

**SEGMENTASI *MAMOGRAFI* KANKER PAYUDARA DENGAN  
*ALGORITMA EXPECTATION MAXIMIZATION SEGMENTATION*  
(*EM-SEGMENTATION*) UNTUK PENGENALAN  
AREA KANKER PAYUDARA**

**TUGAS AKHIR**

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

Oleh :

**INDAH INZANI SEPTA**  
**10851004422**



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

**SEGMENTATION MAMMOGRAPHY BREAST CANCER WITH  
EXPECTATION MAXIMIZATION SEGMENTATION ALGORITHM  
(EM-SEGMENTATION) FOR RECOGNITION  
BREAST CANCER AREA**

**INDAH INZANI SEPTA  
10851004422**

*Information Engineering Department  
Faculty of Sciences and Technology  
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau*

**ABSTRACT**

*Cancer is the leading cause of death in humans. One of the causes of death are cancer is breast cancer. Breast cancer is cancer that occurs in the breast due to the uncontrolled growth of the cells of the glands and channels, thus damaging surrounding organs or tissues and the dissemination of the body gets. To assist the Radiolog and Physician expert radiologist in detecting cancer, patients can perform mammography. Mammography is an inspection using X-rays that give an overview of soft tissue in the breast. In the field of medicine. Radiologists often have difficulty in observing the results Mammography raw image, because the image produced has a degree of gray so it is difficult to see clearly the introduction section area of cancer. To overcome this necessary image processing operations. One of the image processing is segmentation. Mammography in the image segmentation is the process of clarifying and sharpening characteristics or features of the image that is segmented by division Cluster. Mammography in the image segmentation using Expectation maximization algorithm Segmentation. After testing a number of clusters and based on a view Doctors, image segmentation is produced image is segmented in several clusters. Among Cluster is an introduction to the location of the cancer area. Among Cluster is an introduction to the location of the cancer area. Based on testing Physicians Radiology, good segmentation results are in Cluster 5, with crimson and orange areas of cancer spread.*

**Keywords:** *Expectation maximization segmentation algorithm, Citra, Cluster, Breast cancer, Mammography, Image processing, Segmentation.*

**SEGMENTASI MAMOGRAFI KANKER PAYUDARA DENGAN  
ALGORITMA EXPECTATION MAXIMIZATION SEGMENTATION  
(EM-SEGMENTATION) UNTUK PENGENALAN  
AREA KANKER PAYUDARA**

**INDAH INZANI SEPTA  
1085100422**

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

**ABSTRAK**

Kanker merupakan penyebab utama kematian pada manusia. Salah satu kanker yang menyebabkan kematian yaitu kanker payudara. Kanker payudara adalah kanker yang terjadi pada payudara karena adanya pertumbuhan yang tidak terkendali dari sel-sel kelenjar dan salurannya, sehingga merusak organ atau jaringan sekitar dan melakukan penyebaran kebagian tubuh yang lain. Untuk membantu para Radiolog dan Dokter ahli Radiologi dalam mendeteksi kanker, penderita bisa melakukan *Mamografi*. *Mamografi* merupakan pemeriksaan dengan menggunakan sinar-X yang memberikan gambaran tentang jaringan lunak pada payudara. Dalam bidang kedokteran, Radiolog sering mengalami kesulitan dalam mengamati citra mentah hasil *Mamografi*, karena citra yang dihasilkan mempunyai derajat keabuan sehingga sulit melihat jelas area pengenalan bagian kanker. Untuk mengatasi hal tersebut perlu dilakukan operasi pengolahan citra. Salah satu proses pengolahan citra yaitu segmentasi. Segmentasi *Mamografi* pada citra tersebut merupakan proses memperjelas dan mempertajam ciri atau fitur citra sehingga tersegmentasi dengan pembagian *Cluster*. Segmentasi *Mamografi* pada citra ini menggunakan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*. Setelah dilakukan pengujian dengan jumlah *Cluster* dan berdasarkan pandangan Dokter, segmentasi citra ini menghasilkan citra yang tersegmentasi dalam beberapa *Cluster*. Diantara *Cluster* tersebut merupakan pengenalan area letak kanker. Berdasarkan pengujian Dokter Radiologi, hasil segmentasi yang baik yaitu pada *Cluster* 5, dengan warna merah tua area kanker dan warna orange penyebarannya.

Kata kunci : **Algoritma expectation maximization segmentation, Citra, Cluster, Kanker payudara, Mamografi, Pengolahan citra, Segmentasi.**

## DAFTAR ISI

<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><i>ABSTRACT</i> .....</b>	<b>vii</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>viii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI .....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xvi</b>
<b>DAFTAR SIMBOL .....</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN.....</b>	<b>xviii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>I-1</b>
1.1. Latar Belakang .....	I-1
1.2. Rumusan Masalah .....	I-2
1.3. Batasan Masalah.....	I-2
1.4. Tujuan Penelitian .....	I-3
1.5. Sistematika Penulisan .....	I-3
<b>BAB II LANDASAN TEORI .....</b>	<b>II-1</b>
2.1. Kanker Payudara .....	II-1
2.1.1. Pengertian Kanker Payudara .....	II-1
2.1.2. Faktor Risiko Kanker Payudara .....	II-1
2.1.3. Gejala Kanker Payudara.....	II-2
2.2. Citra .....	II-3

2.2.1. Citra Biner .....	II-3
2.2.2. Citra <i>Grayscale</i> .....	II-4
2.2.3. Citra Warna (8 bit) .....	II-4
2.2.4. Konversi citra <i>Grayscale</i> ke citra warna RGB.....	II-4
2.3. Citra <i>Mamografi</i> .....	II-5
2.4. Pengolahan Citra .....	II-6
2.4.1. Segmentasi Citra .....	II-6
2.4.1.1. Analisa Histogram Citra .....	II-6
2.4.1.2. Segmentasi Berbasis <i>Clustering</i> .....	II-8
2.4.2. Algoritma <i>Expectation Maximization Segmentation</i> .....	II-9
2.4.3. <i>Recognition</i> (Pengenalan).....	II-13
2.4.4. <i>Receiver Operating Characteristic (ROC)</i> .....	II-14
2.5. Matlab.....	II-15
2.5.1. Desain GUI ( <i>Graphical User Interface</i> ).....	II-15
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>III-1</b>
3.1. Alur Metodologi Penelitian .....	III-1
3.2. Pengumpulan Data .....	III-2
3.3. Analisa .....	III-3
3.4. Perancangan .....	III-3
3.5. Implementasi dan Pengujian .....	III-3
3.6. Kesimpulan dan Saran.....	III-4
<b>BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN .....</b>	<b>IV-1</b>
4.1. Analisa.....	IV-1
4.1.1. Analisa Data .....	IV-1
4.1.2. Analisa Histogram Citra.....	IV-5
4.1.3. Analisa Algoritma <i>Expectation Maximization Segmentation</i> .....	IV-5
4.2. Perancangan .....	IV-10
4.2.1. Perancangan Antarmuka ( <i>Interface</i> ) .....	IV-11

<b>BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN.....</b>	<b>V-1</b>
5.1. Tahapan Implementasi .....	V-1
5.1.1. Batasan Implementasi .....	V-1
5.1.2. Lingkungan Operasional .....	V-1
5.1.3. Implementasi <i>Interface</i> Sistem.....	V-2
5.1.3.1. Tampilan Form Awal sebelum Dijalankan .....	V-2
5.1.3.2. Tampilan Form Sudah Dijalankan .....	V-3
5.1.3.3. Tampilan Manu Browser .....	V-3
5.1.3.4. Tampilan Menu Histogram.....	V-4
5.1.3.5. Tampilan Menu EMSeg.....	V-4
5.1.3.6. Tampilan Citra Hasil Segmentasi.....	V-5
5.2. Pengujian.....	V-5
5.2.1. Rencana Pengujian .....	V-5
5.2.1.1. Pengujian Parameter Masukan ( <i>Input</i> ) EM .....	V-6
5.2.1.1.1 Pengujian Jumlah <i>Cluster</i> . .....	V-6
5.2.1.2. Pengujian <i>Balckbox</i> .....	V-14
5.2.1.2. Pengujian Dokter Radiologi .....	V-14
5.2.2. Hasil Pengujian .....	V-15
5.2.2.1. Hasil Pengujian Jumlah <i>Cluster</i> .....	V-15
5.2.2.2. Hasil Pengujian <i>Balckbox</i> .....	V-15
5.2.2.3. Hasil Pengujian Dokter Radiologi .....	V-15
5.2.3. Kesimpulan Pengujian.....	V-17
<b>BAB VI PENUTUP .....</b>	<b>VI-1</b>
6.1. Kesimpulan.....	VI-1
6.2. Saran.....	VI-2
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>xix</b>
<b>LAMPIRAN</b>	
<b>DAFTAR RIWAYAT HIDUP</b>	

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar</b>	<b>Halaman</b>
2.1. Alat <i>Mamografi</i> .....	II-5
2.2. <i>Mamografi</i> Kanker Payudara .....	II-5
2.3. Histogram Citra.....	II-7
2.4. Gambar Matrik <i>Confusion</i> .....	II-12
3.1. Alur Metodologi Penelitian.....	III-1
4.1. <i>Flowchart</i> Proses Segmentasi .....	IV-4
4.2. <i>Mamografi</i> Kanker Payudara .....	IV-5
4.3. Histogram Citra .....	IV-7
4.4. Nilai Matrik Citra.....	IV-7
4.5. Nilai Minimum Matrik Citra.....	IV-8
4.6. Nilai Maksimum Matrik Citra.....	IV-8
4.7. Nilai Mean Dengan Nilai Maksimum.....	IV-8
4.8. Nilai Varian Dengan Nilai Maksimum.....	IV-8
4.9. Nilai Varian Dengan Nilai Maksimum.....	IV-8
4.10. Histogram pembagian <i>Cluster</i> .....	IV-9
4.11. Perancangan Antarmuka ( <i>Interface</i> ) .....	IV-11
5.2. Tampilan Form Awal sebelum Dijalankan .....	V-2
5.3. Tampilan Form sesudah Dijalankan.....	V-3
5.3. Tampilan Menu Browser .....	V-3
5.4. Tampilan Menu Histogram .....	V-4
5.4. Tampilan Menu EMSeg .....	V-4
5.5. Tampilan Citra Hasil Segmentasi.....	V-5

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran</b>	<b>Halaman</b>
A. Wawancara .....	A-1
B. Pengujian Dokter Radiologi .....	B-1

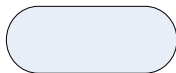


## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>	<b>Halaman</b>
2.1. Rentang palet citra warna .....	II-13
4.1. Citra Mamografi Kanker Payudara .....	IV-2
4.2. Tabulasi Perhitungan Histogram.....	IV-6
5.1. Rencana Pengujian .....	V-6
5.2. Pengujian dengan Jumlah <i>Cluster</i> , dengan citra uji citra 1 .....	V-7
5.3. Pengujian dengan Jumlah <i>Cluster</i> , dengan citra uji citra 2.....	V-8
5.4. Pengujian dengan Jumlah <i>Cluster</i> , dengan citra uji citra 3.....	V-9
5.5. Pengujian dengan Jumlah <i>Cluster</i> , dengan citra uji citra 4.....	V-11
5.6. Pengujian dengan Jumlah <i>Cluster</i> , dengan citra uji citra 5.....	V-12
5.7. Pengujian Sistem dengan <i>Blackbox</i> .....	V-14
5.8. Hasil Segmentasi dengan <i>Cluster</i> 5 .....	V-16

## DAFTAR SIMBOL

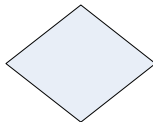
### *Flowchart*



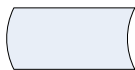
Terminator : Simbol terminator (Mulai/ selesai) merupakan tanda bahwa sistem akan dijalankan atau berakhir



Proses: Simbol yang digunakan untuk melakukan pemrosesan data baik oleh user maupun komputer (sistem)



Verifikasi : Simbol yang digunakan untuk memutuskan apakah valid atau tidak validnya suatu kejadian.



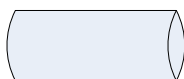
Data Store: Simbol yang digunakan untuk mewakili suatu penyimpanan data (database)



Data : Simbol yang digunakan untuk mendeskripsikan data yang digunakan.



Laporan : Simbol yang digunakan untuk menggambarkan laporan.



Database : Simbol yang digunakan untuk menggambarkan Database.

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Kanker merupakan penyebab utama kematian pada manusia. Salah satu kanker yang menyebabkan kematian yaitu kanker payudara. Menurut organisasi kesehatan dunia WHO jumlah penderita kanker di dunia setiap tahun bertambah sekitar 7 juta orang, dan dua per tiga diantaranya berada di negara-negara yang sedang berkembang. Jika tidak dikendalikan, diperkirakan 26 juta orang akan menderita kanker dan 17 juta meninggal karena kanker pada tahun 2030. (WHO, 2012). Belum ada data statistik yang akurat di Indonesia, namun data yang terkumpul dari rumah sakit menunjukkan bahwa kanker payudara menduduki ranking pertama diantara kanker lainnya pada wanita.

Untuk membantu para Radiolog dan Dokter ahli Radiologi dalam mendeteksi kanker payudara, penderita akan melakukan *Mamografi*. *Mamografi* merupakan pemeriksaan dengan menggunakan sinar-X yang memberikan gambaran tentang jaringan lunak pada payudara. Pemeriksaan ini berguna untuk membantu mendeteksi masalah atau penyakit pada payudara. Setelah dilakukan *Mamografi* terhadap pasien, hasil *Mamografi* tersebut harus dilakukan pengujian laboratorium untuk mendeteksi pengenalan area kankernya.

Dalam bidang kedokteran, Radiolog sering mengalami kesulitan dalam mengamati citra mentah hasil *Mamografi*, karena citra yang dihasilkan mempunyai derajat keabuan sehingga sulit melihat jelas area pengenalan bagian kanker. Untuk membantu mengatasi hal tersebut perlu dilakukan operasi pengolahan citra. Salah satu operasi pengolahan citra yaitu dengan mensegmentasi citra hasil *Mamografi*. Segmentasi *Mamografi* pada citra tersebut merupakan proses memperjelas dan mempertajam ciri atau fitur tertentu dari citra agar citra lebih mudah dipersepsi atau dianalisis secara lebih teliti.

Analisa kanker pada citra *Mamografi* dengan metode yang berbeda-beda telah dilakukan para peneliti. Seperti penelitian dengan judul "Segmentasi

Morphologi untuk deteksi kanker payudara pada digital *Mamografi*" (Anwar, 2010), penelitian lain dengan judul "Identifikasi keberadaan tumor pada citra *Mamografi* menggunakan metode *Run Length*" (Santoso, 2008), kemudian penelitian lain dengan judul "Identifikasi keberadaan kanker payudara pada citra *Mamografi* menggunakan metode *Wavelethaar*" (Putra, 2009).

Dalam penelitian ini akan dilakukan segmentasi citra *Mamografi* kanker payudara dengan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* yang nantinya akan membagi citra kedalam beberapa *Cluster*, yaitu diantara pembagian *Cluster*-nya terdapat pengenalan area kanker. Selain untuk pemrosesan citra, Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* juga digunakan dalam Data mining. yaitu Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* dapat untuk mengestimasi nilai dari *missing data* dan konvergen terhadap suatu nilai reliabel, yaitu dimulai dengan suatu nilai sembarang akan hampir selalu konvergen terhadap suatu *local maximize*, terkecuali salah dalam mengambil nilai awal. Sehingga pengenalan area kankernya terdeteksi.

Penjelasan yang diterangkan di atas merupakan hal yang melatarbelakangi penulis melakukan penelitian tugas akhir tentang segmentasi *Mamografi* kanker payudara dengan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* untuk pengenalan area kanker payudara ini.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Bagaimana menganalisis dan mensegmentasi suatu citra *Mamografi* kanker payudara agar bisa dilakukan pengenalan area bagian kanker, dengan menggunakan Algoritma *Expectation Maximazition Segmentation*.

## **1.3. Batasan Masalah**

Agar tidak terjadi kesalahan persepsi dalam laporan tugas akhir ini, maka berikut dijelaskan beberapa hal yang menjadi batasan masalah laporan ini:

1. Penelitian ini hanya melakukan segmentasi untuk pengenalan area kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara.
2. Citra yang digunakan adalah format extensi \*.bmp dan extensi \*.jpg

## **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian terhadap kasus yang dibahas dalam laporan ini yaitu: untuk mengidentifikasi pengenalan letak area bagian kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara dengan menggunakan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*.

## **1.5. Sistematika Penulisan**

Berikut merupakan rencana susunan sistematika penulisan laporan tugas akhir yang akan dibuat. Sistematika penulisan laporan tugas akhir ini meliputi:

### **Bab I Pendahuluan**

Bab I ini merupakan bagian yang akan menguraikan hal-hal seperti: latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan sistematika penulisan laporan tugas akhir

### **Bab II Landasan Teori**

Bab ini berisi tentang teori-teori tentang Segmentasi *Mamografi* Kanker payudara Dengan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation (EM-Segmentation)* seperti: kanker payudara, faktor resiko kanker payudara, gejala kanker payudara, citra, citra biner, citra *grayscale*, citra warna (8 bit), konversi citra *grayscale* ke citra warna (RGB), citra *Mamografi*, pengolahan citra, segmentasi citra, metode histogram, segmentasi berbasis *Clustering*, Algoritma (*EM-Segmentation*), *recognition*, *reclver operating characteristic (ROC)*, dan Matlab.

### **Bab III Metodologi Penelitian**

Bab ini berisi tentang cara-cara atau hal-hal yang dilakukan dalam menyelesaikan kasus tugas akhir ini. Seperti: Alur metodologi penelitian, pengumpulan data, Analisa, perancangan, implementasi dan pengujian, dan kesimpulan dan saran.

### **Bab IV Analisa dan Perancangan**

Bab ini berisi tentang analisa dari penelitian yang dilakukan dalam tugas akhir ini sekaligus menerangkan perancangan segmentasi *Mamografi* kanker payudara yang dibangun. Seperti: Analisa, analisa data, analisa

histogram citra, analisa Algoritma *Expectation Maximization Segmentation (EM-Segmentation)*, dan perancangan antarmuka (*interface*).

### **Bab V Implementasi dan Pengujian**

Bab ini berisi tentang langkah-langkah menganalisa segmentasi *Mamografi* kanker payudara dan menguji hasil dari analisa yang telah dilakukan. Seperti: tahapan implementasi, batasan implementasi, lingkungan operasional, implementasi *interface* aplikasi, pengujian, rencana pengujian, dan kesimpulan pengujian.

### **Bab VI Penutup**

Bab ini berisi kesimpulan dan saran mengenai hasil analisa, perancangan, hasil implementasi dan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap segmentasi *Mamografi* kanker payudara yang telah dianalisa.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1. Kanker Payudara**

Kanker berasal dari sel-sel kanker dalam jumlah banyak yang membentuk jaringan. Salah satu contoh jaringan adalah payudara. Secara normal, sel bertumbuh dan bertambah banyak sesuai dengan kebutuhan tubuh. Ketika ada sel usang atau rusak, sel yang usang atau rusak tidak langsung mati, tetapi justru membangun sel tambahan yang tidak sesuai dengan kebutuhan tubuh dan membentuk suatu benjolan yang disebut tumor. (Nisman, 2011)

##### **2.1.1. Pengertian Kanker Payudara**

Kanker payudara adalah tumor ganas yang menyerang jaringan payudara. Jaringan payudara tersebut terdiri dari kelenjar susu (kelenjar pembuat air susu), saluran kelenjar (saluran air susu), dan jaringan penunjang payudara. Kanker payudara tidak menyerang kulit payudara yang berfungsi sebagai pembungkus. Kanker payudara menyebabkan sel dan jaringan payudara berubah bentuk menjadi abnormal dan bertambah banyak secara tidak terkendali. (Mardiana, 2004)

Kanker payudara adalah kanker yang terjadi pada payudara karena adanya pertumbuhan yang tidak terkendali dari sel-sel kelenjar dan salurannya, sehingga merusak organ atau jaringan sekitarnya dan melakukan penyebaran ke bagian tubuh yang lain. (Nisman, 2011)

##### **2.1.2. Faktor Risiko Kanker Payudara**

Menurut Mardiana (2004) penyebab kanker payudara belum diketahui secara pasti, namun faktor resiko sebagai pemicu timbulnya kanker payudara antara lain sebagai berikut:

1. Konsumsi makan berlemak dan protein tinggi, tetapi rendah serat terlalu banyak. Makanan seperti itu mengandung zat karsinogen yang dapat merangsang pertumbuhan sel kanker.

2. Pil kontrasepsi digunakan pada usia muda. Penelitian membuktikan bahwa wanita usia dini (remaja) yang memakai alat kontrasepsi oral (Pil) sangat tinggi resikonya terkena kanker payudara.
3. Pernah melakukan terapi radiasi pada sekitar dada dan payudara.
4. Kontaminasi senyawa kimia berlebihan, baik langsung ataupun tidak langsung. Wanita yang merokok memiliki resiko paling besar terserang kanker payudara dibandingkan dengan wanita yang tidak merokok.
5. Wanita bekerja pada malam hari. Pusat penelitian kanker *Fred Hutchison Cancer* di Seattle, Amerika Serikat, menyebutkan bahwa wanita yang bekerja pada malam hari mempunyai peluang 60% terkena kanker payudara. Cahaya lampu yang kusam pada malam hari dapat menekan produksi dapat menekan produksi *Melatonin Nocturnal* pada otak sehingga *Hormone estrogen* yang diproduksi oleh ovarium meningkat, padahal diketahui melatonin dapat menekan pertumbuhan sel kanker payudara.
6. Wanita yang mengalami menopause setelah umur 50 tahun.
7. Wanita tidak pernah melahirkan anak.
8. Wanita tidak pernah menyusui.
9. Anggota keluarga pernah terkena kanker payudara.
10. Wanita terlalu cepat mendapatkan menstruasi pertama yaitu kurang dari 10 tahun.
11. Wanita terlalu banyak mengkonsumsi Alkohol.

### **2.1.3. Gejala Kanker Payudara**

Penderita yang terkena kanker payudara stadium awal atau dini tidak merasakan nyeri atau sakit pada payudaranya. Namun demikian, jika payudara diraba, ada benjolan yang tumbuh didalamnya. Besar kecilnya benjolan yang tumbuh tersebut bervariasi, tergantung seberapa cepat penderita bisa mendeteksinya. Menurut Nisman (2011) setelah melewati stadium dini atau memasuki stadium lanjut, gejala serangan kanker payudara semakin banyak seperti berikut ini: Timbul rasa sakit atau nyeri pada payudara.

1. Semakin lama benjolan yang tumbuh semakin besar.



2. Payudara mengalami perubahan bentuk dan ukuran karena mulai timbul pembengkakan.
3. Mulai timbul luka pada payudara dan puting susu seperti koreng atau eskim.
4. Kulit payudara menjadi mengkerut mirip kulit jeruk.
5. Terkadang keluar cairan atau darah berwarna merah kehitam-hitaman dari puting susu.

Jika gejala yang telah dijelaskan di atas terdiagnosa atau terdapat pada pasien atau penderita, maka pasien dianjurkan untuk melakukan *Mamografi*. Kemudian Dokter ahli Radiologi juga akan melakukan diagnosa terhadap citra *Mamografi* kanker payudara tersebut. Dalam mendiagnosa atau membaca citra hasil *Mamografi* kanker payudara, seorang Dokter ahli Radiologi juga melihat dan membaca citra *Mamografi* kanker payudara berdasarkan bentuk, batas, tepi efek, warna (lebih putih atau hitam) dan jaringan sekitarnya.

## **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 kembali sebagian 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)

Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi  $f(x,y)$  berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial, dan *amplitude* f di titik koordinat (x,y) dimana intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. (Putra, 2010)

### **2.2.1. Citra Biner**

Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai pixel yaitu hitam dan putih. citra biner juga disebut sebagai citra B dan W

(*Black and White*) atau citra monokrom. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai setiap pixel dari citra biner. (Putra, 2010)

### 2.2.2. Citra Grayscale

Citra *grayscale* merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pixelnya. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan, dan putih. Tingkatan keabuan disini merupakan warna abu dengan berbagai tingkat dari hitam hingga mendekati putih. Citra *grayscale* memiliki kedalaman warna 8 bit (256 kombinasi warna keabuan). (Putra, 2010)

*Mamografi* merupakan salah satu contoh citra *grayscale* di bidang biomedis yang banyak memiliki informasi bagi dunia kedokteran untuk mendiagnosis dan mengevaluasi data kesehatan dari pasiennya.

### 2.2.3. Citra Warna (8 Bit)

Setiap pixel dari citra warna (8 bit) hanya diwakili oleh 8 bit dengan jumlah warna maksimum yang dapat digunakan adalah 256 warna. Ada dua warna citra 8 bit. Pertama, citra warna 8 bit dengan menggunakan palet warna 256 dengan setiap paletnya memiliki pemetaan nilai (*Colormap*) RGB tertentu. Model ini lebih sering digunakan. Kedua, setiap pixel memiliki format 8 bit (*Truecolor*). (Putra, 2010)

### 2.2.4. Konversi citra Grayscale ke citra warna RGB

Menurut Munir (2004) untuk mengubah citra *grayscale* dengan nilai  $s$ , menjadi citra warna yang mempunyai nilai matrik masing masing R, G dan B maka konversi dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai grayscale sehingga dapat dituliskan menjadi:

$$r + g + b = \frac{s}{3} \dots\dots\dots(2.1)$$

Atau dalam bentuk algoritma:

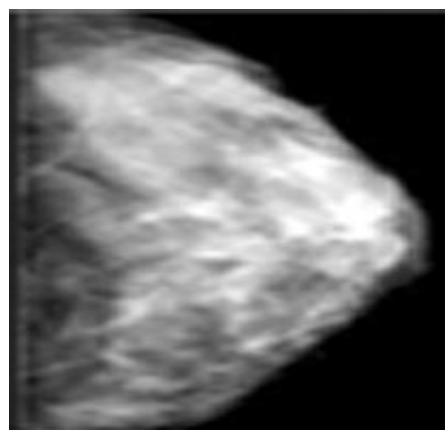
```
I = imread(namafile);  
hasilgray=(rgb2gray(I));  
imshow(hasilgray); \dots\dots\dots(2.2)
```

### 2.3. Citra Mamografi

*Mamografi* merupakan pemeriksaan dengan menggunakan sinar-X yang memberikan gambaran tentang jaringan lunak pada payudara. Pemeriksaan ini berguna untuk mendeteksi masalah atau penyakit yang sangat kecil pada payudara. *Mamografi* adalah satu pemeriksaan yang dilakukan untuk mendeteksi kanker payudara. Tetapi *Mamografi* kurang efektif jika digunakan pada pemeriksaan benjolan pada wanita muda atau remaja karena perbedaan karakteristik payudara. (Nisman, 2011)



Gambar 2.1 Alat *Mamografi* (Sumber : Artikel College of Radiologi , 2012)



Gambar 2.2 *Mamografi* kanker payudara (Sumber : Artikel Tikno Teknik, 2011)

## **2.4. Pengolahan Citra**

Pengolahan citra adalah pemrosesan citra, khususnya dengan menggunakan komputer, menjadi citra yang kualitasnya lebih baik, agar citra yang mengalami gangguan mudah diinterpretasikan oleh manusia maupun mesin, maka citra tersebut perlu dimanipulasi menjadi citra lain yang kualitasnya lebih baik. (Munir, 2004)

Umumnya, operasi-operasi pada pengolahan citra diterapkan pada citra apabila:

1. Perbaikan atau memodifikasi citra perlu dilakukan untuk peningkatan kualitas penampakan atau untuk menonjolkan beberapa aspek informasi yang terkandung di dalam citra.
2. Elemen di dalam citra perlu dikelompokkan, dicocokkan atau diukur.
3. Sebagian citra perlu digabung dengan citra lain.

Adapun dalam pengolahan citra ada beberapa operasi-operasi yang dilakukan diantaranya yaitu: perbaikan kualitas citra (*Image enhancement*), pemugaran citra (*Image restoration*), pemampatan citra (*Image compession*), segmentasi citra (*Image segmentation*), pengorakan citra (*Image analysis*), dan rekonstruksi citra (*Image reconstruction*). (Munir, 2004). Pada penelitian ini akan menggunakan operasi pengolahan citra yaitu segmentasi citra (*image segmentation*).

### **2.4.1. Segmentasi Citra**

Segmentasi merupakan suatu teknik untuk membagi suatu citra menjadi beberapa daerah di mana setiap daerah memiliki kepemiripan atribut. (Putra, 2010). Ada beberapa teknik segmentasi meliputi pengembangan, transformasi hough, dan segmentasi berbasis *Cluster*.

#### **2.4.1.1. Analisa Histogram Citra**

Informasi penting mengenai isi citra digital dapat diketahui dengan membuat histogram citra. Histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran nilai-nilai intensitas pixel dari suatu citra atau bagian tertentu di dalam citra. Dari sebuah histogram dapat diketahui frekuensi kemunculan relatif 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 kualitas maupun kuantitatif.

Dalam hal ini membuat histogram adalah metode yang sering digunakan untuk melihat derajat keabuan suatu citra. Misalkan citra digital memiliki L derajat keabuan, yaitu dari nilai 0 sampai L-1 (misalnya pada citra dengan kualitas keabuan 8-bit, citra masukan mempunyai 256 derajat keabuan yang nilai-nilai derajat keabuannya dari 0 sampai 255).

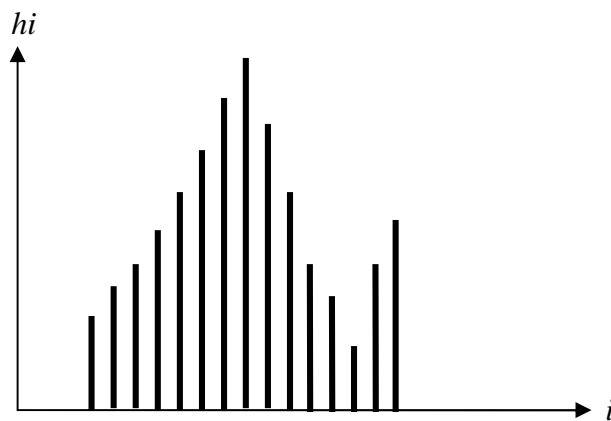
Menurut Munir (2004) secara matematis histogram citra dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$h_i = \frac{n_i}{n}, \quad i = 0, 1, \dots, L-1 \quad \dots\dots\dots(2.3)$$

dimana :

$n_i$  = jumlah *pixel* yang memiliki derajat keabuan  $i$

$n$  = jumlah seluruh *pixel* di dalam citra



Gambar 2.3 Histogram Citra (Munir, 2004)

Gambar 2.3 menggambarkan histogram citra, dimana histogram citra banyak memberikan informasi penting, yaitu sebagai berikut:

1. Nilai  $h_i$ , menyatakan peluang (*Probability*) *pixel*,  $P(i)$ , dengan dengan derajat keabuan  $i$ . jumlah nilai  $h_i$  sama dengan 1. Peluang suatu *pixel*

memiliki derajat keabuan lebih kecil atau sama dengan derajat keabuan tertentu adalah jumlah  $h_i$  untuk  $0 \leq i \leq j$  atau  $0 \leq j \leq L-1$

2. Puncak histogram menunjukkan intensitas pixel yang menonjol. Lebar dari puncak menunjukkan rentang kontras dari gambar. Citra yang mempunyai kontras terlalu terang (*Overexposed*) atau terlalu gelap (*Underexposed*) memiliki histogram yang sempit. Histogramnya terlihat hanya menggunakan setengah dari daerah derajat keabuan. Citra yang baik memiliki histogram yang mengisi daerah derajat keabuan secara penuh dengan distribusi yang merata pada setiap nilai intensitas *pixel*.

#### 2.4.1.2. Segmentasi Berbasis *Clustering*

Segmentasi berbasis *Clustering* menggunakan data multidimensi untuk mengelompokkan pixel citra ke dalam beberapa *cluster*. Pada umumnya pixel di cluster berdasarkan kedekatan jarak antarpixel. (Putra, 2010)

Metode-metode dalam segmentasi berbasis *Cluster* di antaranya adalah iterasi (Pengulangan), K-means, fuzzy C-means dan berbagai teknik *Cluster* lainnya. Dalam penelitian ini menggunakan segmentasi berbasis iterasi karena Algoritma EM-Segmentation termasuk dalam metode *Cluster* yg berbasis iterasi.

Metode iterasi adalah bentuk khusus dari K-means dimana  $K=2$ . Metode iterasi dimulai dengan memilih nilai batas (*Threshold*) secara sembarang (perkiraan) sebagai nilai awal, lalu secara iterasi nilai tersebut diperbaiki berdasarkan sebaran nilai intensitas citra yang bersangkutan. (Nasser.& Rahardjo, 2008). Nilai *threshold* yang baru diharapkan akan menghasilkan pemisahan yang lebih baik dari citra sebelumnya. Langkah-langkah dalam menentukan nilai batas  $T$  dalam metode iterasi adalah sebagai berikut:

1. Pilih nilai  $T$  awal, biasanya dipakai nilai rata-rata dari intensitas citra.
2. Segmentasi citra menjadi dua daerah, misal  $R_1$  dan  $R_2$  dengan menggunakan nilai  $T$  awal sebelumnya.
3. Hitung nilai rata-rata intensitas pada daerah  $R_1$  dan  $R_2$ . Kedua nilai rata-rata tersebut berturut-turut disebut  $r_1$  dan  $r_2$ .
4. Hitung nilai  $T$  baru dengan rumus  $T = (r_1 + r_2) / 2$ .

5. Ulang langkah 2 sampai 4 sampai nilai T tercapai. Nilai T dikatakan telah tercapai bila nilai T mengalami perubahan nilai T lagi.

#### 2.4.2. Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*

Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* (EM-Segmentation) ini merupakan suatu metode algoritma untuk memperoleh pendugaan yang memberikan hasil yang baik yang memaksimalkan fungsi kemungkinan. EM termasuk algoritma clustering yang berbasis model menggunakan perhitungan probabilitas, (Borman & Rennie, 2004). Metode iterasi tersebut akan menghasilkan *Maximum Likelihood* (ML), yang menghasilkan parameter baru, yaitu bobot *mixture, mean*, dan kovarian atau standard deviasi. EM terdiri dari dua tahap yaitu *Expectation* dan *Maximization*. (Dempster, 1977).

1. **E-step** untuk mencari parameter yang sama, nilai *likelihood* dan pada tahap estimasi ini juga dilakukan perhitungan *expected values* dari parameter menggunakan hipotesis.
2. **M-step** untuk menghitung nilai *mean* (rata-rata) dan perbedaan yang digunakan untuk mengestimasi ulang parameter dan dilakukan secara berulang-ulang hingga mencapai local maksimum. **M-step** juga digunakan untuk menghitung nilai hipotesis *maximum likelihood* dengan mengasumsikan parameter yang sama dengan *expected value* dari tahap estimasi.

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 estimasi pada setiap distribusi.

Menurut Mustapha (2009), secara singkat algoritma EM dapat dilihat sebagai berikut:

Step 1: Masukkan citra

Step 2: Histogram citra

Step3: Tahap inisialisasi parameter, yaitu dengan menginisialisasikan nilai *Mean*, *Varian* dan Probabilitas. Kemudian menentukan jumlah *Cluster*. Sebagai berikut:

1. *Mean*

$$\mu = (1, k) \times r / (k + 1) \dots\dots\dots(2.4)$$

Keterangan: k= jumlah *Cluster*  
m=nilai maksimum citra

2. *Varian*

$$v = \text{ones} (1, k) \times r \dots\dots\dots(2.5)$$

Keterangan: ones =Array (1,2...)  
k = Jumlah *Cluster*  
m = Nilai maksimum citra

3. Probabilitas

$$p = \text{ones} (1, k) \times 1/k \dots\dots\dots(2.6)$$

Keterangan: ones = Array (1,2...)  
k= jumlah *Cluster*

Step 4: Tahap E-Step (*Expextation*)

1. Probabilitas: Penyebaran nilai *mean*, varian dan probabilitas pada inisialisasi parameter.
2. Loglikelihood: Parameter yang memberikan kemungkinan yg paling besar untuk mendapatkan data yang terobservasi sebagai estimator.

Algoritmanya sebagai berikut:

```
prb = distribution(mu, v, p, x);
scal = sum(prb, 2) + eps;
loglik = sum(h .* log(scal)); \dots\dots\dots(2.7)
```

Step5: Tahap M-step (*Maximization*)

Pada tahap M-step ini terjadi proses iterasi (perulangan) untuk mencari nilai *mean*, *Varian* dan probabilitas yang optimal.



Algoritmanya sebagai berikut:

```

for j=1:k
    pp=h.*prb(:,j)./scal;
    p(j) = sum(pp);
    mu(j) = sum(x.*pp)/p(j);
    vr = (x-mu(j));
    v(j)=sum(vr.*vr.*pp)/p(j)+sml;
end
.....(2.8)

```

Algoritma EM Segmentation, Hererra (2006). Algoritma EM Segmentation dapat dilihat sebagai berikut:

```

function [mask,mu,v,p]=EMSeg(gambar,k)
rr=imread(gambar);
ima=double(rr);
copy=ima;           % make a copy
ima=ima(:);         % vectorize ima
mi=min(ima);        % deal with negative
ima=ima-mi+1;       % and zero values
m=max(ima);
s=length(ima);

h=histogram(ima);
x=find(h);
h=h(x);
x=x(:);h=h(:);

% initiate parameters

mu=(1:k)*m/(k+1);
v=ones(1,k)*m;
p=ones(1,k)*1/k;

% start process

sml = mean(diff(x))/1000;
while(1)
    % Expectation
    prb = distribution(mu,v,p,x);
    scal = sum(prb,2)+eps;
    loglik=sum(h.*log(scal));

    %Maximizarion
    for j=1:k
        pp=h.*prb(:,j)./scal;
        p(j) = sum(pp);
    end
end

```

```

        mu(j) = sum(x.*pp)/p(j);
        vr = (x-mu(j));
        v(j)=sum(vr.*vr.*pp)/p(j)+sml;
    end
    p = p + 1e-3;
    p = p/sum(p);

    % Exit condition
    prb = distribution(mu,v,p,x);
%probabilitas penyebaran nilai rata,varian,proportion.
    scal = sum(prb,2)+eps;
%scal=treshold %eps=relative accuracy (double) nilai 2
ketetapan.
    nloglik=sum(h.*log(scal));
%loglikelihood= parameter yg memberikan kemungkinan yg
plg besar untuk mendapatkan data yg terobservasi sbgi
estimator
    if((nloglik-loglik)<0.0001) break; end;

    %clf
    plot(x,h);
    hold on
    plot(x,prb,'g--')
    plot(x,sum(prb,2),'r')
    drawnow
    % save l.mat ;
end

% calculate mask
mu=mu+mi-1; % recover real range
s=size(copy);
mask=zeros(s);

w = waitbar(0,'Sedang Proses');
for i=1:s(1),
for j=1:s(2),
    for n=1:k
        c(n)=distribution(mu(n),v(n),p(n),copy(i,j));
    end
    a=find(c==max(c));
    mask(i,j)=a(1);
    save mm.mat mask;
end
waitbar(i/s(1))
end
close(w)

```

```

function y=distribution(m,v,g,x)
x=x(:);
m=m(:);
v=v(:);
g=g(:);
for i=1:size(m,1)
    d = x-m(i);
    amp = g(i)/sqrt(2*pi*v(i));
    y(:,i) = amp*exp(-0.5 * (d.*d)/v(i));
end
function[h]=histogram(datos)
datos=datos(:);
ind=find(isnan(datos)==1);
datos(ind)=0;
ind=find(isinf(datos)==1);
datos(ind)=0;
tam=length(datos);
m=ceil(max(datos))+1;
h=zeros(1,m);
for i=1:tam,
    f=floor(datos(i));
    if(f>0 & f<(m-1))
        a2=datos(i)-f;
        a1=1-a2;
        h(f) =h(f) + a1;
        h(f+1)=h(f+1)+ a2;
    end;
end;
h=conv(h,[1,2,3,2,1]);
h=h(3:(length(h)-2));
h=h/sum(h);
.....(2.9)

```

### 2.4.3. Recognition (Pengenalan)

*Recognition* (Pengenalan) merupakan suatu proses untuk *post processing* pada citra *Mamografi* yang telah tersegmentasi. Dalam proses ini akan dilakukan penentuan hasil pengenalan area kankernya. Dalam penelitian ini citra *Mamografi Grayscale* disegmentasi menjadi citra warna 8 bit dengan menggunakan palet warna 256 dengan setiap paletnya memiliki pemetaan nilai (*colormap*) RGB tertentu. Menurut Putra (2010), setiap *pixel* memiliki format 8 bit, rentang palet citra warna bisa dilihat pada Tabel 2.1 sebagai berikut:

Tabel 2.1. Rentang palet citra warna

Bit-7	Bit-6	Bit-5	Bit-4	Bit-3	Bit-2	Bit-1	Bit-0
R	R	R	G	G	G	B	B

Kombinasi warna yang diberikan rentang warna yang paling lebar adalah *red* (R), *green* (G), dan *blue* (B). Ketiga warna tersebut dinamakan warna pokok (*primaries*), dan sering disingkat sebagai warna dasar RGB. Warna-warna lain dapat diperoleh dengan mencampurkan ketiga warna pokok tersebut dengan perbandingan tertentu. (Munir, 2004).

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

*Receiver Operating Characteristic (ROC)* merupakan suatu teknik untuk memvisualisasikan, mengorganisir dan memilih *classifier* berdasarkan *performance*-nya. Suatu *classifier* dipetakan dari contoh kepada kelas yang diprediksi. Beberapa model klasifikasi menghasilkan keluaran yang nantinya untuk nilai threshold yang berbeda-beda (Mulyadi, 2009). Validasi dari keluaran hasil yang didapat setelah melakukan proses segmentasi menggunakan algoritma *Expectation Maximization Segmentation* dilihat dari persentase keberhasilan dari perhitungan menggunakan *Receiver Operating Characteristic (ROC)* dengan 4 kemungkinan. Pada penelitian ini hanya menggunakan 2 kemungkinan adapun 4 kemungkinan tersebut bisa dilihat seperti dibawah ini:

1. Bila contohnya positif dan contoh tersebut diklasifikasikan positif dihitung *true positive (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 positive (FP)*.

	<i>True class</i>	
<i>Hypothesis class</i>	<i>True Positive</i> (TP)	<i>False Positive</i> (FP)
	<i>False Negative</i> (FN)	<i>True Negative</i> (TN)

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

$$Positive\ correctly = \frac{TP}{TP+FP} / \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(2.10)$$

$$Negative\ correctly = \frac{TN}{TN+FP} / \frac{TN}{TN+FN} \dots\dots\dots(2.11)$$

## 2.5. Matlab

Matlab singkatan dari MATrix LABoratory, merupakan bahasa pemrograman yang dikembangkan oleh The Mathwork.Inc Bahasa pemrograman ini banyak digunakan untuk perhitungan numerik keteknikan, komputasi simbolik, visualisasi, grafis, analisis data matematis, statistika, simulasi, pemodelan dan desain GUI. (Hartanto , 2003). Karakteristik MATLAB:

1. Bahasa pemrogramannya didasarkan pada matriks (baris dan kolom)
2. Lambat (dibandingkan dengan Fortran atau C) karena bahasanya langsung diartikan. Sebagai contoh, tidak diperlukan *pre-compiled*. Menghindari kalang for (*for loops*). Setiap saat menggunakan bentuk-bentuk vektor.
3. *Automatic memory management*, misalnya kita harus mendeklarasikan *arrays* terlebih dahulu.
4. Tersusun rapi
5. Memiliki waktu pengembangan program yang lebih cepat dibanding bahasa pemrograman tradisional seperti Fortran atau C
6. Dapat diubah kebahasa C lewat MATLAB *Compiler* untuk efesiensi yang lebih baik.

7. Tersedia banyak toolbox untuk aplikasi-aplikasi khusus.
8. Bersama dengan Maple untuk komputasi-komputasi simbolik
9. Dalam *Shared-memory parallel computers*, seperti SGI Origin2000, beberapa operasi secara otomatis dapat diproses bersama.

### **2.5.1. Desain GUI (*Graphical User Interface*)**

GUI (*Graphical User Interface*) merupakan tampilan grafis yang memudahkan user berinteraksi dengan perintah teks. Dengan GUI, program yang dibuat menjadi lebih *user friendly*, sehingga user mudah menjalankan suatu aplikasi program.

Untuk membuka lembar kerja GUI dalam Matlab, kita menggunakan perintah *File-New-GUI* atau dengan mengetikkan `>> Guide` pada *Command Window*. (Paulus, 2007).

# BAB III

## METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1. Alur Metodologi Penelitian

Alur Metodologi penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1. sebagai berikut :



Gambar 3.1 Alur Metodologi Penelitian

Gambar 3.1 di atas merupakan metodologi penelitian yang akan dilakukan oleh penulis. Metodologi penelitian bertujuan untuk menguraikan seluruh kegiatan yang dilaksanakan selama kegiatan penelitian berlangsung. Dari gambar di atas, dapat diketahui bahwa ada tiga tahapan yang akan dilakukan untuk menyelesaikan kasus pada penelitian tugas akhir ini yang meliputi: pengumpulan data, analisa data, perancangan antar muka (*Interface*), implementasi dan pengujian dan selanjutnya kesimpulan dan saran.

### **3.2. Pengumpulan Data**

Pengumpulan data merupakan metode yang difungsikan untuk memperoleh informasi-informasi atau data-data terhadap kasus yang menjadi permasalahan dalam laporan tugas akhir ini. Hal yang paling perlu dibutuhkan oleh penulis adalah informasi-informasi mengenai metode yang digunakan dalam penelitian kasus ini, yaitu Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*. Ada dua pendekatan yang penulis lakukan untuk memperoleh informasi-informasi atau pengumpulan data ini diantaranya adalah:

#### **a. Studi Pustaka**

Studi pustaka merupakan metode yang dilakukan untuk menemukan dan mengumpulkan data atau informasi kasus dari referensi-referensi terkait. Referensi-referensi ini dapat berupa buku-buku tentang segmentasi, jurnal-jurnal atau tulisan penelitian segmentasi, atau artikel-artikel yang membahas kasus yang sama dengan kasus dalam laporan ini. Karena kesulitan dalam mengambil data Gambar atau citra *Mamografi* kanker payudara di rumah sakit, jadi data gambar atau citra *Mamografi* kanker payudara dalam laporan ini menggunakan data diinternet, dengan memilih gambar atau citra yang tepat untuk dilakukan psegmentasian gambar atau citra.

#### **b. Wawancara**

Merupakan metode yang dimaksudkan untuk bertanya dan berdiskusi dalam menyelesaikan permasalahan yang dibahas dalam laporan ini dengan orang-orang yang memahami tentang kasus pembahasan



mengenai segmentasi Mamografi kanker payudara dengan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*.

### **3.3. Analisa**

Analisa merupakan metode yang dilakukan setelah pengumpulan terhadap data-data atau informasi mengenai kasus yang diangkat pada penelitian tugas akhir ini. Analisa berarti metode yang khusus untuk menganalisis masalah yang dapat dimulai dari analisa terhadap alur-alur proses segmentasi, analisa data inputan seperti pengambilan citra (*Akuisisi citra*), tahap *preprocessing*, *process EM*, analisa Metode, Metode Histogram, Analisa Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* dan *post processing*, kemudian menganalisa model hingga rancangan segmentasi itu sendiri.

### **3.4. Perancangan**

Sementara perancangan berarti metode yang khusus digunakan untuk merancang tampilan form dan menu-menu terhadap hal yang telah dianalisa dengan tujuan untuk memberikan kemudahan dan menyederhanakan suatu proses atau jalannya algoritma yang diproses. Seperti perancangan antar muka (*Interface*) dan menu-menu untuk proses segmentasi.

### **3.5. Implementasi dan Pengujian**

Implementasi dan pengujian merupakan metode terakhir yang digunakan setelah analisa data inputan dan perancangan rancang segmentasi dilakukan. Metode ini akan menjelaskan tentang penerapan jalannya rancang segmentasi yang telah dianalisa. Citra yang dianalisa selanjutnya diimplementasikan dan dilakukan pengujian untuk mengetahui tingkat keberhasilan segmentasi yang telah ada. Implementasi pengembangan segmentasi ini akan dikembangkan pada spesifikasi *hardware* dan *software* berikut:

1. Perangkat keras
  - a. Processor : *Pentium(R) Core 2 Duo CPU T6570 @ 2.1GHz*
  - b. Memori (RAM) : 1.00 GB

## 2. Perangkat Lunak

- a. Sistem operasi : *Windows 7 Profesional 32-bit Operating System*
- b. *Tools* perancangan : Matlab 7.7.0 (R2008b)

Sementara untuk tahapan pengujian yang akan dilakukan pada analisa sistem segmentasi yang telah dilakukan meliputi:

1. Pengujian Parameter Masukan (*Input*) EM, yang berdasarkan jumlah *Cluster*.
2. Pengujian *blackbox* untuk pengujian tingkah laku analisa yang telah dilakukan.
3. Pengujian Dokter Radiologi, dalam hal ini yaitu berdasarkan pandangan Dokter ahli Radiologi.

### **3.6. Kesimpulan dan Saran**

Tahapan kesimpulan dan saran merupakan akhir dari penelitian tugas akhir ini. Tahapan ini berisi tentang kesimpulan dari hasil-hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan pada penelitian tugas akhir ini, yaitu segmentasi analisa pada *Mamografi* kanker payudara dan berisi saran-saran membangun yang dapat dijadikan bahan penelitian ulang untuk meneliti segmentasi analisa pada *Mamografi* kanker payudara yang lebih baik.

## **BAB IV**

### **ANALISA DAN PERANCANGAN**

#### **4.1. Analisa**

Analisa memegang peranan penting dalam membuat sebuah rincian penelitian. Analisa merupakan langkah pembahasan persoalan sebelum mengambil tindakan atau keputusan untuk penyelesaian hasil. Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut.

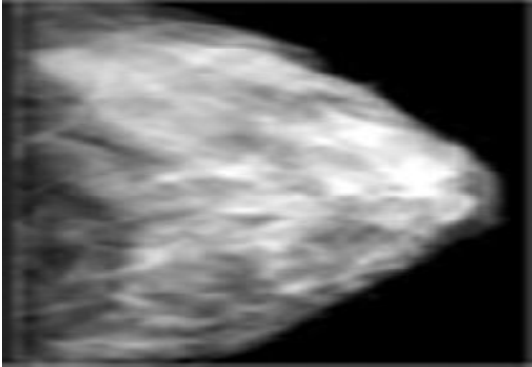
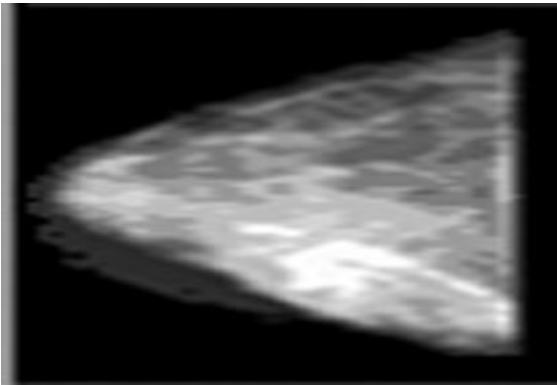
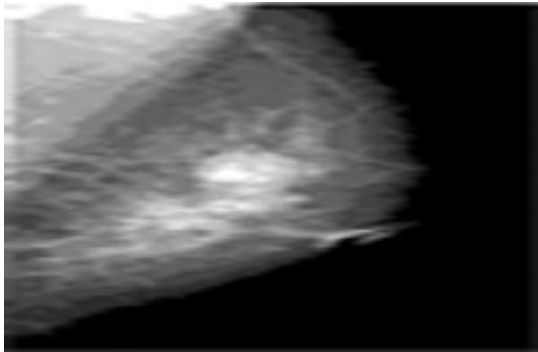
##### **4.1.1. Analisa Data**

Pada tahap analisa data ini akan dibahas mengenai data gambar atau citra *Mamografi* kanker payudara yang akan dilakukan segmentasi pengenalan area kankernya.

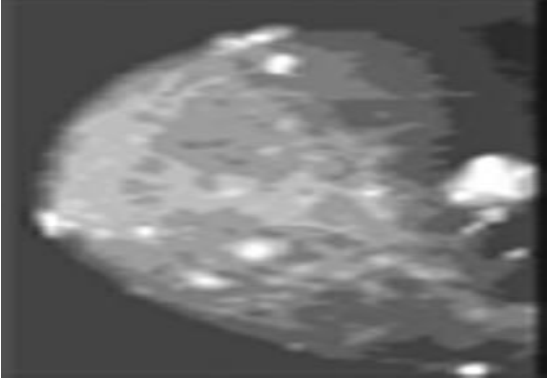
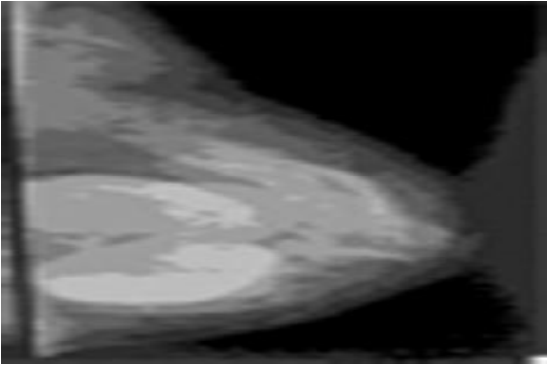
Data gambar atau citra *Mamografi* kanker payudara akan dianalisa dengan langkah awal yaitu berupa pengambilan citra guna untuk memilih dan menentukan citra yang akan digunakan dan diperlukan dalam proses segmentasi, dalam hal ini data yang diambil berupa citra digital hasil konversi dari data *Mamografi* kanker payudara. Data tersebut didapat dari internet dengan memilih gambar atau citra *Mamografi* yang tepat untuk dilakukan segmentasi. Kemudian akan dilakukan tahap *Preprocessing*, sebelum gambar atau citra dimasukkan citra digital tersebut diubah dahulu menjadi *grayscale*, karena data yang didapat dari internet memiliki intensitas warna yang berbeda, kualitas gambar atau citra yang kurang baik, dan ukuran gambar atau citra juga berbeda. Kemudian juga dapat dilihat histogram citranya. Langkah selanjutnya akan dilakukan proses segmentasi terhadap citra yang dimasukkan dengan menggunakan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*. setelah melakukan proses segmentasi maka akan menghasilkan beberapa *Cluster* yang satu diantaranya merupakan pengenalan area yang diduga kanker, untuk menentukan hal tersebut diperlukan evaluasi dari dokter radiologi untuk pengenalan (*Post processing*) area kankernya. Setelah dilakukan evaluasi dan pengenalan (*Post processing*) maka akan didapatkan hasil

dan kesimpulan dari segmentasi citra yang telah dilakukan. Citra *Mamografi* kanker payudara dapat dilihat pada Tabel 4.1. sebagai berikut:

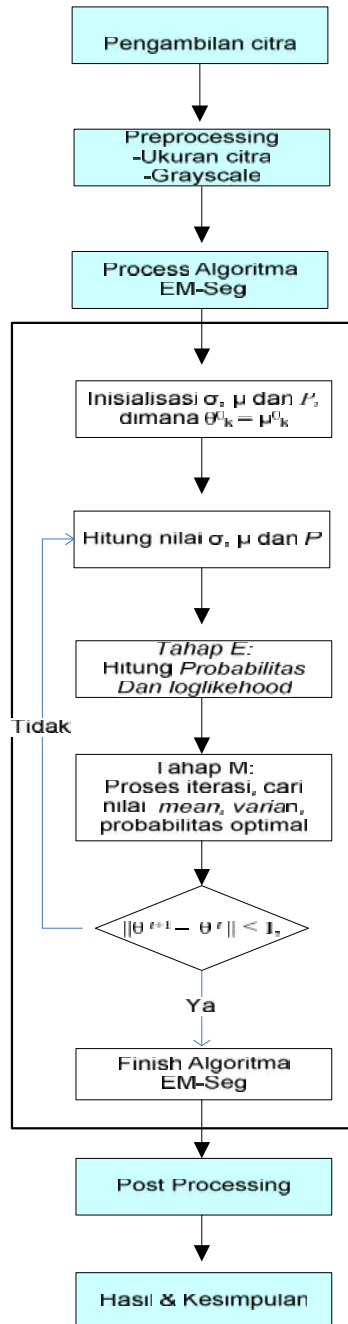
Tabel 4.1. Citra *Mamografi* Kanker Payudara

Citra <i>Mamografi</i>
<p>Citra1.bmp</p>  <p>210 x 300 <i>pixel</i></p>
<p>Citra2.bmp</p>  <p>210 x 250 <i>pixel</i></p>
<p>Citra3.jpg</p>  <p>200 x 310 <i>pixel</i></p>

Tabel 4.1. Lanjutan

<i>Citra Mamografi</i>
<p>Citra4.jpg</p>  <p>210 x 300 <i>pixel</i></p>
<p>Citra5.bmp</p>  <p>236 x 346 <i>pixel</i></p>

Flowchart dari proses analisa segmentasi citra ini dapat dilihat pada gambar 4.1. sebagai berikut:



Gambar 4.1. Flowchart proses segmentasi citra

#### 4.1.2. Analisa Histogram Citra

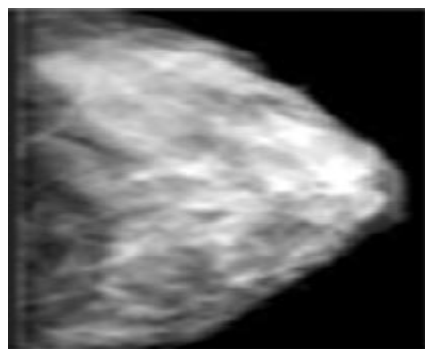
Membuat Histogram pada citra *Mamografi* kanker payudara merupakan langkah yang dilakukan pada tahap *preprocessing* citra masukan. Informasi penting mengenai citra *Mamografi* kanker payudara dapat diketahui dengan membuat histogramnya. Dengan membuat histogram citra *Mamografi* kanker payudara ini nantinya akan membantu dalam proses kualitas citra agar bisa diketahui tingkat keabuan dari citra tersebut. Histogram juga akan dapat menunjukkan banyak hal tentang kecerahan dan kontras dari citra atau gambar hasil *Mamografi* kanker payudara, sehingga bisa mempermudah proses segmentasi untuk mengidentifikasi letak area kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara.

#### 4.1.3. Analisa Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*.

Tahap ini merupakan tahap proses suatu citra untuk di segmentasi. Dimana dalam proses ini menggunakan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation*. Dalam proses inilah tahap demi tahap segmentasi menggunakan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* dilakukan, adapun langkah-langkahnya sebagai berikut:

Step I: Tahap ini akan memasukkan citra.

Pada tahap ini dilakukan konversi citra asli menjadi citra grayscale, menggunakan algoritma 2.2. Pada contoh perhitungan ini menggunakan citra *Mamografi* ukuran 20x20. citra grayscalenya sebagai berikut:



Gambar 4.2. Citra *Mamografi* kanker payudara (Sumber: Artikel Tikno Teknik, 2011)

Step 2: Histogram citra.

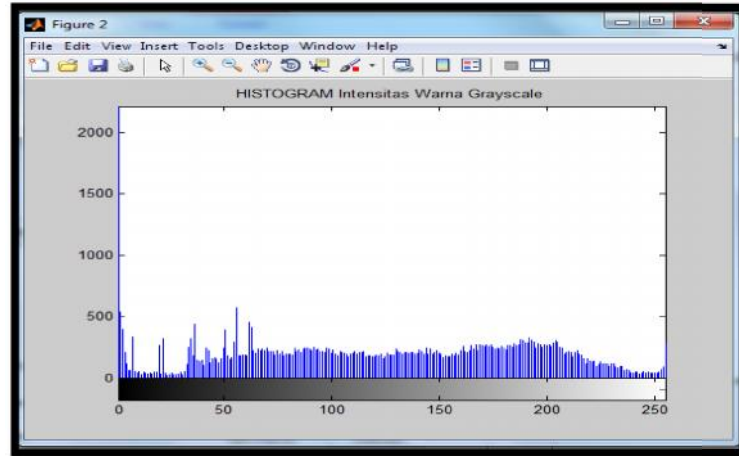
Perhitungan histogram menggunakan rumus 2.3. dengan citra *Mamografi* 4.2. tabulasi perhitungannya sebagai berikut:

Tabel 4.2. Tabulasi Perhitungan Histogram.

No	Nilai pixel citra	ni	hi=ni/n (n=167)	No	Nilai pixel citra	ni	hi=ni/n (n=167)	No	Nilai pixel citra	ni	hi=ni/n (n=167)
1	0	62	0.3712	57	96	1	0.0059	113	168	3	0.0179
2	1	2	0.0119	58	97	3	0.0179	114	169	2	0.0119
3	4	1	0.0059	59	98	2	0.0119	115	171	3	0.0179
4	10	1	0.0059	60	99	2	0.0119	116	172	3	0.0179
5	15	1	0.0059	61	100	2	0.0119	117	173	2	0.0119
6	18	1	0.0059	62	101	2	0.0119	118	176	2	0.0119
7	20	1	0.0059	63	102	2	0.0119	119	177	1	0.0059
8	23	1	0.0059	64	103	3	0.0179	120	178	1	0.0059
9	31	1	0.0059	65	104	2	0.0119	121	179	3	0.0179
10	32	3	0.0179	66	105	3	0.0179	122	180	1	0.0059
11	34	8	0.0479	67	106	2	0.0119	123	181	1	0.0059
12	35	3	0.0179	68	108	1	0.0059	124	182	2	0.0119
13	36	2	0.0119	69	109	1	0.0059	125	183	2	0.0119
14	37	7	0.0419	70	110	3	0.0179	126	184	1	0.0059
15	38	3	0.0179	71	111	1	0.0059	127	185	1	0.0059
16	39	1	0.0059	72	112	3	0.0179	128	186	3	0.0179
17	40	6	0.0359	73	113	1	0.0059	129	187	1	0.0059
18	41	7	0.0419	74	114	3	0.0179	130	188	3	0.0179
19	42	1	0.0059	75	115	1	0.0059	131	189	2	0.0119
20	45	3	0.0179	76	119	2	0.0119	132	190	1	0.0059
21	47	1	0.0059	77	121	3	0.0179	133	193	3	0.0179
22	50	2	0.0119	78	123	2	0.0119	134	194	1	0.0059
23	51	2	0.0119	79	124	1	0.0059	135	195	1	0.0059
24	54	1	0.0059	80	125	1	0.0059	136	196	2	0.0119
25	55	3	0.0179	81	127	2	0.0119	137	197	1	0.0059
26	56	2	0.0119	82	129	1	0.0059	138	198	3	0.0179
27	57	3	0.0179	83	131	3	0.0179	139	199	2	0.0119
28	58	2	0.0119	84	132	3	0.0179	140	200	1	0.0059
29	59	2	0.0119	85	133	2	0.0119	141	201	1	0.0059
30	60	3	0.0179	86	134	2	0.0119	142	202	3	0.0179
31	61	1	0.0059	87	135	2	0.0119	143	203	1	0.0059
32	62	4	0.0239	88	136	1	0.0059	144	204	1	0.0059
33	63	2	0.0119	89	137	4	0.0239	145	206	1	0.0059
34	64	2	0.0119	90	138	3	0.0179	146	207	2	0.0119
35	66	2	0.0119	91	141	4	0.0239	147	209	2	0.0119
36	67	2	0.0119	92	142	3	0.0179	148	210	1	0.0059
37	68	4	0.0239	93	143	3	0.0179	149	211	1	0.0059
38	69	2	0.0119	94	145	2	0.0119	150	212	1	0.0059
39	70	4	0.0239	95	146	2	0.0119	151	214	3	0.0179
40	73	3	0.0179	96	148	1	0.0059	152	215	2	0.0119
41	74	6	0.0359	97	149	2	0.0119	153	216	2	0.0119
42	75	1	0.0059	98	151	1	0.0059	154	218	1	0.0059
43	77	4	0.0239	99	153	1	0.0059	155	222	1	0.0059
44	78	3	0.0179	100	154	2	0.0119	156	223	2	0.0119
45	80	1	0.0059	101	155	2	0.0119	157	224	2	0.0119
46	81	3	0.0179	102	156	1	0.0059	158	225	2	0.0119
47	82	1	0.0059	103	157	4	0.0239	159	227	2	0.0119
48	83	2	0.0119	104	158	2	0.0119	160	233	1	0.0059
49	85	2	0.0119	105	160	1	0.0059	161	235	1	0.0059
50	88	2	0.0119	106	161	2	0.0119	162	236	1	0.0059
51	89	1	0.0059	107	162	1	0.0059	163	237	1	0.0059
52	91	1	0.0059	108	163	3	0.0179	164	240	1	0.0059
53	92	3	0.0179	109	164	1	0.0059	165	241	1	0.0059
54	93	3	0.0179	110	165	3	0.0179	166	254	1	0.0059
55	94	3	0.0179	111	166	1	0.0059	167	255	1	0.0059
56	95	2	0.0119	112	167	1	0.0059				
Total (ni)		400									



Hasil dari perhitungan Tabel 4.2. di tampilkan dalam bentuk histogram seperti pada Gambar 4.3.berikut ini:



Gambar 4.3. Histogram citra

Step 3: Tahap inialisasi parameter.

Inialisasi parameter menggunakan nilai matrik citra seperti yang terlihat pada Gambar 4.4 berikut ini:

	<b>1</b>	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
<b>1</b>	97	94	104	97	97	81	58	42	31	32	36	37	37	37	36	37	37	37	37	34	68
2	64	74	83	94	110	113	102	85	59	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34
3	74	95	134	143	161	166	173	181	187	160	75	18	0	0	0	0	0	0	0	0	41
4	77	141	198	198	196	196	203	218	215	223	190	100	4	0	0	0	0	0	0	0	40
5	80	101	156	200	210	214	196	182	188	186	207	196	133	57	0	0	0	0	0	0	41
6	68	70	105	171	185	181	196	198	181	157	155	155	165	169	67	0	0	0	0	0	41
7	70	69	112	149	188	194	193	193	178	184	190	186	211	212	182	63	0	0	0	0	41
8	78	95	106	100	145	197	206	187	154	153	196	225	237	254	235	182	77	10	0	0	41
9	74	70	105	121	105	131	179	198	186	183	168	195	202	215	236	233	209	113	1	0	40
10	62	51	88	134	138	146	189	201	225	224	187	197	227	222	241	255	241	157	45	0	37
11	63	47	63	112	154	161	172	171	179	210	209	189	223	227	215	240	224	157	68	0	38
12	64	60	66	68	114	142	154	179	202	202	216	216	173	173	202	193	207	168	54	0	38
13	78	73	93	92	92	133	163	177	183	180	209	179	135	131	169	176	129	58	20	0	40
14	77	60	67	83	94	172	188	171	172	199	199	151	132	142	160	131	39	1	0	0	40
15	74	51	69	96	119	182	162	146	123	141	168	142	148	164	131	50	0	0	0	0	41
16	74	62	85	101	125	137	137	137	102	106	157	158	132	101	15	0	0	0	0	0	40
17	77	73	82	81	127	136	110	110	112	111	119	108	55	10	0	0	0	0	0	0	40
18	70	62	73	81	104	129	135	103	99	109	89	34	0	0	0	0	0	0	0	0	41
19	60	56	98	121	137	133	115	93	99	78	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35
20	91	92	121	124	123	112	93	74	61	38	32	34	35	35	34	34	34	34	34	32	66

Gambar 4.4. Nilai matrik citra.

Dari nilai matrik citra yang diatas maka ditentukan nilai minimum dan maksimumnya. Nilai minimum dan maksimum diambil dari perkolom matrik. Hasilnya sebagai berikut:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	60	47	63	68	92	81	58	42	31	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34

Gambar 4.5. Nilai minimum matrik citra.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	97	141	198	200	210	214	206	218	225	224	216	225	237	254	241	255	241	168	68	68

Gambar 4.6. Nilai maksimum matrik citra.

Kemudian masukkan Jumlah *Cluster* ( $k$ ) yang diinginkan. Dalam perhitungan ini menggunakan jumlah *Cluster* ( $k$ ) = 3

Lalu hitung nilai inisialisasi parameter, yang berdasarkan nilai *mean*, *varian* dan probabilitasnya. Sebagai berikut:

1. Hitung *mean*, Perhitungan *mean* menggunakan rumus 2.4. pada perhitungan ini menggunakan nilai maksimum kolom ke 5.

$$\mu = (1,3) \times 210 / (3+1) =$$

	1	2	3
1	52.5000	105	157.5000

Gambar 4.7. Nilai mean dengan nilai maksimum.

2. Hitung varian, perhitungan varian menggunakan rumus 2.5:

$$v = (1,3) \times 210 =$$

	1	2	3
1	210	210	210

Gambar 4.8. Nilai varian dengan nilai maksimum.

3. Hitung probabilitas, perhitungan probabilitas menggunakan rumus 2.6:

$$p = (1,3) \times 1/3 =$$

	1	2	3
1	0.3333	0.3333	0.3333

Gambar 4.9. Nilai varian dengan nilai maksimum.

Step 4: Tahap E-Step (*Expectation*).

Pada tahap E-Step ini terjadi proses perhitungan probabilitas dan *likelihood* menggunakan algoritma 2.7.

```

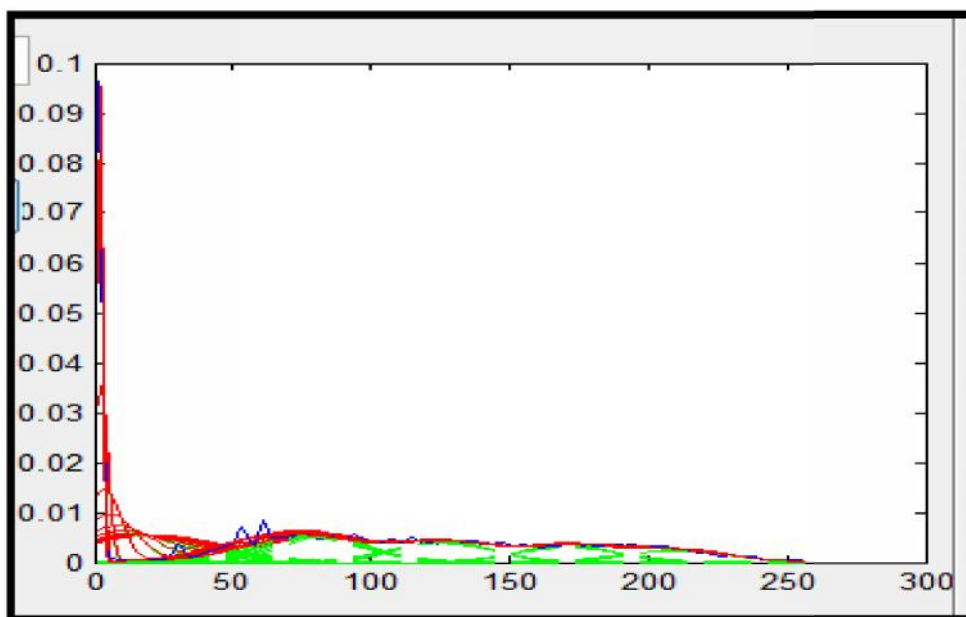
prb=ones(52.5,210,0.3333,97)
prb = 52-by-210-by-0-by-97
scal=sum([],2)+eps
scal = 0-by-1
loglik=sum(97.*log[52-by-210-by-0-by-97])

```

Step5: Tahap M-step (*Maximization*):

Pada tahap M-step ini terjadi proses iterasi (perulangan) untuk mencari nilai mean yang optimal. Tahap M-step menggunakan algoritma 2.8.

Setelah dilakukan perhitungan *Mean*, *Varian* dan Probabilitas sebagai inisialisasi parameter, maka nilai itulah yg akan dijalankan di dalam fungsi EMSegmentasi yaitu `function[mask,mu,v,p]=EMSeg(gambar,k)` dan `function` Histogram. Seperti pada algoritma 2.9. Penyebaran nilainya dikeluarkan dalam bentuk histogram, yang dipakai untuk pembagian jumlah *Cluster*. Pembagian jumlah *Cluster* berdasarkan histogram penyebaran nilai matrik *Mean*, *Varian* dan Probabilitas yang di inisialisasikan sebagai parameter. Histogramnya sebagai berikut:



Gambar 4.10. Histogram pembagian *Cluster*

Range pembagian warna pada hasil *Cluster* segmentasi citra *Mamografi*:

1. *Cluster 3*

$$\text{Hijau} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 0 - 128$$

$$\text{Biru Tua} = B(\text{Blue})+G(\text{Green}) = 129 - 188$$

$$\text{Merah Tua} = 189 - 255$$

2. *Cluster 4*

$$\text{Kuning} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 0 - 128$$

$$\text{Biru Tua-Muda} = B(\text{Blue})+G(\text{Green}) = 129 - 188$$

$$\text{Merah Tua} = 189-255$$

3. *Cluster 5*

$$\text{Hijau} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 0 - 128$$

$$\text{Biru Tua-Muda} = B(\text{Blue})+G(\text{Green}) = 129 - 188$$

$$\text{Orange} = R(\text{Red})+G(\text{Green}) = 189 - 216$$

$$\text{Merah Tua} = 217 - 255$$

4. *Cluster 6*

$$\text{Kuning} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 0 - 128$$

$$\text{Hijau} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 129 - 188$$

$$\text{Biru Tua-Muda} = B(\text{Blue})+G(\text{Green}) = 189 - 216$$

$$\text{Orange} = R(\text{Red})+G(\text{Green}) = 217 - 224$$

$$\text{Merah Tua} = 225 - 255$$

5. *Cluster 7*

$$\text{Kuning} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 0 - 128$$

$$\text{Hijau} = R(\text{Red})+G(\text{Green})+B(\text{Blue}) = 129 - 188$$

$$\text{Biru Tua-Muda} = B(\text{Blue})+G(\text{Green}) = 189 - 216$$

$$\text{Orange} = R(\text{Red})+G(\text{Green}) = 217 - 224$$

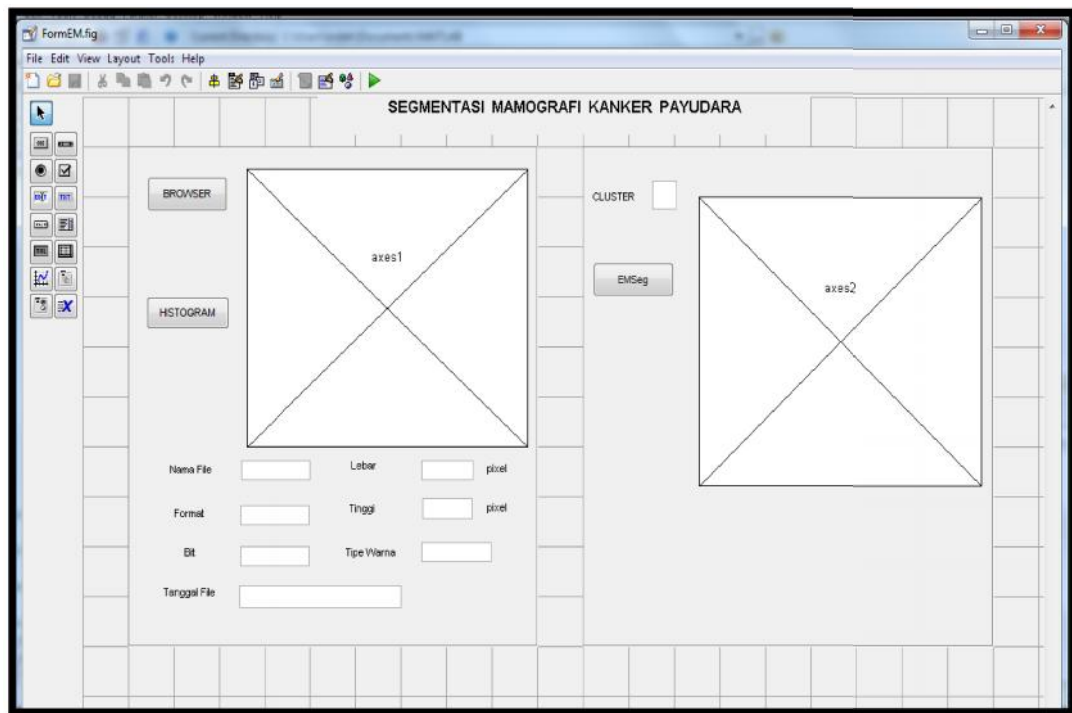
$$\text{Merah Tua} = 225 - 255$$

## 4.2. Perancangan

Tahap perancangan adalah membuat rincian aplikasi hasil dari analisis menjadi bentuk perancangan agar dimengerti oleh pengguna. Perancangannya sebagai berikut:

#### 4.2.1. Perancangan Antarmuka (*Interface*)

Perancangan antarmuka dari penelitian ini menggunakan GUI (*Graphical User Interface*) yang ada pada Matlab. Agar tampilan proses segmentasi *user friendly*, maka penempatan susunan menu dan gambar perlu disusun dengan baik, sehingga mudah digunakan oleh pengguna. Rancangan *Form* antarmukanya dapat dilihat pada Gambar 4.6. yaitu sebagai berikut:



Gambar 4.11. Perancangan Form Antarmuka (*Interface*)

Keterangan rancangan antarmuka (*Interface*) segmentasi *Mamografi* kanker payudara sebagai berikut:

1. Menu Browser

Pada menu ini akan terdapat pilihan gambar atau citra yang telah di simpan pada Folder Matlab dan akan dipilih sebuah gambar atau citra untuk dimasukkan. gambar atau citra yang dimasukkan berupa gambar mentah dari hasil *Mamografi* kanker payudara.

2. Menu Histogram

Pada menu ini berisikan penjelasan dari suatu gambar dalam bentuk grafik diagram. Dari histogram ini nanti bisa dilihat kualitas dari citra tersebut.

### 3. Menu EMSeg

Pada menu ini akan menampilkan hasil sebuah gambar atau citra yang telah tersegmentasi dan teridentifikasi pengenalan letak area kankernya yang telah diproses dengan Algoritma *EM Segmentation* tersebut.

## **BAB V**

### **IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN**

#### **5.1. Tahapan Implementasi**

Tahapan implementasi merupakan tahapan dimana Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* (EMSeg) yang telah dianalisa dan dirancang diuji kelayakannya untuk selanjutnya dioperasikan sebagaimana mestinya sesuai dengan fungsi dan kelayakannya. Berikut ini akan dijelaskan tentang pengimplementasian dari analisis algoritma dan perancangan yang telah dilakukan terhadap analisa pengujian algoritma Segmentasi ini.

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

Mengacu pada penjelasan yang telah dijelaskan pada bab pendahuluan, bahwa pada penelitian ini menerapkan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* (EMSeg) untuk pengenalan area letak kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara yang telah mengalami gejala terkena kanker. Oleh sebab itu, penulis memberikan beberapa batasan implementasi terhadap analisa algoritma Segmentasi ini sebagai berikut:

1. Citra *Mamografi* kanker payudara
2. File gambar atau citra: format extensi \*.bmp dan extensi \*.jpg
3. Dikembangkan dengan Bahasa Pemrograman MATLAB

##### **5.1.2. Lingkungan Operasional**

Komponen-komponen yang dibutuhkan untuk menerapkan analisa algoritma ini antara lain berupa komponen *hardware* dan *software*. Maka berikut ini adalah lingkungan operasional yang merupakan lingkungan analisa algoritma ini diimplementasikan dan digunakan oleh penulis dengan spesifikasi sebagai berikut:

1. Perangkat keras
  - a. Processor : *Intel (R) Core 2 duo CPU T6570 @ 2.1GHz*

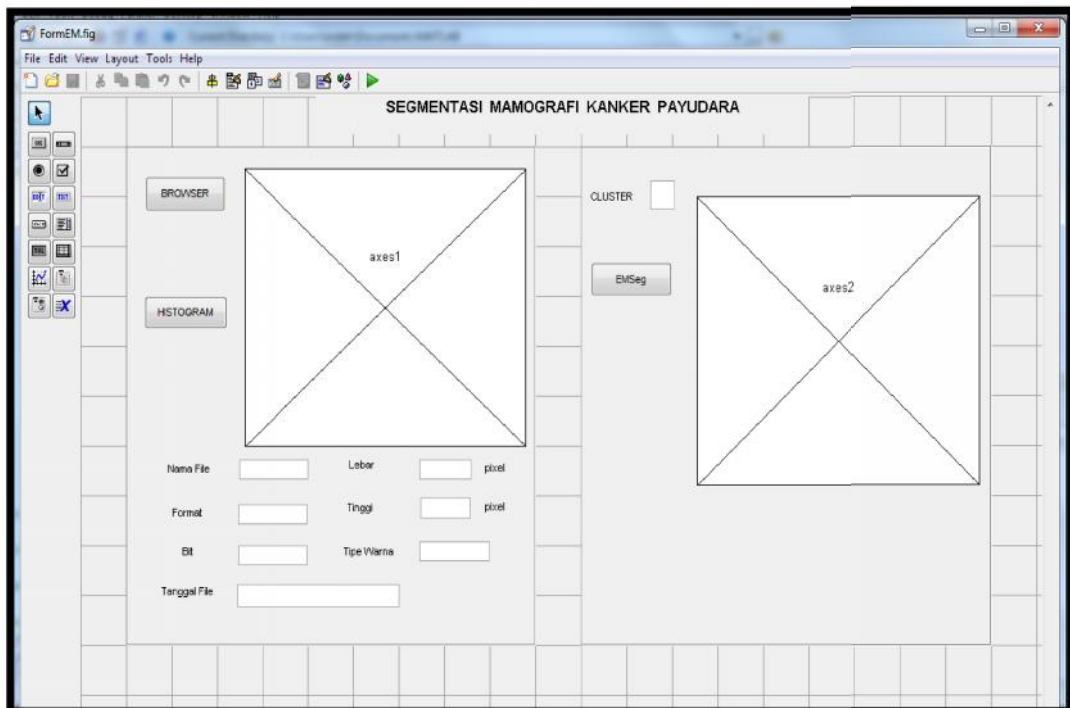
- b. Memori (RAM) : 1.00 GB
- 2. Perangkat Lunak
  - a. Sistem Operasi : *Windows 7 Profesional 32-bit Operating System*
  - b. Bahasa Pemrograman: MATLAB R2008b

### 5.1.3. Implementasi *Interface* Aplikasi

Setelah tahap analisa dan perancangan selesai dilakukan, maka dilanjutkan dengan tahap implementasi dari hasil analisa yang telah diperoleh dan mengimplementasikan hasil perancangan *interface* yang telah dibuat. Berikut ini akan dijelaskan mengenai hasil implementasi dari analisis algoritma segmentasi ini, yaitu implementasi *interface* pada proses segmentasi pengenalan area letak kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara.

#### 5.1.3.1. Tampilan Form awal sebelum dijalankan

Tampilan Form awal sebelum Aplikasi dijalankan yaitu sebagai berikut:

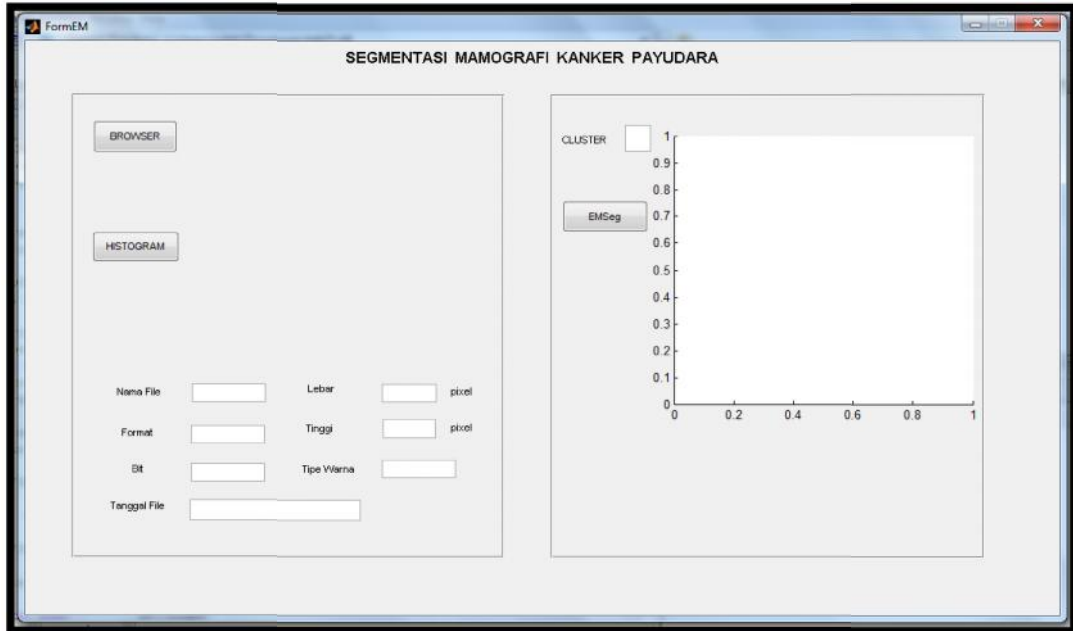


Gambar 5.1. Tampilan Form awal sebelum dijalankan



### 5.1.3.2. Tampilan Form sesudah Aplikasi dijalankan

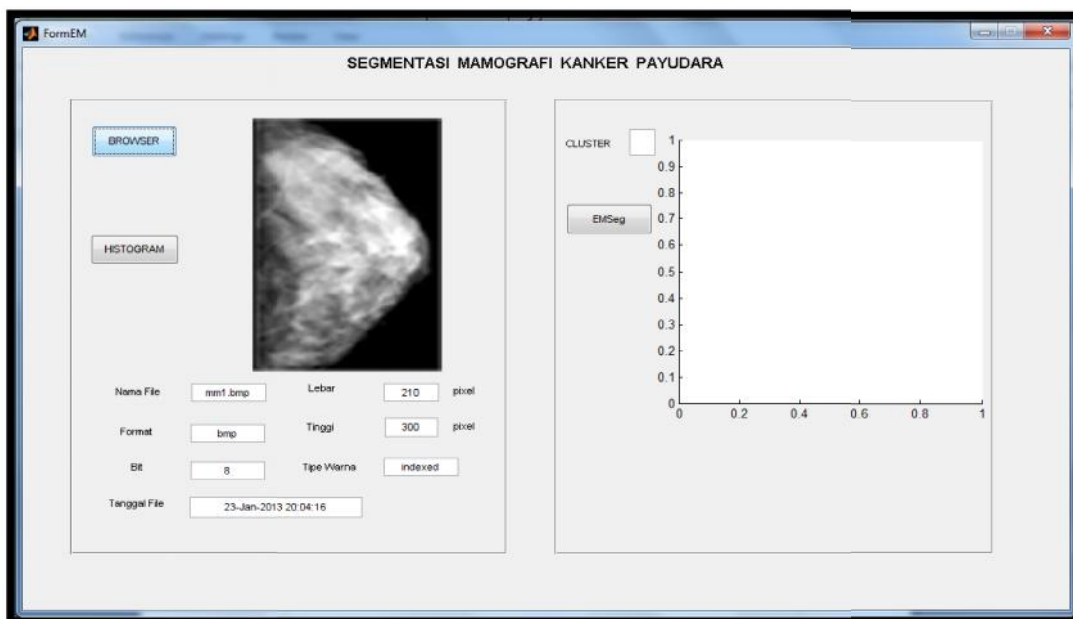
Tampilan Form sesudah aplikasi dijalankan yaitu sebagai berikut:



Gambar 5.2. Tampilan Form sesudah dijalankan

### 5.1.3.3. Tampilan Menu Browser

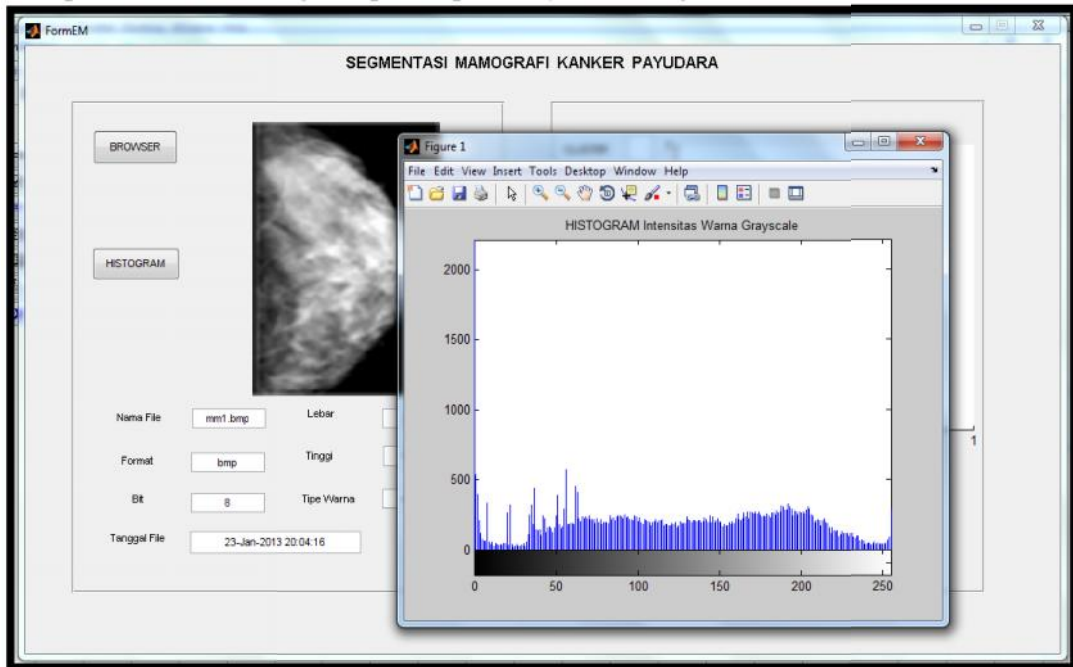
Tampilan Menu Browser pada aplikasi yaitu sebagai berikut:



Gambar 5.3. Tampilan Menu Browser

#### 5.1.3.4. Tampilan Menu Histogram

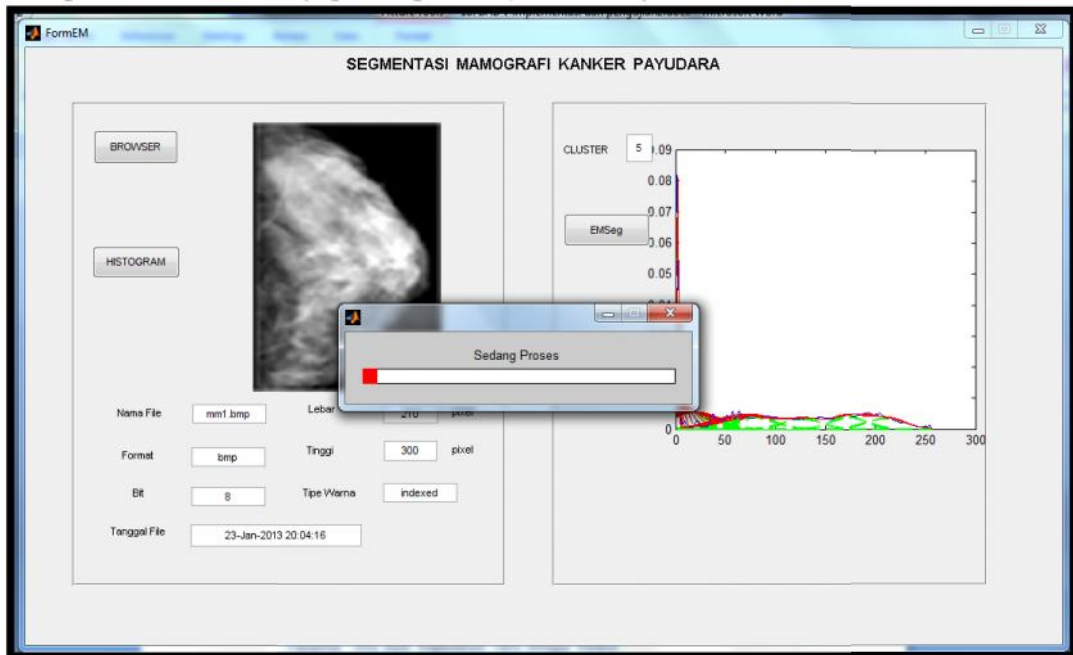
Tampilan Menu Histogram pada aplikasi yaitu sebagai berikut:



Gambar 5.4. Tampilan Menu Histogram

#### 5.1.3.5. Tampilan Menu EMSeg

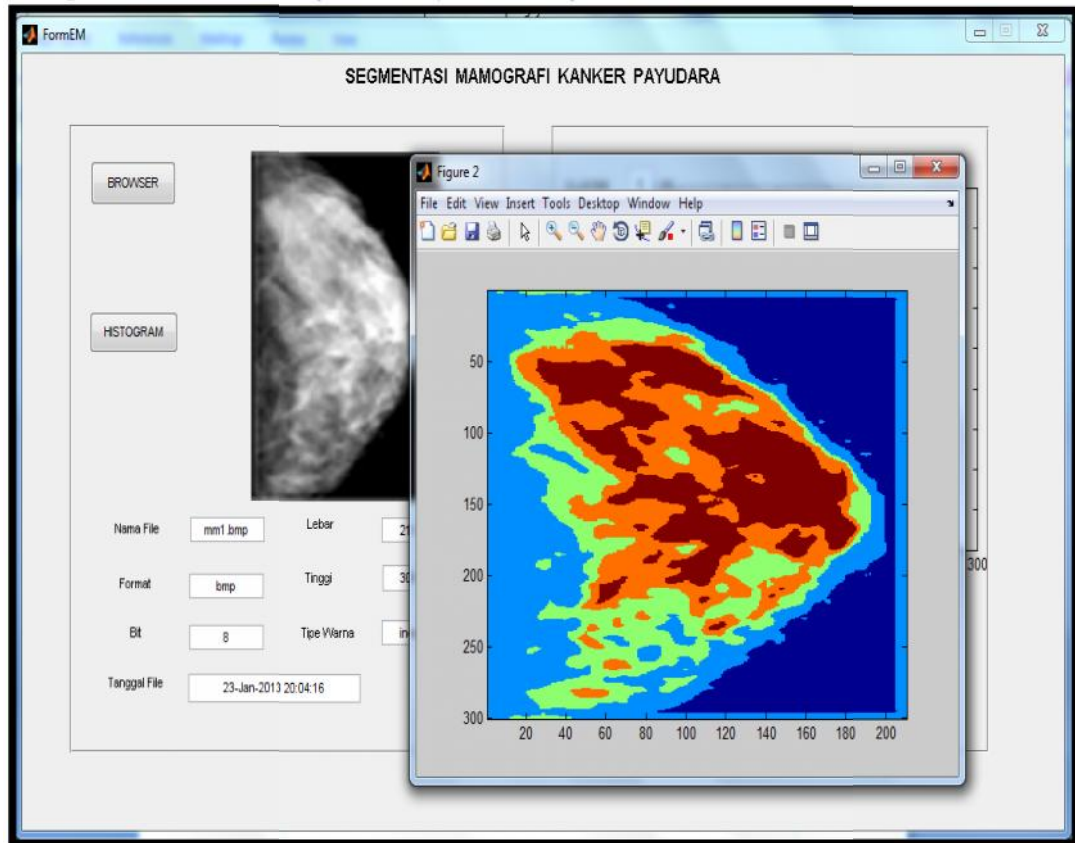
Tampilan Menu EMSeg pada aplikasi yaitu sebagai berikut:



Gambar 5.5. Tampilan Menu EMSeg

### 5.1.3.6. Tampilan Citra Hasil Segmentasi

Tampilan citra hasil Segmentasi yaitu sebagai berikut:



Gambar 5.6. Tampilan Citra Hasil Segmentasi

## 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 Pengujian

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

Tabel 5.1. Rencana Pengujian

<b>Pokok Uji</b>	<b>Bentuk Uji</b>	<b>Data Uji</b>
1. Pengujian Parameter Masukan ( <i>input</i> ) EM	Jumlah <i>Cluster</i>	3, 4, 5, 6 dan 7
2. Pengujian <i>Blackbox</i>	Segmentasi Citra	Citra <i>Mamografi</i> Kanker payudara
3. Pengujian Dokter Radiologi	Pengenalan Area Kanker berdasarkan Pandangan Dokter Radiologi	Citra Hasil Segmentasi EM

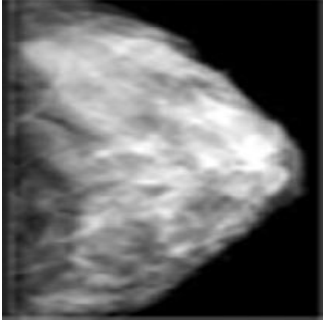
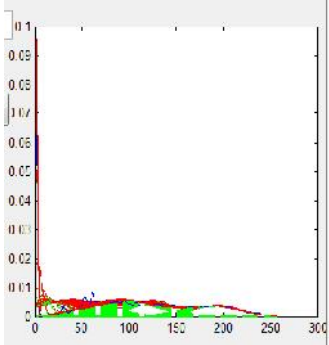
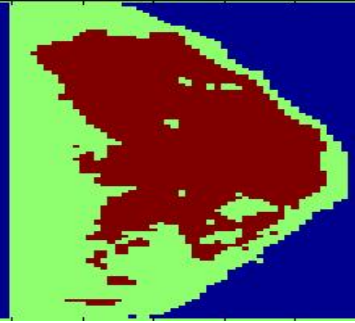
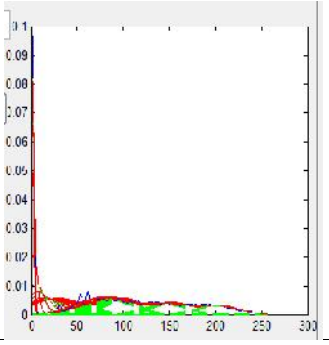
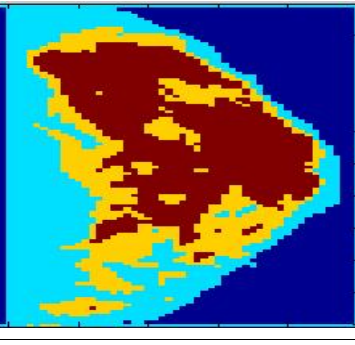
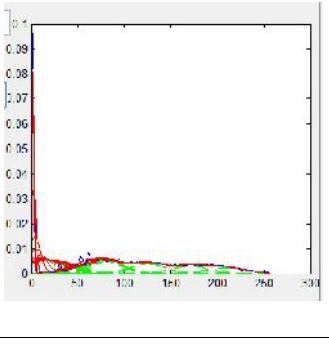
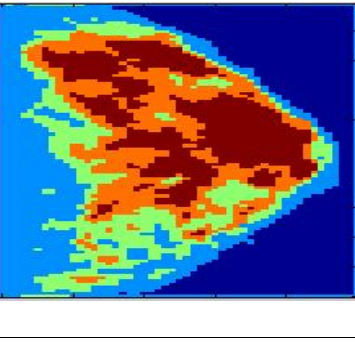
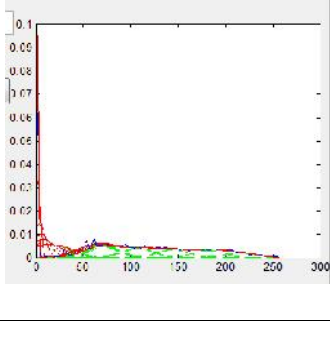
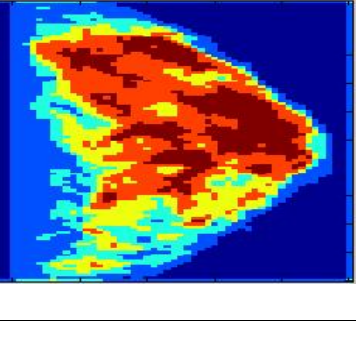
### 5.2.1.1. Pengujian Parameter Masukan (*Input*) EM

Pengujian ini merupakan pengujian dari parameter masukan atau inputan yang digunakan untuk menghasilkan *output* dari EM-*Segmentation* seperti *Mean*, Standar Defiasi dan probabilitas pada metode penelitian ini. Adapun parameter inputan yang diuji tersebut berdasarkan jumlah *Cluster* yaitu sebagai berikut:

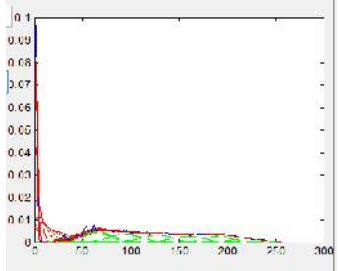
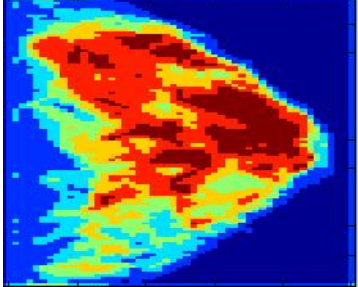
#### 5.2.1.1.1. Pengujian Jumlah *Cluster*

Pada analisa algoritma ini dilakukan uji jumlah *Cluster* guna untuk mendapatkan hasil *Cluster* yang baik dari data yang dihasilkan. Jumlah *Cluster* Pengujian yang dilakukan dengan jumlah *Cluster* 3,4,5,6 dan 7 pada semua data citra *Mamografi* kanker payudara karena setiap jumlah *Cluster* memiliki bentuk pembagian warna yang berbeda, yaitu warna biru tua, biru muda, kuning, hijau , orange dan merah tua. Warna biru tua, biru muda, kuning, sampai warna hijau diasumsikan sebagai area aman atau tidak ada terdapat area kanker. Sedangkan warna orange sampai merah tua diasumsikan area peringatan atau *warning*. Warna merah tua diduga sebagai area kanker dan warna orange diduga sebagai penyebaran dari area kanker. Hasil dari segmentasi berdasarkan penujian dengan jumlah *Cluster* dapat dilihat pada Tabel dibawah ini:

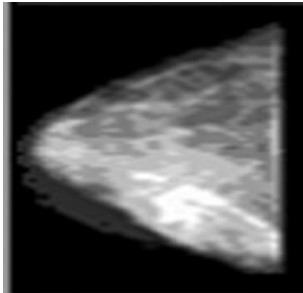
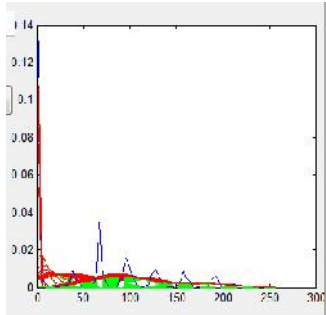
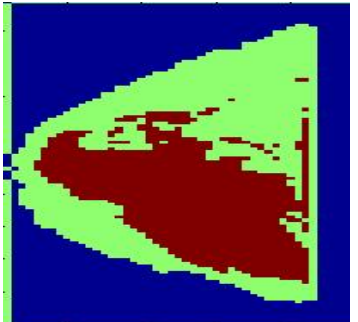
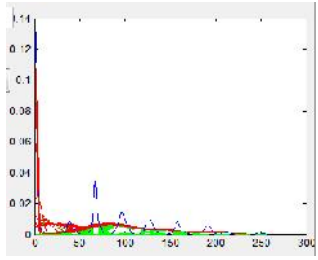
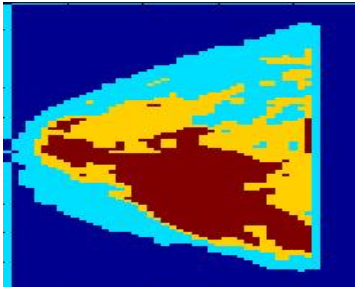
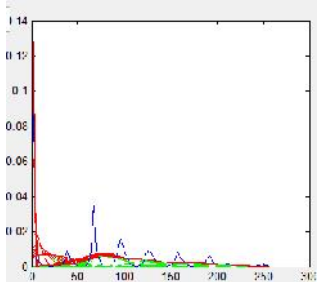
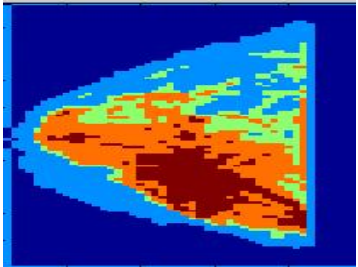
Tabel 5.2. Pengujian dengan jumlah *Cluster*, dengan citra uji citra1.bmp

Citra Asli	Jumlah <i>Cluster</i>	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
 <p data-bbox="389 860 596 898">210 x 300 pixel</p>	3		
	4		
	5		
	6		

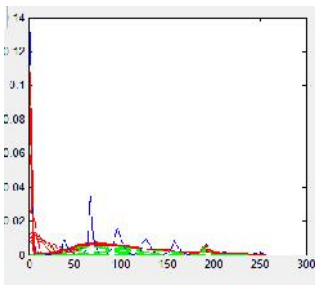
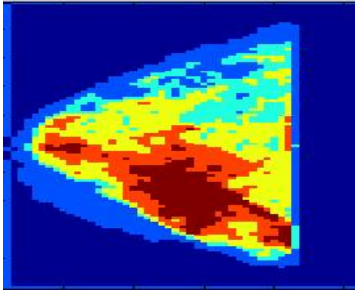
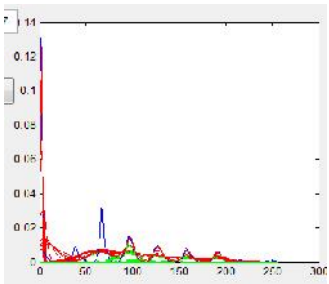
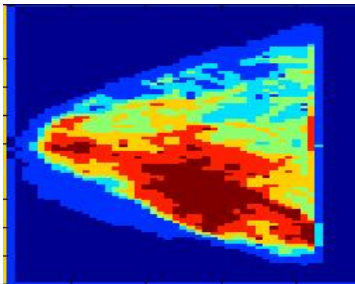
Tabel 5.2. Lanjutan

Citra Asli	Jumlah Cluster	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
	7		

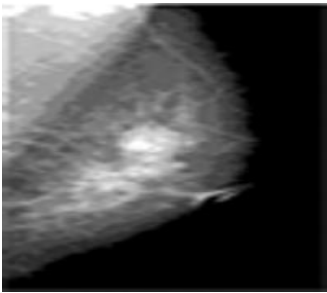
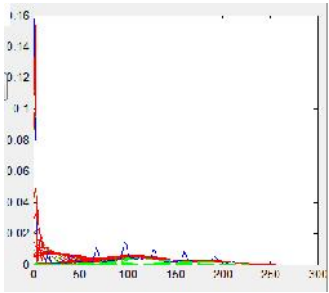
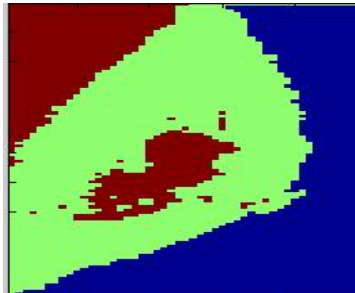
Tabel 5.3. Pengujian dengan jumlah Cluster, dengan citra uji citra2.bmp

Citra Asli	Jumlah Cluster	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
 <p style="text-align: center;">210 x 250 pixel</p>	3		
	4		
	5		

Tabel 5.3. Lanjutan

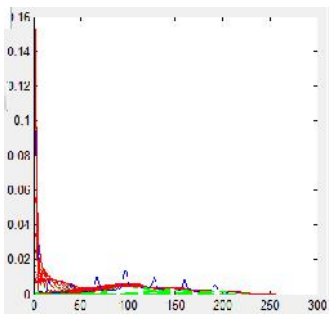
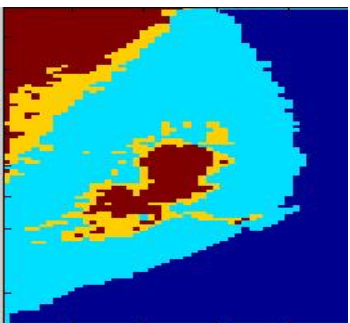
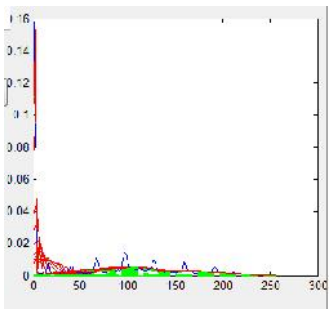
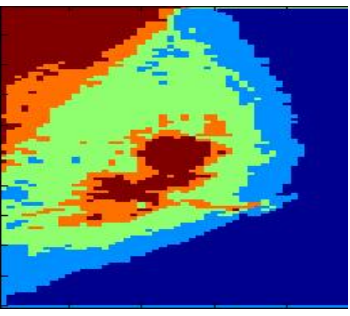
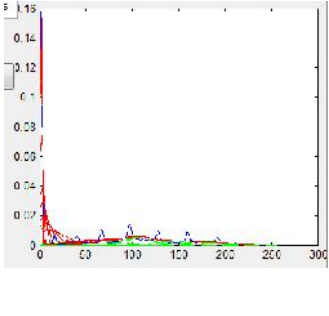
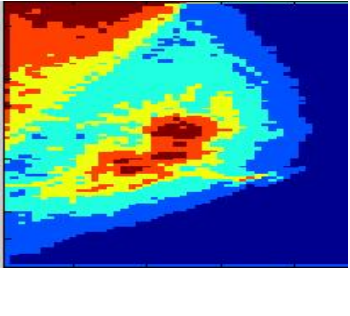
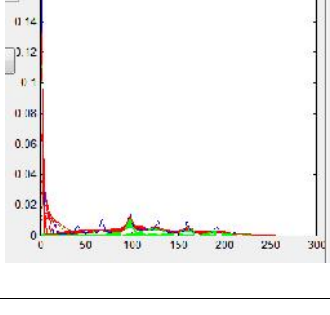
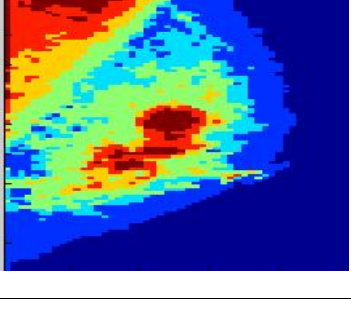
Citra Asli	Jumlah <i>Cluster</i>	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
	6		
	7		

Tabel 5.4. Pengujian dengan jumlah *Cluster*, dengan citra uji citra3.jpg

Citra Asli	Jumlah <i>Cluster</i>	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
 <p style="text-align: center;">200 x 310 <i>pixel</i></p>	3		

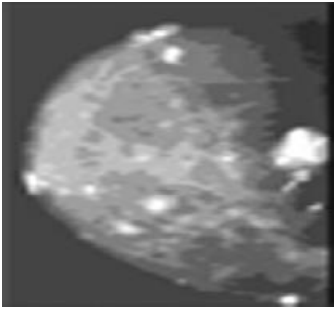
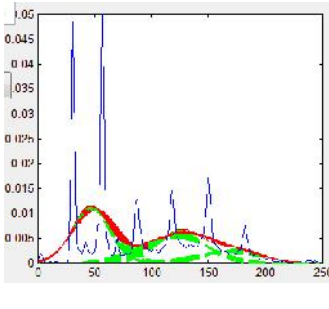
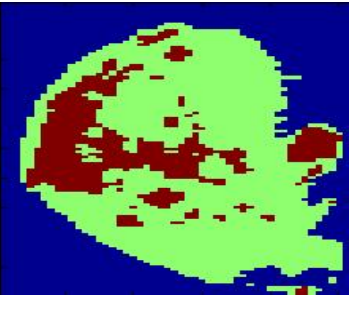
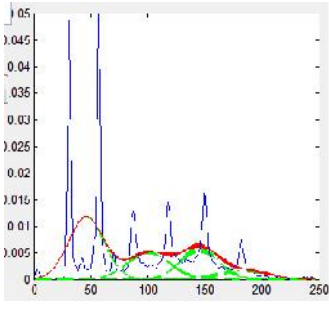
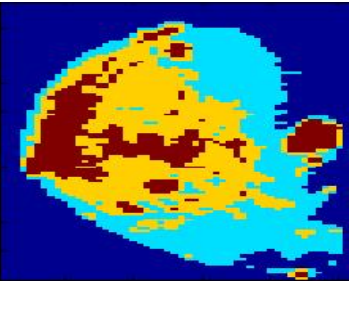
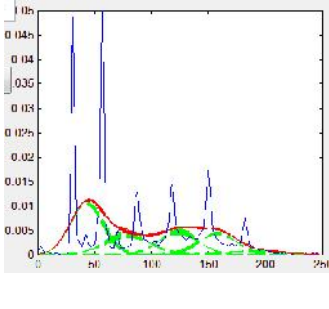
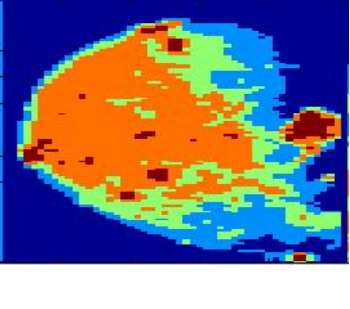
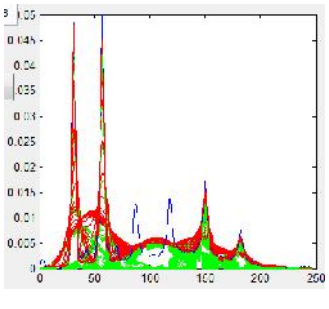
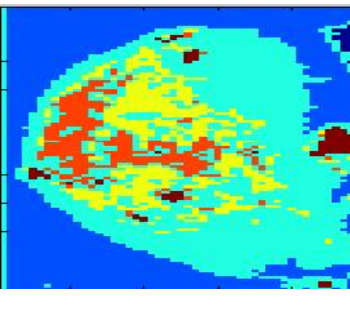


Tabel 5.4. Lanjutan

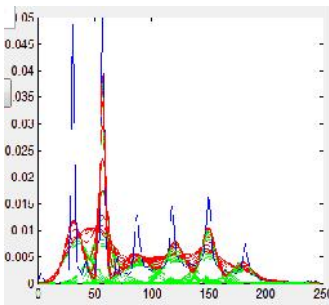
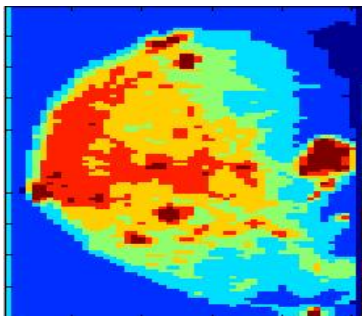
Citra Asli	Jumlah Cluster	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
	4		
	5		
	6		
	7		



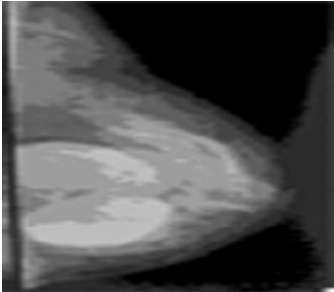
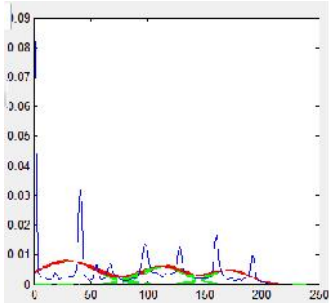
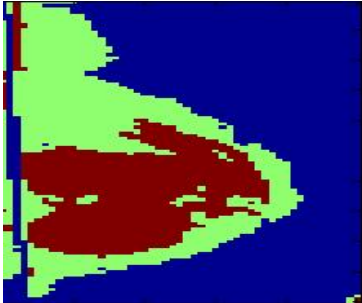
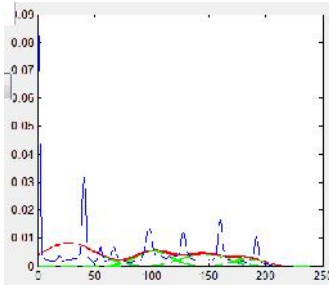
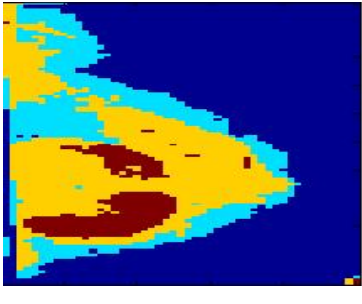
Tabel 5.5. Pengujian dengan jumlah *Cluster*, dengan citra uji citra4.jpg

Citra Asli	Jumlah <i>Cluster</i>	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
 <p>210 x 300 pixel</p>	3		
	4		
	5		
	6		

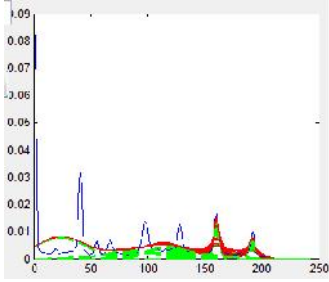
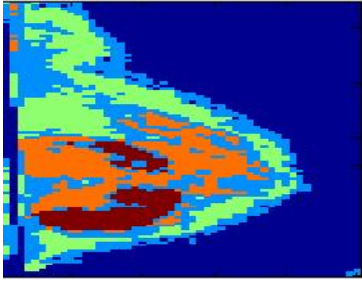
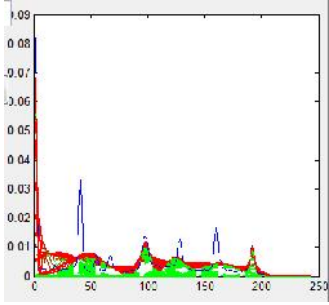
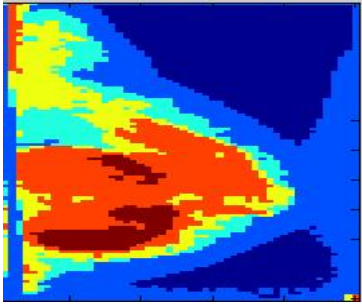
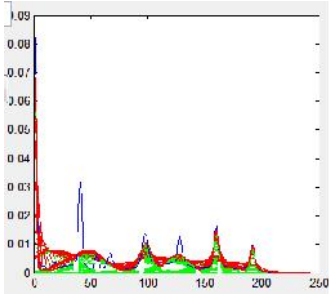
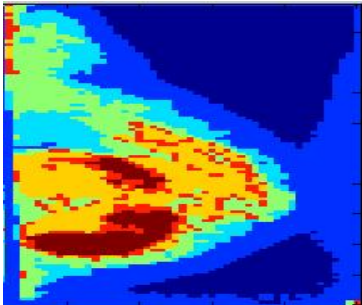
Tabel 5.5. Lanjutan

Citra Asli	Jumlah <i>Cluster</i>	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
	7		

Tabel 5.6. Pengujian dengan jumlah *Cluster*, dengan citra uji citra5.bmp

Citra Asli	Jumlah <i>Cluster</i>	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
 236 x 346 pixel	3		
	4		

Tabel 5.6. Lanjutan

Citra Asli	Jumlah Cluster	Histogram Hasil Segmentasi citra	Hasil Segmentasi citra
	5		
	6		
	7		

### 5.2.1.2. Pengujian *Blackbox*

Pengujian *Blackbox* akan menggambarkan apakah sistem dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan dan melihat kondisi yang terjadi apabila sistem dijalankan. Pengujian *Blackbox* dapat dilihat pada tabel 5.7. berikut ini:

Tabel 5.7. Pengujian Sistem dengan *Blackbox*

Deskripsi	Prosedur Pengujian	Masukan	Keluaran Yang Diharapkan	Kriteria Evaluasi Hasil	Hasil yang Didapat	Kesimpulan
Pengujian Menu	1. Klik Menu Browser	Citra <i>Mamografi (Grayscale)</i>	Muncul Citra dan info yang dipilih	Layar yang ditampilkan sesuai dengan yang diharapkan	Muncul Citra dan info yang dipilih	Diterima
	2. Klik Menu Histogram	Citra <i>Mamografi (Grayscale)</i>	Muncul Figure hasil Histogram Citra		Muncul <i>Figure</i> hasil Histogram Citra	Diterima
	3. Klik Menu EMSeg	Citra <i>Mamografi (Grayscale)</i>	Muncul Histogram hasil segmentasi, wait bar, dan Citra hasil Segmentasi		Muncul Histogram hasil segmentasi, <i>wait bar</i> , dan <i>Figure</i> Citra hasil Segmentasi	Diterima

### 5.2.1.3. Pengujian Dokter Radiologi

Pengujian ini merupakan pengujian berdasarkan pandangan Dokter Radiologi dalam mengenali area letak kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara. Setelah citra dilakukan segmentasi dengan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* maka Dokter akan membandingkan dengan citra asli yang belum dilakukan proses segmentasi dan menurut pandangan Dokter dapat ditentukan citra dengan *Cluster* berapakah yang memberikan hasil segmentasi yang baik sehingga lebih mudah dalam pengenalan area kankernya. Pengujian Dokter Radiologi ini dapat dilihat pada lembar Lampiran B.

## 5.2.2. Hasil Pengujian

Berdasarkan pengujian-pengujian yang dilakukan maka akan didapat hasil pengujian, hasil masing-masing pengujian yang telah dilakukan dapat dilihat seperti penjelasan dibawah ini.

### 5.2.2.1. Hasil Pengujian Jumlah *Cluster*

Berdasarkan pengujian jumlah *Cluster*, sistem mampu menampilkan segmentasi citra yang sesuai dengan jumlah *Cluster* yang di inputkan. Kemudian Sistem juga mampu mensegmentasi citra menjadi beberapa *Cluster* yang salah satunya merupakan *Cluster* yang diduga Area kanker payudara.

### 5.2.2.2. Hasil Pengujian *Blackbox*

Berdasarkan pengujian *Blackbox*, sistem sudah dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan yang diharapkan, baik dalam fungsi-fungsi menu yang ada dan tampilan-tampilan keluarannya.

### 5.2.2.3. Hasil Pengujian Dokter Radiologi

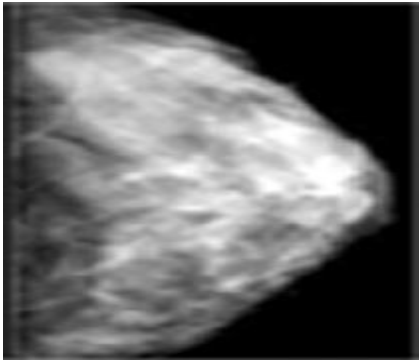
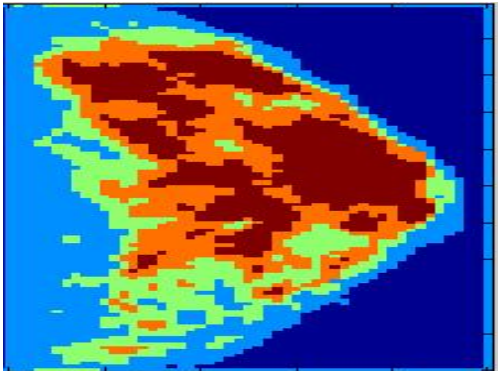
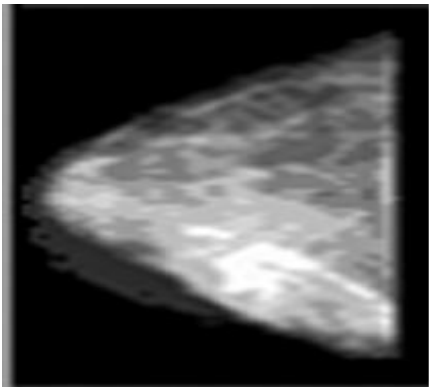
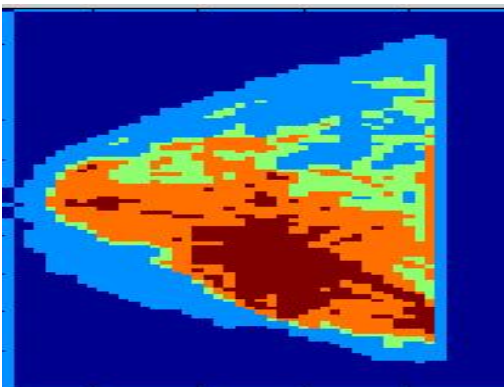
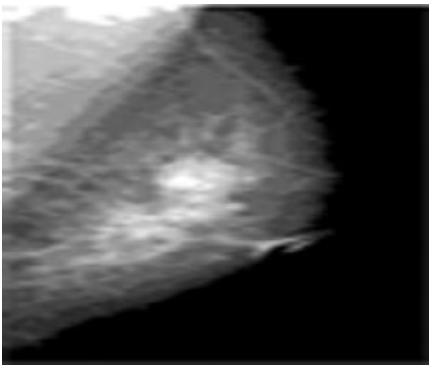
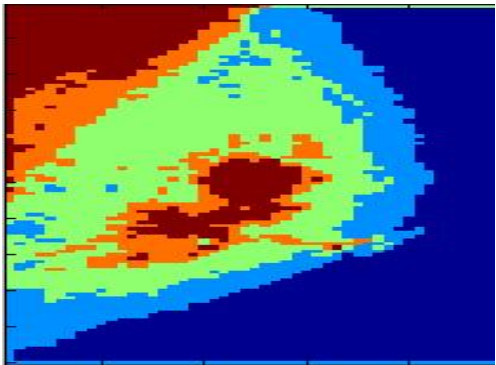
Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan oleh Dokter Radiologi pada citra *Mamografi* kanker payudara untuk mengenali area kanker maka didapat hasil bahwa untuk hasil segmentasi yang baik yaitu terdapat pada citra yang disegmentasi dengan jumlah *Cluster* 5, karena pembagian warna segmentasinya lebih baik sehingga dapat dilihat area kanker dan penyebarannya. Area kanker dengan warna merah tua dan penyebarannya dengan warna orange. Kemudian dilakukan Perhitungan persentase warna merah tua yang sebagai area kanker menggunakan rumus ROC 2.10 dan 2.11. membandingkan jumlah nilai matrik *pixel* pada citra asli *grayscale* yang area kankernya warna putih lebih berdensitas (*True positive* atau TP) dengan jumlah nilai matrik *pixel* pada citra yang telah dilakukan segmentasi dengan area kanker warna merah tua (*False positive* atau FP). Contoh perhitungan persentase Citra1.bmp sebagai berikut:

*True Positive* (TP) = 217 dan *False Positive* (FP) = 545

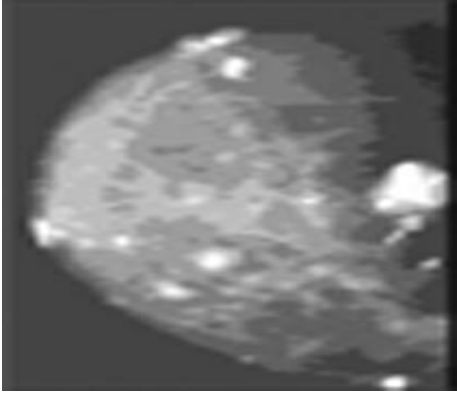
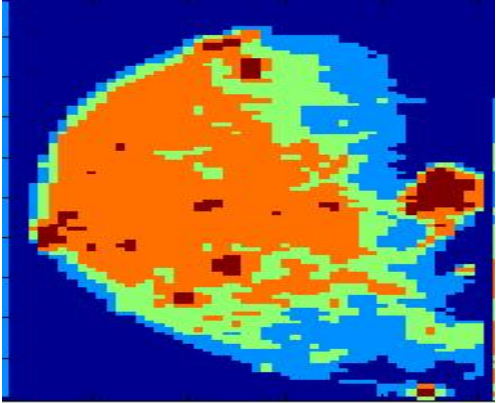
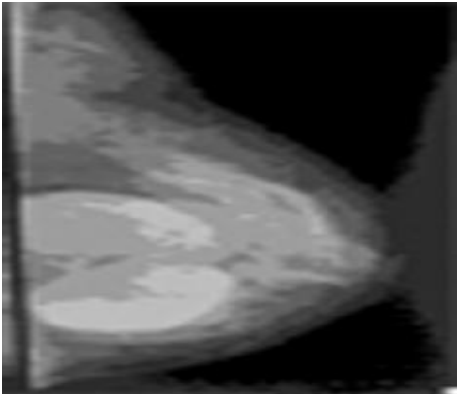
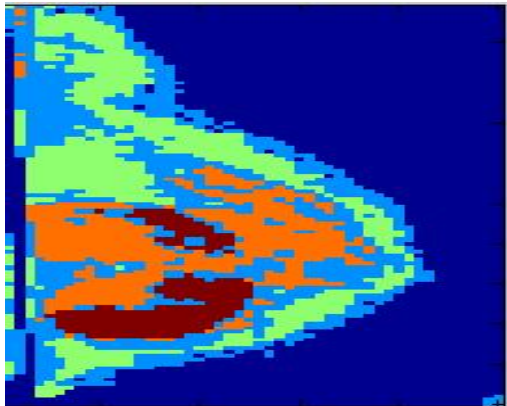
$$\frac{217}{545} \times 100\% = 39,81\%$$

Hasil segmentasi dan persentase dengan *Cluster* 5 dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 5.8. Hasil Segmentasi dengan *Cluster 5*.

Citra Asli	Hasil Segmentasi dengan <i>Cluster 5</i>
<p data-bbox="491 416 639 450">Citra1.bmp</p>  <p data-bbox="466 846 665 880">210 x 300 <i>pixel</i></p>	 <p data-bbox="1050 846 1161 880">39.81 %</p>
<p data-bbox="491 916 639 949">Citra2.bmp</p>  <p data-bbox="466 1373 665 1406">210 x 250 <i>pixel</i></p>	 <p data-bbox="1054 1357 1155 1391">28.06%</p>
<p data-bbox="501 1429 630 1462">Citra3.jpg</p>  <p data-bbox="466 1863 665 1897">200 x 310 <i>pixel</i></p>	 <p data-bbox="1054 1848 1155 1881">36.40%</p>

Tabel 5.8. Lanjutan Hasil Segmentasi dengan *Cluster 5*.

Citra Asli	Hasil Segmentasi dengan <i>Cluster 5</i>
<p data-bbox="501 418 636 452">Citra4.jpg</p>  <p data-bbox="466 880 671 913">210 x 300 <i>pixel</i></p>	 <p data-bbox="1054 875 1155 909">21.63%</p>
<p data-bbox="496 938 644 972">Citra5.bmp</p>  <p data-bbox="466 1397 671 1431">236 x 346 <i>pixel</i></p>	 <p data-bbox="1054 1393 1155 1426">26.38%</p>

### 5.2.3. Kesimpulan Pengujian

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan bahwa pengujian parameter masukan yang mempengaruhi hasil keluaran yang baik adalah dengan jumlah *Cluster* yang sesuai. Algoritma *Expectation Maximazation Segmentation* berhasil membagi citra menjadi beberapa *Cluster* berdasarkan jumlah *Cluster* yang dimasukkan dan dapat mensegmentasi citra menjadi beberapa *Cluster* yang diantaranya dapat menunjukkan pengenalan area kanker. Menurut pandangan Dokter Radiologi, segmentasi yang lebih mudah

dalam pengenalan area kanker terdapat pada *Cluster 5*, yaitu warna merah tua sebagai area kanker dan warna orange sebagai penyebarannya.



## **BAB VI**

### **PENUTUP**

#### **6.1. Kesimpulan**

Setelah melalui tahap analisa dan pengujian Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* pada citra *Mamografi* kanker payudara untuk pengenalan area kanker, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Setelah dilakukan pengujian, proses segmentasi menggunakan aplikasi Matlab dengan Algoritma *Expectation Maximization Segmentation* dapat membagi citra menjadi beberapa *Cluster* dan dari pembagian *Cluster* tersebut dapat mengidentifikasi pengenalan area kanker pada citra *Mamografi* kanker payudara.
2. Jumlah *Cluster* yang dimasukkan mempengaruhi hasil segmentasi dalam pengenalan area kanker payudara.
3. Dalam pengujian penelitian ini melakukan pengujian dengan jumlah *Cluster* yang berbeda, yaitu *Cluster* 3,4,5,6 dan 7.
4. Setelah dilakukan pengujian berdasarkan pandangan Dokter Radiologi, pengujian dengan jumlah *Cluster* untuk hasil keluaran segmentasi citra *Mamografi* kanker payudara yang baik terdapat pada jumlah *Cluster* 5. Area kanker dengan warna merah tua dan penyebarannya warna orange, dengan persentase warna merah tua sebagai area kanker yang berbeda pada range 21,61% -39,81%.

#### **6.2. Saran**

Penelitian ini masih memiliki banyak kekurangan. Untuk itu beberapa saran yang bisa diberikan berkaitan dengan laporan dan penelitian ini adalah:

1. Dalam penelitian ini masih menggunakan gambar atau citra yang didapat dari internet. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan

gambar atau citra *Mamografi* kanker payudara yang didapat dari rumah sakit, sehingga dapat dilihat hasil segmentasi yang lebih akurat.

2. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk mencoba menggunakan algoritma lain dalam mensegmentasi citra *Mamografi* kanker payudara, sehingga bisa dilakukan perbandingan algoritma yang lebih memberikan hasil segmentasi yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Borman, S. *The Expectation Maximization Algorithm A short tutorial*. 2004.
- Dempster, A.P., Laird, N.M., Rubin, D. B. *Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm*, Journal of Royal Statistics Society, Vol.39, 1977.
- Hartanto., Thomas W.D., Prasetyo, W.A. *Analisis dan Desain sistem dengan MATLAB*. Andi, Yogyakarta, 2003.
- Mardiana, L. *Kanker pada wanita*. Penerbit Penebar Swadaya, Bogor. 2004.
- Mulyadi, *Pengujian Hasil Template Matching Untuk Deteksi Posisi Mata Menggunakan Receiver Operating Characteristics (ROC)*, Jurusan Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh November-Surabaya, Politeknik Negeri Medan-Sumut. 2009.
- Munir, R. *Pengolahan Citra Digital*. Penerbit Informatika Bandung, Bandung. 2004.
- Murgasova, M. *Tutorial on Expectation-Maximization: Application to Segmentation of Brain MRI*. 2007.
- Mustapha, N., Jalali, M. *Expectation Maximization Clustering Algoritma for user Modeling in Web usage Mining system*, Faculty of Computer science and Information Technology, University Putra Malaysia. Vol.32. 2009.
- Nisman, W. A. *Lima Menit kenali payudara Anda*. Penerbit Andi, Yogyakarta. 2011.
- Nasser, S., Alkhadi, R. *A Modified Fuzzy K-means Clustering using Expectation Maximization*. University of Nevada Reno, Reno NV 89557, USA, hal 471. 2008.
- Paulus, E., Nataliani, N. *Cepat mahir GUI Matlab*. Penerbit Andi, Yogyakarta. 2007.
- Putra, D. *Pengolahan Citra Digital*. Penerbit Andi, Yogyakarta. 2010.
- Rahardjo, C.R., Herdiyeni, Y., Ardiansyah, F. *Metode cluster self-organizing map Untuk temu kembali citra*. Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor, Jawa Barat. 2008

Rennie, Jason D. M. *A Short tutorial on using Expectation Maximization with Mixture Models*, March 3, 2004 .

Salakhutdinov, R. *Optimization with EM and Expectation Conjugate Gradient*. University of Toronto, Canada. 2003

\_\_\_\_\_. , Data penderita kanker payudara di dunia. Diakses pada tanggal 13 Desember 2012 dari [<http://www.who.int/cancer/detection/braestcancer/en/index1.html>]. 2012.