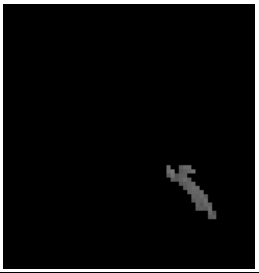
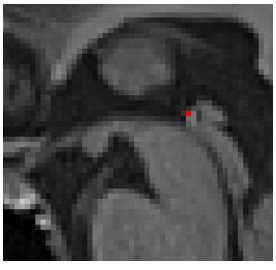
No.	Data	Jenis	Ukuran Matriks	Euclidean *Distance* (mm)
1.	Pasien 2	T1-W	512 x 512	0,663
2.	Pasien 6	T1-W	512 x 512	0
3.	Pasien 7	T1-W	256 x 256	0,977
4.	Pasien 9	T1-W	256 x 256	0,859
5.	Pasien 10	T1-W	256 x 256	0,898
6.	Pasien 12	T1-W	256 x 256	0
7.	Pasien 14	T1-W	256 x 256	0,898
8.	Pasien 15	T1-W	256 x 256	0
9.	Pasien 16	T1-W	256 x 256	1,796
10.	Pasien 18	T1-W	256 x 256	0,938
11.	Pasien 20	T1-W	256 x 256	0,859
12.	Pasien 21	T1-W	256 x 256	0,898
13.	Pasien 22	T1-W	256 x 256	0,859
14.	Pasien 24	T1-W	256 x 256	0,977
15.	Pasien 25	T1-W	256 x 256	0,977
Rata-Rata (T1-W)				0.773
16.	Pasien 1	T2-W	256 x 256	0,977
17.	Pasien 3	T2-W	256 x 256	0
18.	Pasien 4	T2-W	256 x 256	0
19.	Pasien 5	T2-W	256 x 256	1,954
20.	Pasien 8	T2-W	256 x 256	0,977
21.	Pasien 11	T2-W	256 x 256	0,898
22.	Pasien 13	T2-W	256 x 256	1,327
23.	Pasien 17	T2-W	256 x 256	0,898
24.	Pasien 19	T2-W	256 x 256	0,938
25.	Pasien 23	T2-W	256 x 256	0,898
26.	Pasien 26	T2-W	256 x 256	2,185
27.	Pasien 27	T2-W	256 x 256	1,954
28.	Pasien 28	T2-W	256 x 256	0
29.	Pasien 29	T2-W	256 x 256	1,382
30.	Pasien 30	T2-W	256 x 256	2,185
31.	Pasien 31	T2-W	256 x 256	0,977
32.	Pasien 32	T2-W	256 x 256	0
33.	Pasien 33	T2-W	256 x 256	0
34.	Pasien 34	T2-W	256 x 256	0,977
35.	Pasien 35	T2-W	256 x 256	1,954
36.	Pasien 36	T2-W	256 x 256	0,977
37.	Pasien 37	T2-W	256 x 256	0,977
38.	Pasien 38	T2-W	256 x 256	3,523
39.	Pasien 39	T2-W	256 x 256	0,977
40.	Pasien 40	T2-W	256 x 256	2,185
41.	Pasien 41	T2-W	256 x 256	0,977
42.	Pasien 42	T2-W	256 x 256	0,977
43.	Pasien 43	T2-W	256 x 256	1,382
Rata-Rata (T2-W)				1.159
Rata-Rata (T1-W dan T2-W)				1.02

Lampiran 7. Hasil deteksi otomatis PC

No.	Data	Hasil Segmentasi Colliculus	Perbandingan Deteksi Otomatis PC (Merah) dan *Ground Truth* (Hijau)	Euclidean *Distance* (ε)
1.	Pasien 2 T1-W 512 x 512			GT = [208, 303] PC = [208, 303] $\varepsilon = 0.469$ mm
2.	Pasien 3 T2-W 256 x 256			GT = [102, 158] PC = [101, 160] $\varepsilon =$ 2.185 mm
3.	Pasien 4 TW-2 256 x 256			GT = [119, 143] PC = [118, 144] $\varepsilon =$ 1.382 mm
4.	Pasien 5 T2-W 256 x 256			GT = [112, 152] PC = [110, 153] $\varepsilon =$ 2.185 mm
5.	Pasien 6 T1-W 512 x 512			GT = [258, 295] PC = [260, 300] $\varepsilon =$ 2.628 mm

6.	Pasien 7 T1-W 256 x 256			GT = [138, 146] PC = [137, 146] $\varepsilon =$ 0.977 mm
7.	Pasien 8 T2-W 256 x 256			GT = [106, 144] PC = [106, 145] $\varepsilon =$ 0.977 mm
8.	Pasien 9 T1-W 256 x 256			GT = [101, 152] PC = [102, 152] $\varepsilon =$ 0.977 mm
9.	Pasien 10 T1-W 256 x 256			GT = [104, 151] PC = [104, 151] $\varepsilon =$ 0 mm
10.	Pasien 11 T2-W 256 x 256			GT = [103, 151] PC = [103, 152] $\varepsilon =$ 0.898 mm
11.	Pasien 12 T1-W 256 x 256			GT = [104, 152] PC = [103, 153] $\varepsilon =$ 1.327 mm

12.	Pasien 13 T2-W 256 x 256			GT = [103, 153] PC = [103, 154] $\varepsilon =$ 0.938 mm
13.	Pasien 14 T1-W 256 x 256			GT = [101, 154] PC = [101, 154] $\varepsilon =$ 0 mm
14.	Pasien 15 T1-W 256 x 256			GT = [109, 151] PC = [110, 152] $\varepsilon =$ 1.215 mm
15.	Pasien 16 T1-W 256 x 256			GT = [106, 162] PC = [107, 163] $\varepsilon =$ 1.27 mm
16.	Pasien 17 T2-W 256 x 256			GT = [107, 161] PC = [108, 161] $\varepsilon =$ 0.898 mm
17.	Pasien 18 T1-W 256 x 256			GT = [105, 157] PC = [105, 157] $\varepsilon =$ 0 mm

18.	Pasien 19 T2-W 256 x 256			GT = [104, 157] PC = [104, 157] $\varepsilon =$ 0 mm
19.	Pasien 20 T1-W 256 x 256			GT = [104, 156] PC = [104, 156] $\varepsilon =$ 0 mm
20.	Pasien 21 T1-W 256 x 256			GT = [106, 155] PC = [106, 155] $\varepsilon =$ 0 mm
21.	Pasien 22 T1-W 256 x 256			GT = [116, 151] PC = [114, 150] $\varepsilon =$ 1.921 mm
22.	Pasien 23 T2-W 256 x 256			GT = [116, 150] PC = [115, 151] $\varepsilon =$ 1.27 mm
23.	Pasien 24 T1-W 256 x 256			GT = [107, 153] PC = [107, 153] $\varepsilon =$ 0 mm

Lampiran 8. Nilai error deteksi otomatis PC pada keseluruhan data

No.	Data	Jenis	Ukuran Matriks	Euclidean *Distance* (mm)
1.	Pasien 2	T1-W	512 x 512	0,469
2.	Pasien 6	T1-W	512 x 512	2,628
3.	Pasien 7	T1-W	256 x 256	0,977
4.	Pasien 9	T1-W	256 x 256	0,859
5.	Pasien 10	T1-W	256 x 256	0
6.	Pasien 12	T1-W	256 x 256	1,327
7.	Pasien 14	T1-W	256 x 256	0
8.	Pasien 15	T1-W	256 x 256	1,215
9.	Pasien 16	T1-W	256 x 256	1,27
10.	Pasien 18	T1-W	256 x 256	0
11.	Pasien 20	T1-W	256 x 256	0
12.	Pasien 21	T1-W	256 x 256	0
13.	Pasien 22	T1-W	256 x 256	1,921
14.	Pasien 24	T1-W	256 x 256	0
15.	Pasien 25	T1-W	256 x 256	0
Rata-Rata (T1-W)				0.71
16.	Pasien 1	T2-W	256 x 256	0
17.	Pasien 3	T2-W	256 x 256	2,185
18.	Pasien 4	T2-W	256 x 256	1,382
19.	Pasien 5	T2-W	256 x 256	2,185
20.	Pasien 8	T2-W	256 x 256	0,977
21.	Pasien 11	T2-W	256 x 256	0,898
22.	Pasien 13	T2-W	256 x 256	0,938
23.	Pasien 17	T2-W	256 x 256	0,898
24.	Pasien 19	T2-W	256 x 256	0
25.	Pasien 23	T2-W	256 x 256	1,27
26.	Pasien 26	T2-W	256 x 256	0
27.	Pasien 27	T2-W	256 x 256	1,382
28.	Pasien 28	T2-W	256 x 256	1,382
29.	Pasien 29	T2-W	256 x 256	0,977
30.	Pasien 30	T2-W	256 x 256	5,697
31.	Pasien 31	T2-W	256 x 256	0,977
32.	Pasien 32	T2-W	256 x 256	0
33.	Pasien 33	T2-W	256 x 256	0
34.	Pasien 34	T2-W	256 x 256	0,977
35.	Pasien 35	T2-W	256 x 256	1,382
36.	Pasien 36	T2-W	256 x 256	1,382
37.	Pasien 37	T2-W	256 x 256	0,977
38.	Pasien 38	T2-W	256 x 256	0
39.	Pasien 39	T2-W	256 x 256	6,256
40.	Pasien 40	T2-W	256 x 256	1,954
41.	Pasien 41	T2-W	256 x 256	0
42.	Pasien 42	T2-W	256 x 256	0
43.	Pasien 43	T2-W	256 x 256	0,977
Rata-Rata (T2-W)				1.25
Rata-Rata (T1-W dan T2-W)				1.06

BIODATA PENULIS

Khairiyyah Nur Aisyah. Anak pertama dari dua bersaudara, lahir pada 16 Juli 1995 di kota Malang, Jawa Timur. Penulis menempuh Pendidikan pada *playgroup* Al-Falah Surabaya (1998-1999), TK Al-Falah Surabaya (1999-2001), SD Al-Falah Surabaya (2001-2007), SMP Al-Hikmah Surabaya (2007-2010), SMA Negeri 5 Surabaya (2010-2013), dan S1 Teknik Informatika Universitas Brawijaya Malang (2013-2017). Penulis kemudian melanjutkan studi S2 pada jurusan Teknik Informatika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya pada tahun 2018. Penulis dapat dihubungi melalui email: khairiyyahaisyah.18051@mhs.its.ac.id.