

**ALGORITMA REKONSTRUKSI CITRA PADA *ELECTRICAL CAPACITANCE  
VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT)* UNTUK SISTEM PENCITRAAN  
TUBUH MANUSIA**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana Sains**

oleh

**AHMAD NOVIAN RAHMAN HAKIM  
0304020043**



**DEPARTEMEN FISIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS INDONESIA  
2008**

## LEMBAR PENGESAHAN

Nama : Ahmad Novian Rahman Hakim  
NPM : 0304020043  
Departemen : Fisika  
Peminatan : Fisika Medis dan Biofisika  
Tanggal Sidang : 4 Desember 2008  
Judul Skripsi : Algoritma Rekonstruksi Citra pada *Electrical Capacitance Volume Tomography* (ECVT) untuk Sistem Pencitraan Tubuh Manusia

Skripsi ini telah diperiksa dan disetujui oleh

**Dr. Warsito**

Pembimbing I

**Dwi Seno Kuncoro, M.Si**

Pembimbing II

**Prof. Dr. Djarwani S.S**

Penguji I

**Dr. Prawito**

Penguji II

**Dr. Supriyanto**

Penguji III

**Dr. Santoso Soekirno**  
Ketua Departemen Fisika



**UNIVERSITAS INDONESIA**

**ALGORITMA REKONSTRUKSI CITRA PADA ELECTRICAL  
CAPACITANCE VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT) UNTUK  
SISTEM PENCITRAAN TUBUH MANUSIA**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh  
Gelar Sarjana Sains**

**AHMAD NOVIAN RAHMAN HAKIM**

**0304020043**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
PROGRAM STUDI FISIKA  
PEMINATAN FISIKA MEDIS  
DEPOK  
DESEMBER 2008**

## HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

**Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,  
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk  
telah saya nyatakan dengan benar.**

**Nama : AHMAD NOVIAN RH**

**NPM : 0304020043**

**Tanda Tangan :**

**Tanggal :**

## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh :

Nama : AHMAD NOVIAN RH

NPM : 0304020043

Program Studi : Fisika Medis

Judul Skripsi : ALGORITMA REKONSTRUKSI CITRA PADA  
ELECTRICAL CAPACITANCE VOLUME  
TOMOGRAPHY (ECVT) PADA SISTEM  
PENCITRAAN TUBUH MANUSIA

**Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Fisika, Fakultas Matematika dan Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia**

### DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Dr. Warsito ( )

Pembimbing : Dwi Seno Kuncoro, Msi ( )

Penguji : Prof. Dr. Djarwani S.S ( )

Penguji : Dr. Prawito ( )

Penguji : Dr. Eng. Supriyanto, MSc ( )

Ditetapkan di : Depok

Tanggal :

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah rabbil'aalamiin. Segenap puja dan puji hanya milik Allah SWT semata, serta sholawat dan salam kepada Rasulullah SAW beserta keluarga. Penulisan skripsi ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Sains Jurusan Fisika pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia.

Penulis menyadari bahwa, selesainya skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dorongan dan doa yang tulus dari banyak pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan skripsi ini. Tanpa itu semua sangatlah sulit bagi penulis untuk menyelesaikan skripsi ini. Untuk itu penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Dr. Warsito selaku dosen pembimbing 1 yang telah membimbing penulis dalam segala hal baik dalam ilmu pengetahuan, nasehat, dorongan, semangat serta segala fasilitas yang telah diberikan dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Dwi Seno Kuncoro, Msi, selaku dosen pembimbing 2 yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberikan pengarahan, diskusi dan bimbingan serta persetujuan sehingga skripsi ini dapat selesai dengan baik.
3. Para penguji sidang, Prof. Dr. Djarwani S.S , Dr. Prawito, Dr. Eng. Supriyanto Suparno, MSc selaku penguji I, II dan III
4. CTECH Centre for Tomography Research PT EdWar Technology, tempat dimana penelitian ini dilaksanakan, mas Romadi dan mas Sulistyawan.
5. Seluruh dosen dan karyawan departemen Fisika atas segala ilmu dan bantuan teknis yang penulis peroleh selama menjadi mahasiswa Fisika UI.
6. Orang tua penulis, yang telah mengorbankan segalanya untuk diriku hingga bisa seperti ini.
7. Tim Edwar Rangers, Marlin, Sugi, Syamsul, Ira dan Neni. Tempat berbagi suka dan duka menjelang saat-saat eksekusi
8. Buat teman – teman fisika angkatan 2004. Fisika medis'04 dan '05.
9. Terima kasih untuk semua yang tidak bisa disebutkan disini

Semoga skripsi ini dapat berguna bagi siapa saja yang mengkajinya, serta dapat dikembangkan dan disempurnakan agar lebih bermanfaat untuk kepentingan orang banyak.

Tangerang, Desember 2008

Penulis



**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ahmad Novian Rahman Hakim

NPM : 0304020043

Program Studi : Fisika Medis

Departemen : Fisika

Fakultas : Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam

Jenis karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul :

**ALGORITMA REKONSTRUKSI CITRA PADA ELECTRICAL  
CAPACITANCE VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT) UNTUK SISTEM  
PENCITRAAN TUBUH MANUSIA**

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada tanggal : 6 Desember 2008

Yang menyatakan

(Ahmad Novian Rahman Hakim )

Nama : Ahmad Novian Rahman Hakim  
Program studi : Fisika  
Judul skripsi : Algoritma Rekonstruksi Citra pada Electrical Capacitance  
Volume Tomography (ECVT) untuk Sistem Pencitraan  
Tubuh Manusia

## ABSTRAK

Telah dilakukan proses rekonstruksi citra dengan menggunakan objek bagian tubuh manusia berupa lengan menggunakan sistem *Electrical Capacitance Volume Tomography* (ECVT). Metode rekonstruksi menggunakan algoritma *Linear Back Projection* (LBP), *Landweber Equation* (ILBP) dan *Neural Network Multi-criterion Optimization image Reconstruction technique* (NN-MOIRT). Dari hasil rekonstruksi dihasilkan citra berupa lengan secara sederhana dan dilakukan perbandingan antara ketiga metode rekonstruksi tersebut. Metode NN-MOIRT menghasilkan hasil pencitraan yang lebih baik dibandingkan metode LBP dan ILBP. Proses rekonstruksi dilakukan dengan menggunakan software MATLAB R2007b

Kata kunci : ECVT, Rekonstruksi citra, LBP, ILBP, NN-MOIRT, MATLAB R2007b

Name : Ahmad Novian Rahman Hakim  
Program study : Fisika  
Title of essay : *Image Algorithm Reconstruction on Electrical Capacitance  
Volume Tomography (ECVT) for Human Body Imaging System*

### **ABSTRACT**

An attempt to image human body arm using *Electrical Capacitance Volume Tomography* (ECVT) system has been done. We used reconstruction method as *Linear Back Projection* (LBP), *Landweber Equation* (Iterative Linear Back Projection, ILBP) and *Neural Network Multi-criterion Optimization image Reconstruction technique* (NN-MOIRT) algorithms. The results from image reconstruction showed a possibility of human arm imaging with different image reconstruction. NN-MOIRT algorithm method results performed better image compared to LBP and ILBP methods. Image reconstruction process was conducted using MATLAB R2007b software.

Keywords : ECVT, Image Reconstruction, LBP, ILBP, NN-MOIRT, MATLAB R2007b

**LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING**

**UNTUK JUDUL DAN ABSTRAK**

**DALAM BAHASA INGGRIS**

Depok, Desember 2008

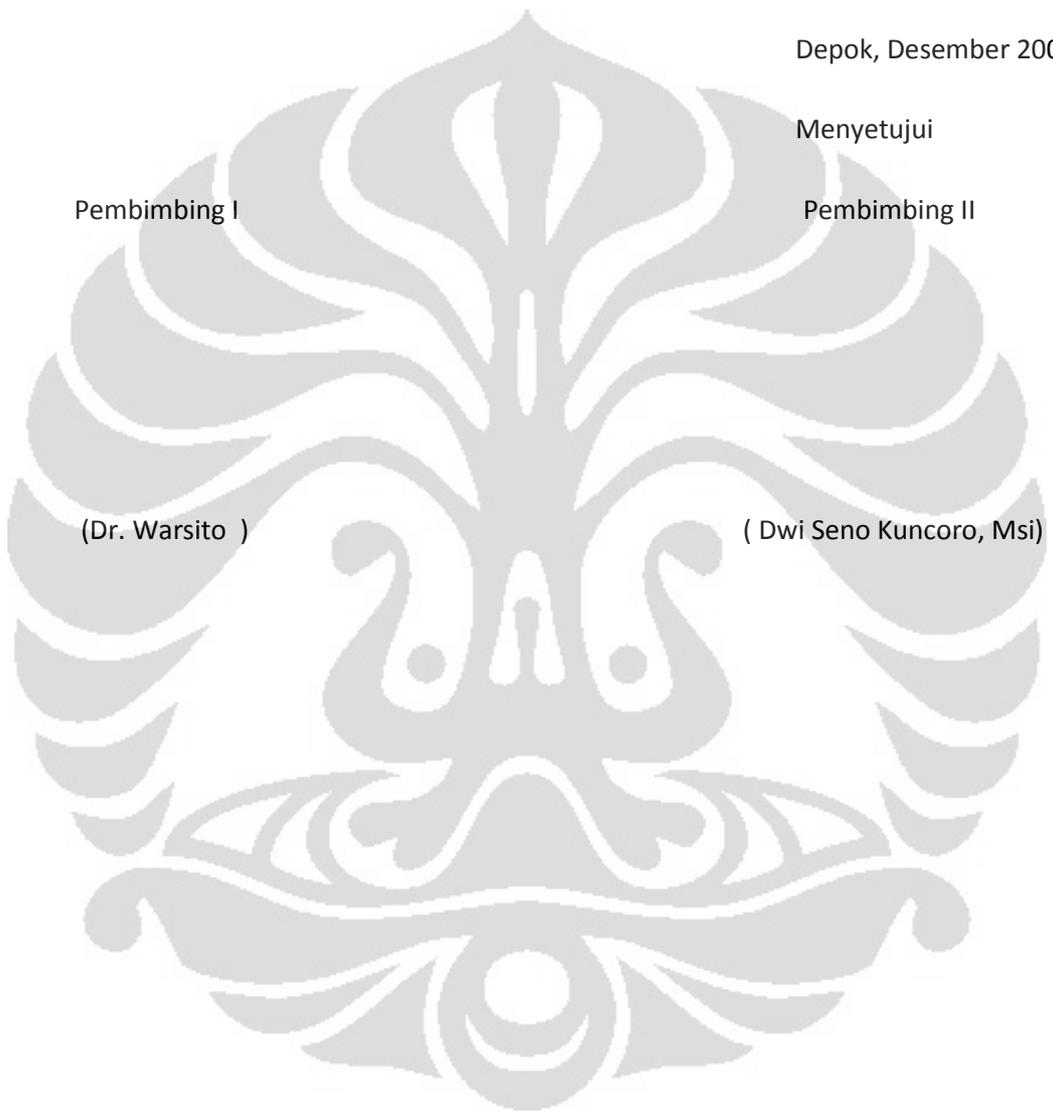
Menyetujui

Pembimbing I

Pembimbing II

(Dr. Warsito )

( Dwi Seno Kuncoro, Msi)



# DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL .....	i
HALAMAN ORISINALITAS .....	ii
LEMBAR PENGESAHAN .....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH .....	vi
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	viii
LEMBAR PERSETUJUAN ABSTRACT .....	ix
DAFTAR ISI .....	x
DAFTAR TABEL .....	xii
DAFTAR GAMBAR .....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xvi
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	2
1.3 Batasan Masalah .....	2
1.4 Tujuan Penelitian .....	3
1.5 Metodologi Penelitian.....	3
1.6 Sistematika Penulisan .....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	5
2.1 Tomografi .....	5
2.1.1 Review Tomografi.....	7
2.2 <i>Electrical Capacitance Volume Tomography (ECVT)</i> .....	9
2.2.1 Sistem ECVT.....	9
2.2.2 Kapasitans dalam ECVT .....	10
2.2.3 Sensitivitas Matriks .....	12
2.3 Rekonstruksi Citra ECVT .....	12
2.3.1 Problema Maju .....	13
2.3.2 Problema Inversi.....	13
2.4 Metode Rekonstruksi Citra .....	14
2.4.1 Linear Back Projection (LBP) .....	14

2.4.2 Metode Iterasi ( <i>Landweber Equation</i> ).....	16
2.4.3 Metode <i>Neural Network Multicreation Optimization Image Reconstruction Technique</i> .....	18
2.4.3.1 Multi-criterion.....	18
2.4.3.2 Solusi dengan <i>Hopfield Dynamic</i> .....	21
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	25
3.1 Metode Simulasi .....	25
3.1.1 Desain Sensor.....	25
3.1.2 Sensitivitas Matriks.....	26
3.2 Metode Eksperimen .....	27
3.2.1 Pengambilan Data Kapasitans.....	27
3.2.2 Rekonstruksi Citra .....	28
3.2.2.1 Metodologi Linear Back Projection (LBP).....	28
3.2.2.2 Metode Landweber Equation.....	29
3.2.2.3 Metode Neural Network .....	32
<b>BAB IV HASIL EKSPERIMEN DAN PEMBAHASAN</b> .....	34
4.1 Hasil Sensitivitas Matriks .....	34
4.2 Sensor ECVT 8 Elektroda.....	35
4.3 Proses Rekonstruksi.....	36
4.3.1 Kalibrasi ECT .....	36
4.3.2 Objek Percobaan .....	37
4.3.2.1 Verifikasi.....	38
4.3.3 Linear Back Projection .....	41
4.3.4 Landweber Equation .....	44
4.3.5 NN-MOIRT.....	48
4.3.6 Pembahasan dan Perbandingan Citra.....	51
<b>BAB V PENUTUP</b> .....	55
5.1 Kesimpulan .....	55
5.2 Saran .....	55
<b>DAFTAR REFERENSI</b> .....	56
<b>LAMPIRAN A</b> .....	58
<b>LAMPIRAN B</b> .....	59
<b>LAMPIRAN C</b> .....	60

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Tipe tomografi berdasarkan fenomena fisika .....	6
---	---



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	Sistem tomografi ECVT .....	9
Gambar 2.2.	Prinsip Tomografi Kapasitansi 2 dimensi.....	11
Gambar 2.3.	Back Projection .....	15
Gambar 2.4	Metode LBP .....	15
Gambar 2.5.	Iterasi Landweber.....	16
Gambar 2.6	Metode Hopfield <i>Network Evolution</i> .....	21
Gambar 3.1.	Desain sensor ECVT .....	25
Gambar 3.2.	Subdomain Setting .....	26
Gambar 3.3.	Langkah simulasi rekonstruksi metode LBP .....	28
Gambar 3.4.	Langkah simulasi rekonstruksi metode Landweber.....	30
Gambar 4.1.	Hasil distribusi sensitivitas matriks .....	34
Gambar 4.2.	Sensor ECVT 8 elektroda.....	35
Gambar 4.3.	Perangkat ECVT dalam proses rekonstruksi citra .....	36
Gambar 4.4.	Hasil kalibrasi.....	37
	Gambar 4.3 (a) Hasil kalibrasi pertama .....	37
	Gambar 4.3 (b) Hasil kalibrasi kedua .....	37
Gambar 4.5	Hasil Rekonstruksi .....	37
	Gambar 4.4 (a) full air.....	37
	Gambar 4.4 (b) udara .....	38
Gambar 4.6	Ilustrasi verifikasi hasil citra sensor dengan menggunakan bola...38	
Gambar 4.7	Hasil verifikasi citra sensor dengan menggunakan bola metode Landweber.....	39
Gambar 4.8	Hasil verifikasi citra sensor dengan menggunakan bola metode NN-MOIRT.....	40
Gambar 4.9	Hasil rekonstruksi air yang ditempatkan udara ditengahnya ( diberikan ruang kosong) .....	41
Gambar 4.10	Hasil rekonstruksi LBP	
	Gambar 4.10 (a) Objek lengan yang ingin diukur .....	42
	Gambar 4.10 (b) Proses Pengukuran .....	42
	Gambar 4.10 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode LBP .....	42

Gambar 4.11	Hasil rekonstruksi LBP	
	Gambar 4.11 (a) Objek lengan yang ingin diukur .....	43
	Gambar 4.11 (b) Proses Pengukuran .....	43
	Gambar 4.11 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode LBP .....	43
Gambar 4.12.	Hasil rekonstruksi air yang ditempatkan udara ditengahnya ( diberikan ruang kosong .....	44
Gambar 4.13	Hasil rekonstruksi ILBP	
	Gambar 4.13 (a) Objek lengan yang ingin diukur .....	45
	Gambar 4.13 (b) Proses Pengukuran .....	45
	Gambar 4.13 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode Landweber.....	45
Gambar 4.14	Hasil rekonstruksi ILBP	
	Gambar 4.14 (a) Objek lengan yang ingin diukur .....	46
	Gambar 4.14 (b) Proses Pengukuran .....	46
	Gambar 4.14 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode Landweber.....	46
Gambar 4.15.	Hasil rekonstruksi NN-MOIRT .....	48
	Gambar 4.15 (a) Objek lengan yang ingin diukur .....	48
	Gambar 4.15 (b) Proses Pengukuran .....	48
	Gambar 4.15 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT.....	48
Gambar 4.16.	Hasil rekonstruksi NN-MOIRT .....	49
	Gambar 4.16 (a) Objek lengan yang ingin diukur .....	49
	Gambar 4.16 (b) Proses Pengukuran .....	49
	Gambar 4.16 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT.....	49
Gambar 4.17.	Hasil rekonstruksi NN-MOIRT posisi pertama .....	51
	Gambar 4.17 (a) Hasil rekonstruksi dengan metode LBP .....	51
	Gambar 4.17 (b) Hasil rekonstruksi dengan metode ILBP .....	51
	Gambar 4.17 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT.....	51
Gambar 4.18.	Hasil rekonstruksi NN-MOIRT posisi kedua.....	52
	Gambar 4.17 (a) Hasil rekonstruksi dengan metode LBP .....	52
	Gambar 4.17 (b) Hasil rekonstruksi dengan metode ILBP .....	52
	Gambar 4.17 (c) Hasil rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT.....	52

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A .....	58
Lampiran B .....	59
Lampiran C .....	60



# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Pencitraan dalam dunia medis sangat memiliki peran khusus dalam hal diagnostik. Teknologi pencitraan digunakan sebagai teknologi melihat ‘tembus pandang’ dalam mendiagnosa penyakit maupun sebelum melakukan operasi, karenanya pencitraan menjadi hal penting dalam setiap peralatan medis seperti CT-Scan, MRI, PET/SPECT, Ultrasonografi(USG). Dalam hal ini, kebutuhan untuk melihat bagian dalam objek pada tubuh manusia secara non-invasive (tanpa merusak) dan non-intrusive (tanpa memasukkan alat) sangat dibutuhkan.

Pada saat ini, alat-alat pencitraan atau pemindai tubuh itu sendiri masih banyak yang menggunakan sistem radioisotop dan x-ray yang memberikan dampak negatif (radiasi) bila dalam penggunaannya melebihi prosedur yang ditetapkan. Sementara sistem nonradioisotop seperti MRI dan USG menelan biaya besar dalam proses produksinya sehingga dalam tataran teknis, hanya kalangan atas yang menikmatinya. Seiring dengan kebutuhan pasien yang semakin meningkat dalam menggunakan sistem pencitraan ini, maka dibutuhkan sistem pencitraan atau pemindai tubuh manusia yang aman (nonradioisotop), efektif (berteknologi canggih dan akurat), efisien (daya produksi murah) sehingga terjangkau untuk semua kalangan. Dari kebutuhan itu semua, saat ini tengah dikembangkan sistem pemindai tubuh manusia yaitu *Electrical Capacitance Volume Tomography* (ECVT) yang sudah banyak digunakan dalam proses industri dan dapat menghasilkan citra yang memuaskan.

ECVT adalah sistem yang berbasis perhitungan nilai kapasitansi dari sensor multi-elektroda yang mengelilingi sebuah ruangan sensor (gantry) yang bentuknya bisa sembarang yang didalamnya mengandung material yang berbeda permitivitasnya. Distribusi permitivitas kemudian direkonstruksi dengan menggunakan algoritma yang sesuai untuk menghasilkan hasil citra. Sistem ECvT saat ini sedang menuju generasi ketiga yang salah satu kegunaannya dapat

berfungsi sebagai sistem pemindai tubuh manusia. Banyak tahapan yang harus dilewati menuju terwujudnya sistem generasi ketiga tersebut karena ECVT dalam proses industri berbeda dengan pada proses medis, khususnya dalam nilai permitivitas objek serta sensitivitas alat terhadap objeknya. Oleh karena itu dalam tahapan ini dibutuhkan algoritma rekonstruksi citra ECVT untuk menghasilkan citra dengan objek tubuh manusia. ECVT sendiri menggunakan banyak algoritma rekonstruksi citra dalam memproses distribusi permitivitas dan perhitungan kapasitansi yaitu *Linier Back Projection (LBP)*, *Singular Value Decomposition (SVD)*, *Landweber Equation / Iterative Linier Back Projection (ILBP)*, serta *Neural Network Multi Criteria Optimization Image Reconstruction (NN-MOIRT)*. ECVT juga mempunyai potensi untuk dikembangkan menjadi sebuah perangkat pencitraan medis pada tubuh manusia.

## **1.2 Perumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah di atas maka dalam penelitian Tugas Akhir ini pokok-pokok permasalahannya adalah apakah *Electrical Capacitance Volume Tomography (ECVT)* dapat diaplikasikan untuk *human body imaging* secara sederhana dengan menggunakan algoritma rekonstruksi citra LBP, Landweber Equation (ILBP) dan NN-MOIRT. Penelitian ini merupakan penelitian pertama untuk mencoba pengembangan ECVT guna melakukan pencitraan jaringan tubuh manusia.

## **1.3 Batasan Masalah**

Dalam penelitian ini, masalah yang akan diteliti dibatasi sesuai judul yang diajukan. Judul yang diajukan adalah “Algoritma Rekonstruksi Citra pada Electrical Capacitance volume Tomography untuk Sistem Pencitraan Tubuh Manusia”. Penelitian dilakukan melalui simulasi program yang dilakukan menggunakan program MATLAB R2007b dan COMSOL Multiphysics Ver.34. Hasil pengukuran kapasitansi dilakukan menggunakan sensor beserta objek tubuh manusia di dalamnya, kemudian direkonstruksi dalam algoritma metode LBP, ILBP dan NN-MOIRT pada program MATLAB R2007b.

#### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem ECVT untuk pemindai tubuh manusia, dengan batasan membandingkan hasil algoritma rekonstruksi pada ECVT yang digunakan untuk pencitraan tubuh manusia, dengan :

1. Melakukan studi tentang sistem *Electrical Capacitance Volume Tomography* (ECVT)
2. Melakukan studi tentang algoritma teknik rekonstruksi citra metode LBP, ILBP dan NN-MOIRT pada ECVT
3. Mempelajari pembuatan desain sensor dan sensitivitas matriks pada ECVT
4. Mempelajari prinsip rekonstruksi citra dengan program MATLAB R2007b.

#### 1.5 Metodologi Penelitian

Metode penelitian terdiri dari beberapa tahap antara lain :

a. Studi Kepustakaan

Studi kepustakaan digunakan penulis untuk memperoleh teori-teori dasar sebagai sumber penulisan skripsi. Informasi dan pustaka yang berkaitan dengan masalah ini diperoleh dari literatur, penjelasan yang diberikan dosen pembimbing, rekan-rekan mahasiswa, internet dan buku-buku yang berhubungan dengan tugas akhir penulis

b. Simulasi dan eksperimen

Simulasi dilakukan untuk membuat desain sensor dan sensitivitas matriks, kemudian mengukur kapasitansi pada sensor tanpa objek serta dengan objek, setelah itu dilakukan proses rekonstruksi dengan algoritma LBP, ILBP dan NN-MOIRT.

## **1.6 Sistematika Penulisan**

Sistematika pada penulisan ini dibagi menjadi 5 bab, yang masing-masing terdiri dari beberapa sub-bab untuk mempermudah penjelasan. Penulisan bab-bab dilakukan sebagai berikut:

### **BAB I. PENDAHULUAN**

Pada bab ini merupakan penjelasan secara umum yang menjelaskan latar belakang permasalahan, pembatasan masalah yang ingin diselesaikan, tujuan penelitian, metodologi penelitian, serta sistematika penulisan.

### **BAB II. TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab ini penulis menguraikan pengertian dan review mengenai tomografi, serta pembahasan mengenai teori ECVT.

### **BAB III. METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini berisi tahapan-tahapan untuk memperoleh hasil yang diinginkan.

### **BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Hasil eksperimen yang dilakukan dijelaskan dalam bab ini, serta penjelasan mengenai hasil yang telah dicapai.

### **BAB V. PENUTUP**

Setelah mendapatkan hasil dan membahasnya, maka pada bab ini penulis menarik kesimpulan terhadap modul yang telah dibuat, ditambahkan saran-saran yang berguna untuk pengembangan sistem lebih lanjut.

## BAB 2

### TINJAUAN PUSTAKA

Dalam Bab ini akan dijelaskan tinjauan pustaka yang berisi pemaparan mengenai tomografi dan reviewnya, dasar rekonstruksi citra, sistem alat *Electrical Capacitance Volume Tomography* (ECVT) dan juga proses rekonstruksi citra dari ECVT.

#### 2.1 Tomografi

Secara bahasa, Tomografi berasal dari kata '*Tomos*' yang berarti *slice* atau potongan dan '*Graphia*' yang berarti penggambaran (Warsito, 2005). Tomografi merupakan sistem atau alat yang memiliki fungsi untuk melihat bagian dalam suatu objek berupa *slices* (potongan-potongan). Tomografi sebagai teknologi mampu menggambarkan obyek secara cepat dan mudah. Selain mudah juga dapat memberikan informasi lengkap dalam menggambarkan keadaan benda. Kelengkapan informasi didapat dengan semakin banyaknya informasi yang tergambar dalam struktur psikologis obyek. Baik struktur internal maupun struktur eksternalnya seperti suhu, kandungan air, dan lain-lain. Dengan kelebihan yang dimiliki tersebut, tomografi banyak dikembangkan khususnya dalam bidang industri dan medis.

Dalam dunia medis, tomografi erat kaitannya dengan teknologi pencitraan yang digunakan sebagai teknologi melihat 'tembus pandang' untuk mendiagnosa penyakit maupun sebelum melakukan operasi, karenanya hal ini menjadi sangat penting. Kebutuhan untuk melihat bagian dalam objek pada tubuh manusia dilakukan secara non-invasive (tanpa merusak) dan non-intrusive (tanpa memasukkan alat). Prinsip dasarnya adalah pasien dipindai dengan memberikan radiasi dan kemudian interaksi radiasi dengan tubuh pasien diukur. Ada beberapa teknik dalam pencitraan medis dan masing-masing memiliki karakteristik sendiri. Perbedaan paling mendasar untuk pasien adalah letak sumber di luar atau di

dalam, radioisotop atau non radioisotop dan lainnya. Tomografi sebagai alat pencitraan medis memiliki beberapa macam tipikal yaitu yang umum dipakai adalah CT-Scan, MRI, PET/SPECT, Ultrasonografi (USG).

Sistem tomografi pertama yaitu tomografi konvensional adalah pada pencitraan sinar-X. Pencitraan pada sinar-X adalah menembakkan sumber sinar x melewati tubuh pasien dengan meletakkan film dibelakangnya selama pemaparan. Hasilnya, struktur pada bidang focal akan tajam, sementara struktur di bidang lain akan tampak blur. Dengan memodifikasi arah dan mengurangi pergerakan, operator dapat memilih bidang focal yang berbeda yang mengandung struktur yang diinginkan. Namun kini pencitraan sinar x telah memasuki era komputer, yaitu *computer-assisted technique*, yang dikenalkan oleh Alessandro Vallebona, sangat berguna dan terbukti dalam mengurangi masalah superimposisi dari struktur pada bayangan radiografi.

Tomografi modern menyertakan data proyeksi dari berbagai arah dan memasukkan data tersebut kedalam proses rekonstruksi tomografi dengan computer. Berbagai macam tipe dari sinyal akuisisi dapat digunakan pada perhitungan algoritma yang sama dengan tujuan menghasilkan citra tomografi. Sampai dengan tahun 2005, tomografi terbagi beberapa berdasarkan fenomena fisika (Wikipedia, 2008):

Fenomena Fisika	Tipe Tomografi
Sinar-X	CT
Sinar Gamma	SPECT
Anihilasi electron-positron	PET
Resonansi magnetic inti	MRI
Ultrasonik	USG

**Tabel 2.1.** Tipe tomografi berdasarkan fenomena fisika

Beberapa perkembangan terkini menggunakan integrasi fenomena fisika, misal Sinar-X untuk CT dan angiografi, kombinasi CT/MRI dan kombinasi

CT/PET. Pada tomografi, terdapat beberapa algoritma rekonstruksi. Algoritma tersebut terbagi menjadi dua cakupan yaitu *Filter back projection* (FBP) dan *Iterative Construction* (IR). Kedua teknik ini sama-sama memiliki akurasi dan waktu komputasi yang baik. FBP membutuhkan waktu komputasi sedikit, sementara IR menghasilkan sedikit artifact (kesalahan pada rekonstruksi) namun dengan waktu komputasi tinggi.

### 2.1.1 Review Tomografi

Proses tomografi pertama kali dalam tubuh manusia tanpa harus melakukan operasi berhasil setelah ditemukan Sinar-X oleh Rontgen pada tahun 1895. Sinar-X mampu menembus jaringan tubuh manusia dan membuat tubuh manusia yang tidak tembus cahaya menjadi 'transparan'. Film hasil Rontgen yang merupakan citra bayangan (proyeksi) dari obyek yang dikenai Sinar-X pada prinsipnya sama dengan sebuah bayangan obyek yang terbuat dari kaca pada pencahayaan dengan sinar matahari. Sifat ini dimanfaatkan di dunia kedokteran khususnya untuk melakukan visualisasi struktur tulang dan jaringan lainnya terhadap tubuh pasien untuk keperluan diagnosa.

Diagnosa berdasarkan citra proyeksi langsung dengan Sinar-X dipakai di dunia kedokteran dan juga aplikasi lain untuk melakukan inspeksi tak merusak (*nondestructive testing*) selama hampir 100 tahun hingga ditemukannya teknologi pencitraan yang tidak hanya menghasilkan gambar bayangan, tetapi mampu melakukan rekonstruksi citra dalam obyek, seolah-olah seperti foto tembus ke dalam obyek. Teknologi ini disebut tomografi komputasi (*Xray Computed Tomography* (CT Scan) yang ditemukan pertama oleh G.N. Hounsfield (Inggris) pada tahun 1972. Alat yang dibuat oleh Hounsfield sebagian didasarkan pada logaritma matematika untuk melakukan rekonstruksi citra penampang dalam sebuah obyek yang disinari dari berbagai arah, yang dikembangkan oleh A.M. Cormack satu dekade sebelumnya. Secara sederhana, pencitraan CT didasarkan pada formulasi matematis yang menyatakan bahwa apabila sebuah obyek 'dilihat' dari berbagai arah, gambar (citra) penampang

dalam boyek tersebut bias dihitung (atau "direkonstruksi"). Dengan demikian metode CT bisa dipisahkan menjadi dua proses: 1. Pengambilan data proyeksi melalui penyinaran dan pendeteksian Sinar-X dari berbagai penjuru, 2. Proses rekonstruksi untuk memperoleh citra penampang obyek

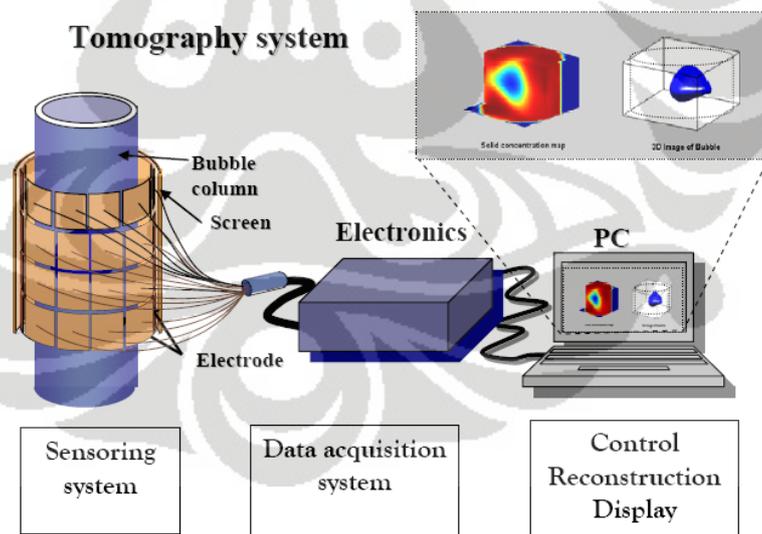
Hampir bersamaan dengan ditemukannya CT Scan, berbagai teknologi pencitraan menggunakan mode lain juga dikembangkan untuk aplikasinya di dunia kedokteran seperti misalnya *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), radiasi partikel nuklir (*positron emission tomography* (PET)), dan juga pencitraan dengan gelombang akustik dan ultrasonik. Berbeda dengan CT Scan, pencitraan dengan MRI dilakukan dengan penerapan medan magnet yang sangat kuat (hingga 1.5 tesla, sekitar 30.000 kali kekuatan medan magnet bumi) terhadap tubuh pasien.

Dengan medan magnet dari luar tersebut berbagai inti atom yang mempunyai sifat "*magnetic moment*" yang terdapat dalam tubuh pasien akan memancarkan signal frekwensi radio (rf). Signal rf ini kemudian dideteksi dengan detektor rf dan direkonstruksi untuk mendapatkan peta konsentrasi atom tersebut. Sifat *magnetic moment* berbeda antara atom yang satu dengan yang lain, sehingga struktur jaringan tubuh pasien yang normal akan memberikan respon yang berbeda dengan jaringan yang terkena kanker. Sehingga sifat ini bisa digunakan untuk melakukan studi dan diagnosa terhadap kondisi fisiologi pasien. Positron emission tomography (PET) juga dikembangkan dalam waktu yang hampir bersamaan pula dengan CT dan MRI. Prinsip PET adalah dengan melakukan pendeteksian terhadap photon yang ipancarkan pada peristiwa anihilasi antara positron dan elektron dari radionuklida yang diinjeksikan kedalam tubuh pasien. Rekonstruksi terhadap data yang diperoleh dengan detektor sinar alpha akan menghasilkan peta tiga dimensi aktifitas anihilasi tersebut yang bias dimanfa'atkan untuk membedakan aktifitasfisiologi antara jaringan yang normal dan yang mengalami perubahan menjadi kanker (Warsito, 2005).

## 2.2 *Electrical Capacitance Volume Tomography (ECVT)*

*Electrical Capacitance Volume Tomography* atau ECVT merupakan metode untuk menentukan distribusi permitivitas dielektrik secara volumetrik dari objek yang berada di dalam interior yang dilingkupi oleh sensor dengan menggunakan prinsip pengukuran kapasitansi. ECVT pertama dikembangkan oleh Warsito dkk pada tahun 2007 (Warsito, 2007). Ide pertamanya dikembangkan sejak tahun 2003 (Warsito, 2003). Prinsip ECVT agak berbeda dengan teknis tomografi secara umum, di mana ECVT tidak berbasis pada proyeksi garis seperti CT sinar-X maupun MRI melainkan pengukuran kapasitansi volumetrik seluruh medium tiga dimensi yang dilingkupi oleh sensor kapasitansi. Ruang tiga dimensi yang merupakan domain terukur di dalam ECVT juga tidak harus berbentuk silinder sebagaimana sistem tomografi umumnya, akan tetapi bisa berupa ruangan sembarang atau bahkan ruangan terbuka yang bisa dijangkau oleh medan listrik statis yang diciptakan oleh elektroda dari sensor yang bisa dibuat bermacam-macam bentuk.

### 2.2.1 Sistem ECVT



**Gambar 2.1** Sistem Tomografi ECVT

Sistem ECVT terbagi menjadi tiga komponen dasar yaitu : sensor kapasitansi, elektronik sensing untuk akuisisi data dan sistem komputer untuk rekonstruksi image, interpretasi dan tampilan. Kapasitansi sensor terdiri dari beberapa elektroda yang dilokasikan disekeliling objek (gambar 2.1). Pada ECVT, N sistem elektroda memberikan  $N(N-1)/2$  pengukuran secara independent. Kapasitansi yang diukur adalah fungsi dari konstanta dielektrik (permitivitas) yang mengisi ruangan antara pasangan elektroda.

### 2.2.2 Kapasitans dalam ECVT

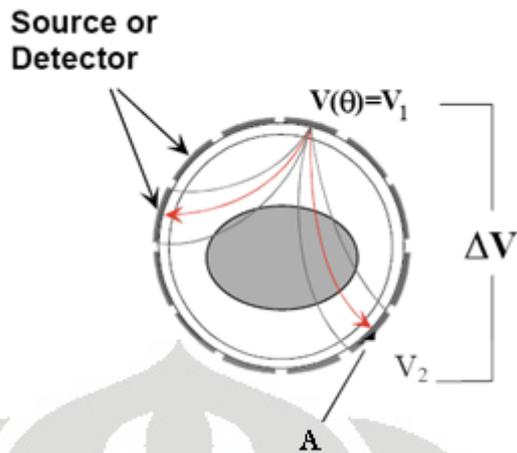
Kapasitans dalam ECVT diukur dengan pengukuran berbasis persamaan poisson yang ditulis dalam ruang tiga dimensi sebagai :

$$\nabla \epsilon(x, y, z) \nabla \phi(x, y, z) = -\rho(x, y, z) \quad (2.1)$$

dimana  $\epsilon(x,y,z)$  adalah distribusi permitivitas,  $\phi(x,y,z)$  adalah distribusi potensial dalam medan listrik, dan  $\rho(x,y,z)$  adalah densitas muatan. Pengukuran kapasitans  $C_i$  dari pasangan ke-i antara sumber dan elektroda detektor didapat dengan mengintegalkan :

$$C = \frac{Q}{V} = -\frac{1}{\Delta V_i} \iint_r \epsilon(x, y, z) \nabla \phi(x, y, z) dA \quad (2.2)$$

dimana  $\Delta V_i$  adalah beda potensial antara pasangan elektroda dan  $A_i$  adalah area permukaan yang menutup elektroda detektor. Persamaan diatas menghubungkan distribusi konstanta dielektrik (permitivitas) dengan kapasitansi  $C_i$  yang diukur.



**Gambar 2.2** Prinsip Tomografi Kapasitansi 2 dimensi

Pada persamaan 2.2, nilai distribusi potensial  $\phi(x,y,z)$  bergantung pada distribusi permitivitas  $\epsilon(x,y,z)$ . Bila nilai permitivitas berubah maka nilai potensial akan berubah. Dalam kasus ini, persamaan 2.2 tidak bisa disederhanakan / non-linear. Oleh karena itu dilakukan pendekatan dimana nilai permitivitas adalah konstan, sehingga

$$C_i = \sum_{i=1}^n -\frac{1}{\Delta V_i} \epsilon_i \int_{A_i} \nabla \phi_i dA_i \quad (2.3)$$

dengan pendekatan nilai sensitivitas

$$S_{ij} \cong \frac{E_{si}(x,y,z)E_{di}(x,y,z)}{v_{si}v_{di}} \quad (2.4)$$

maka nilai persamaan 2.3 menjadi

$$C_i = \sum_j \epsilon_j S_{ij} \quad (2.5)$$

dalam bentuk matriks, persamaan 2.5 menjadi

$$C = S.G \quad (2.6)$$

dimana C adalah matriks distribusi kapasitans, S adalah sensitivitas matriks dan G adalah matriks distribusi permitivitas.

Dengan pendekatan ini, masalah forward non-linier telah disederhanakan kepada pendekatan linier. Hal ini memuaskan banyak aplikasi dengan kontras permitivitas dan perturbasi lebih rendah.

Permasalahan dari rekonstruksi citra ECVT adalah menyelesaikan distribusi permitivitas  $\varepsilon(x,y,z)$  dari vektor kapasistansi  $C$  yang diukur. Dalam bentuk diskrit adalah mencari  $G$  yang tidak diketahui dari  $C$  menggunakan persamaan diatas, dimana  $S$  adalah matriks konstan untuk sederhananya dan  $S$  akan berubah sesuai dengan distribusi permitivitas.

### 2.2.3 Sensitivitas Matriks

Sensitivitas matriks diukur pada setiap sensor. Metode untuk menghitung koefisien sensitivitas  $S$  dari pixel pada pasangan elektroda  $(i,j)$  adalah

$$S = -\frac{1}{\Delta V_{ij}} \int_{A_i} E_i E_j \cdot dA \quad (2.7)$$

dimana  $E_i$  adalah medan listrik antara dua buah sensor dimana medan  $E_1$  dinyatakan sebagai elektroda sumber dan  $E_2$  dinyatakan sebagai elektroda detector. Dot produk dari kedua medan listrik tersebut  $E_i$  diintegrasikan sepanjang daerah  $A$  pada pixel.

Sensitivitas matriks merupakan gambaran intensitas medan listrik dari ruang pengukuran yang memiliki daerah kapasitans tertentu. Sensitivitas dicari untuk mengetahui letak distribusi posisi kapasitans terhadap daerah pengukuran sensor. Untuk sensor yang berhadapan, dalam penghitungan koefisien sensitivitas hanya dibutuhkan sedikit pencarian primer map sensitivitas dengan elektroda berpasangan karena bisa diturunkan dengan refleksi maupun rotasi.

### 2.3 Rekonstruksi Citra ECVT

Dalam pencitraan ECVT, tidak mudah untuk mendapatkan solusi agar performa pixel pada citra akan baik (terbatasnya pada hubungan banyaknya

pengukuran sebanding dengan jumlah pixel yang didapat) karena umumnya jumlah pixel pada citra akan melebihi jumlah pengukuran kapasitansi.

Selain itu, distorsi pada citra dapat terjadi karena ECVT merupakan metode *soft-field imaging* (medan listrik didistorsikan oleh distribusi material dalam sensor). Namun, karena nilai permitivitas dalam sensor kecil maka distorsi yang terjadi cukup kecil. Hal ini membolehkan adanya algoritma pendekatan linier yang digunakan untuk menghubungkan pengukuran kapasitansi  $C$  dengan nilai pixel pada citra.

### 2.3.1 Problema Maju

Problema Maju adalah persamaan yang menghubungkan seperangkat pengukuran inter-elektroda kapasitansi  $C$  dengan set nilai pixel permitivitas  $G$ . Transformasi ini mengasumsikan bahwa dengan diukurnya inter-elektroda  $C$  maka dihasilkan distribusi permitivitas  $G$  dalam sensor yang identik dengan yang didapat dari penjumlahan komponen  $C$  yang meningkat dan terjadi ketika setiap pixel memiliki nilai permitivitasnya. Dirumuskan dengan bentuk non-linear pada persamaan 2.2 dan dalam bentuk linear pada persamaan 2.6 sebagai berikut :

$$C = S \cdot G \quad (2.8)$$

dimana  $C$  adalah matriks  $M \times 1$  (tipikal 28 untuk 8 sensor),  $G$  adalah matriks  $N \times 1$  (bernilai 32768 untuk  $32 \times 32 \times 32$  grid).  $S$  adalah transformasi maju atau lebih dikenal dengan sensitivitas matriks yang berupa matriks  $M \times N$ , terdiri dari seperangkat  $M$  (atau map) dari  $N$  (nilai tipikal 32768) koefisien (1 map untuk setiap pasang  $M$  pencitraan), dimana koefisien merepresentasikan perubahan relatif pada kapasitansi  $C$  di setiap pasang kapasitansi ketika perubahan identik terjadi pada setiap permitivitas dari  $N$  pixel.

### 2.3.2 Problema Inversi

Problema inversi adalah bagaimana mendapatkan hasil rekonstruksi citra nilai  $G$  dari invers matriks  $S$  pada persamaan 2.6

sementara invers matriks S tidak terdapat. Dari persamaan tersebut, sekali dari nilai inter-elektroda kapasitansi C diukur, maka distribusi permitivitas G dapat diperoleh dari pengukuran menggunakan transformasi invers Q, persamaan 2.8 yaitu :

$$G = Q.C \quad (2.9)$$

dimana Q adalah matriks NxM atau merupakan invers dari matriks S. Namun, matriks invers hanya mungkin didapat dari matriks kuadrat (*square matrix*) dimana nilai M=N. Dalam istilah fisika, hal ini menunjukkan ketidakmungkinan untuk mendapatkan nilai individu dari pixel berjumlah besar dari sejumlah pengukuran kecil kapasitansi (misal 66).

## 2.4 Metode Rekonstruksi Citra ECVT

### 2.4.1 Linear Back Projection (LBP)

LBP merupakan algoritma yang pertama kali digunakan untuk merekonstruksi gambar dari data kapasitans. Algoritma ini masih umum digunakan sebagai teknik rekonstruksi tomografi berbasis kapasitans. Algoritma ini didasarkan pada asumsi bahwa nilai sensitivitas konstan dalam daerah sensitivitas. Selain itu, sensitivitas diasumsikan sama untuk berbagai daerah sensitivitas.

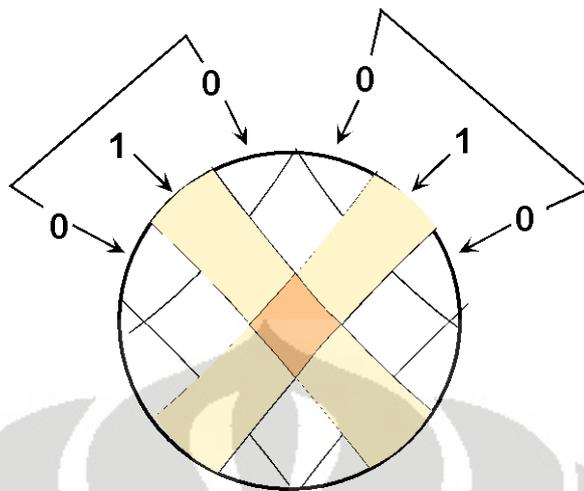
LBP menggunakan hubungan antara kapasitans yang diukur dengan citra untuk mencari vektor image berdasarkan vektor kapasitans yang diukur. Elemen pada matriks S dapat dihitung dengan sejumlah cara, seperti Isaksen dan Nordtvedt (1995).

Metode ini merupakan metode pendekatan dimana dari persamaan

$$C = S.G \quad (2.10)$$

Persamaan ini memiliki solusi mendapatkan image G dengan menginverskan nilai S menjadi

$$G = S^{-1}.C \quad (2.11)$$



Gambar 2.3 Back Projection

Karena pengukuran untuk invers pada persamaan 2.9 tidak terdapat, maka sebuah pendekatan matriks digunakan. Algoritma LBP (*Linear Back Projection*) menggunakan nilai transpos dari sensitivitas matriks sebagai inversnya, sehingga memiliki dimensi  $N \times M$ . Skema metode LBP ditunjukkan oleh gambar 2.5



Gambar 2.4 Metode LBP

Elemen image diperoleh dari

$$G = S^T \cdot C \quad (2.12)$$

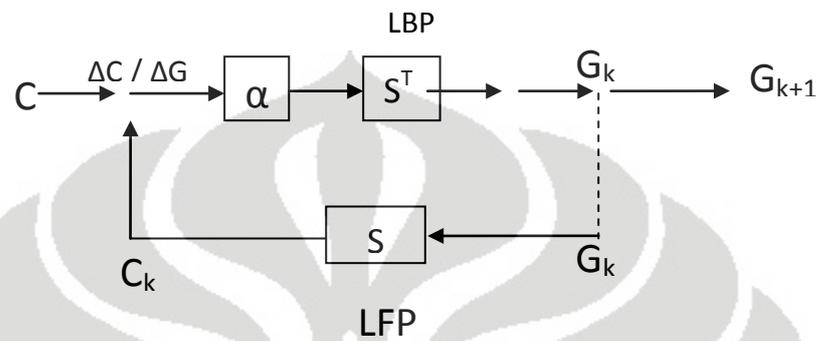
atau

$$G(x, y, z) = S^T(x, y, z) \sum_i^{Ne} \sum_j^{Ne} \frac{C_{i,j}^{meas} - C_{i,j}^{empty}}{C_{i,j}^{full} - C_{i,j}^{empty}} \quad (2.13)$$

dimana  $C_{i,j}^{meas}$  adalah kapasitans yang diukur antara elektroda i dan j,  $C_{i,j}^{empty}$  adalah kapasitans antara elektroda pasangan i dan j ketika daerah  $C_{i,j}^{full}$  adalah kapasitans antara elektroda i dan j ketika daerah pengukuran diberikan material dengan permitivitas tinggi. Ne adalah jumlah elektroda.

### 2.4.2 Metode Iterasi (*Landweber Equation*)

Fungsi algoritma Landweber dilakukan menurut gambar 2.5, dimana nilai  $G/C$  adalah problema maju untuk mendapatkan vektor kapasitas  $C_k$  dari vektor image  $G_k$  ke- $k$  th.



Gambar 2.5 Iterasi Landweber

Algoritma iterasi juga dapat diekspresikan dengan persamaan berikut :

$$G_0 = S^T \cdot C \quad (2.14)$$

$$G_{k+1} = G_k + \alpha \cdot S^T \Delta C_k = G_k + \alpha \cdot S^T (C - S G_k) \quad (2.15)$$

Sangat dimungkinkan untuk meningkatkan resolusi dan akurasi citra ke nilai pendekatan dengan menggunakan teknik iterasi ini. Prosesnya adalah menggunakan persamaan (2.6) dan (2.10) secara bergantian untuk mengoreksi nilai pixel secara progresif.

Secara terperinci, metode iterasi beroperasi sebagai berikut :

1. Set dari kapasitas  $C$  untuk satu frame citra diukur dan set dari nilai inisial pixel  $G_0$  dihitung menggunakan persamaan 2.6.
2. Nilai pendekatan permitivitas  $G_0$  kemudian digunakan untuk menghitung kembali set kapasitas  $C_1$  menggunakan persamaan (2.10). Maka sebuah set kapasitas error (*error capacitance*)  $\Delta C = (C - C_1)$  diukur dan digunakan untuk menghasilkan set permitivitas error (*error permittivity*)  $\Delta G_0 = S^T \cdot \Delta C_0$  menggunakan persamaan 2.10. memberikan

$$\Delta C = C^* - S \cdot G_0 \quad (2.16)$$

3. Permittivitas error kemudian digunakan untuk mengkoreksi set permittivitas sebelumnya untuk menghasilkan nilai set pixel  $G_2$  yang baru, dimana  $G_2 = G_1 + \Delta G$ . Nilai permittivitas  $G_2$  kemudian digunakan untuk menghasilkan nilai set kapasitansi  $C_2$  yang baru dan pengulangan ini dilakukan berulang hingga nilai permittivitas konvergen menuju solusi yang sebenarnya.
4. Didapat persamaan iterative atau yang lebih dikenal dengan persamaan Landweber, yaitu :

$$G_{k+1} = G_k + \alpha S^T \cdot (C - S \cdot G_k) \quad (2.17)$$

dimana  $\alpha$  adalah faktor penalti atau relaksasi. Teknik penambahan faktor  $\alpha$  digunakan oleh Reinecke dan Mewes dan digunakan untuk meningkatkan akurasi serta kekonvergenan, namun penggunaannya meningkatkan teknik penghitungan waktu. Untuk meningkatkan kinerja nilai  $\alpha$  ditentukan dalam bentuk

$$\alpha_k = \alpha_0 + \frac{\beta_0}{k} \quad (2.18)$$

dimana  $\alpha_0$  dan  $\beta_0$  adalah konstanta positif. Pemilihan faktor relaksasi meningkatkan kekonvergenan secara signifikan dengan konvergensi kinerja (Su dkk, 2000). Faktor  $\alpha$  dapat ditentukan pula berdasarkan konvergensi yang cocok yaitu :

$$\alpha_k = \frac{2}{\lambda} \quad (2.19)$$

dimana  $\lambda$  adalah nilai eigen dari fungsi  $S^T S$ . Nilai  $\alpha_k$  memiliki pengaruh terhadap kualitas image dan kekonvergenan (Yang dkk, 1999).

### **2.4.3 Metode *Neural Network Multicreation Optimization Image Reconstruction Technique***

Metode neural network (jaringan sel otak) adalah metode membuat system jaringan buatan yang memiliki kinerja menyerupai jaringan sel otak manusia yang sebenarnya, dimana jaringan sel otak buatan tersebut memiliki dua unsur yaitu kecerdasan buatan dan kognitif modeling agar dapat mensimulasikan beberapa properti dari jaringan saraf itu sendiri. Kecerdasan buatan memiliki tujuan agar sistem dapat menyelesaikan tugas tertentu, sedangkan yang kognitif modeling bertujuan untuk membangun model matematika biologi pada sistem sel otak.

Sebuah jaringan sel otak buatan melibatkan jaringan sederhana pengolahan elemen (neuron buatan) yang dapat memperlihatkan perilaku kompleks global, yang ditentukan oleh sambungan antara unsur-unsur dan elemen pengolahan parameter. Salah satu jenis klasik buatan jaringan sel otak adalah jaringan Hopfield (Wikipedia, 2008). Metode neural network berbasis model Hopfield telah terbukti berhasil dalam menyelesaikan masalah optimisasi dengan tingkat kesulitan tinggi (Hopfield dan Tank, 1985) yaitu restorasi citra (Paik dan Katsaggelos 1992, Sun dkk 1995, Hou dkk, 1988) dan rekonstruksi citra (Wang, 1998). Prinsip kerja jaringan Hopfield juga diimplementasi oleh Warsito dkk (Warsito, 2001) untuk menyelesaikan masalah optimisasi di dalam problema inversi rekonstruksi citra dengan tomografi kapasitansi.

#### **2.4.3.1 Multi-criterion**

Dengan menggunakan pendekatan eror, maka persamaan 2.11 dapat dituliskan kembali menjadi persamaan 2.20

$$S.G = C + e \quad (2.20)$$

dimana  $e$  merupakan M-dimensi vektor eror. Masalah rekonstruksi adalah menemukan metode untuk mengestimasi vector image (distribusi

permitivitas)  $G$  dari kapasitans  $C$  dan meminimasi nilai  $e$ . Karena kita tidak tahu  $e$ , masalah kemudian adalah mencari 'solusi' dari sistem dibawah keadaan tersebut, misalkan

$$S \cdot G \leq C \quad (2.21)$$

Kriteria yang digunakan untuk masalah rekonstruksi citra adalah dari memilih bentuk solusi dari persamaan di atas, dimana mencari nilai  $G$  yang ketika dikalikan dengan  $S$  nilainya sama dengan atau lebih kecil daripada  $C$ . Sebuah vektor citra  $G$  untuk sebuah fungsi nilai  $f_1(G)$  minimal, dan jika ada lebih dari satu  $G$  yang meminimasi,  $f_1(G)$  dipilih diantara metode itu untuk nilai fungsi minimal  $f_i(G)$  lainnya.

Metode solusi Multi-criterion merupakan metode mencari image dengan criteria sebagai berikut :

- (a) Memiliki entropi tinggi
- (b) Memiliki nilai *error* kecil
- (c) Memiliki filter tinggi.

Fungsi pertama adalah mencari nilai entropi maksimum. Entropi merupakan jumlah informasi, dimana bila dalam suatu keadaan memiliki nilai entropi maksimum maka jumlah informasinya minimum. Sementara informasi tersebut memiliki nilai perbandingan terbalik dengan nilai probabilitas (peluang). Semakin minimum informasi maka probabilitas akan semakin besar. Pada keadaan tersebutlah nilai entropi adalah maksimum.

Jika nilai probabilitas  $p$  diasosiasikan dengan nilai  $G$ , maka fungsi entropi yaitu :

$$f_1(G) = \gamma_1 \delta_1 G \ln G, \delta_1 \begin{cases} 1 & \text{jika } G_i > 0 \\ 0 & \text{jika } G_i = 0 \end{cases} \quad (2.22)$$

$$f_1(G) = \gamma_1 \sum_{i=1}^N G_i \ln G_i \quad (2.23)$$

dimana  $\gamma_1$  adalah konstanta normalisasi antara 0 dan 1. Fungsi ini mengukur tingkat kehalusan pada rekonstruksi citra. Penggunaan kriteria entropi dilakukan dengan pernyataan bahwa semua image yang ditampilkan memiliki hasil kriteria utama, yaitu yang memiliki entropi maksimum.

Fungsi kedua adalah mencari nilai factor eror minimum, yaitu mendapatkan nilai eror S.G-C yang dikuadratkan, perhitungannya adalah

$$f_2(G) = \frac{1}{2} \gamma_2 \|S \cdot G - C\|^2 \quad (2.24)$$

$$f_2(G) = \frac{1}{2} \gamma_2 \sum_{i=1}^M (\sum_{j=1}^N S_{ij} G_i - C_i)^2 \quad (2.25)$$

dimana  $\gamma_2$  adalah konstanta normalisasi antara 0 dan 1. Fungsi ini harus diminimalisir untuk memastikan bahwa nilai kapasitas yang dihitung dari nilai pixel memiliki nilai sedekat mungkin dengan data yang diukur. Nilai eror tersebut dikuadratkan agar mendapatkan hasil yang lebih kecil dan positif (karena hasilnya bisa positif dan negatif). Nilai setengah digunakan sebagai bentuk fungsi energi.

Fungsi ketiga adalah filter image, merupakan bentuk dari fungsi non-uniform dan peakedness (Herman 1980).

$$f_3(G) = \frac{1}{2} \gamma_3 (G^T X G + G^T G) \quad (2.26)$$

dimana X merupakan matriks N non-uniform dengan konstanta  $\gamma_3$  yang nilainya antara 0 dan 1. Matriks non-uniform adalah matriks yang memiliki pengaruh efek smoothing dan peak pada hasil rekonstruksi citra.

Selanjutnya optimisasi multikriteria untuk rekonstruksi adalah memilih image vektor untuk nilai fungsi multi objektif  $F(G)=[f_1(G),f_2(G),f_3(G)]^T$  menjadi minimal secara simultan.

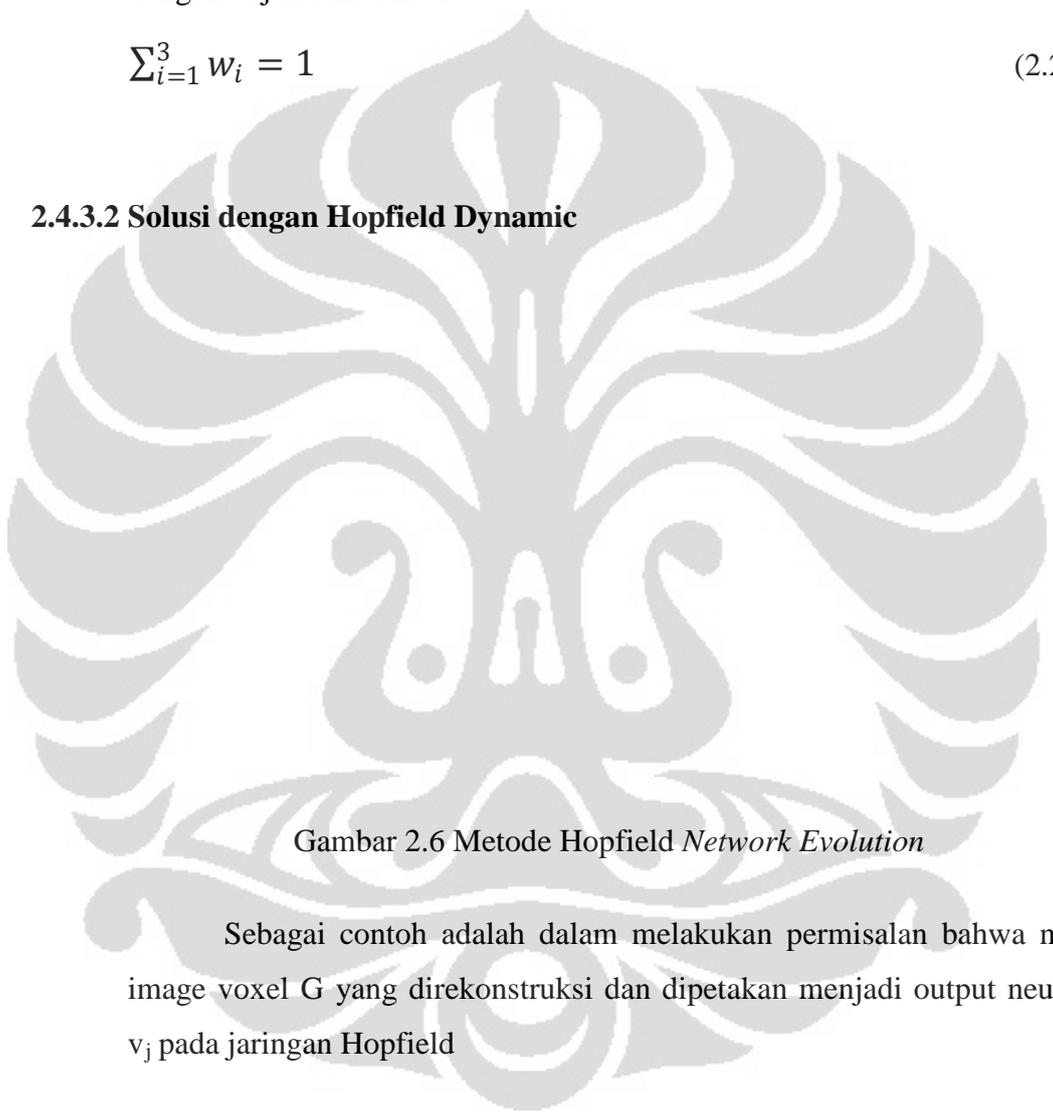
hal ini dapat terjadi dengan teknik penjumlahan pemberat secara matematis :

$$\begin{cases} \min \Phi(G) = \sum_i w_i f_i(G), & (i = 1,2,3) \\ \text{sehingga } SG - C \leq 0 \end{cases} \quad (2.27)$$

dimana  $w_i$  adalah operasi pemberat pada fungsi objektif  $f_i(G)$  dan dapat diinterpretasikan sebagai ‘berat relatif’ dari objek dibandingkan dengan objek lain. Misal :

$$\sum_{i=1}^3 w_i = 1 \quad (2.28)$$

### 2.4.3.2 Solusi dengan Hopfield Dynamic



Gambar 2.6 Metode Hopfield *Network Evolution*

Sebagai contoh adalah dalam melakukan permisalan bahwa nilai image voxel  $G$  yang direkonstruksi dan dipetakan menjadi output neuron  $v_j$  pada jaringan Hopfield

$$G_j = v_j = f\Sigma(u_j) \quad (2.29)$$

dimana  $f\Sigma$  adalah fungsi sigmoid dengan bentuk

$$f\Sigma(u_j) = [1 + \exp(-\beta u_j)]^{-1} \quad (2.30)$$

$\beta$  adalah faktor gain yang menjelaskan slop-vertikal dan persebaran horiozontal fungsi bentuk sigmoid. Dengan menggunakan fungsi aktivasi bentuk sigmoid, maka output neuron akan berada pada kekonvergenan denan nilai antara 0 dan 1.

Pola dari neuron pada jaringan Hopfield dikarakterisasi dengan waktu pada keadaan neuron  $u_j$  yang diatur dalam persamaan

$$C_{oj} \frac{du_j}{dt} = - \frac{\partial E(G)}{\partial G_j} \quad (2.31)$$

dimana C adalah kapasitans pada neuron ke-j, dan  $E(G)$  adalah total energi dari jaringan Hopfield. Fungsi keseluruhan energi pada jaringan merupakan penjumlahan dari fungsi objektif terhadap faktor penalti dan pembatas, yang persamaannya :

$$E(G) = \sum_i w_i f_i + \sum_{k=1}^2 \Psi(z_k) + \sum_{j=1}^N \frac{1}{R_j} \int_0^{G_j} f \Sigma^{-1}(G) dG \quad (2.32)$$

pada kolom pertama menjelaskan energi interaktif antara neuron berbasis fungsi objektif yang telah dijabarkan di atas. Persamaan kedua berhubungan dengan faktor penalti pada fungsi error yang harus diminimalisasi. Persamaan ketiga adalah persamaan yang membuat jaringan beroperasi pada daerah interior N dimensi unit ruang ( $0 \leq G_j \leq 1$ ) yang membentuk keadaan ruang sistem. N adalah jumlah neuron pada jaringan Hopfielf yang nilainya sama dengan jumlah voxel pada volum image yang dihitung. Fungsi pembatas  $\psi(\alpha_k z_k) = \{ \psi(\alpha_k z_{k,i}) \}$  yang diidentifikasi sebagai

$$\frac{d\psi}{dz_{k,i}} = \delta(\alpha_k z_k, i) = \begin{cases} 0 & \text{bila } z_{k,i} \leq 0 \\ \alpha_k z_{k,i} & \text{bila } z_{k,i} \geq 0 \end{cases} \quad (2.33)$$

dimana  $k=1,2$   $i=1,2,3,\dots,M$   $z_1=SG-C$  ,  $\alpha$  adalah parameter faktor penalti. Dengan memperkenalkan fungsi penalti, maka perputaran dibolehkan agar mencapai nilai minimum.

$$\alpha(t) = \alpha_0 + \zeta \exp\left(\frac{\alpha_0}{\tau} - \eta t\right) \quad (2.34)$$

Substitusikan semua fungsi objek pada 2.22 hingga 2.26 maka keseluruhan fungsi energi didapat

$$E(G) = \gamma_1 \delta_1 G \ln G + \frac{1}{2} \gamma_2 \|S \cdot G - C\|^2 + \frac{1}{2} \gamma_3 (G^T X G + G^T G) + \frac{1}{R_j} \int_0^{G_j} f \Sigma^{-1}(G) dG \quad (2.35)$$

untuk mempermudah memilih maka dipilih  $R_{0j} = R_0$  dan  $C_{0j} = C_0$ , dan mendefinisikan ulang  $R_0 C_0$ ,  $\gamma_1/C_0$ ,  $\gamma_2/C_0$  sebagai  $\gamma_3/C_0$ ,  $\tau$ ,  $\gamma_1$ ,  $\gamma_2$  dan  $\gamma_3$ , evolusi internal dari variable keadaan neuron di jaringan menjadi

$$\begin{aligned} \mathbf{u}'(t) &= -\frac{1}{C_0} \nabla E(G) \\ &= -\frac{\mathbf{u}(t)}{\tau} \left[ \frac{w_1 \gamma_1}{C_0} \{ \mathbf{1} + \ln \mathbf{G}(t) \} + \frac{w_2 \gamma_2}{C_0} \mathbf{S}^T \{ \mathbf{S} \mathbf{G}(t) - \mathbf{C}^1 \} + \frac{w_3 \gamma_3}{C_0} \{ \mathbf{X} \mathbf{G}(t) + \mathbf{G}(t) \} \right. \\ &\quad \left. + \frac{w_4 \gamma_4}{C_0} \{ \mathbf{H}^{1T} \{ \mathbf{H}^1 \mathbf{G}(t) - \mathbf{G}_{1D} \} + \mathbf{H}^{2T} \{ \mathbf{H}^2 \mathbf{G}(t) - \mathbf{G}_{2D} \} \} \right. \\ &\quad \left. + \mathbf{S}^{1T} \delta [ \mathbf{S} \mathbf{G}(t) - \mathbf{C}^1 ] + \mathbf{H}^{1T} \delta [ \mathbf{H}^1 \mathbf{G}(t) - \mathbf{G}_{1D} ] + \mathbf{H}^{2T} \delta [ \mathbf{H}^2 \mathbf{G}(t) - \mathbf{G}_{2D} ] \right] \end{aligned} \quad (2.36)$$

dimana

$$\nabla E(\mathbf{G}) = \left[ \frac{\partial E(\mathbf{G})}{\partial G_1}, \frac{\partial E(\mathbf{G})}{\partial G_2}, \dots, \frac{\partial E(\mathbf{G})}{\partial G_N} \right]^T$$

$$\mathbf{u}(t) = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_N(t)]^T$$

$$\mathbf{G}(t) = [G_1(t), G_2(t), \dots, G_N(t)]^T$$

$$\mathbf{z}(t) = [z_1(t), z_2(t), \dots, z_N(t)]^T$$

Gambar vektor (permittivitas)  $G_j$  menjadi output dari  $j$  neuron dan dihitung dari fungsi sigmoid menjadi

$$G_j(t) = f \Sigma(u_j(t)) \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (2.37)$$

Namun, tidak seperti dalam kasus MLF parameter jaringan saraf  $u_j$ , di sini, dihitung dengan memecahkan sistem persamaan 2.36

Perulangan yang proses internal keadaan dari variabel  $j$  neuron dan sesuai nilai piksel gambar adalah, masing-masing, diberikan oleh

$$u_j(t + \Delta t) = u_j(t) + u'_j(t) \Delta t \quad (2.38)$$

persamaan 2.38 berasal dari fungsi matematis, selanjutnya dengan cara seperti persamaan 2.38, didapat nilai  $G$  menjadi

$$G_j(t + \Delta T) = f \Sigma(u_j(t + \Delta t)) = G_j(t) + f' \Sigma(u) u'_j(t) \Delta t \quad (2.39)$$

dimana  $f' \Sigma(u) = df \Sigma(u_j) / du_j$  dan  $u'_j(t) = du_j(t) / dt$ .

persamaan (2.39) dapat ditulis kembali sebagai

$$G_j(t + \Delta T) = G_j(t) + \beta G_j(t) [1 - G_j(t)] u'_j(t) \Delta t \quad (2.40)$$

atau disederhanakan menjadi

$$G_j(t + \Delta T) = G_j(t) + \beta u'_j(t) \Delta t \quad (2.41)$$

## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

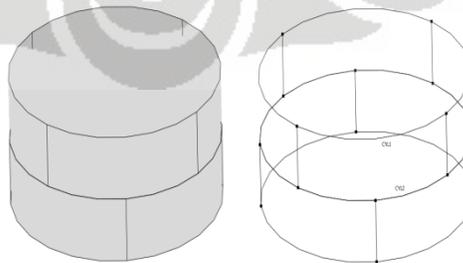
Pada bab ini akan dibahas mengenai metodologi penelitian skripsi ini yang terbagi menjadi dua bagian, yaitu metode simulasi (desain sensor dan mencari matriks sensitivitas) dan metode eksperimen (pengambilan data / rekonstruksi).

#### 3.1 Metode Simulasi

Proses pada tahap simulasi mencakup pada pembuatan desain sensor dan pencarian sensitivitas matriks. Pembuatan desain sensor serta data sensitivitas matriks dikerjakan pada program COMSOL Multiphysics Ver.3.4 dan MATLAB R2007b.

##### 3.1.1 Desain Sensor

Sensor yang disimulasikan berupa silinder dengan delapan elektroda yang dibuat dalam dua tingkat. Tahap ini dilakukan pada program COMSOL tiga dimensi, dibuat dengan membuat konstruksi awal berupa silinder. Silinder memiliki boundary sebanyak empat buah yang dijadikan sebagai sensor elektroda. Untuk membuat kedalam dua tingkat, ditambahkan silinder dengan ukuran yang sama dan diletakkan berimpit serta diputar  $45^\circ$ . Setelah itu dilakukan proses union atau penggabungan agar kedua sensor berada dalam satu keadaan. Pembuatan desain sensor ditunjukkan oleh gambar 3.1

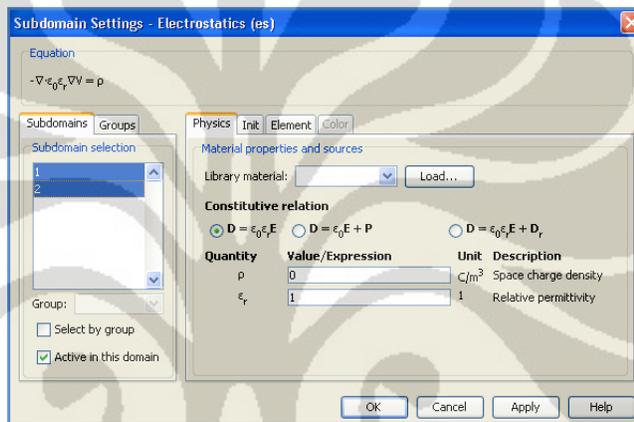


Gambar 3.1 Desain Sensor ECVT

### 3.1.2 Sensitivitas Matriks

Setelah mendapatkan desain sensor delapan elektroda, proses selanjutnya adalah memasukkan data input kondisi sensor tersebut. Langkah-langkahnya sebagai berikut :

1. Memasukkan nilai  $\rho$  pada nilai nol di seluruh daerah subdomain karena simulasi dilakukan pada kondisi medium dielektrik, (gambar 3.2).



Gambar 3.2. Subdomain Setting

2. Memasukkan nilai permitivitas  $\epsilon$  bernilai 1 karena sensitivitas dicari dalam keadaan ruang kosong.
3. Pada daerah boundary di setiap sensor, diberikan nilai potensial secara bergantian senilai 1 pada satu sensor dan 0 pada sensor lainnya. (Pemberian nilai potensial dilakukan secara bergantian setelah meshing sejumlah 28 pengukuran.)
4. Proses meshing yaitu membagi keadaan menjadi bagian-bagian kecil (diskritisasi) dan selanjutnya diambil data pengukuran.
5. Data pengukuran berupa potensial listrik diekspor ke dalam MATLAB untuk diproses menjadi data matriks sensitivitas.

## 3.2 Metode Eksperimen

### 3.2.2 Pengambilan Data Kapasitans

Pengambilan data kapasitans dilakukan dengan melakukan kalibrasi terhadap dua keadaan, yaitu keadaan diisi udara (empty) dan keadaan diisi penuh dengan air (full). Langkah-langkah proses pengambilan data kapasitans pada sensor ECVT delapan elektroda yaitu :

1. Dalam keadaan kosong, diberikan beda potensial +5V pada salah satu sensor dan kemudian sensor lain dibuat dalam keadaan floating.
2. Pemberian beda potensial pada salah satu sensor memberikan distribusi medan listrik keluar terhadap seluruh sensor. Kemudian pemberian potensial dilakukan bergantian untuk setiap sensor. Sehingga didapat nilai keseluruhan untuk nilai kapasitans dalam keadaan kosong (empty)
3. Dilakukan proses yang sama pada keadaan full, sehingga didapat nilai kapasitans dalam keadaan terisi (full)
4. Selanjutnya, diberikan objek tertentu di dalam sensor dengan proses seperti pada point (1) dan (2) sehingga didapat distribusi medan listrik berbeda dan nilai kapasitans ketika terisi objek.

Dari proses pengambilan data pada sensor, didapat tiga data yaitu data dalam keadaan kosong ( $C_{empty}$ ), data dalam keadaan penuh ( $C_{full}$ ) dan data ketika terisi objek ( $C_{measurement}$ ). Semua data dibuat dalam kondisi matriks.

Kapasitans diukur dengan persamaan :

$$C_{ij} = \sum_i^{Ne} \sum_{j=i+1}^{Ne} \frac{C_{ij}^{meas} - C_{ij}^{empty}}{C_{ij}^{full} - C_{ij}^{empty}} \quad (3.1)$$

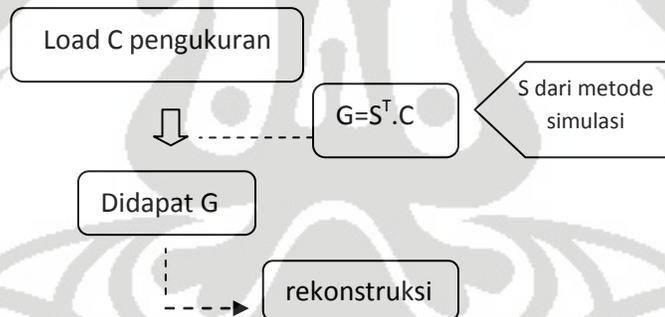
### 3.2.2 Rekonstruksi Citra

Setelah hasil sensitivitas matriks didapat, proses selanjutnya adalah menggunakan data pada nilai  $S$  tersebut kedalam proses rekonstruksi citra. Proses ini dilakukan dengan menggunakan perintah script pada software MATLAB untuk ketiga metode rekonstruksi yaitu Linear Back Projection, Landweber Equation dan Neural Network.

#### 3.2.2.1 Metodologi Linear Back Projection (LBP)

Proses rekonstruksi metode Linear Back Projection mengacu pada persamaan (2.12) yaitu mencari nilai  $G$  dari nilai kapasitans terukur  $C$  (dari pengukuran sensor -diambil oleh sistem akuisisi data- berbentuk matriks) dan nilai sensitivitas matriks  $S$  yang didapat dari simulasi.

Flowchart metode Linear Back Projection, ditunjukkan oleh gambar 3.3



Gambar 3.3. Langkah simulasi rekonstruksi metode LBP

Pada matlab, bagian perintah dalam proses rekonstruksinya adalah sebagai berikut :

1. Mendapatkan nilai  $C$  dari pengukuran :

$$dn=(d-VoutE)./(VoutF-VoutE);$$

$d_n$  : nilai kapasitans keseluruhan yang diambil setelah objek masuk  
 $d$  : nilai kapasitans ketika diisi objek tertentu  
 $V_{outE}$  : nilai kapasitans ketika diisi udara / tidak ada objek (empty)  
 $V_{outF}$  : nilai kapasitans ketika diisi air / ada objek(full)

$$y_1 = d_n';$$

$y_1$  : mendapatkan data kapasitans  $d_n$  dalam bentuk tranpos

## 2. Mencari nilai permitivitas / nilai G

$$v_0 = an_3d' * y_1;$$

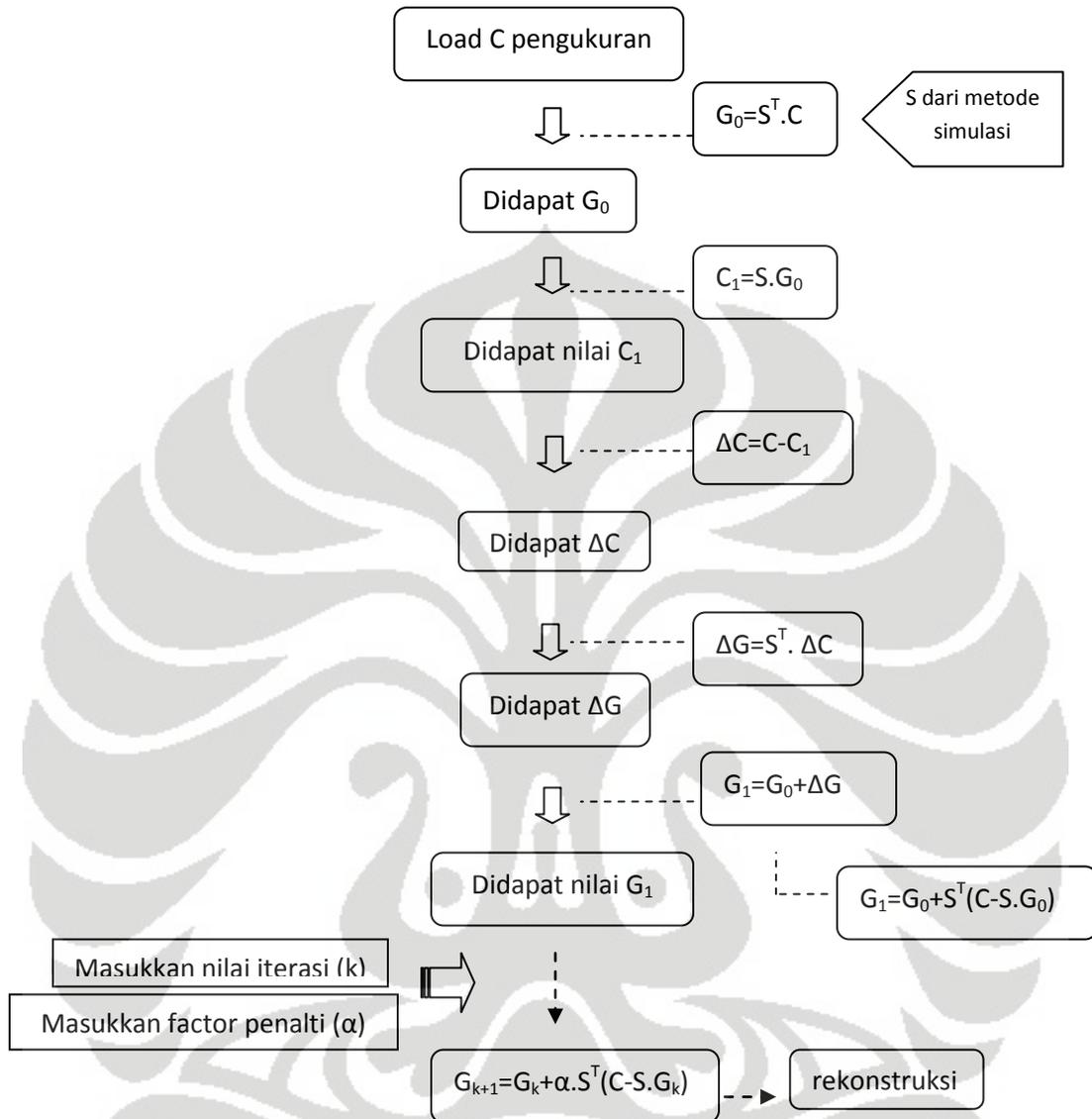
$\phi_1$  : mendapatkan nilai  $\Delta C$   
 $y_1$  : nilai kapasitans dari point (1)  
 $an_3d'$  : nilai matriks sensitivitas.  
 $v_0$  : nilai permitivitas  $G_K$

Perintah (command) untuk metode Linear Back Projection selengkapnya terdapat di lampiran.

### 3.2.2.2 Metode Landweber Equation

Proses rekonstruksi metode Landweber Equation mengacu pada persamaan (2.26) yaitu mencari nilai G dari nilai kapasitans terukur C (dari pengukuran sensor -diambil oleh sistem akuisisi data- berbentuk matriks) dan nilai sensitivitas matriks S yang didapat dari simulasi. Kemudian dilakukan proses iterasi dan penambahan faktor penalti.

Flowchart metode Landweber Equation, ditunjukkan oleh gambar 3.4



Gambar 3.4. Langkah simulasi rekonstruksi metode Landweber

Pada perintah matlab sebagai berikut :

1. Mendapatkan nilai C dari pengukuran :

$$dn = (d - V_{outE}) / (V_{outF} - V_{outE});$$

$dn$  : nilai kapasitans keseluruhan yang diambil setelah objek masuk

d : nilai kapasitans ketika diisi objek tertentu  
VoutE : nilai kapasitans ketika diisi udara / tidak ada objek (empty)  
VoutF : nilai kapasitans ketika diisi air / ada objek(full)

$$y1 = dn';$$

y1 : mendapatkan data kapasitans dn dalam bentuk tranpos

## 2. Mencari nilai $\Delta C$

$$phi1 = y1 - ant3d' * v0$$

phi1 : mendapatkan nilai  $\Delta C$   
y1 : nilai kapasitans dari point (1)  
ant3d' : nilai matriks  
v0 : nilai permitivitas  $G_k$

## 3. Mencari nilai $G_{k+1}$

$$v = v0 + alpha0 * (an3d' * phi1);$$

phi1 : nilai  $\Delta C$  dari point (2)  
alpha0 : nilai alpha  
an3d : nilai matriks sensitivitas  
v0 : nilai permitivitas  $G_k$   
v : nilai permitivitas  $G_{k+1}$

Perintah (command) untuk metode Landweber Equation selengkapnya terdapat di lampiran.

### 3.2.2.3 Metode NN-MOIRT

Proses rekonstruksi NN-MOIRT terdiri atas tiga tahapan yaitu : tahap inisialisasi, tahap update dan tahap pemberhentian.

1. Tahap Inisialisasi. Pilih sebuah keadaan awal dari neuron ( $u_j(0) = 0$ ;  $V_j(0) = f(u_j(0))$ ). Tetapkan steepness faktor  $\beta$  (untuk tiga tahap rekonstruksi, digunakann  $\beta_1 = \beta_2$ ). Awal factor penalti  $\alpha$  dan awal mendapatkan faktor  $\zeta$  mempengaruhi kinerja konvergensi. Digunakan  $\alpha_0 = \zeta$  untuk semua rekonstruksi. Untuk memastikan validitas teknik untuk kebisingan, maka kebisingan Gaussian ditambahkan dalam simulasi capacitance data sebagai berikut:

$$C_i = 1 + N(\mu, \sigma^2) C_i$$

dimana  $N(\mu, \sigma^2)$  adalah distribusi Gaussian dengan fungsi berarti  $\mu$  dan  $\sigma^2$  berbeda. Di sini kita akan menetapkan  $\mu = 0$  dan  $\sigma = 0,05$ . Awal bobot yang dipilih untuk menjadi  $\omega(0) 1 = \omega(0) 2 = \omega(0) 3 = 13$ .

2. Tahap Update. Koefisien dari tujuan fungsi perulangan untuk setiap langkah yang dihitung sebagai berikut:

$$\gamma_1^{(t+\Delta t)} = \left[ \sum_{j=1}^N G_j(t) \ln G_j(t) \right]^{-1}$$

$$\gamma_2^{(t+\Delta t)} = \left[ \frac{1}{2} \|SG(t) - C\|^2 \right]^{-1}$$

$$\gamma_3^{(t+\Delta t)} = \left[ \frac{1}{2} G^T(t) XG(t) + \frac{1}{2} G^T(t) G(t) \right]^{-1}$$

Bobot yang  $\omega_1$ ,  $\omega_2$  dan  $\omega_3$  untuk setiap langkah adalah perulangan diperbarui sebagai berikut:

$$\omega_i^{(t+\Delta t)} = \frac{\Delta \omega_i^{(t)} / \Delta \omega_i^{(t)}}{\sum_{i=1}^4 \Delta \omega_i^{(t)} / \Delta \omega_i^{(t)}} \quad \Delta \omega_i^{(t)} = f_i(\mathbf{G}(t + \Delta t)) - f_i(\mathbf{G}(t))$$

3. Tahap Pemberhentian. Penghentian skalar ditentukan oleh  $|G_j(t + \Delta T) - G_j(t)|^2 \leq 10^{-4}$  untuk semua neuron (pixel), kemudian berhenti.



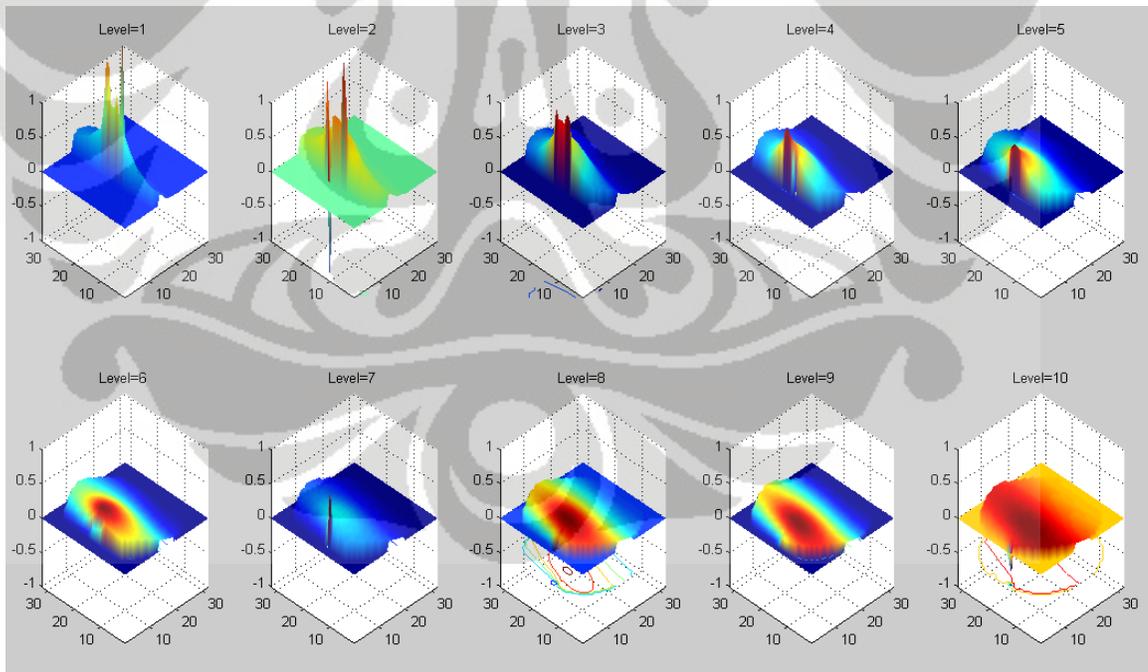
## BAB IV

### HASIL EKSPERIMEN DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan ditampilkan hasil simulasi dan eksperimen yang telah dilakukan, yaitu hasil sensitivitas matriks dan rekonstruksi citra berdasarkan 3 metode rekonstruksi yang dilakukan, yaitu LBP, ILBP dan NNMOIRT. Analisa dilakukan untuk mengetahui metode manakah yang paling baik menghasilkan citra dari hasil rekonstruksi

#### 4.1 Hasil Sensitivitas Matriks

Sensitivitas matriks yang didapat untuk ECVT 8 sensor terlihat baik. Distribusi sensitivitas dari setiap pasangan elektroda terlihat dengan jelas pada gambar 4.1.



Gambar 4.1 Hasil distribusi sensitivitas matriks

Daerah region dengan gradasi merah hingga kuning kehijauan merupakan daerah paling sensitif dari distribusi medan listrik dan potensial listrik serta merupakan tingkat kapasitans tertinggi dari sebuah objek yang akan diletakkan di daerah tersebut. Sementara daerah berwarna biru merupakan daerah yang kurang sensitif. Sensitivitas dibuat dalam voxel 32x32x32.

#### 4.2 Sensor ECVT Delapan Elektroda

Pada tahapan eksperimen, telah dilakukan pembuatan sensor ECVT dengan delapan elektroda pada dua tingkat yang diputar (*twist*) 45° sebagaimana pada simulasi desain sensor. Hasil sensor terlihat pada gambar 4.2



Gambar 4.2 Sensor ECVT Delapan Elektroda hasil Pembuatan

Sensor dibuat dengan bahan tembaga yang memiliki konduktivitas yang baik, kemudian disetiap elektroda dihubungkan dengan kabel ke *power supply* untuk mendapatkan tegangan dan ground untuk menghilangkan noise. Setelah itu sensor ditutup dengan screen untuk menutup sensor dari pengaruh medan listrik luar.

### 4.3 Proses Rekonstruksi

Pada tahap ini dilakukan proses pengambilan data (rekonstruksi) dengan menggunakan ECVT delapan sensor yang telah dibuat. Sistem ECVT dalam proses rekonstruksi ini dapat dilihat pada gambar 4.3

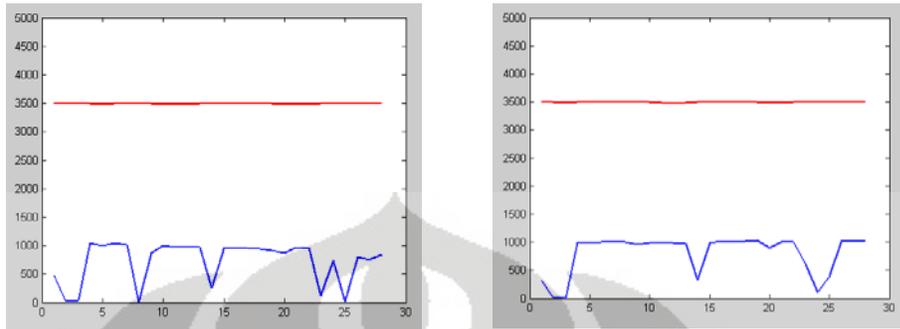


Gambar 4.3 Perangkat ECVT dalam proses rekonstruksi citra

#### 4.3.1 Kalibrasi ECVT

Proses kalibrasi ECVT dilakukan dengan melakukan pengukuran pada dua keadaan, yang pertama keadaan kosong (udara) yang kedua keadaan penuh (air). Diambil kedua hal ini (udara dan air) karena udara memiliki permitivitas kecil yang mewakili keadaan terendah (bernilai 1) dan air memiliki nilai permitivitas besar yang mewakili keadaan tertinggi (bernilai 80 pada suhu ruang). Setelah dilakukan dua pengukuran pada kondisi tersebut akan dihasilkan gambar 4.4.

Setting batas atas dilakukan pada 3500 mV dan batas bawah pada 1000 mV, setting tersebut merupakan setting dari gain amplifier yang berada pada sistem akuisis data.

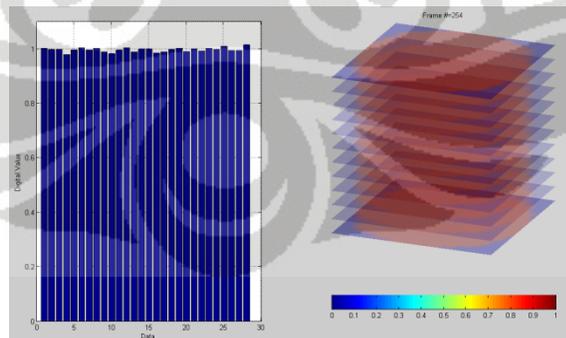


Gambar 4.4 Hasil Kalibrasi (a) kalibrasi pertama (b) kalibrasi kedua

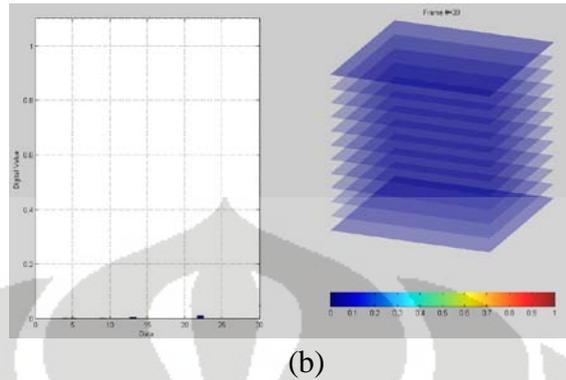
Garis merah pada grafik merupakan batas atas yang menandakan batas air sebagai permitivitas tertinggi yang nantinya pada gradasi warna dinyatakan dalam nilai 1. Sementara garis biru menandakan tingkat sensitivitas sensor terhadap perubahan keadaan udara dan air. Semakin linear garis pada maka akan semakin baik.

### 4.3.2 Objek Percobaan

Objek pencitraan pada eksperimen ini menggunakan tubuh manusia, namun karena ukuran sensor yang dibuat kecil maka dilakukan sebuah permodelan menggunakan air dan udara, serta variasi posisi tangan manusia di dalamnya.



(a)



Gambar 4.5 Hasil rekonstruksi (a) full air (b) udara

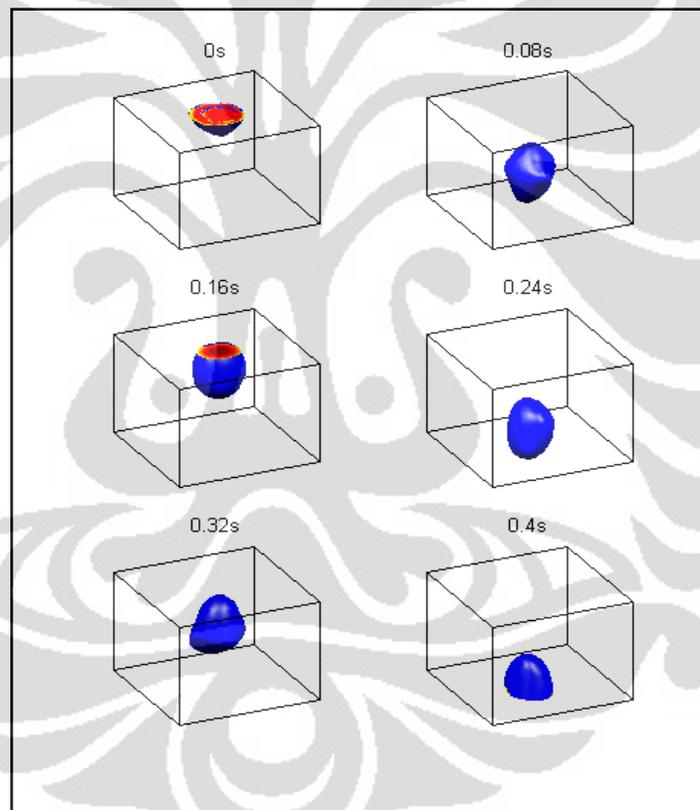
Sensor yang diisi air (gambar a) memiliki warna merah yang bernilai maksimum. Di sisi kiri (grafik batang) tampak semua sensor melakukan perhitungan secara maksimum (memuncak), sementara sensor yang tidak diisi apa-apa (kosong) memiliki warna biru yang bernilai minimum, di grafik batang juga tampak terlihat tidak adanya aktivitas sensor.

#### 4.3.2.1 Verifikasi

Gambar 4.6 Ilustrasi verifikasi hasil citra sensor dengan menggunakan bola

Sebelum dilakukan permodelan menggunakan objek tubuh manusia, maka dilakukan verifikasi pada sensor dengan memasukkan bentuk objek tertentu untuk membuktikan apakah sensor tersebut mampu mendefinisikan objek kedalam image dengan bentuk yang mendekati. Ukuran bola

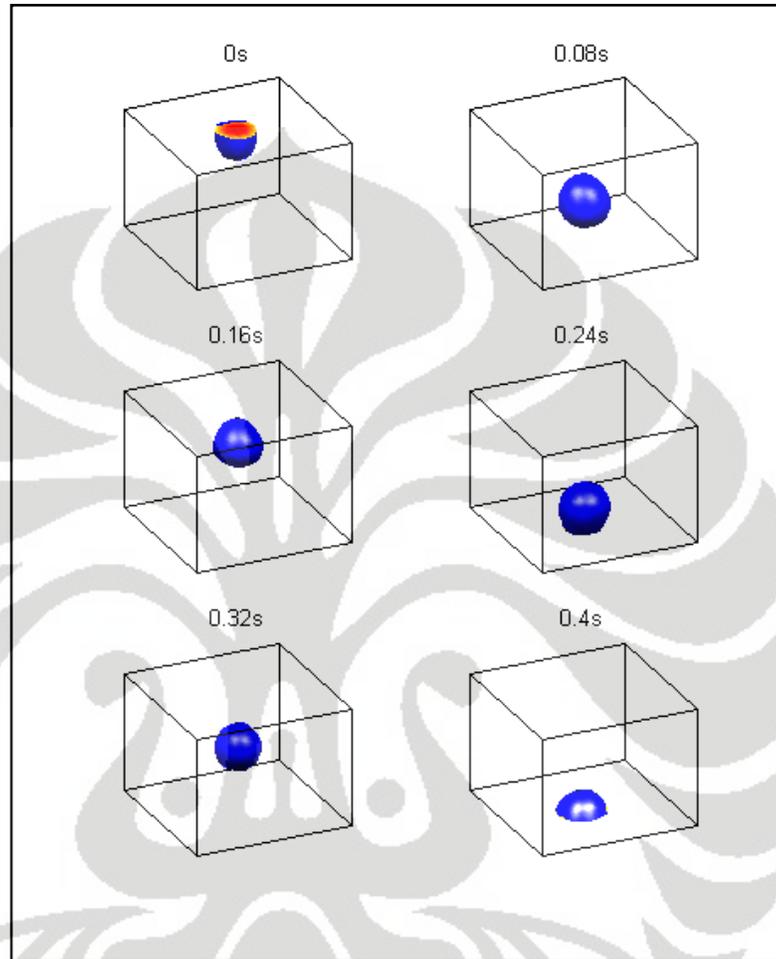
seperempat dari diameter lubang silinder (gambar 4.6). Hasil verifikasi menggunakan bola yang dimasukkan pada sensor dengan menggunakan metode rekonstruksi ILBP dan NN-MOIRT. Hasil verifikasi menunjukkan bahwa bola yang direkonstruksi dengan algoritma ILBP menunjukkan hasil yang kurang presisi, terlihat tarikan yang membuat bola menjadi 'lonjong' pada saat posisi ditengah dan menurun. Hasil rekonstruksi bola yang tertarik menandakan adanya tarikan dari distribusi sensitifitas matriks yang kuat di daerah tersebut sehingga perlu adanya pengurangan noise akibat tarikan sensitivitas yang tidak merata tersebut.



Gambar 4.7 Hasil verifikasi citra sensor dengan menggunakan bola menggunakan metode Landweber

Dengan menggunakan algoritma NN-MOIRT hasil verifikasi menghasilkan rekonstruksi bola yang presisi dan mendekati hasil aslinya.

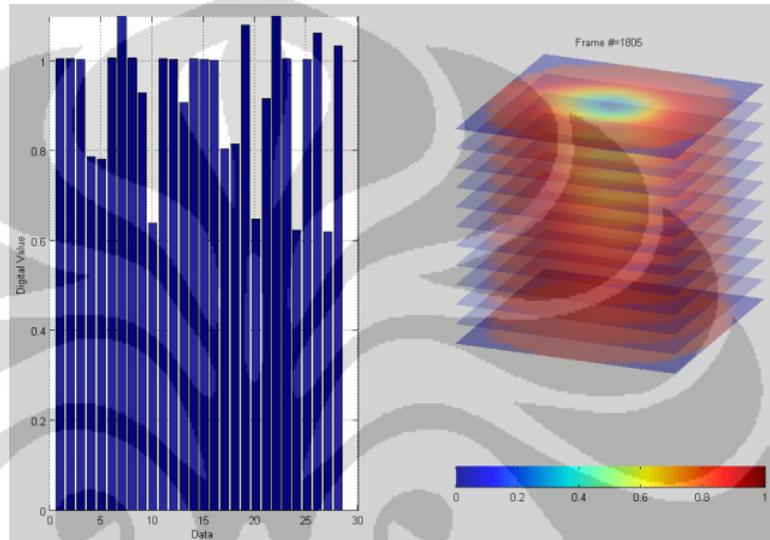
Distribusi sensitivitas matriks pada satu sisi yang menyebabkan bola tampak lonjong pada metode ILBP dapat dikurangi dengan metode ini.



Gambar 4.8 Hasil verifikasi citra sensor dengan menggunakan bola menggunakan metode NN-MOIRT

### 4.3.3 Linear Back Projection

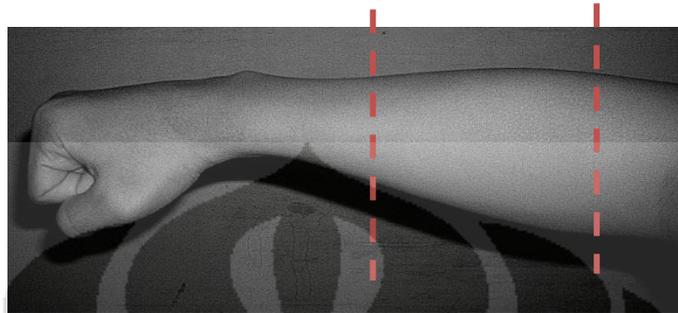
Hasil rekonstruksi pada Linear Back Projection dapat dilihat pada gambar 4.9, 4.10 dan 4.11



Gambar 4.9 Hasil rekonstruksi air yang ditempatkan udara ditengahnya (diberikan ruang kosong)

Pada gambar 4.9 terlihat adanya perbedaan gradasi warna, dimana sensor diisi air kemudian dimasukkan gelas plastik kosong (simulasi tubuh dengan paru-paru). Hasil rekonstruksi LBP mampu membedakan adanya perubahan distribusi permitivitas, namun dari bentuk sangat kurang sekali karena tidak terlihat jelas batas akhir gelas plastik yang diletakkan. Gambarnya memiliki blur yang tinggi. Blur yang tinggi disebabkan semua informasi dari hasil distribusi permitivitas matriks terproses dalam rekonstruksi citra dimana.

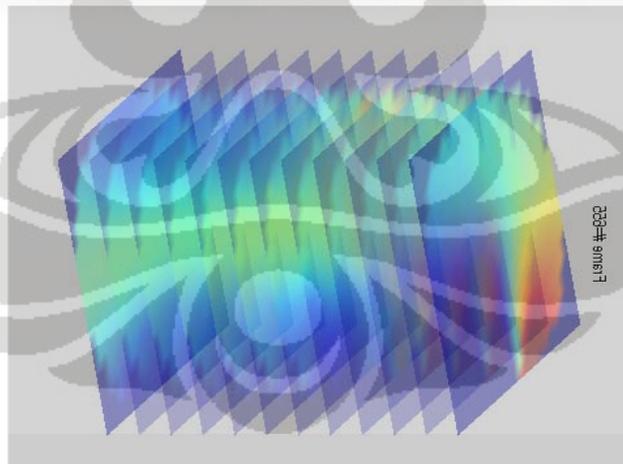
Pada bagian lengan tangan dicoba dan dihasilkan gambar 4.8



(a)



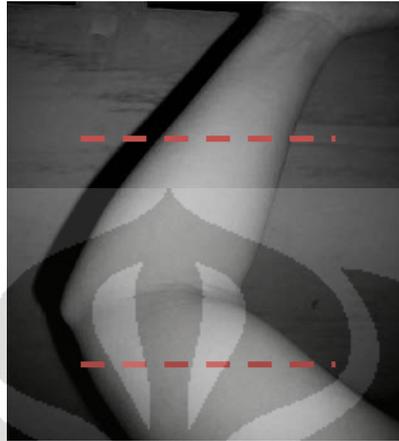
(b)



(c)

Gambar 4.10 (a) Objek lengan yang ingin dikur (b) proses pengukuran (c) hasil rekonstruksi dengan metode LBP

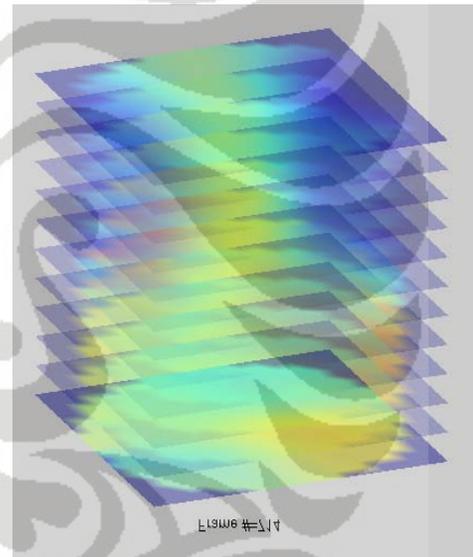
Pada posisi lain lengan ditunjukkan oleh gambar 4.9



(a)



(b)



(c)

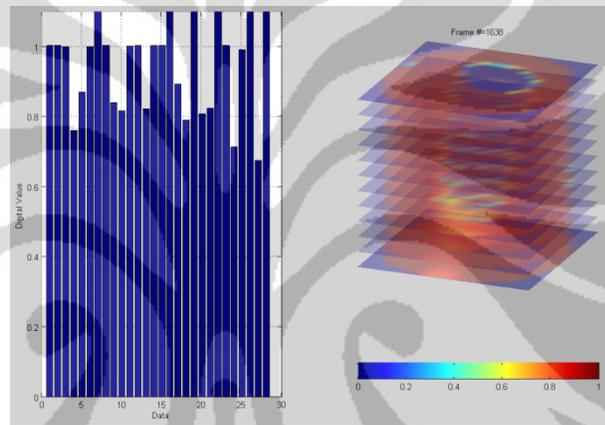
Gambar 4.11 (a) Objek lengan yang ingin dikur (b) proses pengukuran (c) hasil rekonstruksi dengan metode LBP

Hasil rekonstruksi gambar 4.8 (a) terlihat perubahan gradasi warna distribusi permitivitasnya. Warna merah hingga hijau merupakan gambaran rekonstruksi lengan yang dimasukkan kedalam sensor. Gambar 4.8 (b) terlihat perubahan dan sedikit struktur yang menyerupai gambar asli, terjadi

distorsi atau blur pada hasil image yang dihasilkan dibagian bawah. Begitupula pada gambar 4.9.

Hasil pada rekonstruksi LBP dengan objek tangan manusia menghasilkan hasil citra yang blur dan tidak jelas serta sedikit memberikan informasi struktur tangan

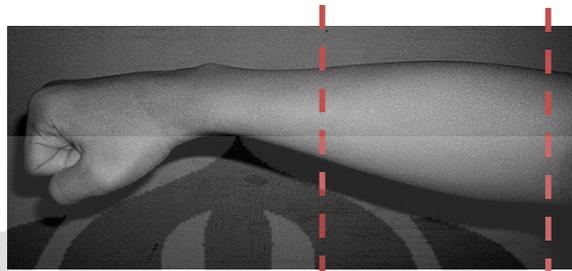
#### 4.3.4 Landweber Equation



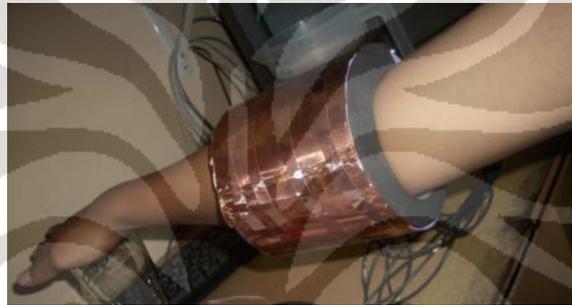
Gambar 4.12 Hasil rekonstruksi air yang ditempatkan udara ditengahnya (diberikan ruang kosong)

Pada gambar 4.12 terlihat adanya perbedaan gradasi warna, dimana sensor diisi air kemudian dimasukkan gelas plastik kosong (simulasi tubuh dengan paru-paru). Hasil rekonstruksi ILBP mampu membedakan adanya perubahan distribusi permitivitas dan jauh lebih baik bila dibandingkan dengan gambar 4.9, terlihat jelas batas udara yang berwarna biru.

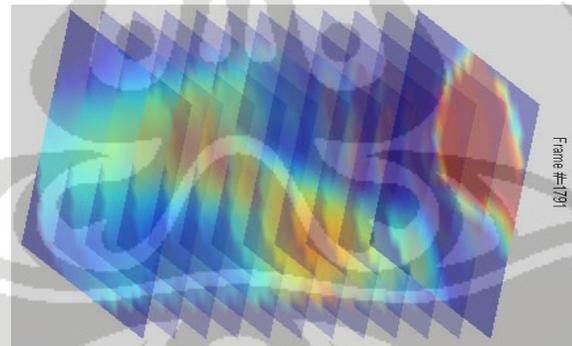
Pada bagian lengan tangan dicoba dan dihasilkan gambar 4.13



(a)



(b)



(c)

Gambar 4.13 (a) Objek lengan yang ingin dikur (b) proses pengukuran (c) hasil rekonstruksi dengan metode Landweber

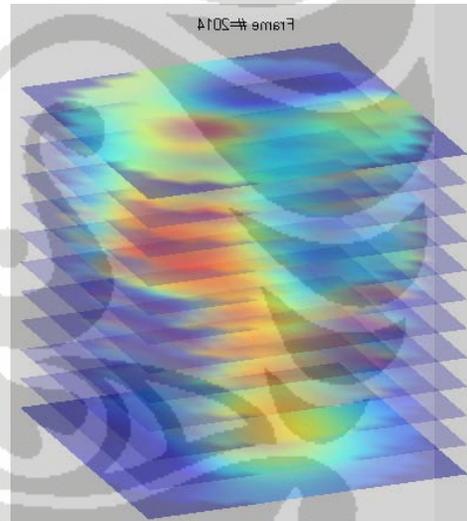
Pada posisi lain lengan ditunjukkan oleh gambar 4.12



(a)



(b)



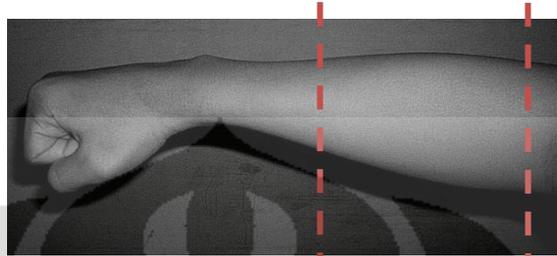
(c)

Gambar 4.14 (a) Objek lengan yang ingin dikur (b) proses pengukuran (c) hasil rekonstruksi dengan metode Landweber

Hasil rekonstruksi gambar 4.13 (c) memiliki distribusi permitivitasnya terlihat lebih jelas, perubahan gradasi warna yang menunjukkan posisi lengan berada juga lebih jelas terlihat. Pada gambar 4.13 (c) terlihat kesalahan distribusi permitivitas ditempat yang tidak seharusnya akibat noise, noise disebabkan karena adanya distribusi sensitivitas matriks yang besar pada daerah yang terdistorsi, sehingga citra tertarik ke daerah tersebut. Warna merah merupakan batas lengan yang masuk pada daerah sensor. Gambar 4.13 (c) terlihat bentuk dan posisi lengan pada gambar mendekati aslinya namun belum terlampau jelas. Terlihat struktur lengan yang dalamnya kemerahan dan kehijauan dilapisan tepinya. Gambar sudah baik namun masih terdapat blur pada image yang dihasilkan disekeliling lengan dan dibagian bawah. Gambar 4.14 (c) menunjukkan hasil ketika lengan dengan posisi siku tertekuk. Hasil yang didapat belum terlihat pada jelas posisi tekukan, namun struktur batas tangan sudah cukup terlihat.

#### 4.3.5 NN-MOIRT

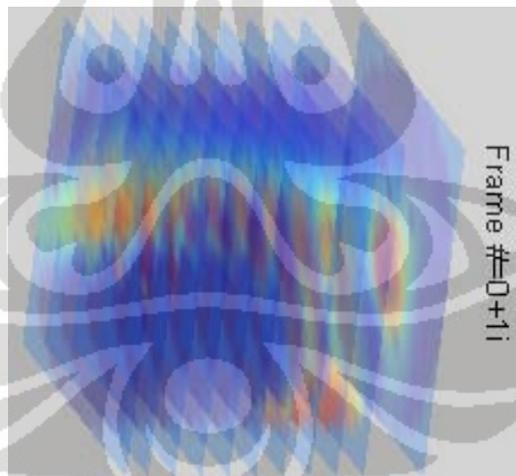
Pada bagian lengan tangan dicoba dan dihasilkan gambar 4.15



(a)



(b)



(c)

Gambar 4.15 (a) Objek lengan yang ingin dikur (b) proses pengukuran (c) hasil rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT

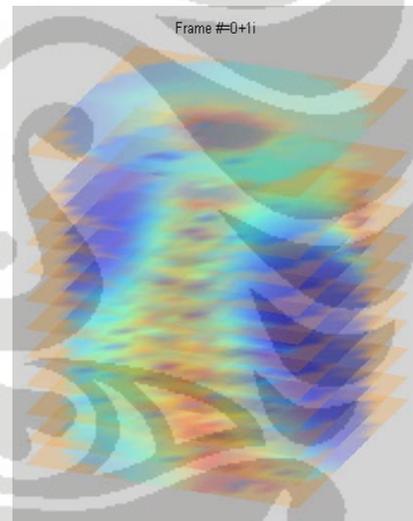
Pada posisi lain lengan ditunjukkan oleh gambar 4.16



(a)



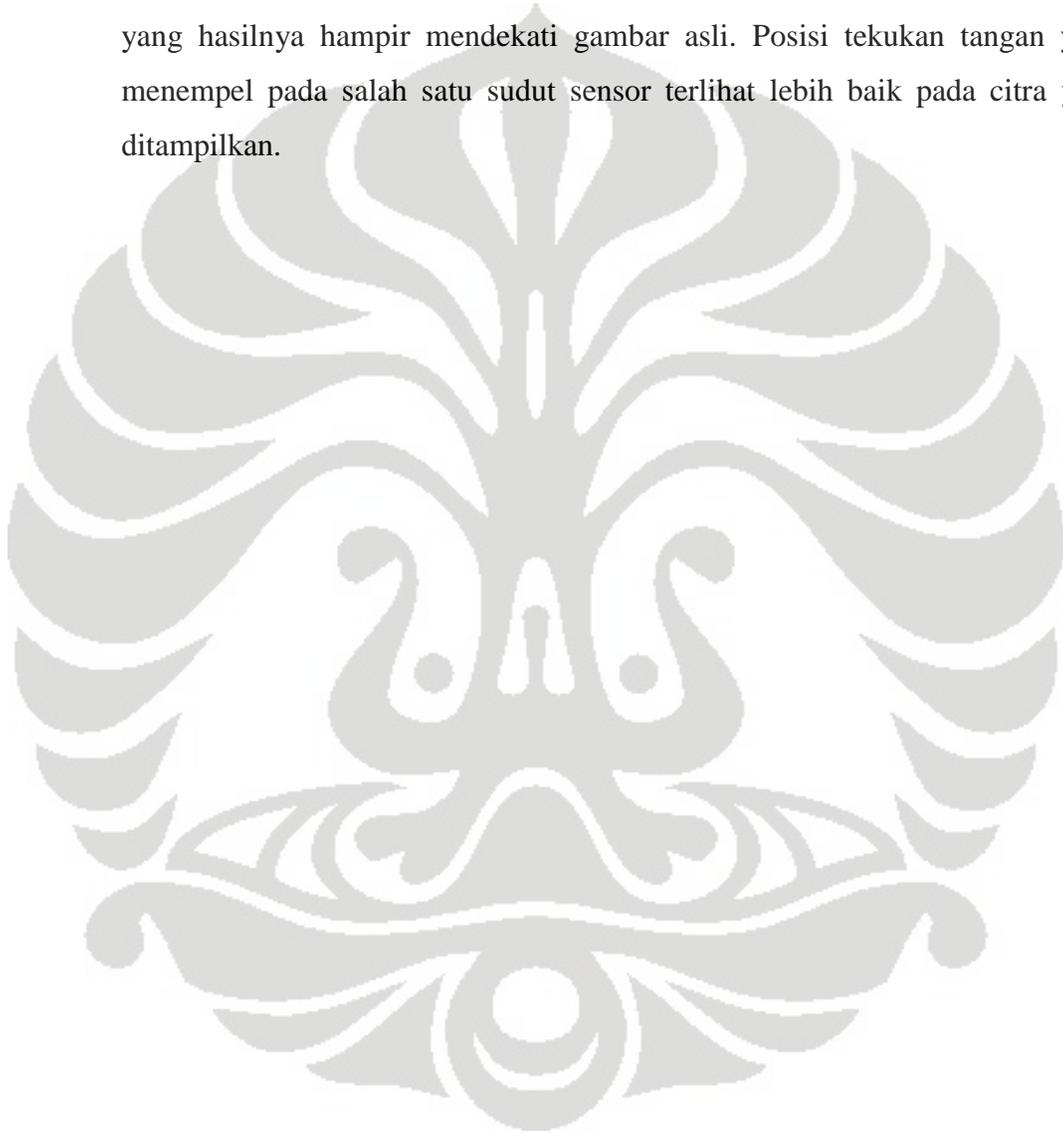
(b)



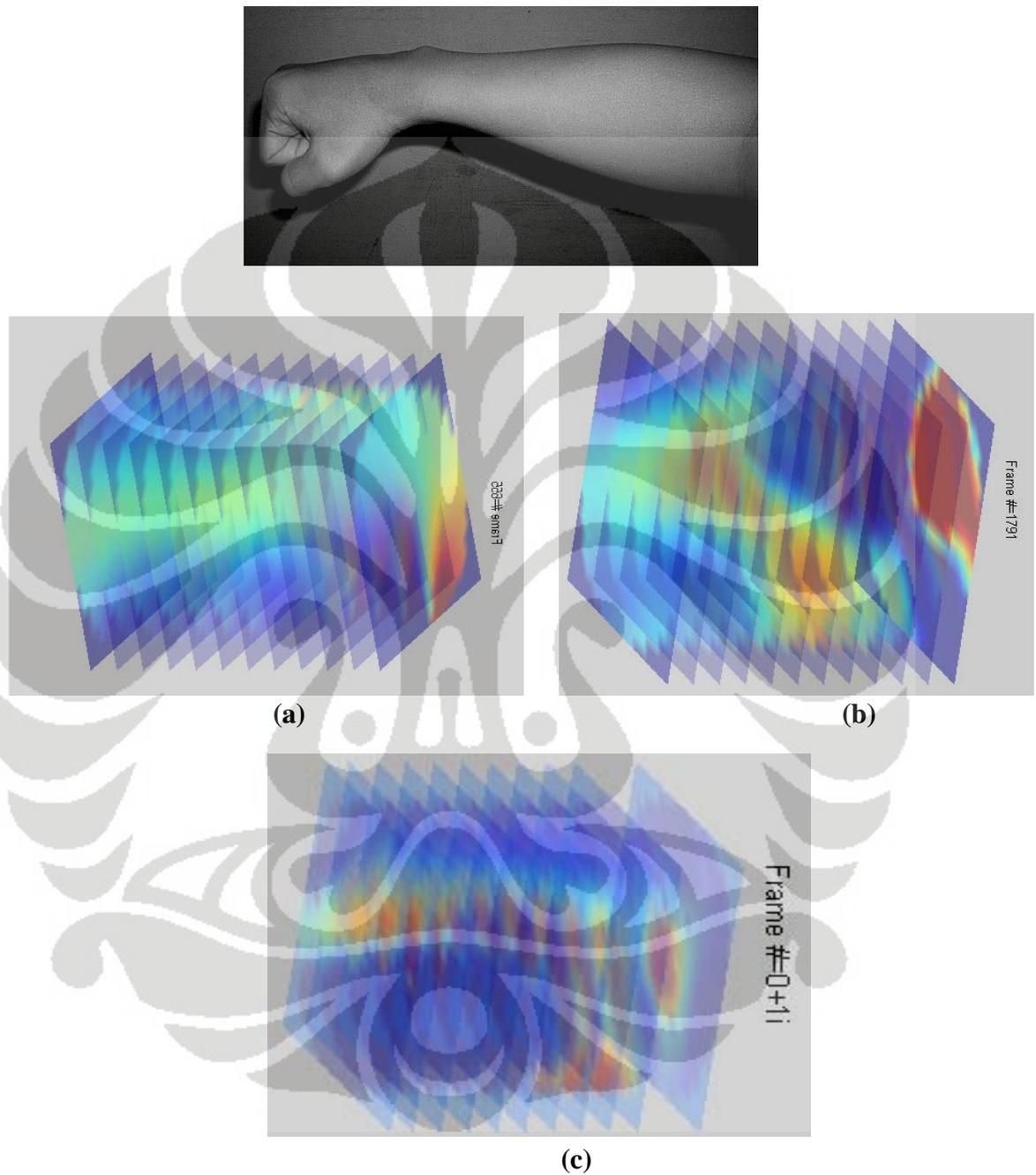
(c)

Gambar 4.16 (a) Objek lengan yang ingin dikur (b) proses pengukuran (c) hasil rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT

Hasil rekonstruksi gambar 4.15 (c) dan 4.16 (c) menghasilkan hasil rekonstruksi yang terlihat jelas dan tingkat blur rendah. Rekonstruksi dengan metode NN-MOIRT pada gambar 4.15 (c) menghasilkan hasil citra lengan dengan blur yang sudah berkurang sehingga pola yang terlihat mengikuti pola tangan. Gambar 4.16 (c) menghasilkan image dari posisi tangan yang tertekuk yang hasilnya hampir mendekati gambar asli. Posisi tekukan tangan yang menempel pada salah satu sudut sensor terlihat lebih baik pada citra yang ditampilkan.



### 4.3.6 Pembahasan dan Perbandingan Hasil Citra

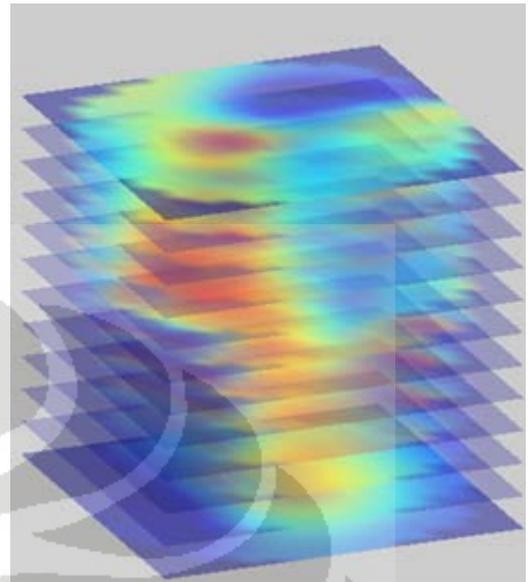


Gambar 4.17 Perbandingan hasil citra dengan objek posisi pertama metode

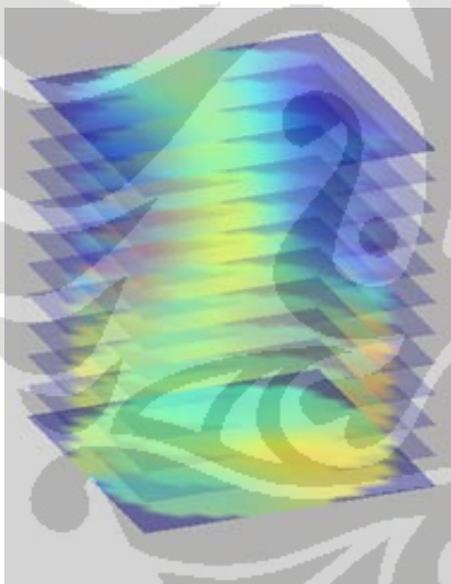
(a) LBP (b) Landweber (c) NN-MOIRT



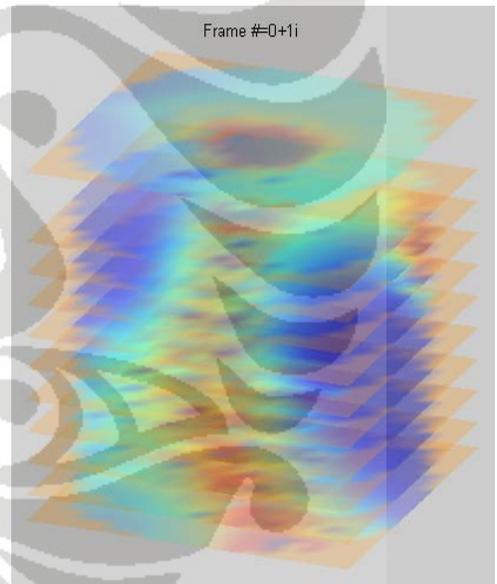
(a)



(c)



(b)



(d)

Gambar 4.18 Perbandingan hasil citra dengan (a) objek posisi kedua (b) LBP  
(c) NN-MOIRT

Perbandingan hasil rekonstruksi citra pada LBP sangat blur, proses pada rekonstruksi LBP berbasis rekonstruksi back projection dimana untuk mencari distribusi permitivitas, nilai kapasitans terukur dikalikan dengan nilai sensitivitas hasil komputasi secara menyeluruh dan dijumlah. Hasil pada metode LBP memberikan nilai pada daerah sensitifitas yang tidak dikenai objek sehingga nilai tersebut dicitrakan dalam proses rekonstruksi dan menghasilkan yang disebut dengan blur. Blur pada metode LBP bisa difilter dengan menggunakan filter back projection (dalam penelitian ini tidak digunakan). Selain karena blur, pengaruh distribusi sensitivitas matriks yang kurang baik pada salah satu daerah pasang sensor dapat menyebabkan perubahan image, tampak pada daerah dengan sensitivitas tinggi, ada tarikan hasil rekonstruksi image ke arah sisi permukaan dari sensor, sehingga hasil rekonstruksi untuk ketiga keadaan tidak terlalu baik. Script / command pada metode LBP hampir sama dengan metode ILBP namun tidak memasukkan faktor iterasi dan nilai alfa.

Sementara pada Landweber hasil citranya memiliki blur yang lebih sedikit dibandingkan metode LBP karena adanya proses penambahan faktor penalti. Pada metode landweber, faktor kesalahan sudah dimasukkan sehingga upaya dalam meminimasi kesalahan dilakukan. Error pada metode ini merupakan selisih dari hasil iterasi sesudah dengan sebelumnya, bilamana nilai error besar maka selisih dapat diredam pembesarannya dengan menempatkan pengaruh faktor penalti. Dengan nilai faktor penalti berbanding terbalik dengan iterasi, maka dengan iterasi yang semakin banyak akan membuat faktor penalti mengecil, hal ini mengakibatkan pada proses pengukuran yang lama namun hasil yang mendekati kekonvergenan. Sementara bila menggunakan iterasi yang sedikit maka faktor penalti nilainya besar, sehingga ketika proses menuju pengolahan akan cepat namun tidak tepat berhenti pada nilai konvergen yang ingin dicapai. Pada penelitian ini, dimasukkan nilai faktor penalti dan iterasi secara manual, nilai iterasi dimasukkan bervariasi antara 10 hingga 500. Sementara fakto penalti dimasukkan bervariasi antara 0.1 hingga 30.

Pada gambar 4.13 (c) diperoleh nilai kekonvergenan pada saat nilai alfa 10 dan nilai iterasi 80 sementara pada gambar 4.14 (c) diperoleh kekonvergenan pada saat nilai alfa 0.5 dan iterasi 100.

Pada algoritma neural network, digunakan tiga paramater untuk diproses dalam proses fungsi energi yang diturunkan terhadap waktu, diberikan kondisi inisial sejumlah 0 sehingga nilai G pada awalan yang sejumlah 32768 akan dibatasi nilainya dengan nilai setengah saja (hasil dari fungsi sigmoid) setelah itu dibuat kondisi batas pemberhentian senilai  $10^{-4}$  yang memfilter nilai dari seluruh G pada fungsi energi yang turun terhadap waktu. Hasil pada neural network mampu mengurangi noise secara signifikan pada proses pengambilan gambar lengan, blur akibat distribusi sensitifitas dapat dikurangi sehingga mendapatkan hasil yang bersih dan bentuk patahan serta distorsi juga dapat dihilangkan dan mendapatkan hasil yang jelas (menghasilkan image lengan seutuhnya) untuk kedua posisi yang direkonstruksi.

## **BAB 5**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Dari hasil eksperimen ini dapat disimpulkan beberapa hal, yaitu :

1. Metode rekonstruksi NN-MOIRT pada ECVT untuk sistem pencitraan manusia memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan rekonstruksi metode LBP dan Landweber.
2. ECVT untuk sistem pencitraan tubuh manusia secara sederhana sudah mampu untuk mencitrakan image permukaan dan bentuk dari objek bagian tubuh manusia.

#### **5.2 Saran**

Saran untuk perbaikan dimasa mendatang :

Untuk menghasilkan citra dengan resolusi tinggi maka dibutuhkan jumlah elektroda yang lebih banyak dan ukuran sensor yang semakin kecil.

## DAFTAR REFERENSI

Bangliang S, Lihui P., Danya Y., and Baofen Z. *An Improved Simultaneous Iterative Reconstruction Technique for Electrical Capacitance Tomography*. s.l. : 1st World Congress on Industrial Process Tomography, 1999, Vols. April 14-17.

Dewi, Vivi Iramaya. *Algoritma Iteratif Pada Rekonstruksi Citra*. Jember : Universitas Jember, 2003.

G.T, Herman. *Image Reconstruction From Projection : The Fundamentals of*. New York : Academic Press, 1980.

Lionheart, Manuchehr Soleimani and William R B. *Nonlinear Image Reconstruction for Electrical Capacitance Tomography using experimental data*. s.l. : IOP Publishing Ltd, 2005, Vols. 16(2005) 1987-1996.

MyIvaganam, Kjell Joar Alme and Saba. *Analyzing 3D and Conductivity Effects in Electrical Tomography System Using COMSOL Multyphysics EM Module..* s.l. : Excerpt from the Proceedings of the 2006 Nordic COMSOL Conference, 2006.

Warsito, Qussai Marashdeh, L.S Fan. *Electrical Capacitance Volume Tomography*. s.l. : IEEE Sensors Journal, 2007, Vol. 7(4). P 525-535.

Warsito, W and L.S Fan. *Neural network based multi-criteria optimization image reconstruction technique for imaging two-and three-phase flow systems using Electrical Capacitance Tomography*. Measurement Science and Technology. Vol. 12(12). pp 2198-2210, 2001.

Warsito, W and L.S Fan. *Neural Network Multi-criteria optimization image reconstruction technique (NN-MOIRT) for linear and non-linear process tomographic imaging of two and three-phase flow systems*.pp.663-674, s.l. : Chem.Eng and Proc, 2005, Vols. 48(8-9).

Warsito, W. *Review: Komputasi Tomografi dan Aplikasinya*. Prosiding Semiloka Teknologi dan Komputasi Serta Aplikasi. 2005

WQ Yang, DM Spink, TA York, and H McCann. *An Image Reconstruction Algorithm based on Landweber's Iteration Method for Electrical Capacitance Tomography*. s.l.: IOP Publishing Ltd, 1999, Measurement Science and Technology. Vol. 10(1999) 1065-1069.

[www.wikipedia.org](http://www.wikipedia.org). [www.en.wikipedia.org](http://www.en.wikipedia.org). [Online] 2006.



### A. Command Script untuk algoritma Linear Back Projection

```

%-----Rekonstruksi
% Initiation
    dn=(d-VoutE)./(VoutF-VoutE);
    subplot(1,2,1),bar(dn),grid
    axis([0,30,0,1.1])
    xlabel('Data')
    ylabel('Digital Value')
    y1 = dn';
    normcap(1:28,i)=y1(1:28,1);
    ncp(i,1:28)=y1;
    v0=(an3d'*y1);
    v=v0;
    phi1=y1-ant3d'*v0;
    v=v0+alpha0*(an3d'*phi1);
    v(find(v>1))=1;
    v(find(v<0))=0;
    v0=v;
    imagel=reshape(v,nx,ny,nz);
    figure
    imagesc(imagel)
    plot3d
%-----

```

## B. Command Script untuk algoritma Landweber Equation

```

%-----Rekonstruksi
% Initiation
    dn=(d-VoutE)./(VoutF-VoutE);
    subplot(1,2,1),bar(dn),grid
    axis([0,30,0,1.1])
    xlabel('Data')
    ylabel('Digital Value')
    y1 = dn';
    normcap(1:28,i)=y1(1:28,1);
    ncp(i,1:28)=y1;
    iter=100;
    alpha0=10;
    t=0;
    v0=(an3d'*y1);
    eval=1;
    t1=1;
    serr=0;
    v=v0;
    while t1<=iter
        phil=y1-ant3d'*v0;
        v=v0+alpha0*(an3d'*phil);
        err=abs(v-v0);
        serr=serr+sum(err.^2);
        v(find(v>1))=1;
        v(find(v<0))=0;
        v0=v;
        t1=t1+1;
    end
    imagel=reshape(v,nx,ny,nz);
    %figure(2)
    %imagesc(imagel)
    plot3d
%-----

```

C. Hasil pembuatan desain sensor ECVT

