

**IDENTIFIKASI AREA TUMOR PADA CITRA *CT SCAN*  
TUMOR OTAK MENGGUNAKAN METODE  
*EXPECTATION MAXIMIZATION GAUSSIAN*  
*MIXTURE MODEL (EM-GMM)***

**TUGAS AKHIR**

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk  
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik Pada  
Jurusan Teknik Informatika

Oleh :

**ROHANI**  
**10851004040**



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU  
PEKANBARU  
2013**

# **IDENTIFIKASI AREA TUMOR PADA CITRA *CT SCAN* TUMOR OTAK MENGGUNAKAN METODE *EXPECTATION MAXIMIZATION GAUSSIAN MIXTURE MODEL (EM-GMM)***

**ROHANI  
10851004040**

Tanggal Sidang : 07 Januari 2013  
Periode Wisuda : Februari 2013

Jurusan Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

## **ABSTRAK**

Tumor otak merupakan penyakit yang sangat berbahaya bahkan mematikan terlihat dari survei-survei setiap tahunnya, karena tumor otak tersebut menyerang organ paling vital pada manusia. Berdasarkan gejala-gejala tumor yang ditimbulkan maka sebaiknya dilakukan pemeriksaan lanjutan untuk mengetahui kondisi penderita, salah satunya melalui pemeriksaan *CT Scan*. Pemeriksaan tersebut belum pasti bisa mendiagnosis, menganalisa kondisi serta letak atau area dari tumor tersebut, hanya sebagai pegangan untuk melakukan tindakan lanjutan pada penderita, seperti operasi dan pengobatan. Pada penelitian ini dilakukan uji *performance* dari metode algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)* dalam penentuan letak atau area tumor dari data *CT Scan* tumor otak. Berdasarkan hasil eksperimen metode EM-GMM dapat membagi citra kedalam beberapa kelas atau *cluster* yang salah satunya merupakan *cluster* yang diduga tumor. Metode ini bekerja berdasarkan fitur piksel namun belum sempurna membedakan bagian tumor dan bukan tumor sekalipun ditambah dengan metode *recognition* (pengenalan) menggunakan SAC (Segmentasi Berbasis *Active Contour*). Hal tersebut terlihat dari hasil eksperimen *output* EM-GMM rata-rata pada citra asli TP (*True Positive*) 69,62%, FP (*False Positive*) 30,38% dan pada citra *resize* TP (*True Positive*) 80,61%, FP (*False Positive*) 19,39% serta hasil SAC dengan 80%. Hal tersebut terjadi karena nilai piksel dibagian tumor juga berada disekitar bagian yang bukan tumor dan SAC juga mensegmentasi secara otomatis menuju batas tepi objek citra dalam menentukan area yang diinginkan berdasarkan inisial *contour* yang diberikan.

Kata Kunci : *CT Scan* tumor otak, *expectation maximization*, *gaussian mixture model*, SAC (segmentasi berbasis *active contour*), tumor otak.

# DAFTAR ISI

Halaman

<b>HALAMAN JUDUL LAPORAN .....</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PERSETUJUAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....</b>	<b>iv</b>
<b>LEMBAR PERNYATAAN .....</b>	<b>v</b>
<b>LEMBAR PERSEMBAHAN .....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>vii</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>viii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xvi</b>
<b>DAFTAR RUMUS .....</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR ISTILAH .....</b>	<b>xviii</b>
<b>DAFTAR ALGORITMA.....</b>	<b>xx</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xxi</b>
<b>DAFTAR SIMBOL .....</b>	<b>xxii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>I-1</b>
1.1. Latar Belakang .....	I-1
1.2. Rumusan Masalah .....	I-3
1.3. Batasan Masalah.....	I-3
1.4. Tujuan Penelitian .....	I-3
1.5. Sistematika Penulisan .....	I-4
<b>BAB II LANDASAN TEORI.....</b>	<b>II-1</b>
2.1. Tumor Otak .....	II-1
2.2. Citra.....	II-2

2.2.1. Format Citra .....	II-2
2.2.2. Citra CT Scan .....	II-3
2.3. Pengolahan Citra .....	II-5
2.3.1. Segmentasi Citra .....	II-5
2.3.2. Segmentasi dengan metode <i>Expectation Maximization</i> (EM) .....	II-6
2.3.3. Metode <i>Gaussian Mixture Model</i> (GMM) .....	II-9
2.3.4. Histogram Citra .....	II-11
2.3.5. <i>Resizing atau Scaling</i> (Penyekalaan) .....	II-12
2.3.6. <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC) .....	II-14
2.3.7. <i>Recognition</i> dengan SAC .....	II-15
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>III-1</b>
3.1. Alur Metodologi .....	III-1
3.2. Pengumpulan Data .....	III-2
3.3. Analisa .....	III-3
3.4. Implementasi dan Pengujian .....	III-4
3.5. Kesimpulan dan Saran .....	III-5
<b>BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN .....</b>	<b>IV-1</b>
4.1. Gambaran Umum Metode Analisa .....	IV-1
4.2. Analisa .....	IV-2
4.2.1. Data Masukan .....	IV-4
4.2.2. Proses Algoritma <i>Expectation Maximization Gaussian</i> <i>Mixture Model</i> (EM-GMM) .....	IV-8
4.2.2.1. <i>Input Data Citra Digital</i> .....	IV-8
4.2.2.2. Proses Segmentasi Citra Digital .....	IV-8
4.1.3. Proses <i>Recognition</i> dengan SAC .....	IV-16
4.3. Perancangan <i>Tool</i> .....	IV-19
<b>BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN .....</b>	<b>V-1</b>
5.1. Implementasi .....	V-1
5.1.1. Batasan Implementasi .....	V-1
5.1.2. Lingkungan Implementasi .....	V-1

5.2. Pengujian.....	V-2
5.2.1. Rencana Pengujian .....	V-2
5.2.1.1. Pengujian Dokter .....	V-2
5.2.1.1.1. Hasil Pengujian Dokter .....	V-4
5.2.1.2. Pengujian Parameter Masukan ( <i>input</i> ) EMGMM ....	V-5
5.2.1.2.1. Pengujian Jumlah <i>Cluster</i> .....	V-5
5.2.1.2.1.1. Hasil Pengujian Jumlah <i>Cluster</i> ....	V-13
5.2.1.2.2. Pengujian <i>Ltol</i> atau <i>Maxiter</i> .....	V-14
5.2.1.2.2.1. Hasil Pengujian <i>Ltol</i> atau <i>Maxiter</i>	V-19
5.2.1.2.3. Pengujian <i>pflag</i> .....	V-19
5.2.1.2.3.1. Hasil Pengujian <i>pflag</i> .....	V-23
5.2.1.2.4. Pengujian <i>Init</i> .....	V-23
5.2.1.2.4.1. Hasil Pengujian <i>Init</i> .....	V-25
5.2.1.3. Pengujian <i>White Box</i> .....	V-25
5.2.1.3.1. Pengujian <i>Performance</i> Metode Segmentasi	
(EM-GMM) .....	V-25
5.2.1.3.1. Hasil Pengujian <i>Performance</i> Metode	
Segmentasi (EM-GMM).....	V-31
5.2.1.4. Pengujian <i>Recognition</i> dengan SAC .....	V-32
5.2.1.4.1. Hasil Pengujian <i>Recognition</i> .....	V-37
5.2.2. Kesimpulan Pengujian.....	V-37
<b>BAB VI PENUTUP.....</b>	<b>VI-1</b>
1. Kesimpulan .....	VI-1
2. Saran.....	VI-2
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>xxiii</b>
<b>LAMPIRAN</b>	
<b>DAFTAR RIWAYAT HIDUP</b>	

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>	<b>Halaman</b>
4.1. Perhitungan Histogram Citra.....	IV-10
4.2. Pembagian <i>Cluster</i> .....	IV-12
4.3. <i>Cluster</i> Citra.....	IV-13
4.4. Perhitungan Standar Deviasi <i>Cluster</i> Pertama .....	IV-14
4.5. <i>Cluster</i> ke-2.....	IV-15
5.1. Rencana Uji.....	V-2
5.2. Pengenalan Area Tumor oleh dokter .....	V-3
5.3. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 1 .....	V-6
5.4. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 2.....	A-1
5.5. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 3.....	A-9
5.6. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 4.....	A-19
5.7. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 5.....	A-25
5.8. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 6.....	A-35
5.9. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 7.....	A-39
5.10. Hasil Eksperimen Jumlah <i>Cluster</i> pada Citra 8.....	A-46
5.11. Hasil Eksperimen <i>ltol(maxiter)</i> .....	V-15
5.12. Hasil Eksperimen <i>pflag</i> .....	V-20
5.13. Hasil Eksperimen <i>Init</i> .....	V-24
5.14. Hasil Eksperimen EM-GMM antara Citra Asal dan Citra 100 x 100.....	V-27
5.15. Nilai Akurasi Hasil Eksperimen EM-GMM .....	V-31
5.16. Hasil Eksperimen <i>Recognition</i> dengan SAC .....	V-33

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar</b>	<b>Halaman</b>
2.1. Histogram citra.....	II-12
2.2. Citra Asli .....	II-13
2.3. Citra Penyekalaan.....	II-13
2.4. Matrik <i>confusion</i> .....	II-15
2.5. Bentuk Dasar <i>Active Contour</i> .....	II-16
2.6. Matrik Penta-diagonal.....	II-17
3.1. Tahapan Metodologi Penelitian .....	III-1
4.1. Diagram Blok Tahapan Kerja .....	IV-1
4.2. <i>Flowchart</i> Metode Segmentasi Citra EMGMM .....	IV-3
4.3. <i>Flowchart</i> Metode <i>Recognition SAC</i> .....	IV-4
4.4. <i>CT Scan</i> Tumor Otak (sumber: RSUD Arifin Achmad, 2004).....	IV-5
4.5. <i>CT Scan</i> Tumor Otak (sumber: Tagle, 2002).....	IV-5
4.6. <i>CT Scan</i> Tumor Otak (sumber: Joseph.F, 2005).....	IV-6
4.7. <i>CT Scan</i> Tumor Otak (sumber: Tekkok, 2012).....	IV-6
4.8. <i>CT Scan</i> Tumor Otak (sumber: Someya dkk, 2002).....	IV-7
4.9. <i>CT Scan</i> Tumor Otak (sumber: Anvekar's, 2011) .....	IV-7
4.10. <i>Input</i> Citra .....	IV-8
4.11. Matrik Nilai Pixel Citra.....	IV-9
4.12. Histogram Data <i>CT Scan</i> Tumor Otak.....	IV-9
4.13. <i>Input</i> Citra Hasil Segmentasi EMGMM .....	IV-17
4.14. <i>Initial Contour</i> Awal .....	IV-17
4.15. Contoh Matrik Penta-diagonal .....	IV-18
4.16. Proses Iterasi Menuju Batas Tepi.....	IV-18

4.17. Hasil Segmentasi SAC .....	IV-18
4.18. <i>Flowchart</i> Perancangan <i>Tool</i> .....	IV-19
5.1. Hasil Segmentasi Citra-1 .....	V-26



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Otak merupakan bagian yang paling penting dari tubuh manusia karena otak merupakan syaraf pusat yang mengkoordinir dan mengatur seluruh tubuh dan pemikiran manusia, oleh karena itu sangat perlu memelihara kesehatan otak, karena cedera kepala sedikit saja dapat mengakibatkan malapetaka besar bagi seseorang. Seperti halnya penyakit tumor otak, tumor merupakan pertumbuhan yang tidak normal dalam tubuh. Pasien yang bertahan dari tumor otak ganas jumlahnya tidak berubah banyak selama 20 tahun terakhir, dalam hal lain sekalipun itu adalah tumor jinak yang hanya tumbuh di satu tempat dan tidak meyebar atau menyerang bagian tubuh lain tetapi bisa berbahaya jika menekan pada organ vital, seperti otak. Kenyataan lain tumor otak juga menjadi penyebab terjadinya penyakit lainnya, seperti tumor syaraf pendengaran (*neurilemoma*), dan tumor pembuluh darah (Price dkk, 2006).

Berdasarkan data-data “*Surveillance Epidemiology & End Result Registry*” USA dari tahun 1973-1995 dilaporkan bahwa setiap tahunnya di USA dijumpai 38.000 kasus baru tumor otak primer, dan pada tahun 2001 dijumpai lebih dari 180.000 kasus tumor otak, dimana 38.000 diantaranya adalah tumor primer dengan 18.000 bersifat ganas dan selebihnya, 150.000 adalah tumor sekunder yang merupakan metastase dari tumor paru, tumor payudara, tumor prostate dan tumor-tumor lainnya. Insidens tumor otak lebih sering dijumpai pada laki-laki (6,3 dari 100.000 penduduk) dibanding perempuan (4,4 dari 100.000 penduduk), dengan kelompok usia terbanyak sekitar 65 – 79 tahun (Hakim, 2006 dikutip dari Soffieti, 2003).

Gejala-gejala yang ditimbulkan pada seseorang yang diduga terkena tumor otak harus segera ditindak lanjuti, maka untuk memastikan hal tersebut harus dilakukan pemeriksaan lebih lanjut untuk memastikan apakah positif terkena tumor (tumor otak). *CT Scan* kepala merupakan metode pemeriksaan

radiologi terpilih untuk mengevaluasi pasien cedera kepala. Analisa bentuk tomografi tidak mampu di amati dengan kasat mata dalam menentukan letak atau area yang terkena penyakit pada pasien, karena penentuan area dan letak seperti halnya tumor sangat membantu dokter untuk melakukan tindakan apa yang harus dilakukan kedepan untuk pasiennya, apakah harus melakukan operasi pengangkatan, kemoterapi ataupun sekedar pengobatan rutin.

Penentuan letak atau area dari data *CT Scan* yang terkena tumor otak tidak bisa melalui pandangan atau penilaian orang saja, karena manusia punya sifat *human error* yang penilaiannya tidak selamanya benar, maka sangat dikhawatirkan hasil yang didapat tidak akurat. Apalagi ini merupakan masalah kelanjutan hidup dari pasien maka sangat diperlukan suatu metode yang bisa mengevaluasi, mengenal dan mendeteksi letak atau area yang terserang tumor dari data *CT Scan* pasien yang terserang penyakit tumor otak. Penulis melakukan langkah yang lebih spesifik dengan melakukan penelitian di bidang medis agar mendapatkan hasil yang valid dalam mengidentifikasi dan menentukan area atau letak dari tumor yaitu dengan cara melakukan segmentasi pada *CT Scan* tumor otak menggunakan metode *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)*.

Kasus tumor otak ini pernah diteliti sebelumnya dengan metode *Expectation Maximization* berdasarkan model dan karakteristik otak, tetapi masih belum mendapatkan hasil yang maksimal dalam mengidentifikasi dan menentukan letak atau area dari tumor otak, dan juga penelitian yang berjudul segmentasi tumor otak menggunakan HMGMM, merupakan penggabungan antara metode HMM (*Hidden Markov Models*) dan GMM (*Gaussian Mixture Models*) dan hasil yang didapat kurang maksimum dari metode HMM karena tidak adanya tahap mengoptimalkan model parameter yang didapat seperti yang dilakukan pada metode dari *Expectation Maximization*, maka penulis merasa perlu melakukan penelitian lanjutan menggunakan metode *Expectation Maimization* dan menambahkan dengan *GMM*.

Penulis tertarik untuk meneliti kasus tumor otak dengan langkah yang berbeda menggunakan metode Algoritma *Expectation Maximization Gaussian*

*Mixture Model (EM-GMM)* untuk mendapatkan hasil yang valid dalam identifikasi letak atau area tumor otak tersebut melalui proses segmentasi dan tentunya dapat membantu dokter dalam menindak lanjuti dan menanggulangi hal yang harus dilakukan untuk pasien kedepannya.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan sebelumnya, maka permasalahan dalam tugas akhir ini adalah bagaimana cara mengidentifikasi area atau letak tumor otak melalui segmentasi pada bagian yang diduga tumor dengan bagian yang bukan tumor dari data hasil CT Scan yang terdiagnosis penyakit tumor otak menggunakan metode algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture (EM-GMM)*.

## **1.3. Batasan Masalah**

Adapun batasan dalam tugas akhir ini, yaitu:

1. Citra CT Scan yang digunakan adalah citra *grayscale*.
2. CT Scan yang digunakan dalam format extensi.\*bmp.
3. Extensi.\*bmp yang dipakai hanya satu irisan dari data citra CT Scan tumor otak dengan ukuran piksel 100 x 100.
4. Uji *performance Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EMGMM)* menggunakan ROC (*Receiver Operating Characteristic*) dengan TP (*True Positive*) dan FP (*False Positive*).

## **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan yang ingin dicapai penulis dari Tugas Akhir ini adalah melakukan segmentasi pada data *CT Scan* tumor otak menggunakan metode algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)* untuk dapat membagi citra menjadi beberapa *cluster* atau kelas sehingga dapat dibedakan bagian yang diduga tumor dengan bagian yang bukan tumor.

## 1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penulisan tugas akhir ini antara lain:

**BAB I : PENDAHULUAN**

Menjelaskan latar belakang dari pemilihan topik, rumusan masalah, batasan penelitian, tujuan penelitian dan sistematika penulisan.

**BAB II : LANDASAN TEORI**

Menjelaskan mengenai citra, *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)-Segmentation* serta algoritmanya.

**BAB III : METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini membahas langkah-langkah yang dilaksanakan dalam proses penelitian, yaitu pengumpulan data, identifikasi masalah, perumusan masalah, analisa sistem, perancangan sistem dan implementasi beserta pengujian.

**BAB IV : ANALISA DAN PERANCANGAN**

Bab ini berisi pembahasan mengenai analisa sistem, perancangan sistem dan desain sistem.

**BAB V : IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN**

Bab ini berisi penjelasan mengenai implementasi perangkat lunak, pengujian sistem serta kesimpulan dan saran.

**BAB VI : KESIMPULAN DAN SARAN**

Bagian ini berisi kesimpulan yang dihasilkan dari pembahasan tentang segmentasi CT Scan tumor otak dengan metode *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)* beserta saran-saran yang berkaitan dengan penelitian ini.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1. Tumor Otak**

Menurut Gillroy, tumor otak adalah suatu *lesi* (jaringan) ekspansif yang bersifat jinak (*benigna*) ataupun ganas (*maligna*), membentuk massa dalam ruang tengkorak kepala (*intra cranial*) atau di sumsum tulang belakang (*medulla spinalis*) (Hakim, 2006).

Tumor otak dan tumor sumsum tulang belakang dapat menyerang segala usia dan tidak ada perbedaan antara laki-laki dengan perempuan dengan tanda-tanda atau gejala klinis yang dijumpai dikarenakan gangguan fungsi akibat adanya pembengkakan otak dan peninggian tekanan dalam tengkorak kepala, adapun gejala-gejalanya menurut Herholz seperti (Hakim, 2006):

- 1) Sakit kepala terutama diwaktu bangun tidur, datang berupa serangan secara tidak teratur, semakin lama semakin sering. Mula-mula rasa sakit bisa diatasi dengan analgetik biasa tetapi lama kelamaan obat tidak berkhasiat lagi. Walaupun hampir seluruh penderita tumor otak mengalami keluhan sakit kepala, tetapi pada gejala awal tidak terdeteksi, disebabkan oleh banyaknya prevalensi sakit kepala yang bukan saja hanya pada penderita tumor otak, hingga keluhan sakit kepala tidak termasuk sebagai gejala klinis jika tidak dijumpai secara bersamaan dengan tanda atau gejala-gejala lain yang mengarah pada tumor otak.
- 2) Muntah proyektil tanpa didahului oleh rasa mual akibat peninggian tekanan intra kranial.
- 3) Gangguan ketajaman visus dan lapangan pandang akibat penekanan *saraf opticus*.
- 4) Kejang-kejang merupakan gejala awal yang sering dijumpai pada lebih dari 50 persen penderita tumor otak saat pemeriksaan klinis, yang terbagi atas;

- a) kejang fokal (*focal seizures*) jika tumor berada di permukaan otak, terutama disisi kanan atau kiri kepala (*lobus temporalis cerebri*) dan
- b) kejang umum, jika ada penekanan terhadap cortex cerebri atau akibat adanya pembengkakan otak.

Otak merupakan organ yang sangat vital dari tubul maka apabila terdapat gejala-gejala terserang penyakit segera lakukan pemeriksaan *CT Scan* pada otak, agar dokter dapat mengevaluasi tindakan yang harus dilakukan kedepannya untuk pasien.

## **2.2. Citra**

Citra (*image*) merupakan gambar pada bidang dwimatra (dua dimensi). Citra merupakan fungsi *continue* dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi, maksudnya sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembalisebagian dari berkas cahaya tersebut kemudian pantulan cahaya ini ditangkap oleh alat-alat optik, misalnya mata manusia, kamera, pemindai (*scanner*), dan sebagainya sehingga bayangan objek yang disebut citra tersebut terekam (Munir, 2004).

Citra sebagai keluaran dari suatu sistem perekaman data dapat bersifat:

- a. Optik berupa foto
- b. Analog berupa sinyal video seperti gambar pada monitor televisi
- c. Digital yang dapat langsung disimpan pada suatu pita magnetik

### **2.2.1. Format Citra**

Format citra didalam file itu ada beberapa jenis diantaranya jpg, gif dan bmp. Jpg dan gif umumnya di kompresi sedangkan bmp tidak, oleh karena itu kualitas gambar dari bmp lebih bagus dikarenakan tidak ada informasi yang hilang maka format berkas bitmap akan lebih mudah digunakan karena data asli lebih banyak dipertahankan (Munir, 2004). Terjemahan bebas dari bitmap (BMP) adalah pemetaan bit. Artinya, nilai intensitas pixel didalam citra dipetakan kesejumlah bit tertentu. Peta bit yang umum adalah 8, artinya setiap pixel

panjangnya 8 bit. 8 bit ini merepresentasikan nilai intensitas pixel. Dengan demikian ada sebanyak  $2^8 = 256$  derajat keabuan, yang dimulai dari 0 sampai 255 (Munir, 2004).

Citra dalam format BMP ada tiga macam, yakni: citra biner, citra berwarna, dan citra hitam-putih (*grayscale*). Citra biner hanya mempunyai dua nilai keabuan, 0 dan 1. Oleh karena itu, 1 bit sudah cukup untuk merepresentasikan nilai piksel. Citra berwarna adalah citra yang lebih umum. Warna yang terlihat pada citra bitmap merupakan kombinasi dari tiga warna dasar, yaitu merah, hijau dan biru. Setiap pixel disusun oleh tiga komponen warna: R (*red*), G (*green*), dan B (*blue*).

Pada citra hitam-putih (*grayscale*), nilai R = G = B untuk menyatakan bahwa citra hitam-putih (*grayscale*) hanya mempunyai satu nilai kanal warna setiap pikselnya, nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan dan putih. Tingkatan keabuan disini merupakan warna abu yang memiliki tingkatan dari warna hitam hingga mendekati warna putih. Nilai 0 mewakili keadaan gelap atau warna hitam, sedangkan nilai maksimum mewakili intensitas sangat terang atau warna putih. Citra *grayscale* umumnya adalah citra 8 bit (Munir, 2004).

CT Scan merupakan salah satu contoh citra *grayscale* di bidang biomedis yang banyak memiliki informasi bagi dunia kedokteran untuk mendiagnosis dan mengevaluasi data kesehatan dari pasiennya. Pada penelitian kasus ini akan menggunakan citra CT Scan tumor otak yang akan di ubah ke format berkas bitmap (BMP).

### **2.2.2. Citra CT Scan**

Citra *CT Scan* diperoleh dari suatu alat *diagnostic* yaitu *CT (computer tomography) Scanner*. *CT (computer tomography) Scanner* adalah alat *diagnostic* dengan teknik radiografi yang menghasilkan gambar potongan tubuh secara melintang berdasarkan penyerapan sinar-x pada irisan tubuh yang ditampilkan pada layar monitor tv hitam putih. *Computer Tomography (CT)* biasa juga disebut *Computed axial tomography (CAT)*, *computer-assisted tomography*, atau (*body*

*section roentgenography*) yang merupakan suatu proses yang menggunakan digital processing untuk menghasilkan suatu gambaran internal tiga dimensi suatu obyek dari satu rangkaian sinar x yang menghasilkan gambar dua dimensi. Kata "tomography" diperoleh dari bahasa Yunani yaitu *tomos* (iris) dan *graphia* (gambar) (Ramadhani, 2006).

*CT Scanner* dapat menghasilkan gambar-gambar yang sangat akurat dari objek-objek di dalam tubuh seperti tulang, organ, dan pembuluh darah. Gambar-gambar ini sangat berguna dalam mendiagnosa berbagai penyakit, seperti kanker, penyakit jantung, *stroke*, kelainan organ reproduktif, dan kelainan gastrointestinal. Citra yang dihasilkan *CT Scanner* jauh lebih detail dibanding citra yang diperoleh *x-ray* biasa.

Prinsip dasar *CT scanner* mirip dengan perangkat radiografi yang sudah lebih umum dikenal. Kedua perangkat ini sama-sama memanfaatkan intensitas radiasi terusan setelah melewati suatu obyek untuk membentuk citra atau gambar. Perbedaan antara keduanya adalah pada teknik yang digunakan untuk memperoleh citra dan pada citra yang dihasilkan. Tidak seperti citra yang dihasilkan dari teknik radiografi, informasi citra yang ditampilkan oleh *CT scan* tidak *overlap* (tumpang tindih) sehingga dapat memperoleh citra yang dapat diamati tidak hanya pada bidang tegak lurus berkas sinar (seperti pada foto *rontgen*), citra *CT scan* dapat menampilkan informasi tampang lintang obyek yang diinspeksi. Oleh karena itu, citra ini dapat memberikan sebaran kerapatan struktur internal obyek sehingga citra yang dihasilkan oleh *CT scan* lebih mudah dianalisis daripada citra yang dihasilkan oleh teknik radiografi konvensional.

*CT Scan* memiliki beberapa kelebihan dibanding *x-ray* biasa. Citra yang diperoleh *CT Scan* beresolusi lebih tinggi, sinar *rontgen* dalam *CT Scan* dapat difokuskan pada satu organ atau objek saja, dan citra perolehan *CT Scan* menunjukkan posisi suatu objek relatif terhadap objek-objek di sekitarnya sehingga dokter dapat mengetahui posisi objek itu secara tepat dan akurat. Kelebihan-kelebihan tersebut telah membuat *CT Scan* menjadi proses radiografis medis yang paling sering direkomendasikan oleh dokter dan, dalam banyak kasus, telah menggantikan proses *x-ray* biasa secara total.



## 2.3. Pengolahan Citra

Sebuah citra kaya akan informasi, apalagi dari sebuah citra *CT Scan* tumor otak yang sudah dijelaskan sebelumnya, namun walaupun demikian citra yang kita miliki seringkali mengalami penurunan mutu (*degradasi*), misalnya mengandung cacat atau derau (*noise*), warnanya terlalu kontras, kurang tajam, kabur (*blurring*), dan sebagainya. Tentu saja citra semacam ini menjadi lebih sulit untuk diinterpretasikan karena informasi yang disampaikan oleh citra tersebut menjadi berkurang oleh karena itu citra tersebut perlu dimanipulasi menjadi citra lain yang kualitasnya lebih baik maka harus adanya pengolahan citra (*image processing*) (Munir, 2005).

Operasi dalam pengolahan citra ini ada banyak ragamnya, namun secara umum, operasi pengolahan citra ada beberapa jenis, diantaranya perbaikan kualitas citra (*image enhancement*), pemugaran citra (*image restoration*), pemampatan citra (*image compression*), pengorakan citra (*image analysis*), rekonstruksi citra (*image reconstruction*) dan segmentasi citra (*image segmentation*) (Munir, 2005). Pada penelitian kasus tugas ini akan menggunakan operasi dari segmentasi citra.

### 2.3.1. Segmentasi Citra

Menurut Munir segmentasi citra merupakan operasi yang bertujuan untuk memecahkan suatu citra kedalam beberapa segmen dengan suatu kriteria tertentu. Menurut Putra segmentasi citra merupakan teknik untuk membagi suatu citra menjadi beberapa daerah (*region*) dimana setiap daerah memiliki kemiripan atribut. Segmentasi meliputi beberapa teknik segmentasi yaitu pengambangan (*Thresholding*), penandaan komponen terhubung, segmentasi berbasis *cluster*, dan transformasi Hough. Teknik yang digunakan dalam kasus-kasus penelitian ini adalah teknik segmentasi berbasis *cluster*. Segmentasi ini menggunakan data multidimensi untuk mengelompokkan piksel citra kedalam beberapa *cluster*. Pada umumnya piksel di *cluster* berdasarkan kedekatan jarak antar piksel dan iterasi. Ada banyak metode dalam *cluster* ini diantaranya *K-Means*, *C-Means* dan banyak

lagi metode lainnya tetapi penulis menggunakan metode *expectation maximization*. Metode ini merupakan metode *cluster* yang berdasarkan iterasi melalui perhitungan probabilitasnya.

### 2.3.2. Segmentasi dengan Metode *Expectation Maximization (EM)*.

Metode algoritma *Expectation Maximization (EM)* ini merupakan metode untuk memperoleh pendugaan (ekspektasi) yang memberikan hasil yang baik dengan memaksimalkan fungsi kemungkinan. EM termasuk algoritma *clustering* yang berbasis model menggunakan perhitungan probabilitas. Metode iteratif tersebut akan menghasilkan *Maximum Likelihood (ML)*, yang menghasilkan parameter baru, yaitu bobot *mixture*, *mean*, dan kovarian atau standar deviasi. (Handayani, 2012)

EM terdiri dari dua tahap yaitu *Expectation* dan *Maximization*, secara umum dijelaskan seperti dibawah ini (Piater, 2002):

1. **E-step** untuk menghitung *expected values* (nilai dugaan) dari parameter berupa *mean*, standar deviasi serta probabilitas.
2. **M-step** untuk menghitung kembali parameter yang sama dengan memaksimalkan nilai *mean* (rata-rata), standar deviasi beserta probabilitas yang baru. Perbedaan yang digunakan untuk mengestimasi ulang parameter dilakukan secara berulang-ulang hingga mencapai *local* maksimum.

Kedua tahap tersebut dilakukan berulang-ulang sampai hipotesa dari *converge* (nilai yang terpusat) mencapai nilai yang stationer. Untuk model algoritma EM, setiap *cluster* memiliki *distribution probability* (kemungkinan penyebaran) yang sama dan untuk setiap kejadian data digunakan parameter nilai *estimate* (perkiraan) pada setiap *distribution* (penyebaran).

Tahapan-tahapan dari algoritma EM diperlihatkan di bawah. Kita dapat menginisialisasikan pendugaan untuk *mean* dan standar deviasi, yang mana *mean* dan standar deviasi bertindak sebagai *cluster*, *sampling probability* sebagai cluster 1 ( $P^{t+1}$ ), dan *probability* itu sendiri sebagai *cluster 2* ( $P^{t+1}-P$ ). Algoritma EM mencari hipotesis *Maximum Likelihood* berdasarkan iterasi. Secara singkat langkah

umum algoritma EM menurut Mustapha (2009) dan dimodifikasi pada tahap awal berdasarkan Handayani (2008) seperti dibawah ini:

**Step 1 :** Menentukan  $k$  *cluster* (jumlah *cluster*).

**Step 2 :** Langkah inisialisasi, langkah insialisasi yaitu menginisialisasikan  $\sigma^2$  sebagai standar deviasi,  $P$  adalah probabilitas,  $\mu$  adalah *mean*(rata-rata).

Dimana nilai probabilitas berdasarkan nilai *mean*,  $P^0 = (\mu^0_1, \mu^0_2, \dots, \mu^0_k)$

$$P^0_k = \mu^0_k \dots\dots\dots (2.1)$$

Selain itu *mean* dan standar deviasi juga bertindak sebagai  $k$  *cluster* pada masing-masing *cluster*.

Dimana:

$k$  = nomor urut dari Gaussian

Kemudian menghitung nilai yang telah diinisialkan berupa *mean* (rata-rata), standar deviasi dan probabilitas terhadap objek, berdasarkan rumus dibawah ini (Santoso, 2006):

$$\text{Mean} : \mu = \frac{\sum f x}{\sum f} \dots\dots\dots (2.2)$$

Dimana:

$\mu$  = *mean* (rata-rata)

$x$  = nilai data dari pixel gambar

$$\text{Standar Deviasi} : \sigma = \sqrt{\frac{\sum f(x-\mu)^2}{n-1}} \dots\dots\dots (2.3)$$

Dimana:

$\sigma$  = standar deviasi

$\sigma^2$  = variansi

$n$  = banyak data dari piksel gambar

**Step 3 :** Dilakukan tahap ekspektasi, yaitu berdasarkan nilai *mean* dan standard deviasi yang sudah didapat akan dihitung *probability* untuk setiap objek terhadap  $k$  *cluster* (*mean* dan standar deviasi) dengan menggunakan *probability density function* (pdf) dari plot GM. Dengan rumus probabilitas dari *Gaussian Mixture Model (GMM)* sebagai berikut:

$$P_t = f(x|\mu, \sigma^2) = \left( \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}} \right) \dots\dots\dots(2.4)$$

Dimana:

$P$  = probabilitas

**Step 4** : Dilakukan tahap *maximization*, yaitu berdasarkan nilai *probability* setiap objek pada step 3, akan di hitung kembali *mean*, standard deviasi dan probabilitas baru, dengan ketentuan A dan B sebagai  $k$  *cluster* yang mengandung nilai variabel  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  dimana  $P_A = P_B = 0.5$ , dengan rumus sebagai berikut:

$$[0.5P(x_1/A) + 0.5(x_1/B)] [0.5P(x_2/A) + 0.5(x_2/B)] \dots [0.5P(x_n/A) + 0.5(x_n/B)] \dots\dots\dots(2.5)$$

Dimana:

$P$  = Probabilitas setiap objek pada  $k$  *cluster*

$x_1, x_2, x_3, x_n$  = nilai estimasi (perkiraan) hingga  $x_n$  iterasi.

**Step 5** : Jika selisih antara probabilitas lama dengan probabilitas baru yang didapat lebih besar dari nilai yang ditoleransi (1) maka dilakukan kembali step 3, namun jika tidak maka iterasi berhenti dan akan didapat hasil *cluster*.

$$\|P^{t+1} - P_t\| < 1 \dots\dots\dots(2.6)$$

Algoritma *EM-segmentation* secara garis besar dijelaskan oleh Kokkinos (2008), seperti dibawah ini:

```

System Pseudocode
[O1; : : : ;OK] = DETECT OBJECTS(I)
for i = 1 to K do
Ai = INITIALIZE(Oi)
repeat
SEGi = E STEP(AOi; B; I)
AOi = M STEP(SEGi; I)
until CONVERGENCE
VERIFY(Oi; SEGi; AOi)
end for

```

Algoritma 2.1. *System Pseudocode Em-Segmentation*

### 2.3.3. Metode *Gaussian Mixture Model (GMM)*

Penelitian terdahulu pernah mengangkat kasus tumor otak ini menggunakan metode *Expectation Maximization* dengan menggabungkannya dengan metode berdasarkan model atau karakteristik dari otak. Secara umum dan hasil yang didapat masih kurang maksimum. Penelitian lainnya berjudul segmentasi tumor otak menggunakan HMGMM, merupakan penggabungan antara metode HMM (*Hidden Markov Models*) dan GMM (*Gaussian Mixture Models*). Hasil yang didapat kurang maksimum dari metode HMM karena tidak adanya tahap mengoptimalkan model parameter yang didapat seperti yang dilakukan pada metode dari *Expectation Maximization*. Penulis merasa perlu melakukan penelitian lanjutan untuk mendapat hasil yang akurat menggunakan cara yang berbeda menggunakan metode segmentasi *Expectation Maximization* dan menambahkan dengan *Gaussian Mixture Model (GMM)* agar hasil yang didapat lebih maksimal dan akurat.

*Gaussian Mixture Model (GMM)* merupakan suatu parameter dari *probability density function (pdf)* atau fungsi kepadatan dari kemungkinan yang mewakili bobot dari jumlah kepadatan komponen Gaussian (bobot *means, weight, covariance, Likelihood* dan parameter lain yang terkait). *GMM* biasanya digunakan untuk suatu model parameter dari *probability distribution* (penyebaran kemungkinan) untuk ukuran yang berkesinambungan dan memiliki karakteristik pada suatu sistem biometrik. Sama halnya dengan bidang vokal yang berhubungan dengan fitur spektral pada sebuah sistem penguat suara. Parameter dari *GMM* merupakan perkiraan dari data percobaan yang menggunakan algoritma iterasi *EM (Expectation-Maximization)* (Reynolds, 2004).

Suatu *Gaussian Mixture Model* merupakan bobot jumlah dari kepadatan komponen *Gaussian* (parameter), seperti pada rumus umum GMM berikut ini (Zarpak dan Rahman, 2008):

$$G(x|\lambda) = \sum_{i=1}^M w_i p(x|\mu_i, \Sigma_i) \dots \dots \dots (2.7)$$

Keterangan :  $\lambda(w_i, \mu_i, \Sigma_i) \quad i=1, \dots, M,$

$\lambda$  = parameter Gaussian

$w_i$  = bobot *mixture/ weight*

$\Sigma_i$  = matrik kovarian

Matrik kovarian berupa bilangan berpangkat dan batas dari diagonal( =standar deviasi)

Dimana:  $\sum_{i=1}^M w_i = 1$ ,

Maka masing-masing komponen dari fungsi kepadatannya(*pdf*):

$$P = f(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \dots\dots\dots (2.8)$$

Kapasitas GMM mewakili *class* yang luas dari penyebaran *sample*. Salah satu sifat dari *GMM* yang sangat kuat yaitu kemampuan untuk memperkirakan atau menaksirkan bentuk secara khusus. *GMM* mewakili penyebaran fitur berdasarkan posisi atau *mean vector* (M), bentuk elip atau lonjong atau matrik kovarian (V), kuantitas vektor atau model kedekatan ketetanggaan berdasarkan penyebaran dengan ciri khas dan karakteristik tertentu. Kegunaan GMM selain untuk mewakili penyebaran fitur pada sistem biometrik juga jadi motivasi bagi dugaan intuitif bahwa kepadatan komponen individual bisa memodelkan beberapa setelan dasar dari kelas yang disembunyikan (*hidden class*).

Simulasi yang digunakan merupakan *coding* dari Tsui dkk (2006), dalam menghasilkan parameter atau komponen GMM (*weight*, matrik kovarian, *mean*, dan *likelihood*) yang telah dijelaskan diatas, maka Tsui menggunakan parameter inputan berupa jumlah *cluster*, *ltol* atau *maxiter*, *pflag* dan *init* yang nantinya akan disesuaikan oleh penulis untuk mendapatkan hasil yang optimal:

1) Jumlah *cluster*

Jumlah *cluster* merupakan parameter *inputan* yang membagi citra menjadi bagian-bagian atau kelas-kelas berdasarkan nilai intensitas piksel.

2) *Ltol*

Parameter ini merupakan persentase atau jumlah kemungkinan dari iterasi yang akan terjadi dari proses yang terjadi.

3) *Maxiter*

*Maxiter* merupakan nilai maksimum iterasi yang dibutuhkan dalam proses segmentasi citra.

4) *Pflag*

Parameter ini merupakan parameter untuk plot GM atau *probability density function* (pdf) pada proses segmentasi citra menggunakan metode

5) *Init*

Parameter ini digunakan untuk menginisialisasikan hasil keluaran yang berupa nilai *Weight* (W), *Mean Vectors* (M) , *Matrik Covariance* (V) dan *Likelihood* (L) dari plot GM.

### 2.3.4. Histogram Citra

Informasi penting mengenai isi citra dapat diketahui dengan membuat histogram citra. Menurut Munir (2004) histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran nilai-nilai intensitas piksel dari suatu citra atau bagian tertentu didalam citra. Dari sebuah histogram dapat diketahui frekuensi kemunculan nisbi (*relative*) dari intensitas pada citra tersebut. Histogram juga dapat menunjukkan banyak hal tentang kecerahan (*brightness*) dan kontras (*contrast*) dari sebuah gambar. Karena itu, histogram adalah alat bantu yang berharga dalam pekerjaan pengolahan citra baik secara kualitatif maupun kuantitatif.

Adapun cara membuat histogram citra dengan cara sebagai berikut: Misalkan citra digital memiliki  $L$  derajat keabuan, yaitu dari nilai 0 sampai  $L-1$  (misalnya pada citra dengan kuantisasiderajat keabuan 8-bit, nilai derajat keabuan dari 0 sampai 255). Secara sistematis histogram citra dihitung dengan rumus:

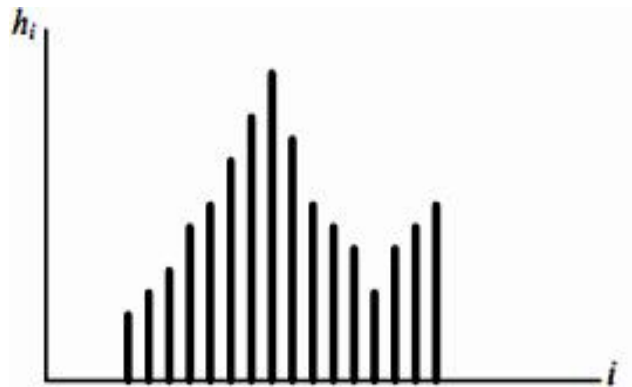
$$h_i = \frac{n_i}{n} \quad , i = 0, 1, \dots, L - 1 \dots\dots\dots 2.9$$

Yang dalam hal ini,

$n_i$  = jumlah piksel yang memiliki derajat keabuan  $i$

$n$  = jumlah seluruh piksel didalam citra

Plot  $h_i$  versus  $f_i$  dinamakan histogram. Gambar 2.1. adalah contoh sebuah histogram citra. Secara grafis histogram ditampilkan dengan diagram batang . Perhatikan dari persamaan 2.9 bahwa nilai  $n_i$  telah dinormalkannya dengan membagikannya dengan nilai  $n$ . Nilai  $h_i$  berada dalam selang 0 sampai 1.



Gambar 2.1. Histogram citra (sumber: Munir, 2004)

Algoritma histogram dijelaskan oleh Munir (2004) yang ditunjukkan pada algoritma 2.2. Citra masukan mempunyai 256 derajat keabuan yang nilai-nilainya dari 0 sampai 255. Intensitas piksel disimpan didalam *image* [0 . . N-1] [0 . . M-1], sedangkan histogram disimpan didalam tabel Hist [0 . . 255].

```

void histogram(citra image, int N, int M, image hist[256])
{ int i, j, n;
for (i=0;i<=255;i++)
Hist [i]=;
for (i=0;i<=N-1;i++)
for (j=0;j<=M-1;j++)
Hist(Image[i] [j])=Hist(Image[i] [j])+1;
n=N*M;
for(i=0;i<=255;i++)
Hist(i)=Hist[i]/(image)n;}

```

Algoritma 2.2. Histogram

### 2.3.5. *Resizing* atau *Scaling* (Penyekalaan)

Menurut Hearn dan Baker (1986) *Resizing* atau *Scaling* merupakan proses pengolahan citra yang bertujuan untuk mengubah ukuran (dimensi) dari suatu citra. Perubahan citra yang terjadi akibat proses penyekalaan akan menyebabkan citra berubah menjadi citra baru yang ukurannya sesuai dengan skala perubahan yang ditetapkan, umumnya dikenal dengan sebutan faktor skala. Berikut ini adalah rumus *resizing* atau *scaling* menurut Hearn dan Baker (1986):

$$x'y'1 = [x y 1] \begin{bmatrix} Sx & 0 & 0 \\ 0 & Sy & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots 2.10$$

Rumus yang dipakai:



$$x' = S_x x$$

$$y' = S_y y$$

Nilai Skala: •  $>1$ , memperbesar citra asli  
•  $<1$ , memperkecil citra asli

Keterangan:

$x'$  : koordinat x setelah penyekalaan

$y'$  : koordinat y setelah penyekalaan

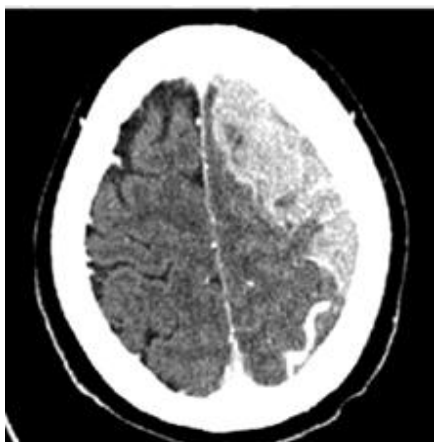
$x$  : koordinat x sebelum penyekalaan

$y$  : koordinat y sebelum penyekalaan

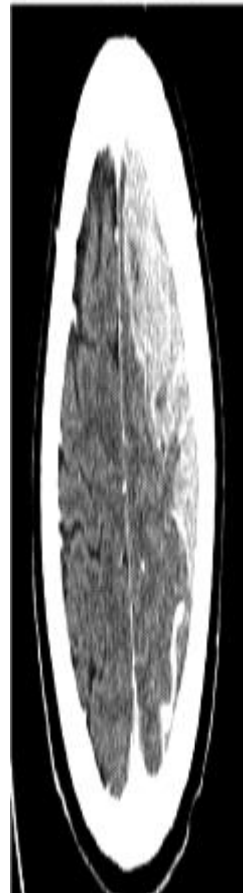
$S_x$  : faktor skala sumbu x (horizontal)

$S_y$  : faktor skala sumbu y (vertikal)

Contoh operasi penyekalaan dengan nilai ( $S_x = 0.5$ ,  $S_y = 2$ ), hasil adalah sebagai berikut:



Gambar 2.2. Citra Asli



Gambar 2.3. Citra Penyekalaan

Perubahan hasil penyekalaan:

1. Perubahan lebar citra, terjadi ketika citra hanya dikalikan oleh faktor skala dengan arah sumbu x saja.
2. Perubahan tinggi citra, terjadi ketika citra hanya dikalikan oleh faktor skala dengan arah sumbu y saja.
3. Perubahan lebar dan tinggi citra, terjadi ketika citra dikalikan oleh factor skala, baik kearah sumbu x maupun kearah sumbu y. Citra akan terskala dengan sempurna (perubahan tinggi dan lebar yang terjadi sebanding dengan tinggi dan lebar dari citra asalnya), jika faktor skala arah sumbu x bernilai sama dengan factor skala arah sumbu y.

### **2.3.6. Receiver Operating Characteristic (ROC)**

*Receiver Operating Characteristic* (ROC) merupakan suatu teknik untuk memvisualisasikan, mengorganisirkan dan memilih *classifier* berdasarkan *performancenya*. Suatu *classifier* dipetakan dari contoh kepada kelas yang diprediksi. Beberapa model klasifikasi menghasilkan keluaran yang kontinu untuk nilai threshold yang berbeda-beda (Mulyadi dkk, 2009). Validasi dari *output* atau hasil yang didapat setelah melakukan proses segmentasi menggunakan algoritma EMGMM dilihat dari persentase keberhasilan dari perhitungan menggunakan ROC dengan empat kemungkinan, pada penelitian saya hanya menggunakan 2 kemungkinan, adapun empat kemungkinan tersebut dijelaskan seperti di bawah ini:

1. Bila contohnya positif dan contoh tersebut diklasifikasikan positif dihitung *true positif* (TP).
2. Bila contohnya positif dan contoh tersebut diklasifikasikan negatif dihitung *false negative* (FN).
3. Bila contohnya negatif dan contoh tersebut diklasifikasikan negatif dihitung sebagai *true negative* (TN).
4. Bila contohnya negatif dan contoh tersebut diklasifikasikan positif dihitung sebagai *false positif* (FP).

	<u>True class</u>	
<u>Hyphothes ized class</u>	<i>True Positives (TP)</i>	<i>False Positives (FP)</i>
	<i>False Negatives (FN)</i>	<i>True Negatives (TN)</i>

Gambar 2.4. Matrik *Confusion* (Sumber : Mulyadi dkk, 2009)

$$Positive\ correctly = \frac{TP}{TP+FP} / \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (2.11)$$

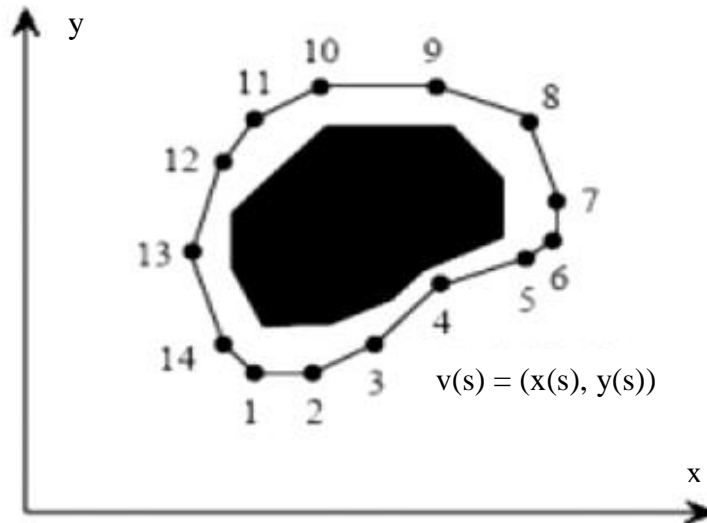
$$Negative\ correctly = \frac{TN}{TN+FN} / \frac{TN}{TN+FP} \dots\dots\dots (2.12)$$

**2.3.7. Recognition (Pengenalan) dengan Segmentasi berbasis *Active Contour (Snake)***

Konsep *active contours (snake)* models pertama kali diperkenalkan pada tahun 1987 dan kemudian dikembangkan oleh berbagai peneliti. *Active contour* menggunakan prinsip energi minimizing yang mendeteksi fitur tertentu dalam image, merupakan kurva (*surface/permukaan*) fleksibel yang dapat beradaptasi secara dinamik menuju *edge* (batas tepi) yang diinginkan atau obyek didalam image (dapat digunakan untuk segmentasi obyek secara otomatis) (Pohan, 2011). Maka *active contour* adalah kurva yang bergerak untuk melingkupi sebuah obyek pada sebuah citra.

Sistem ini terdiri dari sekumpulan titik yang saling berhubungan dan terkontrol oleh garis lurus, seperti tampak pada gambar 2.2, *Active contour* digambarkan sebagai sejumlah titik terkendali yang berurutan satu sama lain. Penentuan obyek dalam image melalui *active contour* merupakan proses interaktif. Pengguna harus memperkirakan *initial contour*, seperti tampak pada Gambar 2.2, *contour* yang ditentukan hampir mendekati bentuk fitur obyek.

Selanjutnya, *contour* akan tertarik kearah fitur didalam *image* karena pengaruh *energy internal* yang menghasilkan gambar.



Gambar 2.5. Bentuk Dasar *Active Contour* (sumber: Pohan, 2011)

*Active contour* sebagai sekumpulan titik koordinat terkontrol pada *contour* (kurva) dimana parameternya didefinisikan sebagai berikut :

$$\vec{v}(s) = (\vec{x}(s), \vec{y}(s)) \dots\dots\dots(2.13)$$

Dimana:  $x(s)$  dan  $y(s)$  adalah koordinat  $x$  dan  $y$  pada kontur (kurva) dan  $s$  adalah indeks normalisasi dari titik kontrol.

*Active contour* merupakan kurva bergerak yang dipengaruhi oleh dua energi, yaitu energi internal dan energi eksternal (Kass dkk, 1988).

$$E'_{snake} = \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{eks}(v(s)) \cdot ds$$

Dimana:  $E_{eks} = E_{image} + E_{con}$

Jadi,

$$E'_{snake} = \int_0^1 \{E_{init}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))\} \cdot ds \dots\dots\dots(2.14)$$

Dimana:  $E_{init}$  adalah energi internal dari kurva,  $E_{image}$  adalah energi dari image, dan  $E_{con}$  adalah energi eksternal.

Energi eksternal berasal dari gambar, cenderung membuat kurva bergerak kearah batas obyek. Energi internal berasal dari kurva, membuat kurva kompak (gaya elastis) dan batasannya berbelok sangat tajam (gaya lentur). Energi internal sebagai penjumlahan dari energi elastis atau gerakan ( $\alpha$ ) dan energi kelenturan ( $\beta$ ) dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$E_{Int} = E_{elastic} + E_{bend} = \alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right| + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{ds^2} \right|^2 \dots\dots\dots(2.15)$$

Dimana:  $\alpha$  adalah konstanta variabel elastisitas (gerakan) dan  $\beta$  adalah konstanta variabel belokan (kelenturan) kurva kontur.

Energi elastisitas dan kelenturan dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$E_{elastic} = \int_s \alpha (\vec{v}(s) - \vec{v}(s - 1))^2 . ds \dots\dots\dots(2.16)$$

$$E_{bend} = \int_s \beta (\vec{v}(s - 1) - \vec{v}(s) + \vec{v}(s + 1))^2 . ds \dots\dots\dots(2.17)$$

Perhitungan batas tepi matrik citra didapat dari perhitungan parameter konstanta seperti dibawah ini:

$$Ax = f_x(x, y) \dots\dots\dots(2.18)$$

Dimana:  $f_x(x, y)$  adalah tepi citra

A adalah matrik penta-diagonal

Adapun pola matrik citra penta-diagonal dapat dilihat seperti dibawah ini:

$$\begin{bmatrix} c_1 & d_1 & e_1 & 0 & \dots & a_1 & b_1 \\ b_2 & c_2 & d_2 & e_2 & 0 & \dots & a_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 & d_3 & e_3 & 0 & \dots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ e & 0 & \dots & a_{s-1} & b_{s-1} & c_{s-1} & d_{s-1} \\ d_s & e_s & 0 & \dots & a_s & b_s & c_s \end{bmatrix}$$

Gambar 2.6. Matrik Penta-diagonal (sumber: Ballangan dkk, 2006)

Nilai a, b, c, d dan e dapat dihitung dari:

$$\begin{aligned} a_s &= \frac{\beta_{s-1}}{h^4}, b_s = -\frac{2(\beta_s + \beta_{s-1})}{h^4} - \frac{\alpha_s}{h^2}, c_s = \frac{\beta_{s+1}\beta_s\beta_{s-1}}{h^4} + \frac{\alpha_{s+1}\alpha_s}{h^2}, \\ d_s &= -\frac{2(\beta_{s+1} + \beta_s)}{h^4} - \frac{\alpha_{s+1}}{h^2}, e_s = \frac{\beta_{s+1}}{h^4} \dots\dots\dots(2.19) \end{aligned}$$

Dimana:  $s$  adalah indeks poin *contour*

$h$  adalah jarak antara poin dengan *contour*.

Secara garis besar algoritma *active contour* ini dijelaskan oleh Das dan Benerje (2009):

```
Input Image;  
Preprocessing;  
Input discrete point/contour;  
Define contour through the sample points on the curve(x,y);  
Input constants parameter/  $\lambda$  AND  $\mu$  ;  
While(Iterations!=Maximum Iteration);  
For (i=0; i<N;i++)  
End and Split spline to the final contour;
```

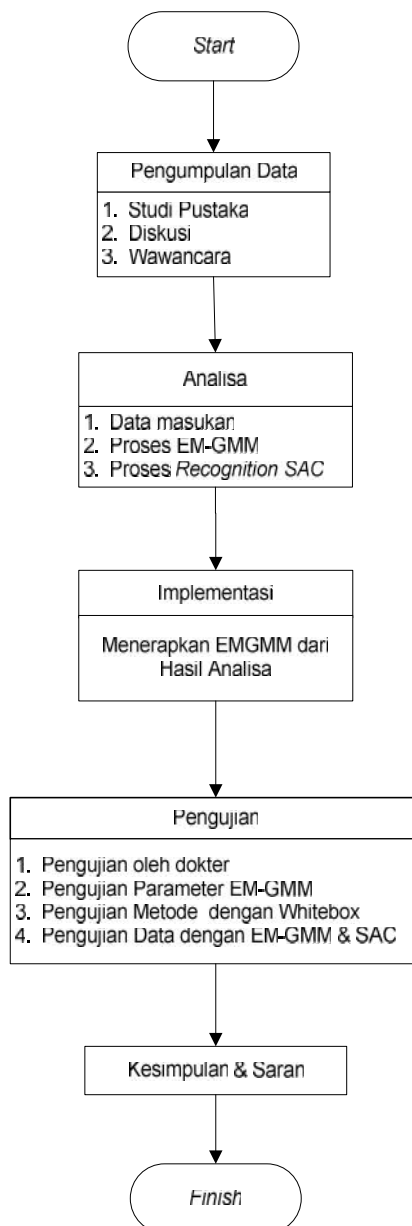
Algoritma 2.3. *System Pseudocode Active Contour*

# BAB III

## METODE PENELITIAN

### 3.1. Alur Metodologi Penelitian

Adapun langkah-langkah yang akan ditempuh dalam penelitian ini dapat dilihat dari diagram alir dibawah ini:



Gambar 3.1 Tahapan Metode Penelitian

Didalam metode penelitian di jabarkan tahapan-tahapan yang akan dilakukan didalam penelitian. Tahapan-tahapan tersebut berhubungan satu dengan yang lainnya secara sistematis. Tahapan ini bertujuan untuk memudahkan dan memberikan arahan serta menguraikan kegiatan yang akan dilaksanakan selama melakukan penelitian. Dari gambar diatas, dapat diketahui tahapan yang akan dilakukan meliputi tiga tahapan yaitu, pengumpulan data, analisa dan perancangan serta implentasi atau pengujian, kemudian yang terakhir adanya kesimpulan dan saran. Secara rinci dapat dilihat dari penjelasan dibawah ini.

### **3.2. Pengumpulan Data**

Pengumpulan data merupakan metode yang berfungsi untuk mendapatkan informasi-informasi atau data terhadap kasus yang menjadi permasalahan dalam laporan tugas akhir ini. Hal yang paling diperlukan dalam penelitian kasus ini adalah yaitu informasi-informasi tentang metode yang digunakan dalam penelitian kasus ini, yaitu algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)*. Pendekatan yang dilakukan untuk mendapatkan informasi-informasi atau pengumpulan data dalam penelitian ini ada 3, yaitu:

a) Studi pustaka

Studi pustaka merupakan metode yang dilakukan untuk menemukan dan mengumpulkan data dan informasi-informasi kasus dari referensi-referensi terkait. Studi pustaka dapat dilakukan dengan cara mempelajari dan memahami buku-buku, jurnal-jurnal dan artikel-artikel yang berhubungan dengan penelitian kasus yang dibahas yaitu segmentasi tumor otak dengan metode algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)*.

b) Diskusi

Merupakan suatu metode yang dilakukan dengan cara berdiskusi dengan orang-orang yang mengerti dan memahami tentang kasus dalam penelitian ini guna untuk memberikan arahan dan penyelesaian penelitian ini.



c) Wawancara

Wawancara secara langsung kepada bagian radiologi dan dokter tentang hal-hal yang berkaitan dengan tumor otak.

### 3.3. Analisa

Analisa merupakan metode yang dilakukan setelah melakukan tahap pengumpulan data-data dan informasi mengenai kasus yang diangkat pada penelitian ini. Analisa proses segmentasi berarti metode algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* dan recognition dengan segmentasi berbasis *Active Contour (AC)* untuk menganalisa masalah yang dapat dilihat dari *CT Scan* tumor otak sesuai dengan alur-alur dari metodenya. Adapun yang akan dilakukan dalam analisa proses segmentasi citra pada penelitian tugas akhir meliputi:

a) Data masukan

Data masukan (*input*) yang digunakan dan dibutuhkan dalam proses segmentasi ini merupakan data dari citra greyscale dalam format citra.bmp yang merupakan hasil konversi dari data hasil CT Scan tumor otak. Dimana citra digital yang akan digunakan nantinya diubah menjadi ukuran yang simetris agar bisa diproses. Data masukan yang telah diperoleh sebelumnya akan melalui tahap *preprocessing*, tahap yang dilakukan sebelum proses segmentasi dilaksanakan. Adapun yang akan dilakukan pada tahap ini yaitu seperti penajaman citra, dan menambah *contrast* citra,

b) Proses EM-GMM

Tahap selanjutnya masuk dalam tahap proses segmentasi citra digital, yang akan menggunakan metode segmentasi yang bersifat iterasi dengan menggunakan perhitungan probabilitas dari plot GM. Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam proses segmentasi citra ini meliputi:

1. Perhitungan *expected values (means, standar deviasi dan probabilitas)* menggunakan hipotesis, yang mana nilai *expected values* akan diwakili dengan parameter-parameter dari fungsi kepadatan plot GM, kemudian

2. Menghitung kembali nilai *mean* (rata-rata) dan standar deviasi serta probabilitas, perbedaannya digunakan untuk mengestimasi ulang parameter tersebut secara berulang-ulang hingga mencapai *local* maksimum. Langkah ini juga digunakan untuk menghitung nilai hipotesis *maximum likelihood* dengan mengasumsikan parameter yang sama dengan *expected value* dari tahap estimasi.

c) Proses *Recognition SAC*

Proses *recognition* (pengenalan) ini merupakan tahap *post processing* citra menggunakan segmentasi berbasis *active contour* (SAC), segmentasi citra EMGMM selesai maka citra akan terbagi menjadi beberapa *cluster*, yang salah satu *clusternya* merupakan bagian yang diduga tumor maka tahap ini dilakukan untuk mengevaluasi dan mengenali letak tumor otak dari hasil segmentasi citra EMGMM tersebut.

### 3.4. Implementasi dan Pengujian

Implementasi dan pengujian merupakan metode terakhir dalam penelitian setelah melakukan analisa dan perancangan dalam penerapan metode. Pada metode ini akan lakukan penerapan dari hasil analisa dan perancangan. Metode ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilannya yang telah dianalisa dan dirancang. Implementasi metode ini akan dikembangkan pada spesifikasi *hardware* dan *software* sebagai berikut:

1. Perangkat keras

*Processor* : *Intel(R)Core(TM) 2 Duo CPU T5870@2.00GHz*

Memori (RAM) : 1 GB

2. Perangkat Lunak

Sistem Operasi : *Windows 7 Home Premium 32-bit OS*

Bahasa Pemrograman: Matlab R2008b

Sementara untuk tahapan pengujian yang akan dilakukan dalam analisa data CT Scan meliputi beberapa tahapan pengujian meliputi:

- a) Pengujian oleh human atau orang, melalui analisa pandangan manusia (dokter).

- b) Pengujian parameter-parameter *input* dari EMGMM
- c) Pengujian *whitebox* untuk pengujian metode analisa yang telah dibuat.
- d) Pengujian pokok sistem analisa terdiri dari pengujian empat aspek penting segmentasi, yaitu: input citra, perubahan ukuran citra, proses (*expectation* dan *maximization*), *recognition* dengan SAC (Segmentasi Berbasis *Active Contour*).

### **3.5. Kesimpulan dan Saran**

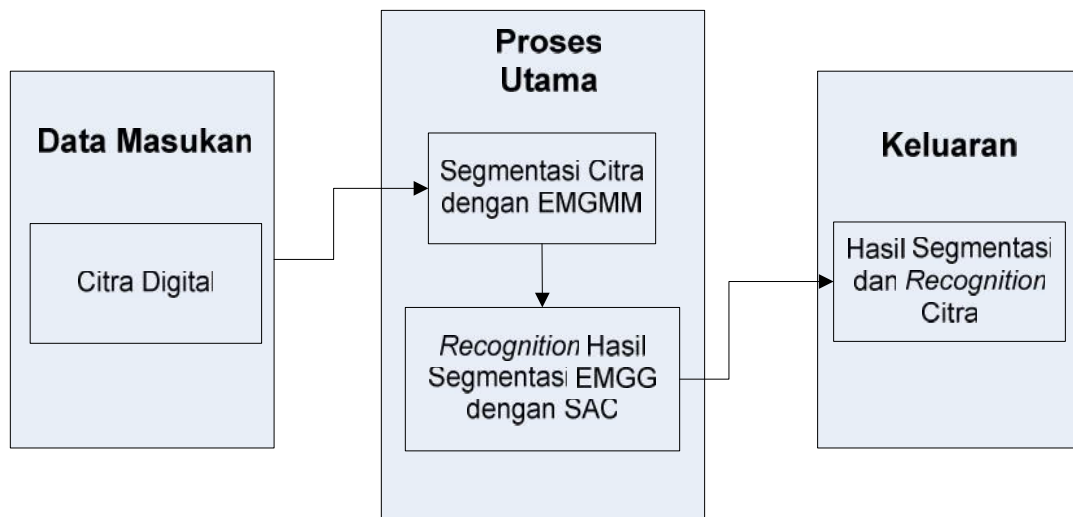
Tahapan kesimpulan dan saran merupakan hasil akhir yang didapat setelah melakukan tahap akhir dalam penelitian ini yaitu setelah melakukan implementasi dan pengujian. Kesimpulan dan saran merupakan hasil-hasil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan pada penelitian tugas akhir ini, yaitu segmentasi *CT Scan* tumor otak dengan menggunakan metode algoritma *Expectation Maximiation Gaussian Mixture Model (EM-GMM)*, selain itu juga berisikan saran-saran membangun yang dapat dijadikan bahan penelitian ulang untuk meneliti dan menganalisa segmentasi *CT Scan* yang lebih baik.

## BAB IV

### ANALISA DAN PERANCANGAN

#### 4.1. Gambaran Umum Metode Analisa

Pada proses analisa metode dalam hal pengenalan area atau letak tumor, analisa memegang peranan penting dalam membuat rincian procedure dan *rule-rule* pada metode yang akan diuji. Analisa metode merupakan langkah pemahaman persoalan sebelum melakukan tindakan dan langkah yang akan dikerjakan sehingga persoalan terselesaikan. Metode yang akan dianalisa adalah metode dari segmentasi citra yaitu *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* dan pengenalan hasil segmentasi EMGMM menggunakan segmentasi berbasis *Active Contour* (SAC). Berikut Gambar 4.1. adalah gambaran umum dari proses yang akan dikerjakan dalam pengenalan area tumor:



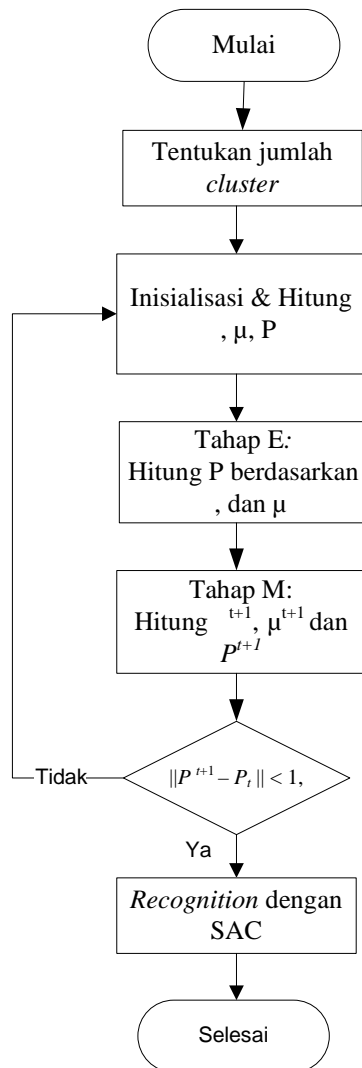
Gambar 4.1. Diagram Blok Tahapan Kerja

Berdasarkan Gambar 4.1. dapat diketahui bahwa tahapan kerja dalam penelitian ini memiliki beberapa proses berupa data masukan, proses utama dan keluaran yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

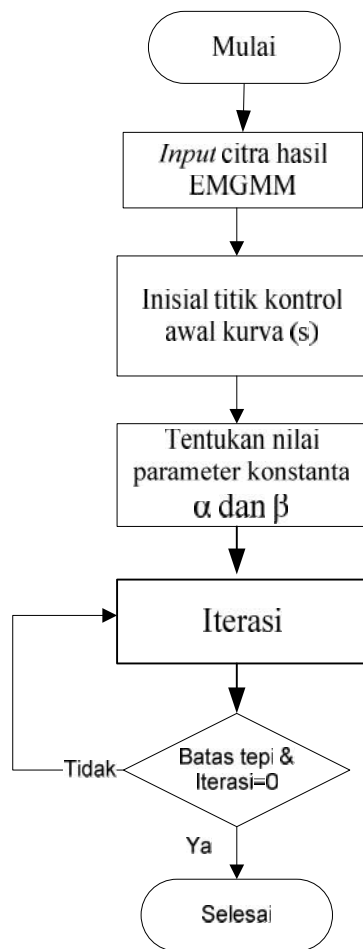
1. Data masukan yang dibutuhkan berupa citra digital dari hasil konversi citra *CT Scan* tumor otak dan pengubahan ukuran simetris citra 100 x 100 piksel.
2. Proses Utama, menyatakan proses-proses utama yang terdapat pada penerapan metode, yaitu dimulai dari proses segmentasi citra menggunakan metode *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* (EMGMM) dan kemudian dari hasil segmentasi tersebut dilakukan *recognition* (pengenalan) dengan segmentasi berbasis *Active Contour*.
3. Keluaran merupakan hasil dari proses-proses utama yang terjadi pada penerapan metode segmentasi. *Output* (hasil) yang didapat berupa citra hasil segmentasi yang teridentifikasi area dari tumor otak.

## 4.2. Analisa

*Procedure* dan *rule-rule* yang disusun dan dibangun merupakan hasil analisa metode pada data *CT scan* tumor otak untuk mengidentifikasi letak dari tumor otak. Metode yang akan diuji membutuhkan data inputan berupa data hasil *CT Scan* dari penderita tumor otak yang nantinya akan dievaluasi pertahap menggunakan metode *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* (EMGMM). Metode ini digunakan untuk mendapatkan hasil *cluster* yang maksimal dari proses segmentasi karena adanya proses memaksimalkan nilai kemungkinan atau pendugaan(ekspektasi). *Recognition* menggunakan segmentasi berbasis *Active Contour* (SAC) karena segmetasi ini bekerja melihat dari *contour* aktif dari citra berdasarkan batas tepi citra, maka sesuai untuk mengsegmentasi hasil EMGMM yang telah cukup baik dengan *contour* serta batas tepi yang terlihat jelas sehingga akan teridentifikasi area atau letak dari tumor otak tersebut. Proses kerja metode tersebut secara umum dibuat penulis seperti *Flowchart* 4.2 dan 4.3 seperti dibawah ini:



Gambar 4.2. Flowchart Metode Segmentasi EMGMM



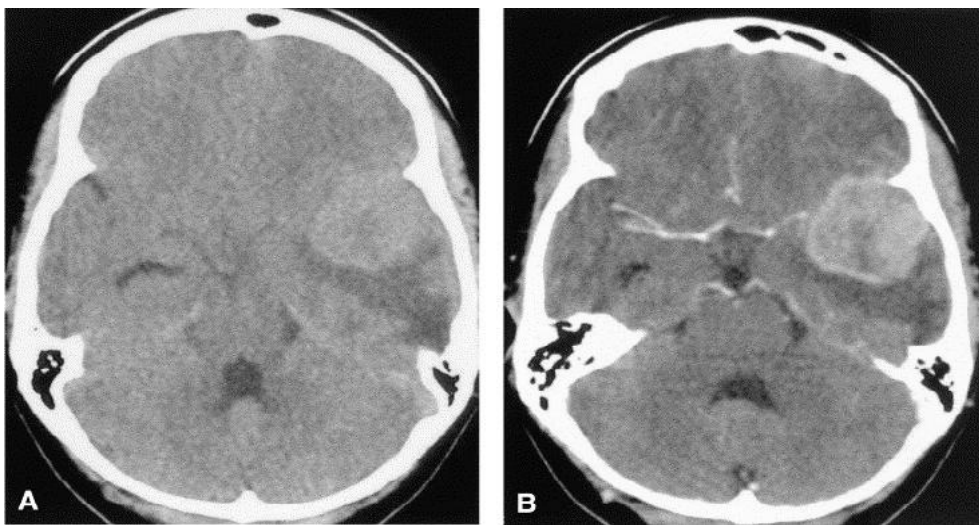
Gambar 4.3. *Flowchart Metode Recognition SAC*

#### 4.2.1. Data Masukan

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data citra *CT Scan* dari penderita tumor otak, data citra *CT Scan* yang didapat ada 8 data, data didapat dari RSUD Arifin Ahmad dan jurnal-jurnal yang terkait. Jumlah citra *CT Scan* tumor otak yang diuji ada 1 data dari RSUD Arifin Ahmad, dan 7 lainnya dari jurnal-jurnal. Adapun data citra *CT Scan* yang akan diuji tersebut dapat dilihat di Gambar 4.4, 4.5, 4.6, 4.7, 4.8, dan 4.9 berikut:

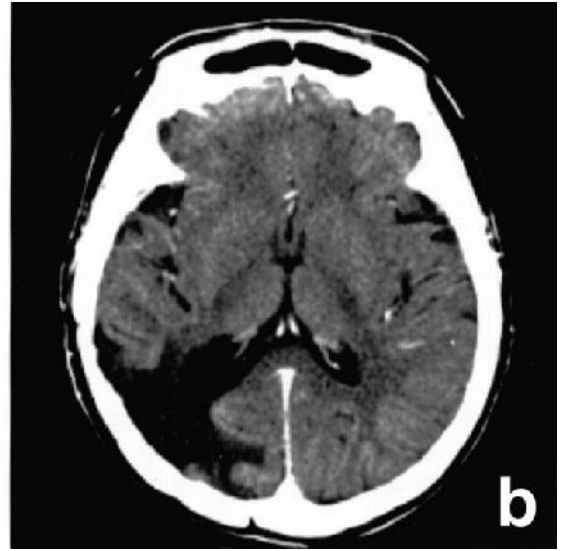
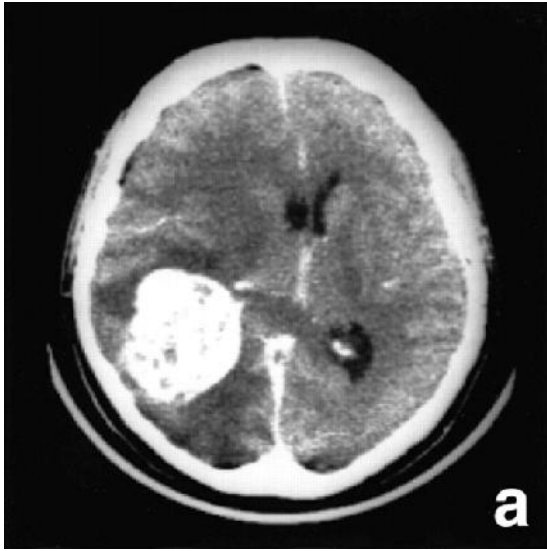


Gambar 4.4. *CT Scan* Tumor Otak (sumber: RSUD Arifin Achmad, 2004)

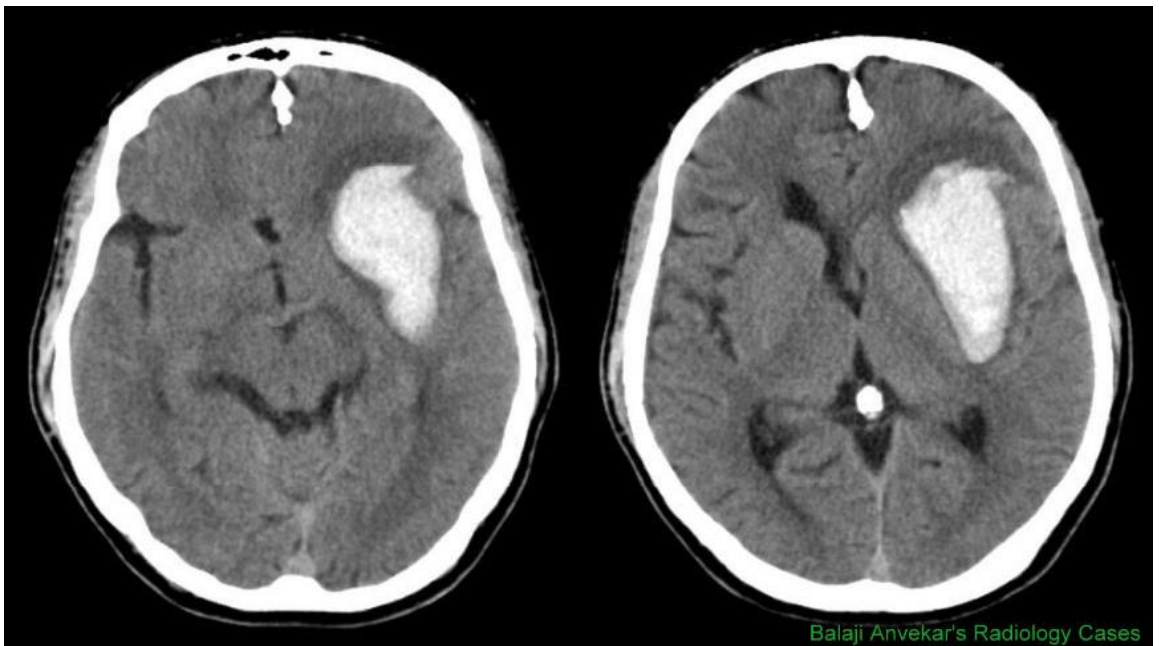


Gambar 4.5. *CT Scan* Tumor Otak (sumber: Tagle dkk, 2002)

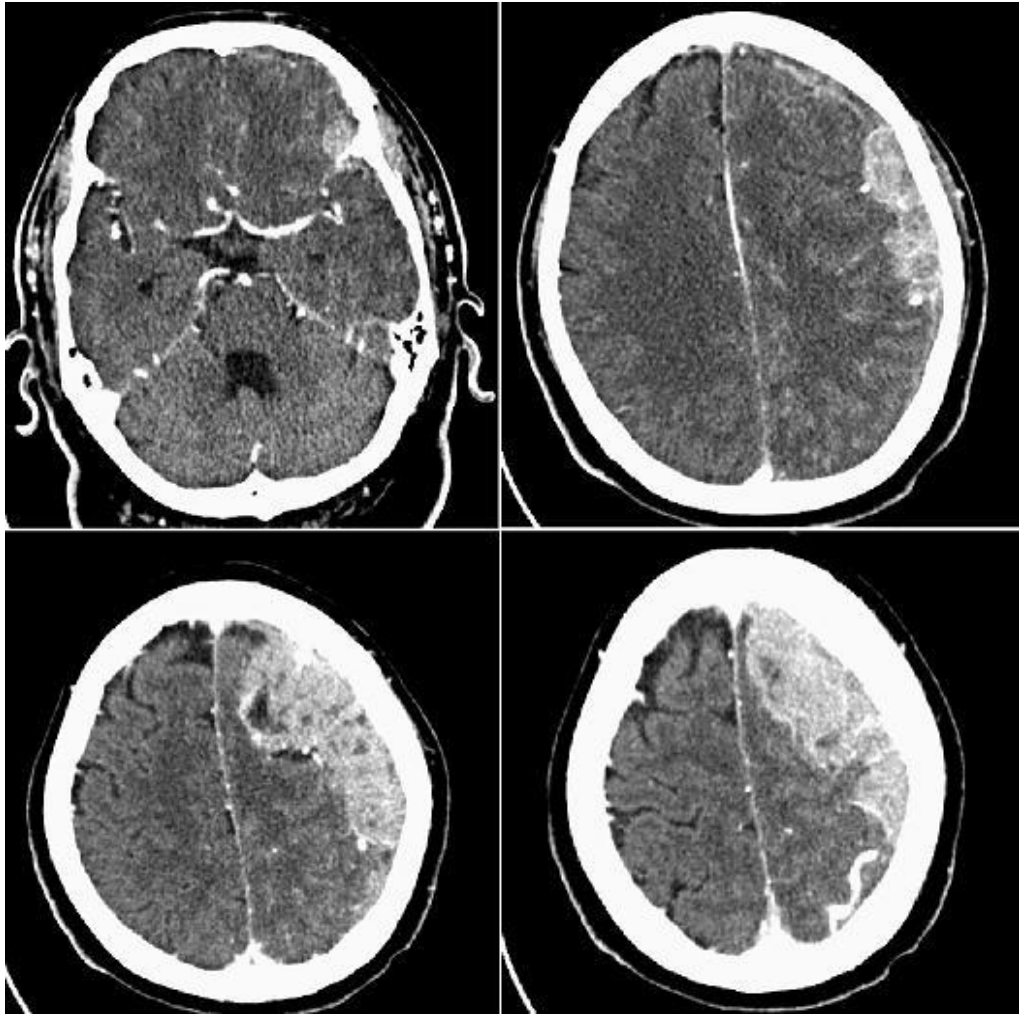




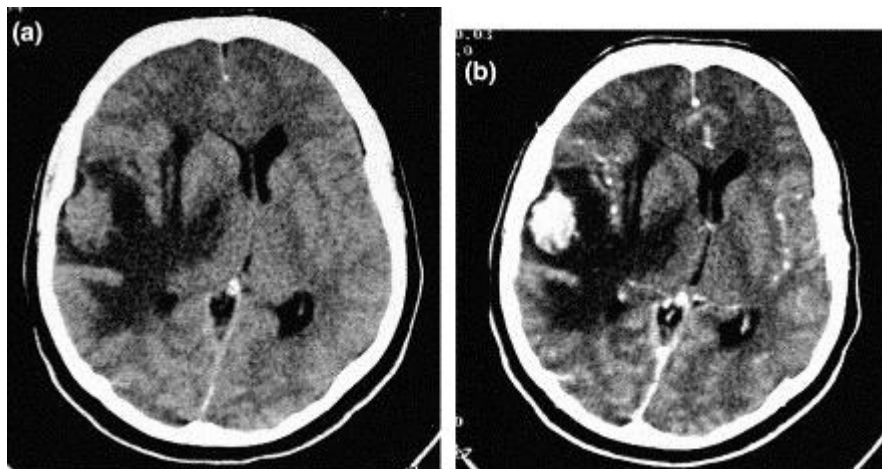
Gambar 4.6. *CT Scan* Tumor Otak (sumber: Someya dkk, 2002)



Gambar 4.7. *CT Scan* Tumor Otak (sumber: Anvekar's, 2011)



Gambar 4.8. *CT Scan* Tumor Otak (sumber: Joseph.F dkk, 2005)



Gambar 4.9. *CT Scan* Tumor Otak (sumber: Tekkok dkk, 2012)

#### **4.2.2. Proses Segmentasi Algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)***

Algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* merupakan suatu pendekatan maksimal dalam penyelesaian masalah karena dalam prosesnya melakukan perulangan (iterasi) untuk mendapatkan hasil maksimal dan valid. Selain itu metode EM-GMM juga mensegmentasi citra berdasarkan fitur piksel warna dalam penentuan *cluster* atau kelas dari citra yang disegmentasi tersebut. Adapun langkah-langkah dalam melakukan proses segmentasi EMGMM ini menggunakan algoritma dari Mustapha dkk (2009) dan Handayani (2012) pada tahap awal, sebagiannya menggunakan rumus Santoso dan algoritma Kokkinos (2008) secara garis besar seperti dijelaskan dibawah ini:

##### **4.2.2.1. Input Data Citra Digital (Kokkinos, 2008).**

Inputkan citra digital berupa citra *grayscale* dari hasil CT Scan tumor otak yang telah dikonversikan ke citra digital, tetapi sebelum diinputkan citra tersebut harus dalam ukuran yang simetris dengan ukuran 100 x 100 pixel, seperti gambar 4.9. dibawah ini:



Gambar 4.10. Input Citra

##### **4.2.2.2. Proses Segmentasi Citra Digital**

Tahap ini merupakan proses inti dari proses segmentasi yang mana menggunakan metode *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)*, adapun tahap-tahapnya sebagai berikut:

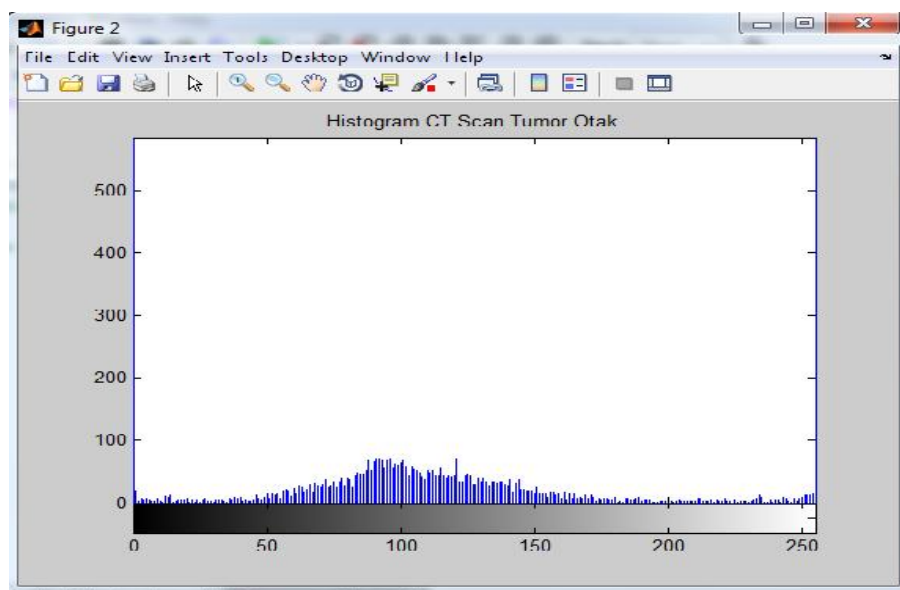
**Step 1 : Menentukan k cluster (Handayani, 2012).**

Sebelum melakukan perhitungan nilai *expected values* maka terlebih dahulu ditentukan k cluster dari citra, contoh citra yang akan diproses berdasarkan nilai dari matrik citranya dapat dilihat seperti Gambar 4.11. berikut:

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	16	128	180	195	169	56	0	0	0	0	0
0	0	0	61	220	235	188	166	185	238	93	0	0	0	0
0	0	31	236	210	146	137	136	132	166	227	63	0	0	0
0	0	132	235	142	135	139	127	129	135	148	184	2	0	0
0	1	189	176	117	96	147	137	116	123	130	198	53	0	0
0	10	208	160	115	72	138	152	107	114	116	176	126	0	0
0	20	206	126	87	73	124	134	104	108	132	180	141	0	0
0	21	190	133	124	76	96	130	110	117	137	180	130	0	0
0	9	180	127	91	104	94	143	125	123	136	200	94	0	0
0	0	124	172	91	236	140	113	149	139	166	211	21	0	0
0	0	25	197	145	167	128	113	139	163	239	107	0	0	0
0	0	0	49	199	199	188	212	234	238	156	0	0	0	0
0	0	0	0	18	99	139	137	116	68	6	0	0	0	8
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	47

Gambar 4.11. Matrik Nilai Pixel Citra

Misal nilai matrik citra diatas di kelompok dalam kelas atau *cluster* berdasarkan intensitas warnanya yang bisa dilihat dari histogram citranya seperti Gambar 4.12 dan Tabel 4.1. berikut:



Gambar 4.12. Histogram Data *CT Scan* Tumor Otak

Tabel 4.1. Perhitungan Histogram Citra

Piksel	$n_i$	$h_{ij}$ Histogram (255) $\frac{h_{ij}}{n} = n_i / n \cdot (n)$
0	90	0,4
1	1	0,004444444
2	2	0,008888889
6	1	0,004444444
8	1	0,004444444
9	1	0,004444444
10	1	0,004444444
16	1	0,004444444
18	1	0,004444444
20	1	0,004444444
21	2	0,008888889
24	1	0,004444444
25	1	0,004444444
31	1	0,004444444
47	1	0,004444444
49	1	0,004444444
53	1	0,004444444
56	1	0,004444444
61	1	0,004444444
63	1	0,004444444
68	1	0,004444444
72	1	0,004444444
73	1	0,004444444
76	1	0,004444444
87	1	0,004444444
91	2	0,008888889
93	1	0,004444444
94	2	0,008888889
96	2	0,008888889
99	1	0,004444444
104	2	0,008888889
107	2	0,008888889
108	1	0,004444444
110	1	0,004444444
113	2	0,008888889
114	1	0,004444444
115	1	0,004444444
116	3	0,013333333

Tabel 4.1. Lanjutan

Piksel	$n_i$	$h_i = \frac{n_i}{n} \alpha$ (255)
117	2	0,008888889
123	2	0,008888889
124	3	0,013333333
125	1	0,004444444
126	2	0,008888889
127	2	0,008888889
128	2	0,008888889
129	1	0,004444444
130	3	0,013333333
132	3	0,013333333
133	1	0,004444444
134	1	0,004444444
135	2	0,008888889
136	2	0,008888889
137	4	0,017777778
138	1	0,004444444
139	4	0,017777778
140	1	0,004444444
141	1	0,004444444
142	1	0,004444444
143	1	0,004444444
145	1	0,004444444
146	1	0,004444444
147	1	0,004444444
148	1	0,004444444
149	1	0,004444444
152	1	0,004444444
156	1	0,004444444
160	1	0,004444444
163	1	0,004444444
166	3	0,013333333
167	1	0,004444444
169	1	0,004444444
172	1	0,004444444
176	2	0,008888889
180	1	0,004444444
184	1	0,004444444
185	1	0,004444444
188	2	0,008888889
189	1	0,004444444
190	1	0,004444444

Tabel 4.1. Lanjutan

Piksel	$n_i$	$h_i = \frac{n_i}{n} = \frac{n_i}{255}$
195	1	0,004444444
197	1	0,004444444
199	2	0,008888889
200	1	0,004444444
206	1	0,004444444
208	1	0,004444444
210	1	0,004444444
211	1	0,004444444
212	1	0,004444444
227	1	0,004444444
234	1	0,004444444
235	2	0,008888889
236	2	0,008888889
238	2	0,008888889
239	1	0,004444444

Maka didapat kelompok *cluster* seperti Tabel 4.2. berikut:

Tabel 4.2. Pembagian *Cluster*

<i>Cluster</i>	Nilai Histogram Citra	Nilai Piksel Citra	Frekuensi
1	0,4	0	1
2	0,004444444	1,6,8,9,10,16,18,20,24,25,31,47,49,53,56,61,63,68,72,73,76,87,93,99,108,110,114,115,125,129,133,134,138,140,141,142,143,145,146,147,148,149,152,156,160,163,167,169,172,180,184,185,189,190,195,197,200,206,208,210,211,212,227,234,239	65
3	0,008888889	2,21,91,94,96,104,107,113,117,123,126,127,128,135,136,176,188,199,235,236,238	21
4	0,013333333	116,124,130,132,166	5
5	0,017777778	137,139	2

**Step 2 : Langkah Inisialisasi (Mustapha, 2009).**

Menginisialisasikan nilai rata-rata dan standar deviasi pada kelas pertama dan kedua serta probabilitas masing-masing kelas atau *cluster*.

a. Rata-rata *cluster* pertama

*Cluster* yang dipakai untuk diuji yaitu *cluster* pertama berdasarkan Tabel 4.3. berikut:

Tabel 4.3. *Cluster* Citra

<i>Cluster</i>	Nilai Histogram	Frekuensi( <i>f</i> )	<i>fX</i>
1	0,4	1	0.4
2	0,004444444	65	0.29
3	0,008888889	21	0.19
4	0,013333333	5	0,067
5	0,017777778	2	0,036
		94	0,983

Kemudian dihitung rata-rata *cluster* pertama menggunakan rumus 2.2:

$$\mu = \frac{0,4}{1} = 0,4$$

jadi rata-rata yang didapat dari *cluster* pertama  $\mu = 0,4$

b. Standar Deviasi *cluster* pertama

Kemudian dilakukan perhitungan standar deviasi, seperti perhitungan menggunakan rumus 2.3 pada Tabel 4.4. berikut:



Tabel 4.4. Perhitungan Standar Deviasi *Cluster* Pertama

<i>Cluster</i>	Nilai Histogram	Frekuensi( <i>f</i> )	<i>fX</i>	$(X-\mu)^2$	$f(X-\mu)^2$
1	0,4	1	0.4	0	0
2	0,004444444	65	0.288889	0.156464	10.17017
3	0,008888889	21	0.186667	0.152968	3.212326
4	0,013333333	5	0.066667	0.149511	0.747556
5	0,017777778	2	0.035556	0.146094	0.292188
		94	0.977778		14.42224

$$= \sqrt{\frac{14.42224}{93}} = \sqrt{0,155} = 0,3937$$

Maka standar deviasi pada *cluster* pertama  $\sigma \approx 0,3937$

### Step 3: Tahap ekspektasi (E-Step)

Setelah dihitung rata-rata dan standar deviasi maka dilakukan tahap ekspektasi (E-Step) dengan perhitungan Probabilitas menggunakan rumus dari plot GM atau fungsi kepadatan *Probability Density Function* (Pdf), Perhitungan probabilitas ini berdasarkan nilai rata-rata (*means*) dan standar deviasi yang didapat sebelumnya. Perhitungannya dapat dilihat dibawah ini menggunakan rumus 2.4:

$$P^t = \left( \frac{1}{0,3937 \sqrt{2,3,14}} e^{\frac{-(1-0,4)^2}{2(0,3937)^2}} \right) = \left( \frac{1}{0,9870,31} \right) = \frac{1}{0,9871,16} = \frac{1}{0,99} = 1,01$$

Jadi didapatlah nilai Probabilitas awal  $P^t = 1,01$

### Step 4 : Tahap *Maximization* (M-Step)

Berdasarkan nilai estimasi yang telah didapat maka akan dihitung kembali nilai estimasi dan probabilitas baru pada *cluster* yang baru dengan cara menginisialisasikan kembali nilai *means* dan standar deviasi serta melakukan

perhitungan pada parameter tersebut. Adapun *cluster* ke-2 dapat dilihat seperti Tabel 4.5 berikut:

Tabel 4.5. *Cluster* ke-2

<i>Cluster</i>	Nilai Histogram	Frekuensi( <i>f</i> )	<i>fX</i>
1	0,4	1	0.4
2	0,004444444	65	0.29
3	0,008888889	21	0.19
4	0,013333333	5	0,067
5	0,017777778	2	0,036
		94	0,983

Langkah awal menginisialisalkan rata-rata (*means*) guna untuk mendapatkan nilai rata-rata (*means*) yang baru, yang mana terdiri dari rata-rata *cluster* 1 (A) dan 2 (B) merupakan inisial untuk Probabilitas. Adapun perhitungannya sebagai berikut:

a. Rata-Rata *cluster* kedua

Perhitungan rata-rata pada *cluster* kedua dapat dilihat seperti dibawah ini menggunakan rumus 2.5:

$$[0.5 (1,01) (0,4) + 0,5 (x_i|B)] = [0,202 + 0,5 (x_i|B)]$$

$$[(x_i|B)] = \frac{0,202}{0,5} = ||0,404|| =$$

Jadi rata-rata(*means*) yang baru  $\mu = 0,404$

Perhitungan rata-rata (*mean*) yang baru ini berdasarkan rata-rata yang didapat dari *cluster* A (pertama). Hasil probabilitas yang didapat mutlak bernilai positif.

b. Standar Deviasi *cluster* kedua

Sebagaimana halnya rata-rata (*mean*) yang didapat dari *cluster* pertama begitu juga halnya standar deviasi berdasarkan standar deviasi yang pertama, Seperti perhitungan berikut:

$$[0.5 (1,01) ( 0,3937) + 0.5 (x_i|B)] = [0,199+ 0.5 (x_i|B)]$$

$$[(x_i|B)] = \left[ \frac{0,199}{0,5} \right] = ||0,398||$$

Jadi standar deviasi = 0,398 maka,

c. Probabilitas kedua

Langkah akhir dihitung probabilitas yang baru pada *cluster* ke-2, yang mana perhitungannya sama dengan probabilitas awal, seperti dibawah ini menggunakan rumus 2.4:

$$P^{t+1} = \left( \frac{1}{0,398\sqrt{2.3,14}} e^{\frac{-(2-0,404)^2}{2(0,398)^2}} \right) = \left( \frac{1}{0,9970,32} \right) = \frac{1}{0,9977,97} = \frac{1}{0,98} = 1,02$$

### Step 5: Perhitungan Semua Probabilitas

Setelah ditemukan probabilitas yang baru  $P^{t+1}$  maka akan dikurangkan dengan probabilitas yang lama  $P$  menggunakan rumus 2.6:

$$\|P^{t+1}-P\| = \|1,02- 1,01\| = 0,01$$

Setelah melakukan perhitungan ternyata didapatkan hasil *cluster* yang  $>1$ , maka iterasi berhenti. Jadi daerah yang diduga tumor terletak diantara *cluster* 1 dan 2. Probabilitas yang didapat dengan nilai 0,01. Proses iterasi berhenti dan didapat hasil *cluster* yang salah satu diantaranya diduga tumor otak.

### 4.2.3. Proses *Recognition* dengan SAC (Segmentasi Berbasis *Active Contour*)

Setelah proses segmentasi EMGMM selesai maka akan didapat citra yang telah dibagi-bagi dalam beberapa *cluster* dan satu diantaranya merupakan *cluster* yang diduga tumor otak, maka untuk mengevaluasi hasil segmentasi dalam penentuan tumor otak tersebut dilakukan proses lanjutan menggunakan tahap *recognition* (pengenalan) menggunakan segmentasi berbasis *Active Contour*. Tahap *recognition* (pengenalan) menggunakan *Active Contour* ini mensegmentasi citra secara otomatis berdasarkan fitur citra menuju batas tepi citra. Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada tahap pengenalan menggunakan SAC sebagai berikut:

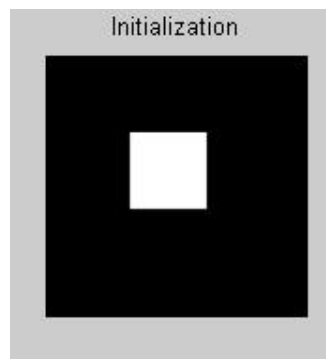
Langkah 1: *Input* Citra

Tahap awal dengan menginputkan citra hasil segmentasi EMGMM yang akan disegmentasi. Misal Gambar 4.13 dibawah ini diambil dari hasil segmentasi EMGMM:



4.13. Input Citra Hasil Segmentasi EMGMM

Langkah II: Menginisialkan  $S$  (titik kontrol/ titik pusat) sebagai *initial contour* awal (kurva *active contour*  $x,y$ ) yang tergantung letak gambar. Dalam kasus ini diambil inisial awal ditengah citra, bisa saja diambil disembarang tempat semakin dekat dengan gambar semakin cepat ditemukan gambar segmentasi yang diinginkan.



Gambar 4.14. *Initial contour* awal

Langkah III : Titik kontrol tersebut akan bekerja secara otomatis oleh energi internal dan eksternal kurva dengan menelusuri nilai piksel tetangga hingga menemukan batas objek (gambar) melalui iterasi dengan nilai parameter konstanta  $\alpha$  dan  $\beta$  yang telah ditetapkan pada kurva  $x$  dan  $y$  (*active contour*). Penentuan nilai parameter konstanta berupa dan sesuai dari *contour* masing-masing citra.

Pemisalan perhitungan pada matrik seperti dibawah ini:

94	143	125	123	136
140	113	149	139	166
128	113	139	163	239
188	212	234	238	156
139	137	116	68	6

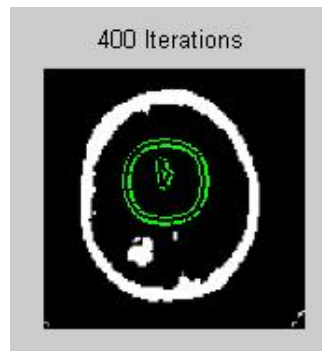
Gambar 4.15. Contoh Matrik Penta-diagonal

Nilai *default* = 0,2 dan  $\beta = 1$ , maka nilai tepi citra:

$$116 = \frac{1_0 - 1}{h^4}, 68 = -\frac{2(1_0 + 1_0^{-1})}{h^4} - \frac{0,2_0}{h^2}, 6 = \frac{1_0 + 1_0 \cdot 1_0^{-1}}{h^4} + \frac{0,2_0 + 1_0 \cdot 0,2_0}{h^2},$$

$$139 = -\frac{2(1_0 + 1_0)}{h^4} - \frac{0,2_0 + 1_0}{h^2}, 137 = \frac{1_0 + 1_0}{h^4}$$

Langkah V : Proses Iterasi berjalan dengan energi internal dan eksternal serta nilai dari parameter konstanta yang telah ditetapkan.



Gambar 4.16. Proses Iterasi menuju batas tepi

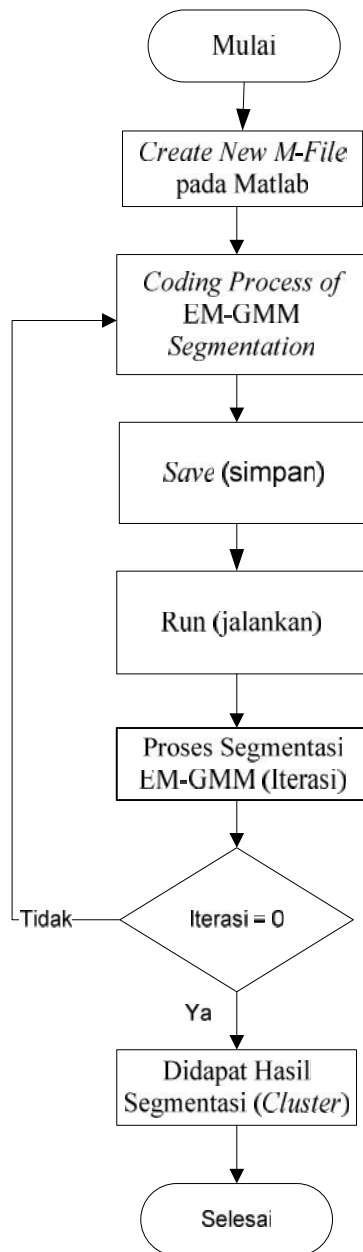
Langkah VI : Iterasi akan berhenti jika energi telah terminimalisasi atau ditemukan batas tepi terdekat serta iterasi habis pada proses segmentasi.



Gambar 4.17. Hasil Segmentasi SAC

### 4.3. Perancangan

Setelah dilakukan beberapa tahapan dalam analisa metode maka dilakukanlah perancangan berupa perancangan *tool* yang akan digunakan pada penelitian ini. Perancangan *tool* tersebut berupa tahapan-tahapan dari proses-proses yang akan dilakukan pada Matlab. Adapun perancangan *tool* tersebut dijelaskan pada Gambar 4.18. dibawah ini:



Gambar 4.18. Tahapan Perancangan *Tool*

Berdasarkan Gambar 4.18. diatas dapat diketahui bahwa perancangan *tool* pada penelitian ini memiliki beberapa proses sehingga menghasilkan *output* (keluaran yang diinginkan), adapun proses tersebut dijelaskan seperti berikut:

1. Permulaan dimulai dengan *create new M-File* (membuat lembar kerja baru) yang terdapat pada menu Matlab.
2. *Coding Process of EM-GMM segmentation* (melakukan pengkodean proses segmentasi dari metode EM-GMM).
3. Setelah selesai melakukan pengkodean maka lembar kerja tersebut disimpan untuk dapat melakukan proses lanjutan.
4. Lembar kerja yang telah disimpan tersebut di *run* (dijalankan).
5. Proses segmentasi EM-GMM berjalan melalui iterasi.
6. Iterasi habis atau berhenti.
7. Jika iterasi habis atau berhenti maka didapat hasil segmentasi berupa *cluster-cluster* citra yang salah satunya diduga tumor.
8. Jika iterasi gagal atau terjadi *error* berarti ada kesalahan pada tahap *coding process* maka dilakukan tahap *coding process* ulang sampai benar dan didapat hasil *cluster*.
9. Jika segmentasi berhasil dan didapat hasil *cluster* maka proses selesai.

## **BAB V**

### **IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN**

#### **5.1. Implementasi**

Implementasi merupakan tahap yang dilakukan setelah tahap analisa dan perancangan, tahap implementasi ini merupakan tahap yang menerjemahkan metode yang dianalisa ke bentuk *coding*, sehingga dapat diketahui apakah metode yang diuji sesuai dengan tujuan yang diinginkan. Implementasi dari metode yang di analisa ini menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Pada bab ini akan diberikan gambaran mengenai implementasi dan pengujian metode yang dianalisa seperti yang telah dibuat sebelumnya.

##### **5.1.1. Batasan Implementasi**

Adapun batasan implementasi pada tugas akhir ini berkonsepkan analisa metode atau menguji *performance* dari metode segmentasi algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* (EM-GMM) menggunakan *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dalam menentukan area tumor dari data *CT Scan* penderita tumor otak.

##### **5.1.2. Lingkungan Implementasi**

Lingkungan implementasi aplikasi ini terdiri dari dua lingkungan yaitu, lingkungan perangkat keras dan lingkungan perangkat lunak. Perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan memiliki spesifikasi sebagai berikut:

1. Perangkat Keras Komputer

- a. *Processor* : *Intel(R)Core(TM) 2 Duo CPU T5870@2.00GHz*
- b. *Memory* : 1,00 GB
- a. *Hard disk* : 166 GB

2. Perangkat Lunak Komputer

- a. Sistem Operasi : *Windows 7 Ultimate*



- b. Bahasa Pemrograman : Matlab 7.7.0 (R2008b)
- c. Tools : ColourPix, Photoshop, Paint

## 5.2. Pengujian

Pengujian yang dilakukan akan di ketahui apakah metode yang digunakan berefek dalam menganalisa kebutuhan data yang telah ditentukan pada tahap analisa. Hal tersebut dapat dilihat dari hasil *output* program sehingga apabila metode tersebut tidak cocok dalam kasus ini maka bisa dilakukan penelitian pada metode lain dan jika perlu pada metode ini bisa dilakukan perbaikan dan penambahan metode lainnya untuk mendapatkan hasil yang lebih baik.

### 5.2.1. Rencana Uji

Adapun pengujian-pengujian yang akan dilakukan pada penelitian ini secara garis besarnya dijelaskan pada tabel 5.1. berikut ini:

Tabel 5.1. Rencana Uji





Pokok Uji	Bentuk Uji	Data Uji
1. Pengujian Dokter	Pengenalan Area Tumor	Citra CT Scan Tumor Otak
2. Pengujian Parameter Masukan( <i>input</i> ) EMGMM	Jumlah <i>cluster</i>	2, 3, 4, dan 5
	<i>Ltol( Maxiter)</i>	1, 2, 4,8,12,[] dan 0
	<i>Pflag</i>	0, 1, 2, 3, dan []
	<i>Init</i>	[] dan 1
3. Pengujian <i>Whitebox</i> (EMGMM)	Segmentasi EMGMM	Citra CT Scan Tumor Otak Asli dan berukuran 100 x100 piksel
4. Pengujian <i>Recognition</i>	Identifikasi Area Tumor menggunakan SAC	Citra Hasil Segmentasi EMGMM

#### 5.2.1.1. Pengujian Dokter





Pengujian ini merupakan pengujian awal dalam mengenali area tumor pada data CT Scan tumor otak yang nantinya akan dijadikan acuan untuk menentukan

*cluster* yang diduga tumor dari hasil segmentasi menggunakan EM-GMM, pengujian ini dilakukan oleh dokter Siswinarti (dokter radiologi RSUD Arifin Achmad). Adapun hasil pengujian tersebut dapat dilihat seperti Tabel 5.2. berikut:

Tabel 5.2. Pengenalan Area Tumor Oleh Dokter

Nama	Pengenalan Area Tumor
Citra 1	
Citra 2	
Citra 3	
Citra 4	

Tabel 5.2. Lanjutan

Nama	Pengenalan Area Tumor
Citra 5	
Citra 6	
Citra 7	
Citra 8	

#### 5.2.1.1.1 Hasil Pengujian Dokter

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan oleh dokter pada data *CT Scan* tumor otak dalam mengenali area tumor maka didapat hasil bahwa untuk membaca citra *CT Scan* yang terkena tumor otak menurut Siswinarti (dokter radiolog RSUD Arifin Ahmad) mempunyai ciri-ciri sebagai berikut:

1. Massa Tumor
2. Adanya edema (cairan)

3. Desak Ruang
4. ROI (lokasi)

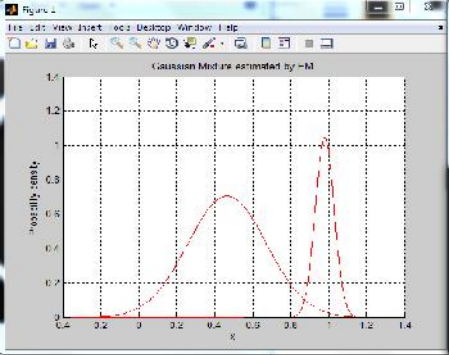
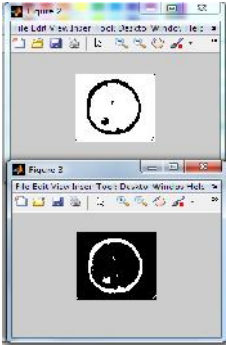

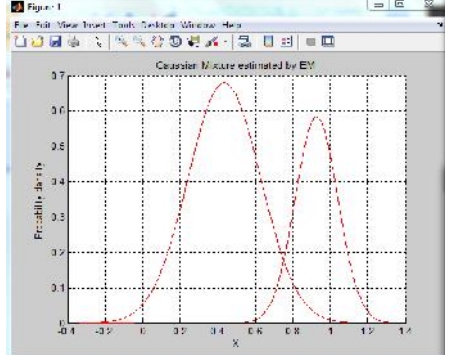
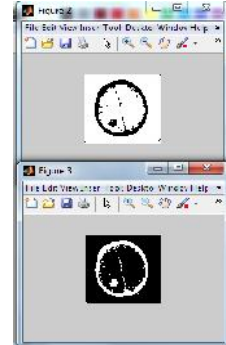

#### **5.2.1.2. Pengujian Parameter Masukan(*input*) EM-GMM**

Pengujian ini merupakan pengujian dari parameter masukan atau inputan yang bertujuan untuk menghasilkan *output* dari plot GM yang berupa *Weight*, *Mean vectors* dan *Matrik kovarian* (W,M,V) dengan hasil *cluster* tumor otak yang baik pada penelitian ini. Adapun parameter inputan yang diuji tersebut adalah akan dijelaskan dibawah ini.

##### **5.2.1.2.1. Pengujian Jumlah *Cluster***

Pada analisa metode ini dilakukan uji jumlah *cluster* guna untuk mengetahui apakah pengujian jumlah *cluster* berpengaruh dalam hasil segmentasi. Pengujian ini bertujuan untuk mensegmentasi citra *CT Scan* menjadi beberapa *cluster* yang salah satunya diduga tumor serta mendapatkan hasil *cluster* tumor otak yang paling baik dari data yang diuji. Jumlah *cluster* yang diuji penulis berdasarkan tingkat warna keabuan pada data yang diteliti. Pengujian yang diuji dengan nilai jumlah *cluster* 2,3,4,5,6 dan 7 pada semua data *CT Scan* tumor otak dari citra *resize* 100 x 100. Pengujian dilakukan pada citra *resize* karena jika diuji pada citra asal terjadi beban komputasi yang besar sehingga mempersulit proses segmentasi. Selain itu pengujian jumlah *cluster* hanya melihat hasil *cluster* yang paling baik dari beberapa hasil *cluster* otak yang dihasilkan. Setiap gambar memiliki bentuk dan tingkat warna keabuan yang berbeda jadi jumlah *cluster* yang dibutuhkan untuk setiap gambar berbeda. Hasil dapat dilihat pada Tabel 5.3. hasil pengujian berikut:

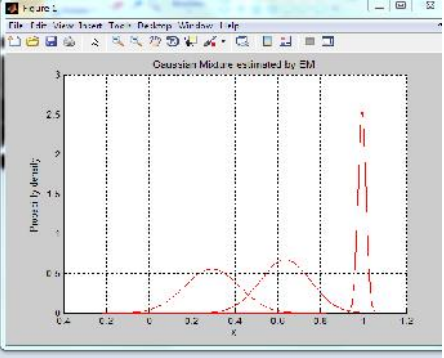
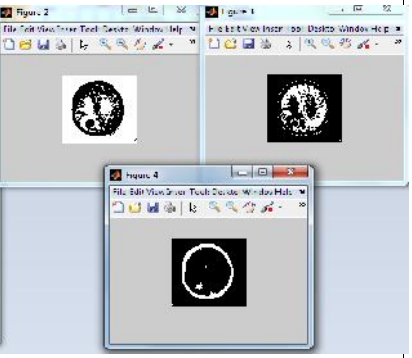

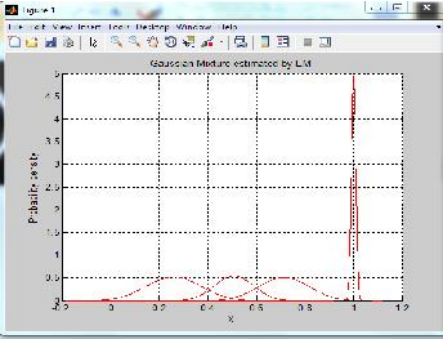
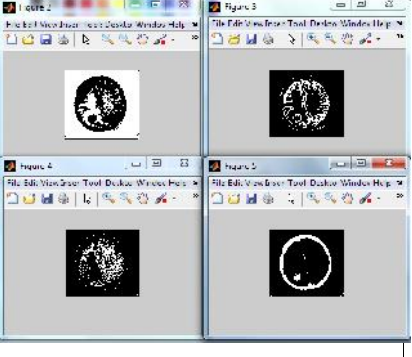

Tabel 5.3. Hasil Eksperimen Jumlah *Cluster* pada Citra 1

Jumlah <i>Cluster</i>	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentasi EMGMM	<i>Cluster</i> Tumor Otak
2a			
2b			

Tabel 5.3. Lanjutan

Jumlah Cluster	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentsi EMGMM	Cluster Tumor Otak
2c			
3a			

Tabel 5.3. Lanjutan

Jumlah Cluster	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentasi EMGMM	Cluster Tumor Otak
3b			
4a			

Tabel 5.3. Lanjutan

Jumlah <i>Cluster</i>	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentasi EMGMM	<i>Cluster</i> Tumor Otak
4b			
4c			



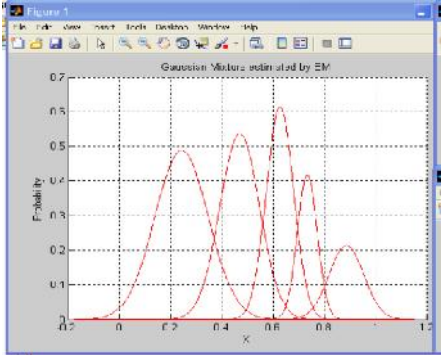
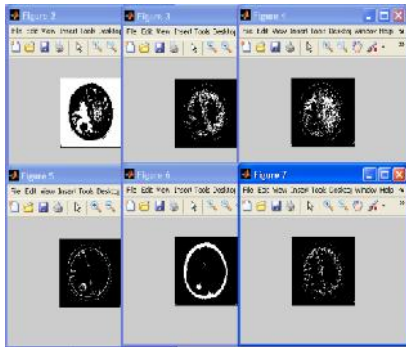

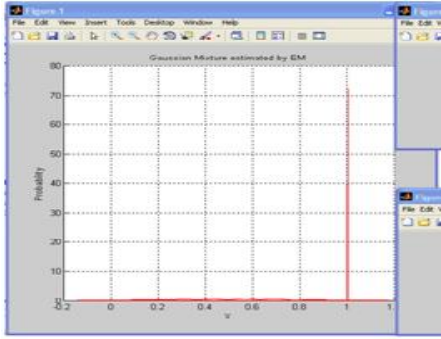
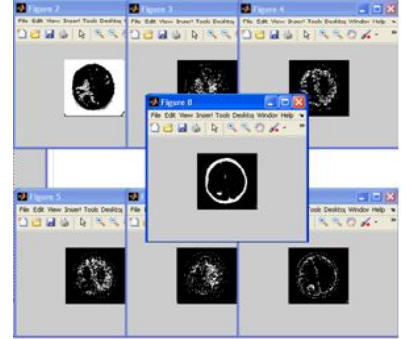
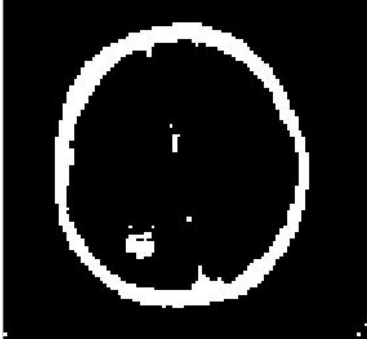
Tabel 5.3. Lanjutan

Jumlah Cluster	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentasi EMGMM	Cluster Tumor Otak
4d			
5a			

Tabel 5.3. Lanjutan

Jumlah <i>Cluster</i>	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentasi EMGMM	<i>Cluster</i> Tumor Otak
5b			
5c			

Tabel 5.3. Lanjutan

Jumlah Cluster	Citra 1		
	PDF	Hasil Segmentasi EMGMM	Cluster Tumor Otak
6			
7			

Begitu juga untuk pengujian jumlah *cluster* pada citra 2 sampai 8, dapat dilihat di Lampiran A. Adapun hasil untuk pengujian *cluster* pada semua citra dapat dilihat dibawah ini.

#### 5.2.1.2.1.1. Hasil Pengujian Jumlah *Cluster*

Berdasarkan eksperimen, jumlah *cluster* mampu mensegmentasi citra menjadi beberapa kelas (*cluster*) yang salah satunya merupakan *cluster* yang diduga tumor otak, Hasil *cluster* tumor otak yang didapat paling baik dilakukan secara berulang-ulang pada masing-masing jumlah *cluster*. Adapun *cluster* tumor otak yang didapat paling baik pada masing-masing citra dengan jumlah *cluster* 2,3,4,5,6, dan 7 dapat dilihat lebih rinci seperti dibawah ini:

1. Pengujian jumlah *cluster* dengan hasil *output* yang paling baik pada semua data dengan menggunakan maksimal jumlah *cluster* 5.
2. Hasil *output* dengan jumlah *cluster* 6, 7 dan seterusnya menghasilkan output yang sama dengan jumlah *cluster* 5 bahkan kadangkala lebih buruk.
3. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 1 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 2a, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 72.3% didapat dari:

$$\frac{141}{141+54} \times 100\% = 72.3 \%$$

4. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 2 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 5d, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 94.36% didapat dari:

$$\frac{452}{452+27} \times 100\% = 94.36 \%$$

5. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 3 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 3, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 86.12% didapat dari:

$$\frac{639}{639+103} \times 100\% = 86.12 \%$$

6. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 4 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 4, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 83.48% didapat dari:

$$\frac{667}{667+132} \times 100\% = 83,48 \%$$

7. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 5 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 3b, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 79,22% didapat dari:

$$\frac{366}{366+96} \times 100\% = 79,22 \%$$

8. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 6 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 3, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 76,14% didapat dari:

$$\frac{134}{134+42} \times 100\% = 76,14 \%$$

9. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 7 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 4, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 75,29% didapat dari:

$$\frac{384}{384+126} \times 100\% = 75,29 \%$$

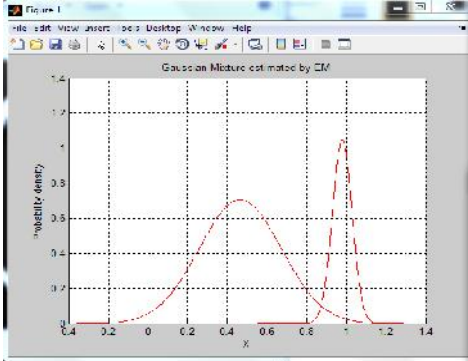
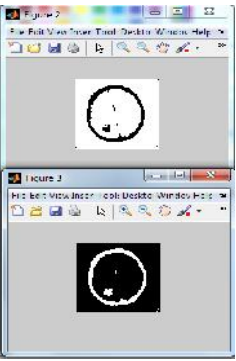
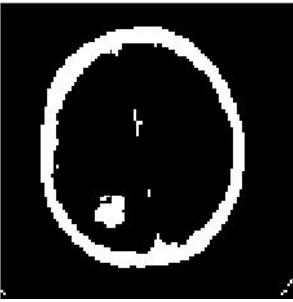
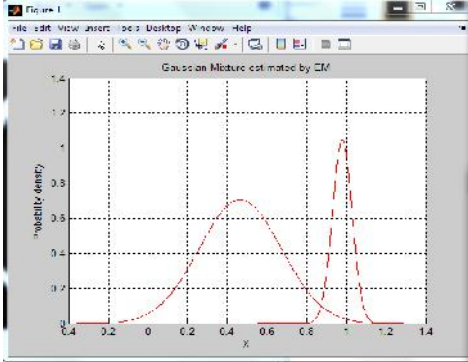
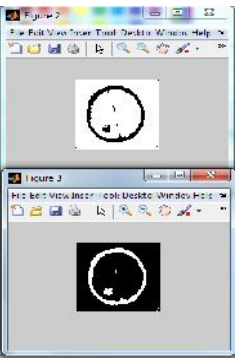

10. Hasil pengujian jumlah *cluster* pada citra 8 berhasil dilakukan dan didapat hasil yang baik dengan jumlah *cluster* 4, dihitung dari ROC dengan keberhasilan rata-rata TP 77,96% didapat dari:

$$\frac{527}{527+149} \times 100\% = 77,96\%$$

#### 5.2.1.2.2. Pengujian *ltol* atau *maxiter*

Pengujian *ltol* (*maxiter*) merupakan pengujian dari persentase atau jumlah kemungkinan dari iterasi yang akan terjadi pada data yang diproses. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah parameter *input* ini berpengaruh pada *output cluster* tumor otak yang dihasilkan. Pengujian *ltol* dapat dilihat seperti Tabel 5.11. hasil pengujian berikut ini:

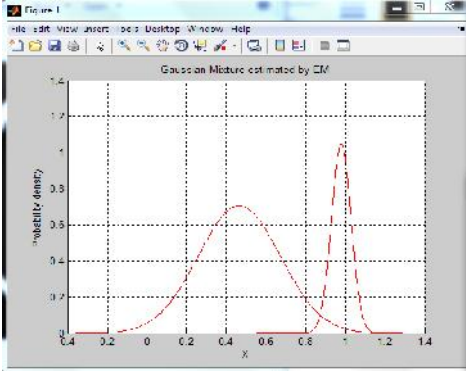
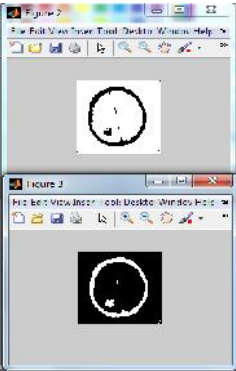
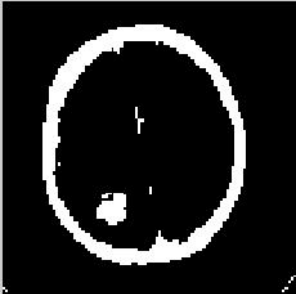
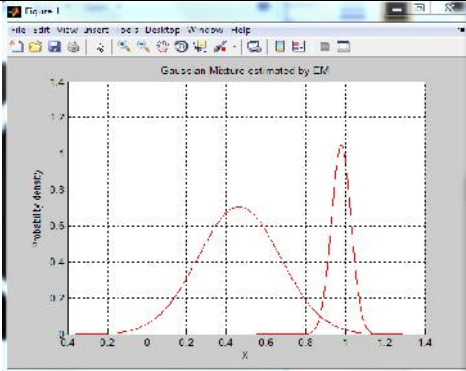
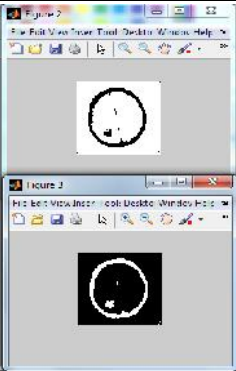
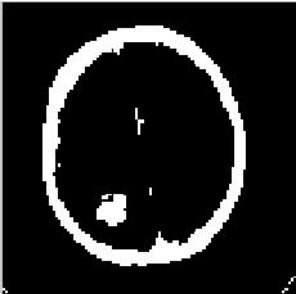
Tabel 5.11. Hasil Eksperimen *Ltol* Atau *Maxiter*

<i>ltol</i>	Hasil Pengujian <i>ltol(maxiter)</i>		
	<i>Probability Density Function (PDF)</i>	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
1			
2			

Tabel 5.11. Lanjutan

<i>ltol</i>	Hasil Pengujian <i>ltol(maxiter)</i>		
	<i>Probability Density Function (PDF)</i>	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
4			
8			

Tabel 5.11. Lanjutan

<i>ltol</i>	Hasil Pengujian <i>ltol(maxiter)</i>		
	<i>Probability Density Function (PDF)</i>	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
12			
∞			



Tabel 5.11. Lanjutan

<i>ltol</i>	Hasil Pengujian <i>ltol(maxiter)</i>		
	<i>Probability Density Function</i> (PDF)	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
0	<pre> ltol must be a positive real number! Error in ==&gt; EM_GM_fast at 41 if nargin &lt;= 1,  ??? Output argument "W" (and maybe others) not assigned during call to "C:\Users\succes\Documents\MATLAB\EM_GM_fast.m&gt;EM_GM_fast".  Error in ==&gt; Em_Gmm_Brain1 at 20 [W,M,V,L] = EM_GM_fast(dataAll,jmlCluster(0) [],1,[]); fx &gt;&gt; </pre>		

#### **5.2.1.2.2.1. Hasil Pengujian *ltol (maxiter)***

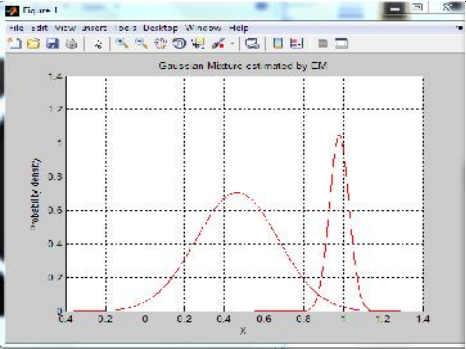
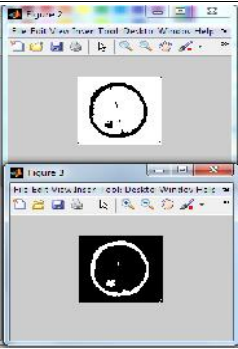
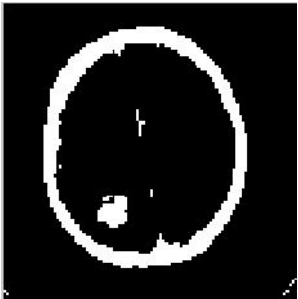
Berdasarkan eksperimen yang dilakukan, maka didapatkan hasil eksperimen seperti dibawah ini:

1. Pengujian dengan nilai *ltol (maxiter)* 1, 2, 4, 8, 12 dan [] atau bernilai positif pada segmentasi EM-GMM maka proses segmentasi berhasil dijalankan tetapi tidak mempengaruhi hasil *output cluster* yang diduga tumor.
2. Pengujian dengan tidak memberi nilai masukan=0 maka proses segmentasi tidak bisa dilakukan (terjadi *error*) dan tidak menghasilkan *output cluster* yang diduga tumor.

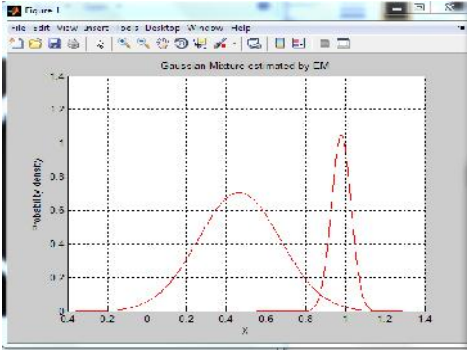
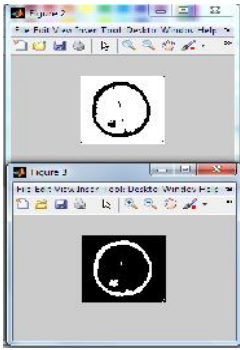
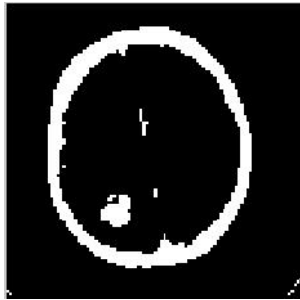
#### **5.2.1.2.3. Pengujian *pflag***

Pengujian *pflag* merupakan pengujian untuk penggunaan plot GM atau *Probability Density Function (PDF)* pada proses metode segmentasi *Expectation Maximization (EM)* yang digunakan. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah parameter ini berpengaruh pada proses segmentasi dan hasil segmentasi EMGMM. Pengujian *pflag* dapat dilihat seperti Tabel 5.12. hasil pengujian berikut ini:

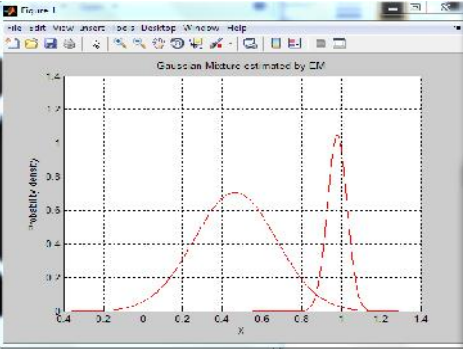
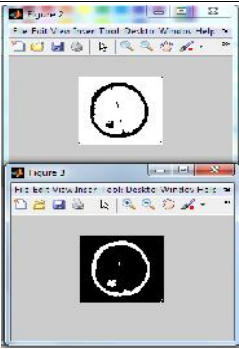

Tabel 5.12. Hasil Eksperimen *pflag*

<i>pflag</i>	Hasil Pengujian <i>pflag</i>		
	<i>Probability Density Function</i> (PDF)	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
1			
2	<pre> Plot flag must be either 0 or 1!/n Error in ==&gt; <u>EM_GM_fast</u> at 41 if nargin &lt;= 1,  ??? Output argument "W" (and maybe others) not assigned during call to "C:\Users\succes\Documents\MATLAB\EM_GM_fast.m&gt;EM_GM_fast".  Error in ==&gt; <u>Em_Gmm_Brain1</u> at 20 [W,M,V,L] = EM_GM_fast(dataAll,jmlCluster,1,30,2,[]);  fx &gt;&gt; </pre>		

Tabel 5.12. Lanjutan

<i>Pflag</i>	Hasil Pengujian Jumlah <i>pflag</i>		
	<i>Probability Density Function</i> (PDF)	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
3	<pre>Plot flag must be either 0 or 1!/n Error in ==&gt; EM_GM_fast at 41 if nargin &lt;= 1,  ??? Output argument "W" (and maybe others) not assigned during call to "C:\Users\Lia\Documents\MATLAB\EM_GM_fast.m"&gt;EM_GM_fast".  Error in ==&gt; Em_Gmm_Brain1 at 20 [W,M,V,L] = EM_GM_fast(dataAll,jmlCluster,1,30,3,[]);</pre>		
0			

Tabel 5.12. Lanjutan

<i>pflag</i>	Hasil Pengujian <i>pflag</i>		
	<i>Probability Density Function (PDF)</i>	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
□			

#### 5.2.1.2.3.1. Hasil Pengujian *pflag*

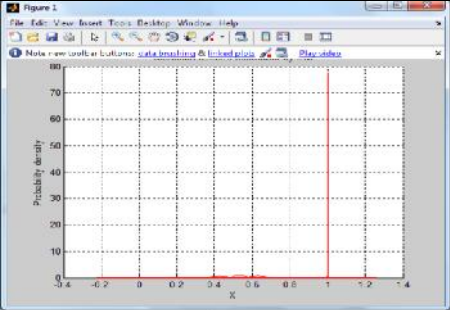
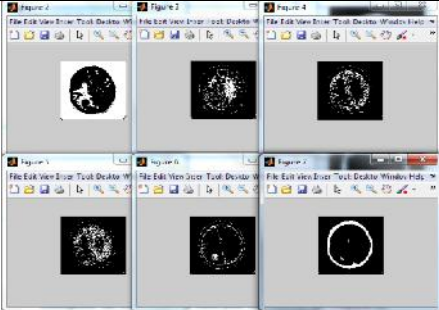
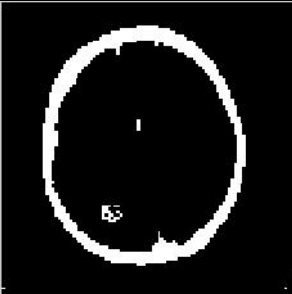
Berdasarkan eksperimen yang dilakukan, didapatkan hasil bahwa nilai *pflag* ini mendukung proses jalannya segmentasi EM-GMM tetapi pengujian plot GM ini tidak berpengaruh pada hasil *cluster* yang diduga tumor otak, dengan nilai ketetapan parameter *input* yaitu nilai 1 dan 0 untuk data atau gambar yang berdimensi 1D dan 2D. Nilai yang diberikan diluar ketetapan diatas maka tidak akan menghasilkan keluaran atau *error*. Penjelasan tentang hasil eksperimen *pflag* lebih rincinya sebagai berikut:

1. Pengujian dengan nilai 1, proses segmentasi EM-GMM berhasil dijalankan dengan menampilkan PDF serta beberapa *cluster* hasil segmentasi yang satu diantaranya diduga tumor otak tetapi tidak mempengaruhi hasil *output cluster* yang diduga tumor.
2. Pengujian dengan nilai 0, proses segmentasi EM-GMM berhasil dijalankan tetapi hanya menampilkan *cluster-cluster* hasil segmentasi EM-GMM tanpa PDF karena tidak ada pemberian nilai pada plot GM untuk menampilkan PDF dan hasil *output cluster* yang diduga tumor juga tidak berubah (tidak berpengaruh)
3. Pengujian dengan nilai [], hasil yang didapat sama dengan nilai 0.

#### 5.2.1.2.4. Pengujian *Init*

*Init* merupakan parameter yang digunakan untuk menginisialisasikan hasil keluaran yang berupa nilai *Weight(W)* dari GM, *Mean(M)* dari GM, *Matrix Covariance(V)* dari GM, dan *Log Likelihood(L)* dari estimasi(perkiraan). Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah parameter ini berpengaruh pada proses segmentasi EMGMM. Pengujian dapat dilihat seperti Tabel 5.13. hasil pengujian berikut ini:

Tabel 5.13. Hasil Eksperimen *Init*

<i>Init</i>	Hasil Pengujian <i>Init</i>		
	<i>Probability Density Function</i> (PDF)	Hasil Segmentasi	<i>Cluster Tumor Otak</i>
0			
1	<pre> Init must be a structure: W(1,k), M(d,k), V(d,d,k) or [] ! Error in ==&gt; EM_GM_fast at 41 if margin &lt;= 1,  ??? Output argument "W" (and maybe others) not assigned during call to "C:\Users\succes\Documents\MATLAB\EM_GM_fast.m&gt;EM_GM_fast".  Error in ==&gt; Em_Gmm_Brain1 at 20 [W,M,V,L] = EM_GM_fast(dataAll,jmlCluster,1,30,1,1);  fx &gt;&gt;                 </pre>		

#### **5.2.1.2.4.1. Hasil Pengujian *Init***

Setelah eksperimen dilakukan, *Init* memiliki ketetapan dengan nilai yang diberikan yaitu  $W (1,k)$ ,  $M (d,k)$ ,  $V (d,d,k)$  atau jika tidak memiliki nilai inisial diberi nilai= [], apabila nilai yang diberikan diluar ketetapan maka akan terjadi *error* dan tidak menghasilkan *output* (keluaran). Seperti keterangan hasil eksperimen dibawah ini:

1. Pengujian dengan nilai ketetapan atau [] (karena tidak memiliki nilai inisial), proses segmentasi EM-GMM berhasil dijalankan tetapi tidak mempengaruhi *output cluster* yang diduga tumor.
2. Pengujian dengan nilai 1 (diluar ketetapan), proses segmentasi EM-GMM gagal dijalankan (*error*) dan tidak menghasilkan *output cluster* yang diduga tumor.

#### **5.2.1.3. Pengujian *White Box***

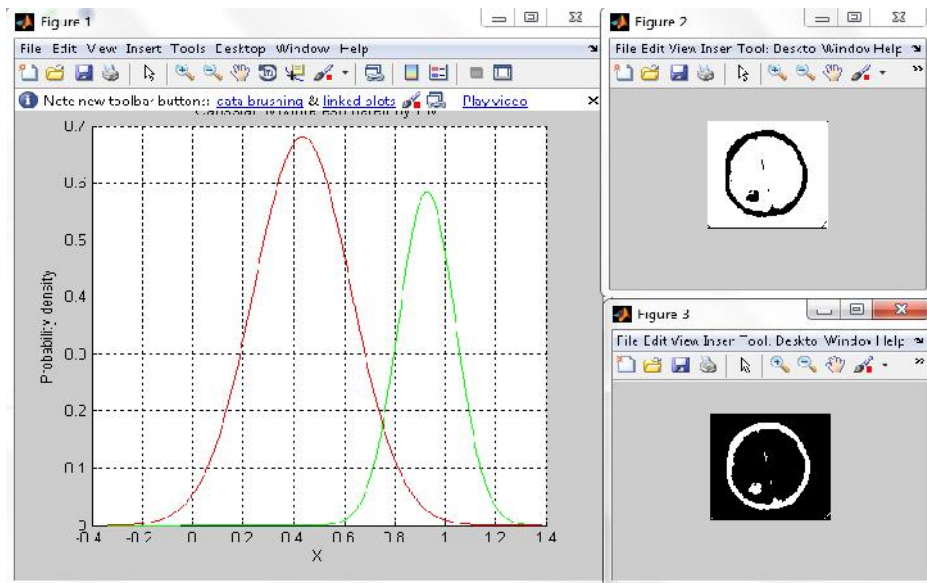
Pengujian alur-alur metode dilakukan dengan metode *white box*, yaitu pengujian yang dilakukan dengan menguji setiap *rule-rule* dari metode. Pengujian *white box* metode segmentasi untuk lebih rincinya dapat dilihat seperti dibawah ini:

##### **5.2.1.3.1. Pengujian *Performance* Metode Segmentasi *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* (EM-GMM)**

Pengujian metode segmentasi *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model*( EM-GMM) dilakukan dengan pengujian yang bertahap pada data inputan atau citra yang diuji. Pengujian dilakukan pada citra *CT Scan* bertujuan untuk mengetahui apakah metode EMGMM ini mampu mensegmentasi antara bagian tumor dan bukan tumor (mengidentifikasi area dari tumor otak).

Eksperimen dilakukan menggunakan data dari CT Scan penderita tumor otak yang didapat dari RSUD Arifin Ahmad dan jurnal-jurnal yang terkait. Hasil eksperimen algoritma EM-GMM untuk identifikasi area atau letak tumor otak terlihat pada Gambar 5.1. berikut ini:

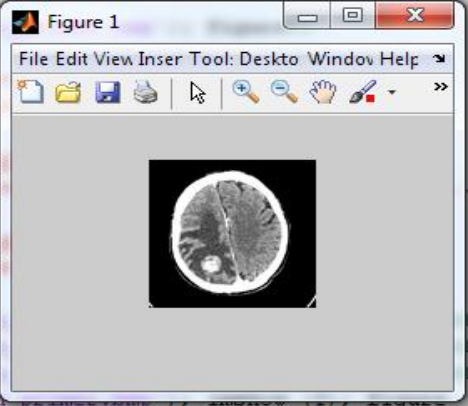
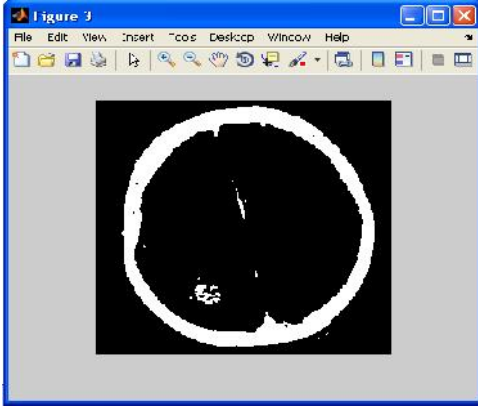
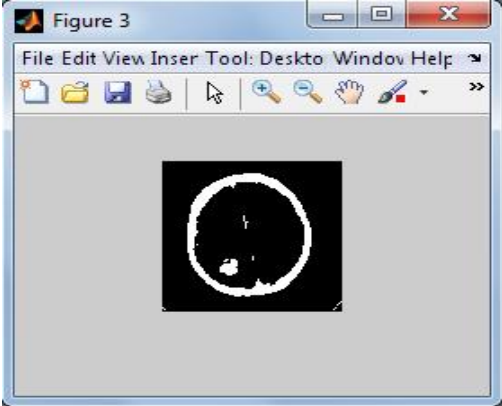
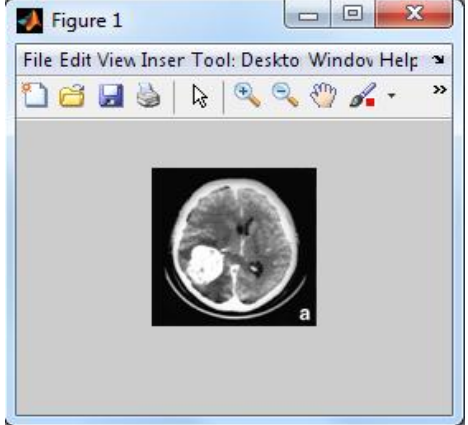
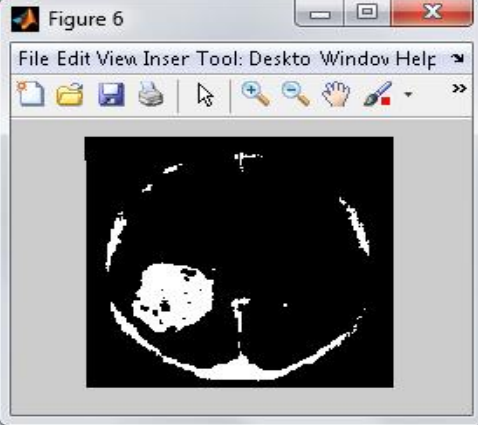
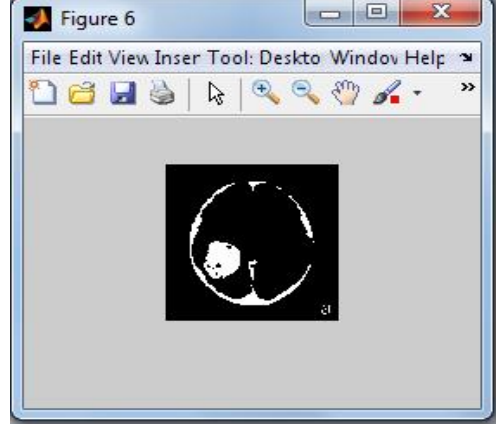




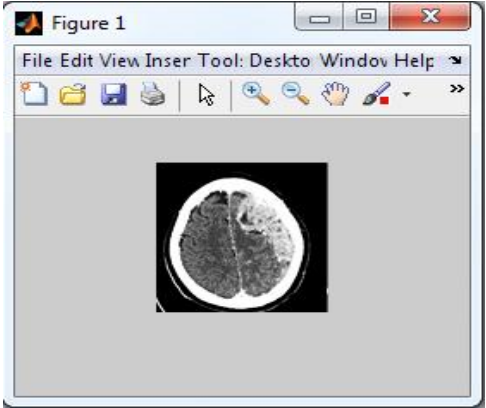
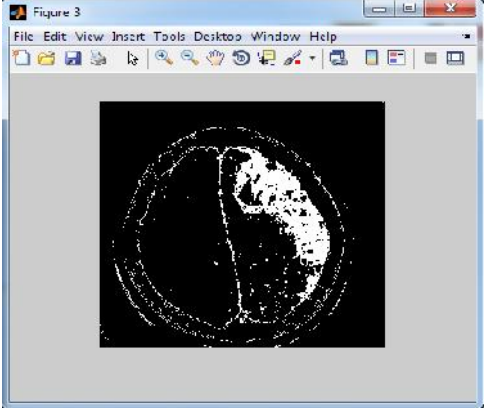
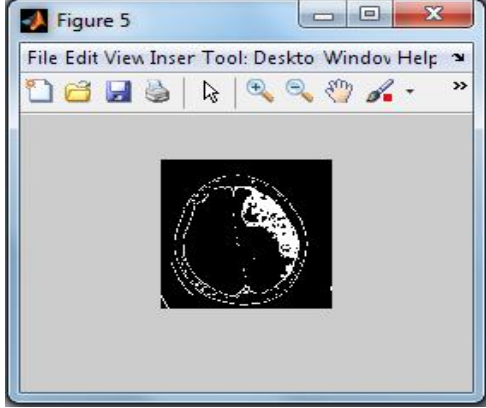
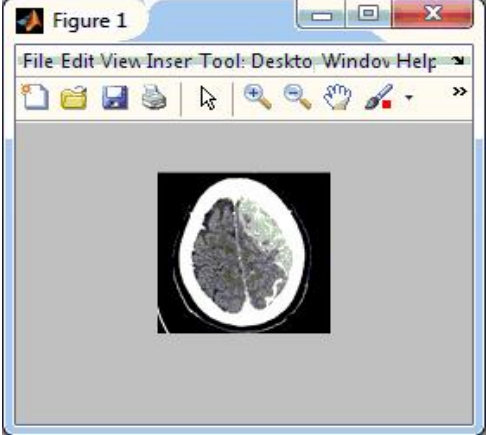
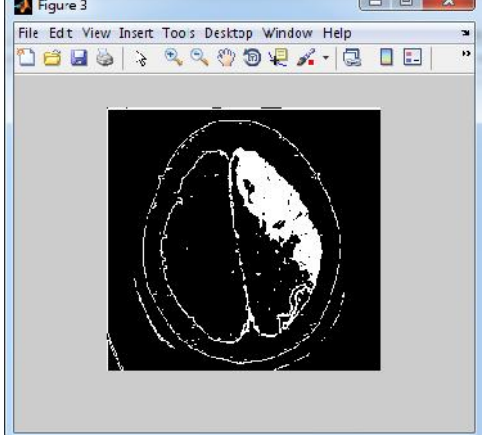
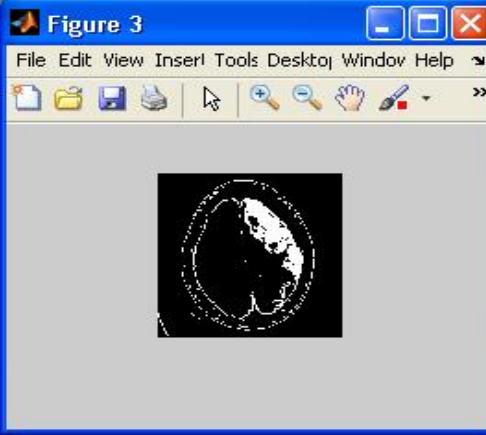
Gambar 5.1. Hasil Segmentasi Citra-1

Pada gambar 5.1 di atas dimunculkan grafik Gaussian Mixture yang diperoleh dari metode EM. Diperoleh ada 2 garis warna yang melambangkan kelas-kelas atau *cluster-cluster* hasil segmentasi EM. Dari hasil pengamatan beberapa eksperimen didapat bahwa kelas yang diduga area atau letak tumor otak adalah kelas kedua yang berwarna merah, kelas kedua digambarkan pada figure 3 seperti terlihat pada gambar 5.1 di atas. Pada kelas kedua tersebut ternyata hasil segmentasinya sudah cukup baik berdasarkan perhitungan menggunakan *Receiver Operating Characteristic (ROC)*, hanya saja masih ada sebagian kecil yang bukan tumor tersegmentasi sebagai tumor walau hanya terlihat sedikit. Untuk lebih rinci, dilakukan perhitungan persentase piksel yang benar tumor (*TP/ True Positive*) dan perhitungan persentase piksel yang bukan tumor (*FP/False Positive*). Data yang diuji ada beberapa data *CT Scan* yang didapat artikel-artikel kesehatan dan 1 data *CT Scan* RSUD Arifin Achmad, dikarenakan ketiadaan data dari studi kasus. Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara citra *CT Scan* dengan ukuran asli dan citra *CT Scan* yang di *resizing* untuk mendapatkan hasil segmentasi yang bagus. Hasil eksperimen secara keseluruhan untuk citra asal yang dijadikan simetris dan citra *resize* dapat dilihat seperti Tabel 5.14.dan 5.15 berikut ini:

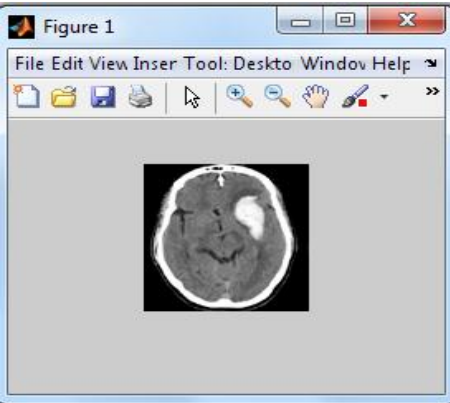
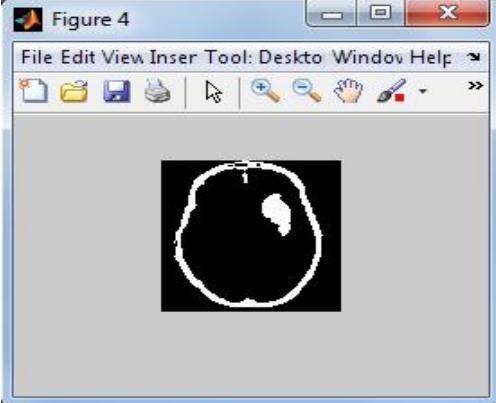
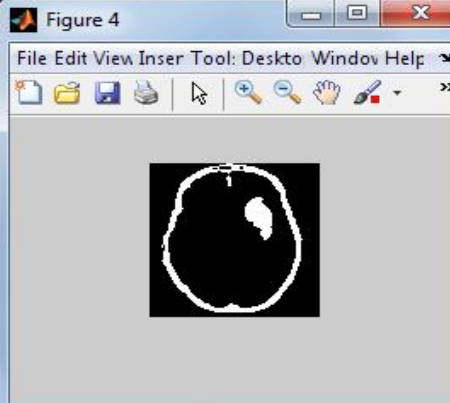
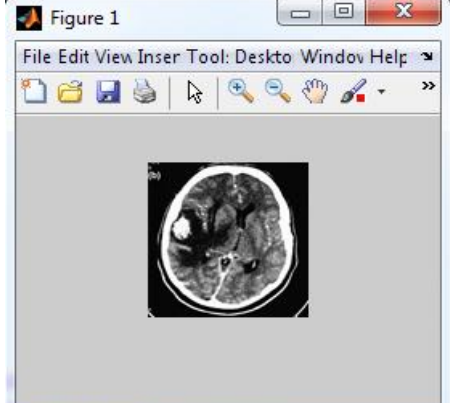
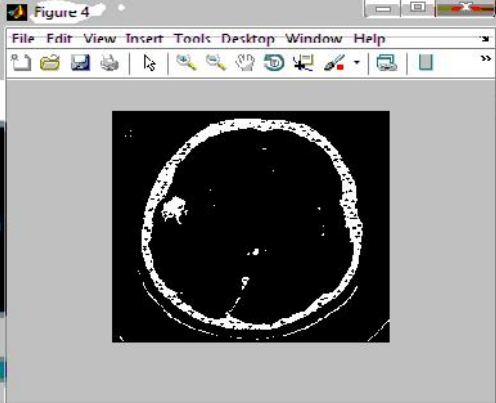
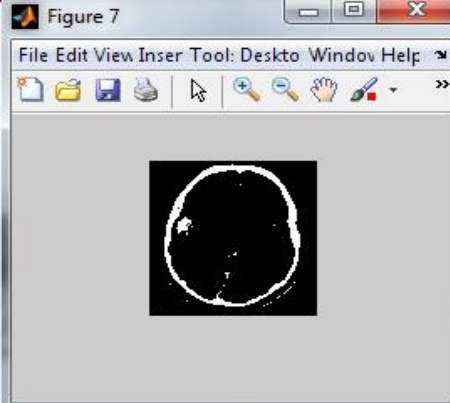
Tabel 5.14. Hasil Eksperimen EM-GMM antara Citra Asal dan Citra 100 x 100

Nama	Citra Awal	Hasil Segmentasi Citra Asli	Hasil Segmentasi Citra 100 x 100
Citra 1	 <p><i>Size 382 x 382 dan Size 100 x 100</i></p>	 <p><i>Size 382 x 382</i></p>	 <p><i>Size 100 x 100</i></p>
Citra 2	 <p><i>Size 584 x 584 dan Size 100 x 100</i></p>	 <p><i>Size 584 x 584</i></p>	 <p><i>Size 100 x 100</i></p>

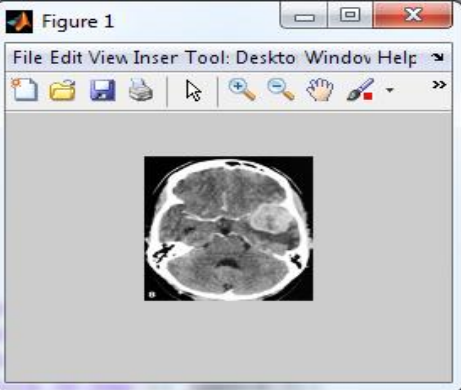
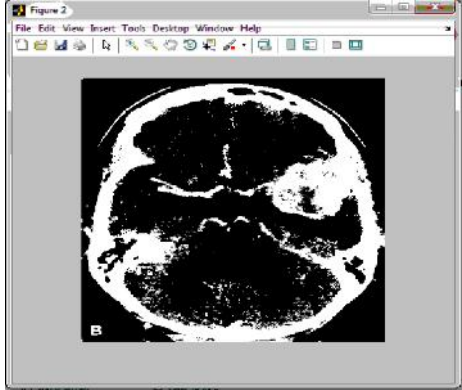
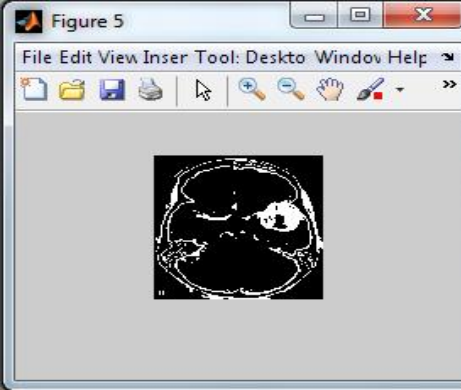
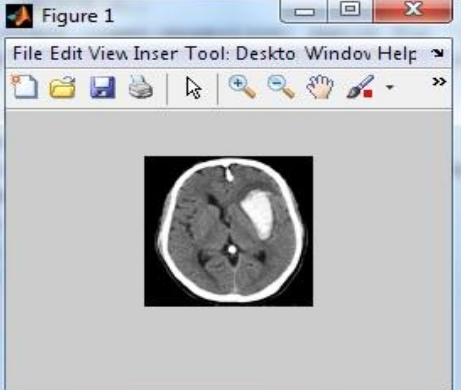

Tabel 5.14. Lanjutan

Nama	Citra Awal	Hasil Segmentasi Citra Asal	Hasil Segmentasi Citra 100x100
Citra 3	 <p><i>Size 257 x 257 dan Size 100 x 100</i></p>	 <p><i>Size 257 x 257</i></p>	 <p><i>Size 100 x 100</i></p>
Citra 4	 <p><i>Size 240 x 240 dan Size 100 x 100</i></p>	 <p><i>Size 240 x 240</i></p>	 <p><i>Size 100 x 100</i></p>

Tabel 5.14. Lanjutan

Nama	Citra Awal	Hasil Segmentasi Citra Asal	Hasil Segmentasi Citra 100x100
Citra 5	 <p>Size 411 x 411 dan Size 100 x 100</p>	 <p>Size 411 x 411</p>	 <p>Size 100 x 100</p>
Citra 6	 <p>Size 217 x 217 dan Size 100 x 100</p>	 <p>Size 217 x 217</p>	 <p>Size 100 x 100</p>

Tabel 5.14. Lanjutan

Nama	Citra Awal	Hasil Segmentasi Citra Asal	Hasil Segmentasi Citra 100x100
Citra 7	 <p><i>Size 361 x 361 dan Size 100 x 100</i></p>	 <p><i>Size 361 x 361</i></p>	 <p><i>Size 100 x 100</i></p>
Citra 8	 <p><i>Size 437 x 437 dan Size 100 x 100</i></p>	 <p><i>Size 437 x 437</i></p>	 <p><i>Size 100 x 100</i></p>

Tabel 5.15. Nilai Akurasi Hasil Eksperimen EM-GMM

Nama	Citra Asal		Citra 100 x 100 piksel	
	%TP	%FP	%TP	%FP
Citra 1	60,77	39,23	72,3	27,7
Citra 2	80,9	19,1	94,36	5,64
Citra 3	74,48	25,52	86,12	13,88
Citra 4	71,27	28,73	83,48	16,52
Citra 5	75,55	24,45	79,22	20,78
Citra 6	69,52	30,48	76,14	23,86
Citra 7	57,51	43,51	75,29	24,71
Citra 8	66,92	33,08	77,96	22,04
Rata-rata	69,62	30,38	80,61	19,39

#### 5.2.1.3.1.1. Hasil Pengujian *performance* EMGMM

Ternyata setelah melakukan eksperimen, hasil yang didapat dari pengujian data citra *CT Scan* tumor otak menggunakan metode EMGMM dijabarkan seperti dibawah ini:

1. Metode EMGMM berhasil mensegmentasi citra *CT Scan* menjadi beberapa *cluster* yang salah satunya diduga tumor pada semua data tanpa ada kesalahan (*error*).
2. Hasil *output cluster* pada citra berukuran piksel 100 x 100 lebih bagus daripada citra asal terlihat dari perhitungan ROC, selain itu juga mempercepat dan memperlancar proses segmentasi tanpa terjadi *error*.
3. *Output cluster* yang diduga tumor otak pada citra berukuran piksel 100 x 100 sudah cukup baik terlihat dari perhitungan ROC (*Receiver Operating Characteristic*) pada masing-masing citra seperti dibawah ini:

$$a. \text{ Citra 1} = \frac{141}{141+54} \times 100\% = 72.3 \%$$

$$b. \text{ Citra 2} = \frac{452}{452+27} \times 100\% = 94.36 \%$$

$$c. \text{ Citra 3} = \frac{639}{639+103} \times 100\% = 86.12 \%$$

$$d. \text{ Citra 4} = \frac{667}{667+132} \times 100\% = 83,48 \%$$

$$e. \text{ Citra 5} = \frac{366}{366+96} \times 100\% = 79,22 \%$$

$$f. \text{ Citra 6} = \frac{134}{134+42} \times 100\% = 76,14 \%$$

$$g. \text{ Citra 7} = \frac{384}{384+126} \times 100\% = 75,29\%$$

$$h. \text{ Citra 8} = \frac{527}{527+149} \times 100\% = 77,96\%$$

4. *Output cluster* yang diduga tumor otak pada citra asal terlihat dari perhitungan ROC (*Receiver Operating Characteristic*) pada masing-masing citra seperti dibawah ini:

$$a. \text{ Citra 1} = \frac{409}{409+264} \times 100\% = 60,77 \%$$

$$b. \text{ Citra 2} = \frac{1793}{1793+423} \times 100\% = 80,9 \%$$

$$c. \text{ Citra 3} = \frac{1264}{1264+433} \times 100\% = 74,48 \%$$

$$d. \text{ Citra 4} = \frac{1325}{1325+534} \times 100\% = 71,27 \%$$

$$e. \text{ Citra 5} = \frac{1434}{1434+464} \times 100\% = 75,55 \%$$

$$f. \text{ Citra 6} = \frac{413}{413+181} \times 100\% = 69,52 \%$$

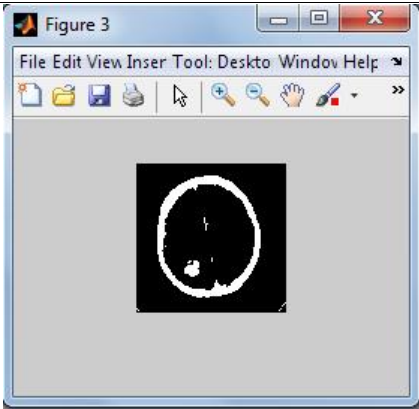
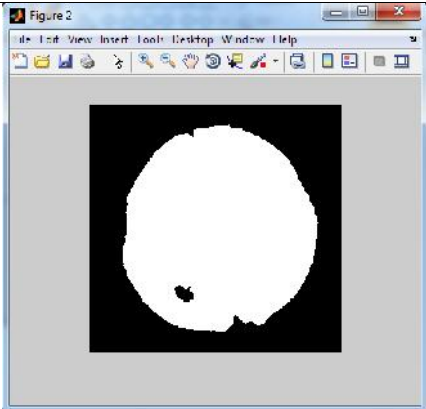
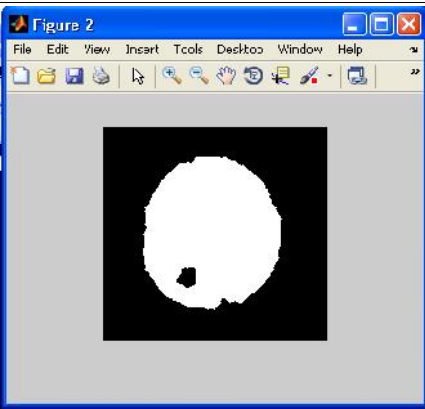
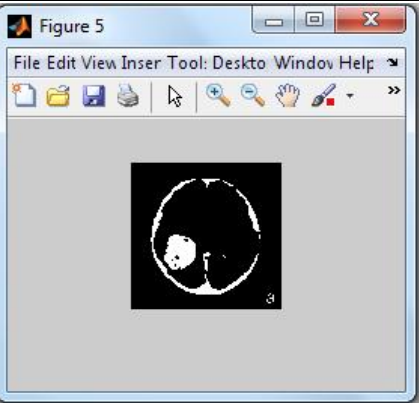
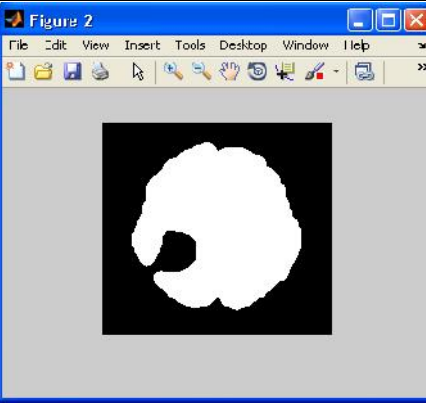
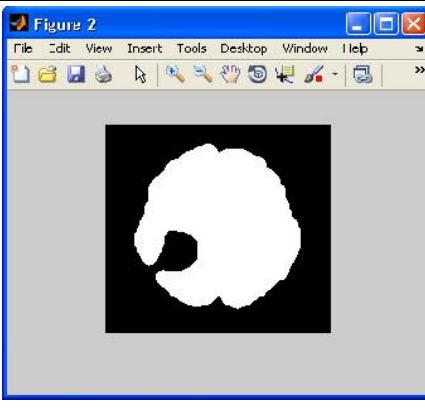
$$g. \text{ Citra 7} = \frac{1528}{1528+1129} \times 100\% = 57,51\%$$

$$h. \text{ Citra 8} = \frac{1681}{1681+831} \times 100\% = 66,92\%$$

#### 5.2.1.4. Pengujian *Recognition* (Pengenalan) dengan SAC

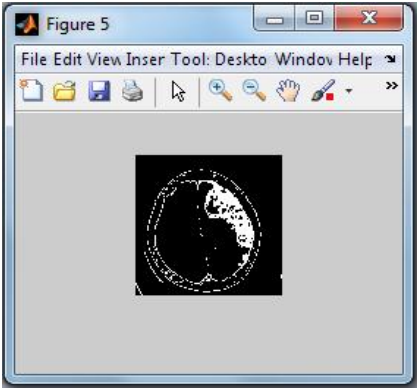
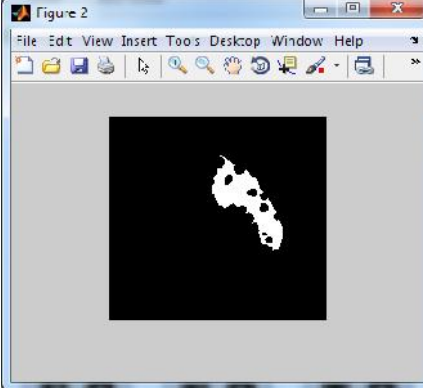
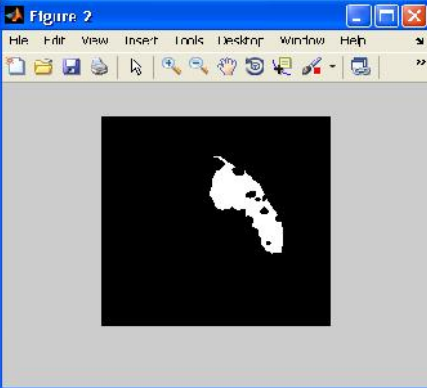
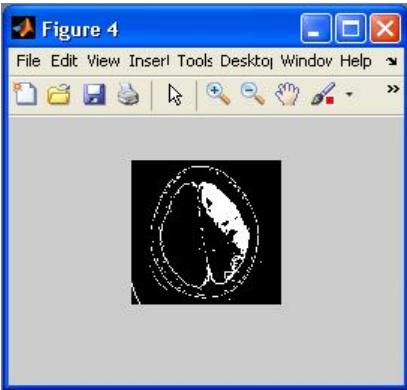
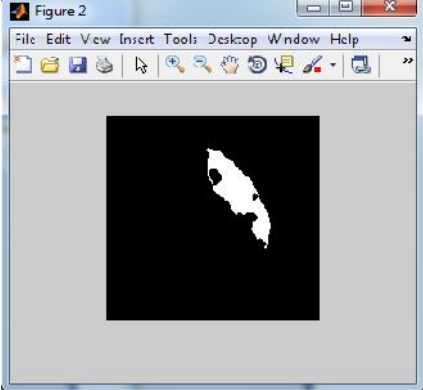
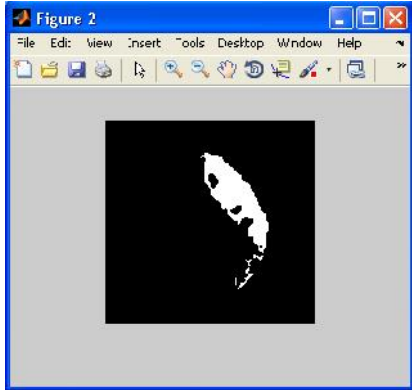
Berdasarkan hasil segmentasi EM-GMM maka akan dilakukan tahap *recognition* (pengenalan) yang bertujuan untuk mengenali area atau letak tumor otak dan mendapat hasil yang baik dalam mengidentifikasi area tumor. Pengujian dilakukan menggunakan metode segmentasi berbasis *Active Contour*(SAC). Pengujian ini merupakan tahap pengenalan dari hasil segmentasi algoritma *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model*(EM-GMM). Pengenalan area tumor ini menyeleksi citra secara otomatis hingga mencapai batas tepi berdasarkan inisial *contour* awal yang diberikan. Adapun hasil pengujian dengan SAC dapat dilihat pada Tabel 5.16. berikut ini:

Tabel 5.16. Hasil Eksperimen *Recognition* Menggunakan SAC

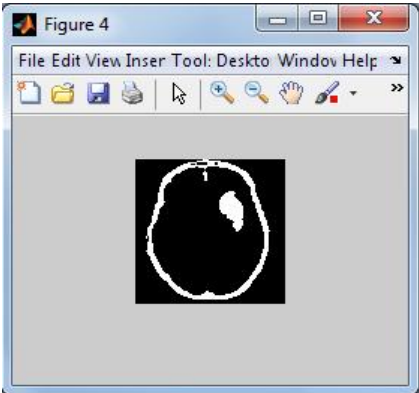
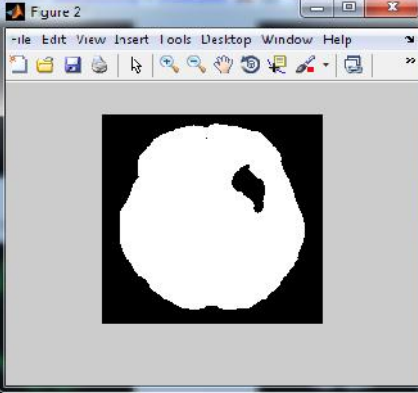
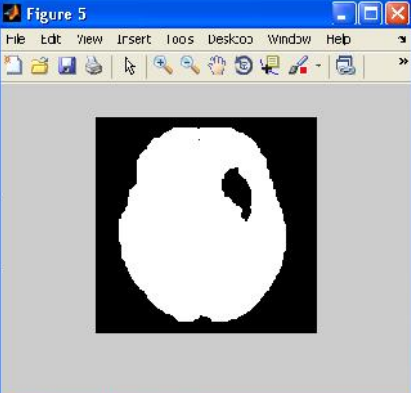
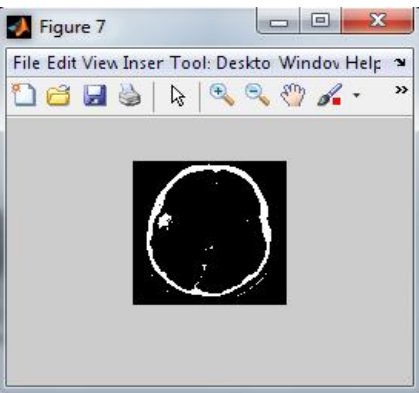
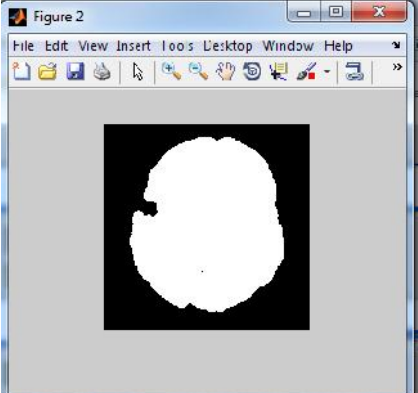
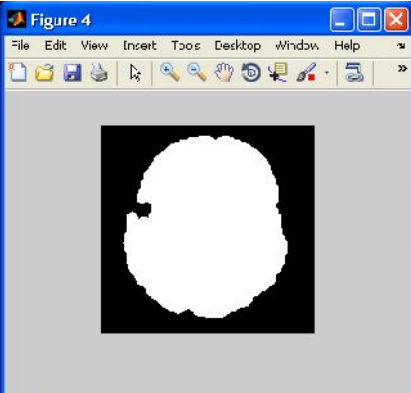
Nama	Citra Hasil Segmentasi EMGMM	Hasil SAC Citra Asal	Hasil SAC Citra 100x100
Citra 1			
Citra 2			



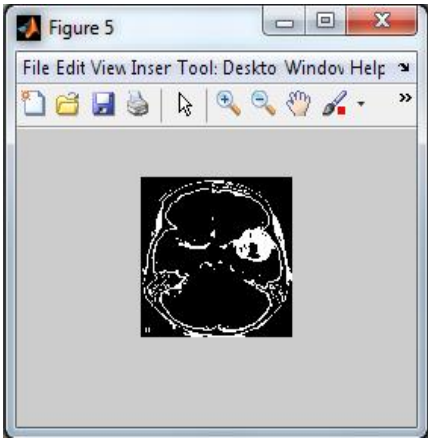
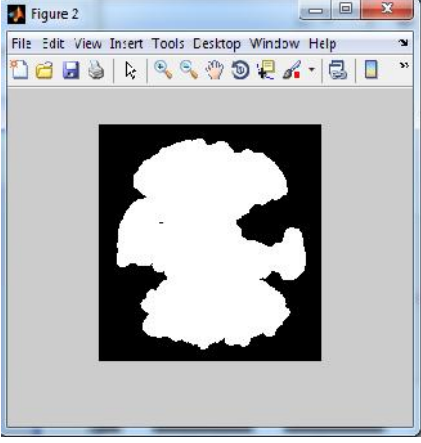
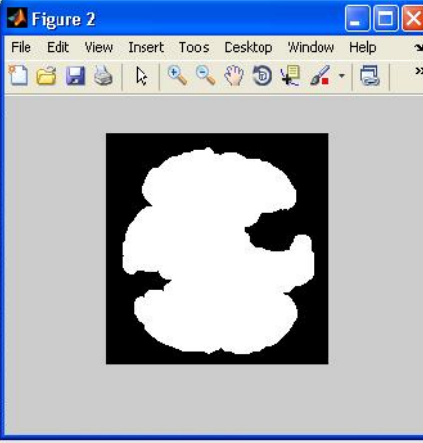
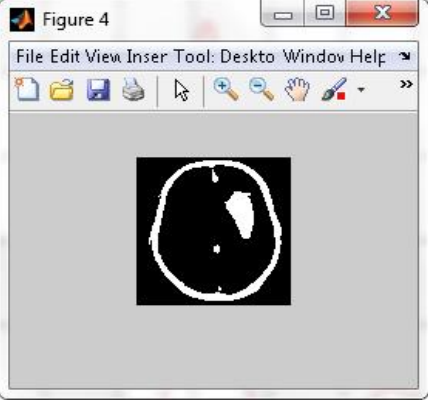
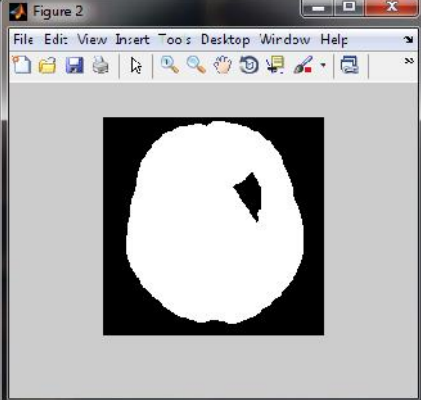
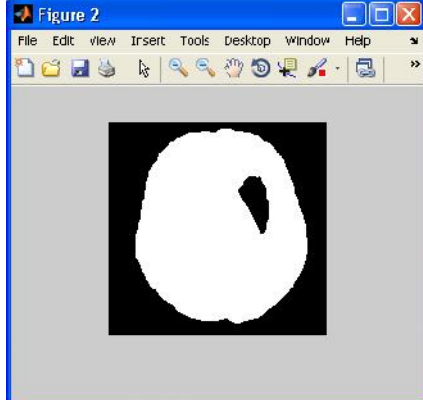
Tabel 5.16. Lanjutan

Nama	Citra Hasil Segmentasi EMGMM	Hasil SAC Citra Asal	Hasil SAC Citra 100x100
Citra 3			
Citra 4			

Tabel 5.16. Lanjutan

Nama	Citra Hasil Segmentasi EMGMM	Hasil SAC Citra Asal	Hasil SAC Citra 100x100
Citra 5			
Citra 6			

Tabel 5.16. Lanjutan

Nama	Citra Hasil Segmentasi EMGMM	Hasil SAC Citra Asal	Hasil SAC Citra 100x100
Citra 7			
Citra 8			

#### 5.2.1.4.1. Hasil Pengujian *Recognition*

Ternyata setelah dilakukan eksperimen *recognition* dengan menggunakan SAC didapat hasil segmentasi yang mampu mengidentifikasi dan mengenali area tumor tetapi belum sempurna pada semua citra *CT Scan*. Keberhasilan data secara keseluruhan 80%, didapat dari:

$$\frac{8}{8+2} \times 100\% = 80\%$$

#### 5.2.2. Kesimpulan Pengujian

Berdasarkan eksperimen yang dilakukan dapat ditarik kesimpulan bahwa:

1. Pengujian parameter *input* yang mempengaruhi hasil *output* yang baik adalah jumlah *cluster* dengan jumlah *cluster* maksimal 5 *cluster*,
2. Hasil *output cluster* tumor yang baik tergantung pada pemilihan jumlah *cluster* yang tepat dan sesuai berdasarkan tingkat warna keabuan (nilai piksel warna) dari masing-masing citra.
3. Metode EM-GMM berhasil membagi citra menjadi beberapa *cluster* berdasarkan fitur piksel dan dapat membagi *cluster* menjadi bagian tumor dan bukan tumor walaupun belum sempurna, dikarenakan bagian yang diduga tumor masih berada pada bagian bukan tumor akibat dari persamaan nilai piksel pada kedua bagian ini.
4. Tahap *recognition* (pengenalan) menggunakan SAC (Segmentasi berbasis *Active Contour*) dapat mengenali area tumor tetapi belum sempurna. SAC ini mensegmentasi fitur secara otomatis menuju batas tepi objek citra jadi apabila tumor berada berdekatan atau ditepi batas citra otak maka AC ini akan mengelompokkan dalam satu kelas.

# BAB VI

## PENUTUP

### 6.1. Kesimpulan

Setelah melalui tahap analisa dan pengujian metode *Expectation Maximization Gaussian Mixture Model* (EM-GMM) pada data CT Scan Tumor Otak, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Proses segmentasi menggunakan metode algoritma *EM-GMM Segmentation* berhasil membagi citra menjadi beberapa *cluster* yang membedakan bagian tumor dan bukan tumor pada semua citra *CT Scan* tanpa satupun terjadi kesalahan data (*error*)
2. Hasil segmentasi EMGMM berupa *cluster* tumor otak lebih baik pada citra *resize* dibandingkan citra asal terlihat keberhasilan rata-rata TP 80,61%, FP 19,39% pada citra *resize* dan TP 69,62%, FP 30,38% pada citra asal. Hasil yang didapat belum sempurna dikarenakan sebagian yang bukan tumor masih berada di dibagian tumor. Hal tersebut terjadi karena EMGMM mengelompokkan berdasarkan nilai piksel.
3. Pengujian parameter inputan yang berpengaruh pada *output cluster* tumor adalah parameter jumlah *cluster* dengan jumlah *cluster* maksimal yaitu 5 pada setiap citra.
4. Pengujian jumlah *cluster* untuk hasil *output cluster* tumor yang baik pada masing-masing citra berbeda tergantung tingkat warna keabuan dari citra (nilai piksel warna).
5. Parameter inputan untuk *ltol (maxiter)*, *pflag*, dan *Init* tidak mempengaruhi hasil akhir *cluster* tumor tetapi mempengaruhi proses berjalannya segmentasi algoritma EMGMM.
6. Penggunaan tahap *recognition* dengan segmentasi *active contour* dapat membantu mengenali bagian yang diduga tumor walaupun belum sempurna, keberhasilan segmentasi data rata-rata yaitu 80%.

## **6.2. Saran**

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, ternyata metode yang digunakan mampu mengidentifikasi area tumor tetapi belum sempurna sekalipun telah ditambah dengan metode *recognition* (pengenalan) dengan *active contour* dikarenakan *active contour* mensegmentasi fitur secara otomatis berdasarkan batas tepi citra, maka untuk memperbaikinya disarankan menambahkan fitur *shape*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, U., “*Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*”, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2005
- Anvekar’s, B., “Intracranial hemorrhage”, *Neuroradiology Cases*, India, 2011
- Ballangan, C., Adipranata, R., Nugroho, W., “Image Segmentation Using Active Contour (Snake)” *Seminar Nasional Sistem dan Informatika*. Bali 2006
- Basofi, A., Hariadi, M., “Segmentasi Berbasis Region Pada Citra Berwarna untuk Keperluan Temu Kembali Citra Pada Event Olahraga Lapangan Hijau” *Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)*, Surabaya
- Borman, S., “The Expectation Maximization Algorithm A short tutorial”. Juli 2004
- Das, B., Banerje, S., “Parametri Contour Model in Medical Image Segmentation” India.2009
- Gilroy, J., Meyers J., Basic Neurology. 3rd ed. Mc Graw Hill Book Co. 2002. Hakim A.A.”Tindakan Bedah pada Tumor Cerebellopontine Angle”, *Majalah Kedokteran Nusantara Vol. 38 No. 3*, 2005
- Hakim, Ardil A., “Permasalahan Serta Penanggulangan Tumor Otak dan Sumsum Tulang Belakang”, *Pidato Pengukuhan Jabatan Guru Besar Tetap dalam Bidang Ilmu Bedah Saraf pada Fakultas Kedokteran, Gelanggang Mahasiswa, Kampus USU*, hal.2, Agustus 2006
- Herlhoz, K.,”Diagnosis Intracranial Malignancy”. *7th Congress of The European Federation of Neurological Societies*. Helsinki. 2003
- Handayani, L., ”Identifikasi Area Kanker Ovarium pada Citra CT Scan Abdomen Menggunakan Metode Expectation Maximization”, *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*, Pekanbaru. Oktober 2012

- Hartanto, Thomas W., Wahyu Agung, P., “*Analisis dan Desain Sistem Kontrol dengan MATLAB*”, Andi, Yogyakarta, 2003.
- Hearn, D., Baker, M. P., “Computer graphics”, *PRENTICE HALL-International*, USA, 1986
- Joseph, Drazkowski F., ”Metastatic Prostate Carcinoma Mimicking Meningioma Metastase D’UnCarcinome Prostatique Evoquant Un Meningiome Intracrânien”, *African Journal Of Neurological Sciences*. Arizona. 2005
- Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D., “Snake: Active Contour Models”, *International Journal of Computer Vision*, Boston, 1988
- Kholis, N., “*Bebas Kanker Seumur Hidup dengan Terapi Herbal*”, Real Books, Yogyakarta, 2011
- Kokkinos, I., Maragos, P., “Synergy Between Object Categorization and Image Segmentation using the Expectation Maximization Algorithm”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. xx, No. xx, National Technical University of Athens, Greece. May 2008
- McLachlan, G., Thriyambakam, K., “*The Algorithm and Extensions*”, John Wiley & Sons, New York, 1996
- Moon, N., Elizabeth, B., Koen van, L., Guido, G., “Model-Base Brain and Tumor Segmentation”, *International Conference of Pattern Recognition*, Vol.1: 528-531, USA, August 2002
- Moon, Todd K., The Expectation-Maximization Algorithm, “*IEEE Signal Processing Magazine*”, November 1996
- Movellan, Javier R., “Tutorial on Generalized Expectation Maximization”
- Mulyadi, S., Hariadi, M., Mauridhi, Hery P., “Pengujian Hasil Template Matching Untuk Deteksi Posisi Mata Menggunakan Receiver Operating Characteristic (ROC)”, ITS dan Politeknik Medan, Indonesia, 2009
- Munir, R., “*Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*”, Informatika, Bandung, 2004.



- Mustapha, N., Jalali, M., Jalali, M., ‘Expectation Maximization Clustering Algorithm for User Modeling in Web Usage Mining Systems’, *European Journal of Scientific Research* ISSN 1450-216X Vol.32 No.4.2009
- Pohan, N., Hadiq, “Deteksi Tumor Otak Menggunakan Segmentasi Berbasis *Active Contour*”, Volume 1, Nomor 2. 2011
- Prasetyo, E., “Segmentasi Citra”, *Pengolahan Citra Materi 7*, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Gresik, 2011
- Putra, D., “*Pengolahan Citra Digital*”, Andi, Yogyakarta, 2010.
- Piater, Justus, H., “Mixture Models and Expectation-Maximization”, *Lecture at ENSIMAG*, May 2002 revised 21 November 2005
- Price, Sylvia A., Lorraine, Wilson M., “*Patofisiologi konsep klinis proses-proses penyakit*”, terjemahan dr. Bram dkk, edisi 6, Vol.2, halaman 1171-1174, 1183-1186, Buku Kedokteran EGC, Jakarta. 2006
- Ramadhani, P., ”Elektronika Kedokteran CT Scanner”, *Jurusan Teknik Elektro, Universitas Hasanuddin*. 2006
- Rani, Selva T., Usha Kingsly, D., “Isolation of Brain Tumor Segment using HMGMM”, *International Journal of Computer Applications*, Vol.10, No.9, India, November 2010
- Rennie, Jason D., “A Short Tutorial on Using Expectation Maximization with Mixture Models”, 2004
- Reynolds, D., “Gaussian Mixture Models”, *MIT Lincoln Laboratory, 244 Wood St. Lexington, MA 02140, USA*, 2004
- Sela, Enny I., Agus, H., “Deteksi dan Identifikasi Ukuran Obyek Abnormal”, *Seminar Nasional Informatika*, Yogyakarta. 2011
- Soffieti, R., “Metastasis Brain Tumors”. *7th Congress of The European Federation of Neurological Societies*. Helsinki. 2003.

Someya, M., Ichi, Sakata K., Oouchi, A., Nagakura, H., Satoh, M., Hareyama, M.,  
“Four Cases of Meningeal Hemangiopericytoma Treated with Surgery and  
Radiotherapy”. *Japanese Journal of Clinical Oncology*. 2001

Tagle, P., “Intracranial metastasis or meningioma: An uncommon clinical  
diagnostic dilemma” *Surgical Neurology*. Santiago, Chile. 2002

Tekkok, I., “Intraparenchymal meningioma”, *Journal of Clinical Neuroscience*.  
Turkey. 2005

Zarpak, B., Rahman F., “Image Segmentation Using Gaussian Mixture Models”,  
*IUST International Journal of Engineering Science*, Vol. 19, No.1-2, Page  
29-32. 2008.